



## Prediksi Kecepatan Pengeboran Menggunakan Regresi LASSO pada Lapisan *Interburden* Batubara

Aullia Bintang Jaladri<sup>1\*</sup>, Bagus Wiyono<sup>1</sup>, Singgih Saptono<sup>1</sup>, Tedy Agung Cahyadi<sup>1</sup>, Hakim Erlangga Bernado Sakti<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Pertambangan, Fakultas Teknologi Mineral dan Energi, UPN "Veteran" Yogyakarta

DOI: <https://doi.org/10.29303/goescienceed.v7i3.2280>

### Article Info:

Received : 03 Juni 2026  
Revised : 15 Juni 2026  
Accepted : 24 Juni 2026  
Published : 01 Juli 2026

### Correspondence:

Aullia Bintang Jaladri

Phone: +6285600087101

**Abstract:** Rotary drilling operations at Pit Bendili, PT Kaltim Prima Coal, require operational parameter optimization to achieve the company's target Rate of Penetration (ROP) of 110 m/h. Drilling speed is significantly influenced by the interaction between mechanical operational factors and rock characteristics. Pit Bendili has an average Uniaxial Compressive Strength (UCS) of 15.46 MPa, classified as weak rock, yet hardness variations between coal seams cause workload fluctuations. This study aims to model and analyze the combination of pulldown pressure (PP) and rotational pressure (RP) on the velocity of penetration (VP) to meet the ROP target. Operational parameters were modeled using the Python-based Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) Regression method. Analysis of 134 blast hole operational datasets yielded a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 7.9%, indicating excellent predictive model accuracy. Through this LASSO model, PP and RP combinations can be precisely adjusted to ensure drilling velocity consistently meets or exceeds the 110 m/h target across various rock layers.

**Keywords:** Pulldown Pressure; Rotational Pressure; Rate of Penetration; LASSO Regression; Pit Bendili.

**Citation:** Jaladri, A. B., Wiyono, B., Saptono, S., Cahyadi, T. A., & Sakti, H. E. B. (2026). Prediksi Kecepatan Pengeboran Menggunakan Regresi LASSO pada Lapisan *Interburden* Batubara. *Jurnal Pendidikan, Sains, Geologi, Dan Geofisika (GeoScienceEd Journal)*, 7(3), 2928–2934. <https://doi.org/10.29303/goescienceed.v7i3.2280>

## Pendahuluan

Aktivitas pengeboran untuk pembongkaran batuan pada proses penambangan batubara selalu berhadapan dengan kompleksitas lapisan *interburden* batubara, yaitu batuan penutup yang terdapat di antara dua lapisan *seam* batubara. Kinerja pengeboran tidak hanya memengaruhi kelancaran proses peledakan melalui kualitas fragmentasi batuan, tetapi juga berdampak langsung pada produktivitas tambang secara keseluruhan (Jimeno dkk., 1995). Di area Pit Bendili PT Kaltim Prima Coal (KPC), perusahaan menetapkan target *Rate of Penetration* (ROP) sebesar 110 m/jam. Pencapaian target ini dipengaruhi oleh interaksi kompleks antara karakteristik mekanik batuan dan pengaturan parameter operasional alat bor.

Secara geologis, area Pit Bendili memiliki tiga jenis lapisan lapisan yang membatasi 2 *seam* batubara

atau yang sering disebut dengan *interburden seam* batubara utama (PR, BN, dan B2) dengan nilai rata-rata *Uniaxial Compressive Strength* (UCS) berkisar antara 14,14 MPa hingga 17,73 MPa. Berdasarkan klasifikasi Bieniawski (1989), batuan tersebut tergolong batuan lemah (*soft rock*). Meskipun demikian, fluktuasi kekerasan antar *seam* tetap menyebabkan variasi beban kerja pada unit rotary drill Sandvik D55SP, yang dapat menurunkan efisiensi penetrasi jika tidak diimbangi dengan pengaturan parameter mekanis yang tepat.

Dalam operasi *rotary drilling*, ROP dikendalikan oleh dua parameter utama, yaitu gaya tekan ke bawah (*pulldown pressure*) dan kecepatan putar (*rotational pressure*). Hubungan antara parameter energi mekanis ini dengan sifat batuan bersifat non-linear dan sering kali memunculkan masalah multikolinearitas dalam analisis data operasional (Kahraman dkk., 2003). Untuk

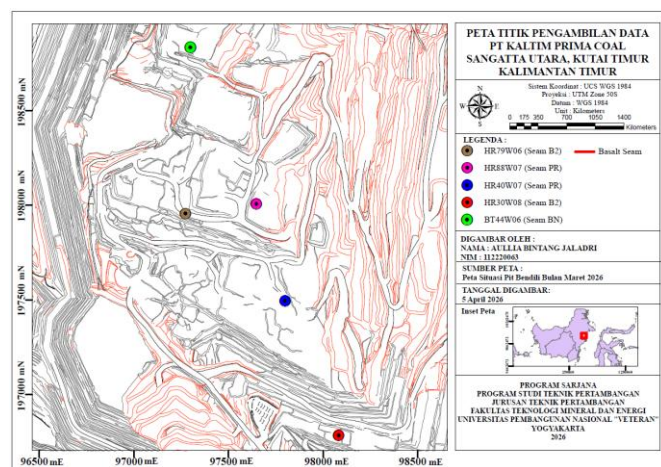
Email: [aulliabintang@gmail.com](mailto:aulliabintang@gmail.com)

mengatasi hal tersebut, diperlukan metode Regresi LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*). Metode ini memiliki keunggulan dalam mereduksi multikolinearitas melalui regularisasi L1, yang mengecilkan koefisien variabel kurang relevan hingga tepat nol, sehingga menghasilkan model prediktif yang lebih sederhana dan akurat (Tibshirani, 1996).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan kombinasi *pulldown pressure* (PP) dan *rotational pressure* (RP) terhadap *Velocity of Penetration* (VP) pada batuan di Pit Bendili menggunakan Regresi LASSO. Melalui pemodelan ini, diharapkan diperoleh kombinasi parameter operasional yang optimal untuk memenuhi target ROP perusahaan sebesar 110 m/jam.

**Metode**

Penelitian ini menerapkan metode kuantitatif analitis dengan pendekatan pemodelan prediktif untuk memprediksikan kecepatan pengeboran (*Velocity of Penetration*). Penelitian dilakukan di Pit Bendili PT Kaltim Prima Coal (KPC) pada periode Januari hingga April 2026. Data yang digunakan terdiri dari data primer dan data sekunder. Data primer berupa penggunaan *pulldown pressure* (Psi), *rotational pressure* (Psi), kecepatan pengeboran (m/jam) dan *cycle time* alat bor. Data tersebut diambil dari 5 lokasi *drilling* yang ditentukan berdasarkan kriteria persebaran spasial *seam* batubara di Pit Bendili. Kelima lokasi ini dipilih secara representatif untuk mewakili karakteristik *interburden* dari 3 *seam* batubara PR, BN, dan B2), seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1. Titik Lokasi pengambilan data ini didasarkan pada Total sampel data operasional lubang ledak yang dikumpulkan dalam penelitian ini adalah sebanyak 134 dataset.



Gambar 1. Peta Lokasi Pengambilan Data

Data sekunder berupa nilai kuat tekan uniaksial batuan diperoleh dari Departemen Geoteknik PT KPC tahun 2026, yang mencakup tiga lapisan *interburden*

batubara yaitu Seam B2, Seam PR, dan Seam BN. Statistik deskriptif dataset dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Pengeboran

Variabel	Min	Maks	Rata-rata	Std. Deviasi
PP (Psi)	550	1562	1146,64	261,77
RP (Psi)	1283	3387	2174,94	385,63
UCS (MPa)	14,14	17,73	15,57	1,67
VP (m/jam)	120	300	190,48	38,18

**Uji Kecukupan Data**

Dataset operasional berjumlah 134 sampel diuji menggunakan statistik inferensial untuk menentukan keterwakilan populasi. Pengujian menetapkan batasan tingkat kepercayaan sebesar 95% (k = 2) dan derajat ketelitian sebesar 10% (s = 0,1). Persamaan matematis untuk menghitung jumlah sampel teoritis minimum (N') seperti persamaan di bawah.

$$N' = \frac{\frac{k}{s} \sqrt{N(\sum Xi^2) - (\sum Xi)^2}}{\sum X}$$

**Keterangan:**

- N' = Jumlah sampel data yang diperlukan
- k = Tingkat kepercayaan
- s = Tingkat ketelitian
- N = Jumlah sampel data
- X = Sampel data
- Xi = Sampel data ke-i

**Variabel Penelitian dan Pemisahan Data**

Struktur permodelan melibatkan satu variabel dependen (*respon*) dan tiga variabel independen (*prediktor*). Variabel dependen (Y) berupa kecepatan pengeboran (m/jam). Variabel independen (X) berupa *Pulldown Pressure* (Psi), *Rotational Pressure* (Psi), dan *Uniaxial Compressive Strength* (MPa). Dataset diproses menggunakan fungsi komputasi dari *library Scikit-Learn* pada bahasa pemrograman Python. 134 data diacak secara numerik untuk menghilangkan bias urutan waktu, kemudian dibagi menjadi 70% *data training* untuk estimasi koefisien regresi dan 30% *data testing* untuk validasi model.

**Pemodelan Regresi Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)**

Analisis data operasional alat bor *rotary* memiliki risiko multikolinearitas antara variabel PP dan RP. Untuk mereduksi efek korelasi antar variabel independen tersebut, penelitian ini menggunakan

algoritma Regresi LASSO berbasis Python. Algoritma ini meminimalkan jumlah kuadrat sisa (*residual sum of squares*) dengan menerapkan penalti regularisasi L1 menggunakan nilai absolut dari koefisien regresi (Denis, 2026). Fungsi objektif Regresi LASSO diformulasikan melalui persamaan matematika sebagai berikut.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$$

**Keterangan:**

$|\beta_j|$  =Penalti nilai absolut dari koefisien regresi  
 $\lambda$  =*Tunning* Parameter pengontrol kekuatan regularisasi

Penentuan nilai lambda dihitung melalui metode lintasan koefisien (*coefficient path*) atau *cross-validation* (Friedman dkk., 2010). Dalam proses *cross-validation*, dataset dibagi secara iteratif ke dalam beberapa lipatan (*folds*) untuk menguji berbagai rentang nilai penalti L1 secara berulang. Tujuan dari iterasi komputasi ini adalah mencari titik nilai  $\lambda$  yang menghasilkan Mean Squared Error (MSE) terendah. Nilai  $\lambda$  yang membesar akan menyusutkan koefisien prediktor yang mengalami multikolinearitas hingga tepat menyentuh angka nol untuk menyederhanakan struktur model (IBM, 2025).

**Kriteria Validasi dan Evaluasi Model Regresi**

Performa matematis model Regresi LASSO diuji menggunakan *Data Testing* melalui dua parameter ukur, yaitu Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Koefisien  $R^2$  mengukur persentase variasi nilai VP yang mampu dijelaskan oleh variabel PP, RP, dan UCS, dengan batas bawah kelayakan hubungan korelasi ditetapkan pada nilai  $R^2 \geq 0,6$  yang merujuk pada standar klasifikasi bahwa nilai tersebut telah memenuhi ambang batas moderat hingga kuat untuk model prediktif linier multivariat (Montgomery dkk., 2012; Hair dkk., 2014). Persentase penyimpangan prediksi model terhadap data aktual dihitung menggunakan rumus MAPE yang seperti persamaan dibawah.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%$$

**Keterangan:**

n = Jumlah titik data observasi  
 $y_i$  = Kecepatan pengeboran aktual  
 $\hat{y}_i$  = Kecepatan pengeboran prediksi

Mengacu pada klasifikasi Lewis (1982), nilai prediksi model dengan tingkat akurasi sangat baik yaitu MAPE di bawah 10%. Hasil kecepatan pengeboran keluaran model prediksi selanjutnya dibandingkan dengan nilai kecepatan pengeboran aktual pengambilan di lapangan untuk menilai seberapa besar error yang terbentuk.

Validitas model diperkuat dengan menguji asumsi normalitas pada nilai residual (selisih antara data aktual dan hasil prediksi). Pengujian sebaran residual dilakukan secara kuantitatif melalui metode statistik non-parametrik Kolmogorov-Smirnov (K-S). Distribusi nilai residual model dinyatakan memenuhi asumsi normalitas apabila hasil pengujian menghasilkan nilai signifikansi kekeliruan atau *asymptotic significance* (p-value) yang lebih besar dari batas kritis parameter  $\alpha = 0,05$ . Pemenuhan asumsi normalitas residual ini menjadi indikator bahwa model Regresi LASSO bersifat tidak bias (*unbiased estimator*).

**Hasil dan Diskusi**

**Hasil Uji Kecukupan Data**

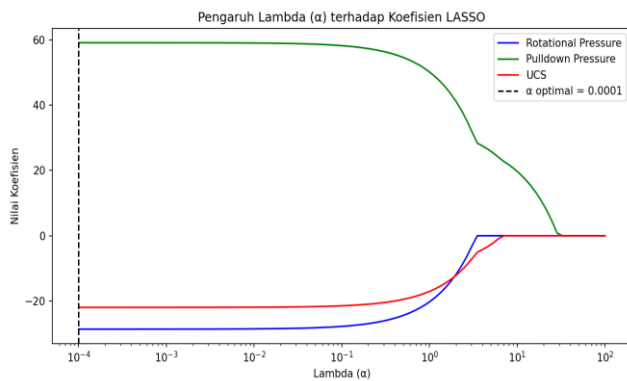
Hasil kalkulasi uji kecukupan data menggunakan tingkat kepercayaan 95% ( $k=2$ ) dan derajat ketelitian 10% ( $s=0,1$ ) pada Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai sampel teoritis minimum ( $N'$ ) untuk keseluruhan variabel penelitian berada pada angka yang lebih kecil dari jumlah data aktual ( $N' < 134$ ), sehingga total 134 sampel data dinyatakan telah merepresentasikan populasi kegiatan pengeboran pada batuan Pit Bendili dan memenuhi syarat untuk dilanjutkan ke tahap pemodelan

**Tabel 2.** Hasil Uji Kecukupan Data

Parameter	Kecepatan Pengeboran	Rotational Pressure	Pulldown Pressure
N	134	134	134
$\sum x_i$	25.524,69	291.443,03	153.649,84
$\sum x_i^2$	5.055.954,74	653.652.140,30	185.295.005,44
$(\sum x_i)^2$	651.509.947,10	84.939.038.440,28	23.608.273.722,25
$N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2$	25.987.987,96	2.650.348.359,47	1.221.257.006,39
$\sqrt{N \sum x_i^2} - \sqrt{(\sum x_i)^2}$	5.097,84	51.481,53	34.946,49
<b>N'</b>	<b>63,82</b>	<b>49,92</b>	<b>82,77</b>

### Nilai Lambda ( $\lambda$ ) Optimal

Berdasarkan hasil komputasi *cross-validation* pada Gambar 2, diperoleh nilai  $\lambda$  sebesar 0,0001. Nilai  $\lambda$  yang mendekati batas angka nol ini memberikan interpretasi matematis bahwa penalti L1 yang dikenakan pada koefisien regresi berada pada tingkat minimum. Sebagai implikasinya, algoritma LASSO tidak menyusutkan atau mengeliminasi koefisien variabel mana pun menjadi nol. Hal ini berarti bahwa ketiga variabel independen memiliki kontribusi langsung terhadap fluktuasi kecepatan pengeboran, sehingga secara keseluruhan dipertahankan di dalam struktur model matematis akhir.



**Gambar 2.** Grafik Pengaruh Lambda terhadap Koefisien Regresi LASSO

### Pemodelan Regresi LASSO

Analisis data operasional dari ketiga *seam* batubara di Pit Bendili digabungkan ke dalam satu pemodelan. Pemrosesan 134 dataset menggunakan algoritma Regresi LASSO menghasilkan model prediktif matematis untuk kecepatan pengeboran (VP) dengan nilai koefisien sebagai berikut:

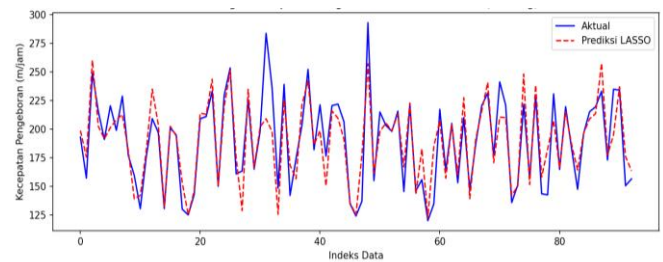
$$VP = 190,174 - 28,60 \times RP + 59,1 \times PP - 21,95 \times UCS$$

Berdasarkan persamaan model yang terbentuk, variabel PP memiliki koefisien sebesar 59,1. Nilai positif ini mengindikasikan bahwa setiap penambahan gaya tekan berkontribusi terhadap peningkatan nilai VP. Temuan ini sejalan dengan teori mekanika pengeboran terkait hubungan *Weight on Bit* (WOB) terhadap laju penetrasi (Jimeno, 1995). Sebaliknya, variabel RP menghasilkan nilai koefisien sebesar -28,6. Penurunan nilai VP seiring dengan peningkatan tekanan rotasi ini disebabkan oleh karakteristik litologi Pit Bendili. Pada formasi batuan lunak, putaran mata bor yang berlebihan menyebabkan *cuttings* (serbuk hasil bor) terakumulasi dan menyumbat celah antar gigi mata bor, sebuah fenomena yang dikenal sebagai *bit balling* (Gokhale, 2011). Akumulasi material ini secara langsung

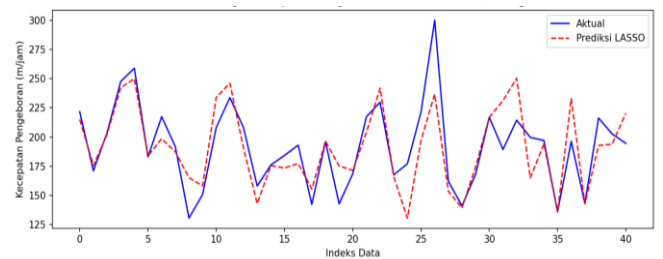
menghambat kontak gigi mata bor dengan formasi batuan, sehingga menurunkan efektivitas penetrasi. Di sisi lain, variabel UCS memiliki koefisien sebesar -21,95, peningkatan nilai kuat tekan batuan secara linier akan menurunkan kecepatan penetrasi alat bor.

### Evaluasi dan Validasi Performa Model

Visualisasi perbandingan antara nilai *Velocity of Penetration* aktual dengan hasil prediksi model pada data *training* dan data *testing* disajikan pada Gambar 3 dan Gambar 4. Kurva prediksi model menunjukkan pola fluktuasi yang selaras dengan data aktual, yang mengindikasikan bahwa model berhasil menangkap pola hubungan antara variabel independen terhadap kecepatan pengeboran. Kekuatan prediksi model berdasarkan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0,63 yang dapat dilihat visualisasinya pada Gambar 5 (a), artinya 63% variasi nilai VP dijelaskan oleh kombinasi parameter PP, RP, dan UCS, sedangkan 37% sisanya dipengaruhi oleh faktor-faktor teknis lain di luar model, seperti *bailing velocity* dan tingkat keausan mata bor. Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang diperoleh sebesar 7,92% menunjukkan tingkat akurasi prediksi model berada pada kategori "Sangat Baik" berdasarkan standar Lewis (1982).



**Gambar 3.** Perbandingan Kecepatan Pengeboran Aktual vs. Prediksi LASSO dengan Data Training

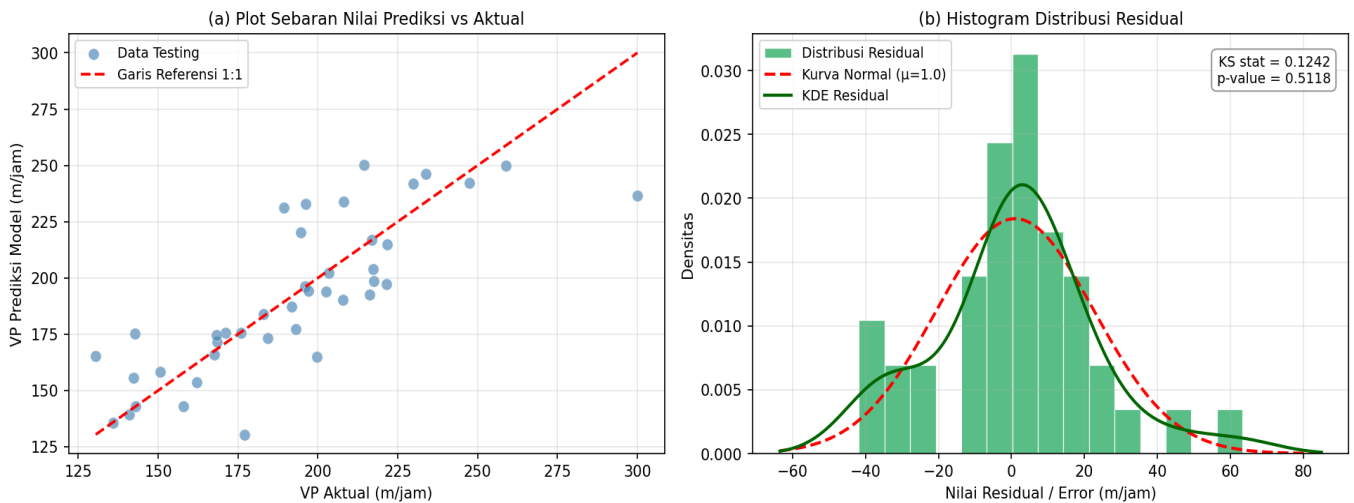


**Gambar 4.** Perbandingan Kecepatan Pengeboran Aktual vs. Prediksi LASSO dengan Data Testing

Validitas statistik model diperkuat dengan pengujian asumsi normalitas residual. Berdasarkan histogram sebaran residual pada Gambar 5 (b), terlihat bahwa nilai residual terdistribusi di sekitar nilai nol, yang merupakan indikasi awal terpenuhinya asumsi normalitas. Uji Kolmogorov-Smirnov secara kuantitatif menghasilkan nilai asymptotic significance (p-value)

sebesar  $0,5118 > 0,05$ , sehingga hipotesis nol diterima, yang berarti residual model terdistribusi normal. Pemenuhan asumsi normalitas ini menjadi bukti bahwa

model Regresi LASSO bersifat tidak bias (unbiased) dan secara statistik valid untuk diterapkan dalam operasional pengeboran di Pit Bendili.



**Gambar 5.** Visualisasi Validasi Model Regresi: (a) Plot Sebaran Nilai Prediksi vs Aktual, dan (b) Histogram Distribusi Residual

**Kombinasi Parameter Operasional Pengeboran pada Unit D162 untuk Memenuhi Target ROP**

Optimasi parameter pengeboran difokuskan pada unit D162 dengan memperhatikan batasan teknis sistem rotasi alat. Berdasarkan pengambilan data RPM menggunakan alat *tachometer* yang dapat dilihat pada Gambar 6, unit D162 dioperasikan secara konsisten pada kecepatan rotasi maksimal sebesar 187 RPM.

Kombinasi parameter PP dan RP kemudian dievaluasi untuk memastikan bahwa kecepatan pengeboran di dalam batuan (VP) tetap mampu melampaui target *Rate of Penetration* (ROP) 110 m/jam setelah dikurangi durasi waktu *non-drill*. Berdasarkan data *Cycle Time* (CT) pada Tabel 3, waktu *non-drill* (meliputi *leveling*, *drill pipe handling*, dan *moving*) pada unit D162 tercatat rata-rata 0,0302 jam per lubang.

**Tabel 3.** Cycle Time Pengeboran di Pit Bendili

PLAN	T (s)	JD (s)	PD (s)	DT (s)	PU (s)	JU (s)	CT (s)	CT non-drill (s)	Avg. CT non-drill (Jam)
HR40W07	32,94	19,77	12,26	188,43	24,70	14,64	292,75	104,32	
H88W07	43,55	20,59	14,89	225,72	20,47	13,42	338,63	112,91	
HR79W06	33,81	17,59	13,63	204,23	25,39	14,42	309,06	104,83	0,0302
HR30W08	34,99	21,92	12,18	241,86	28,48	17,80	357,23	115,37	
BT44W06	45,62	14,46	18,11	159,23	18,11	13,38	268,92	109,69	



**Gambar 5.** Pengambilan Data RPM Aktual

Parameter VP dikonversikan ke dalam nilai ROP dengan persamaan berikut.

$$\text{Total DT Per Hole} = \text{Drill time (jam)} + \text{Non-drill time (jam)}$$

$$\text{Drill Time} = \frac{\text{Kedalaman Lubang (m)}}{\text{VP (m/jam)}}$$

Sehingga,

$$\text{ROP (m/jam)} = \frac{\text{Kedalaman Lubang (m)}}{\text{Total DT Per Hole (jam)}}$$

Berdasarkan hasil kalkulasi menggunakan rumus konversi tersebut pada nilai rata-rata UCS batuan di Pit Bendili sebesar 15,46 MPa, diperoleh matriks kombinasi parameter operasional *pulldown pressure* dan *rotational pressure* yang dapat dilihat pada Tabel 4. Kombinasi PP dan RP yang dapat memenuhi target ROP 110 m/jam. Penentuan nilai PP sebesar 980 hingga 1760 Psi didasarkan pada nilai yang direkomendasikan oleh Sandvik untuk alat bor D55SP, dengan kecepatan putaran pipa diatur konstan pada batas maksimal. Hasil

analisa dengan regresi LASSO menunjukkan bahwa untuk memenuhi target ROP 110 m/jam pada pengeboran batuan Pit Bendili, dapat digunakan kombinasi PP sebesar 1.285 Psi dengan kecepatan putaran pipa 187 RPM, akan menghasilkan RP sebesar 1.496 Psi dan kecepatan pengeboran (VP) sebesar 168 m/jam. Nilai VP kemudian dikonversi kedalam ROP yang menghasilkan nilai ROP sebesar 115 m/jam, diatas target yang ditetapkan perusahaan.

**Tabel 4.** Matriks Kombinasi Parameter Operasional Pengeboran untuk Mencapai ROP 110 m/jam

PP (Psi)	N (RPM)	RP (Psi)	VP Prediksi LASSO (m/jam)	ROP (m/jam)
1.760	187	1.757	259	151
1.540	187	1.636	217	136
<b>1.285</b>	<b>187</b>	<b>1.496</b>	<b>168</b>	<b>115</b>
1.150	187	1.422	142	102
1.130	187	1.411	138	100
1.040	187	1.361	121	91
980	187	1.328	110	84

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis pengaruh kombinasi parameter mekanis alat bor dan kekuatan batuan terhadap kecepatan pengeboran menggunakan metode Regresi LASSO pada Pit Bendili, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Algoritma Regresi LASSO menghasilkan nilai lambda sebesar 0,0001 dengan koefisien pada struktur model sebesar 59,1 untuk nilai PP, -28,6 untuk nilai RP, dan -21,95 untuk nilai UCS.
2. Model prediktif yang dibentuk menghasilkan nilai Koefisien Determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0,63 dan MAPE sebesar 7,92% yang masuk dalam kriteria akurasi berdasarkan klasifikasi Lewis (1982), serta didukung oleh uji normalitas residual Kolmogorov-Smirnov dengan nilai p-value sebesar 0,5118.
3. Konversi matriks parameter pada nilai rata-rata UCS batuan sebesar 15,46 MPa menunjukkan bahwa target ROP minimal 110 m/jam dapat dipenuhi melalui kombinasi PP sebesar 1.285 Psi dan kecepatan putaran pipa konstan 187 RPM, yang menghasilkan nilai RP sebesar 1.496 Psi, nilai VP sebesar 168 m/jam, serta output ROP akhir sebesar 115 m/jam.

### Ucapan Terimakasih

Ucapan terima kasih disampaikan kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam penyelesaian penelitian ini. Apresiasi secara khusus ditujukan kepada

Departemen *Drill Blast* dan para pembimbing lapangan di PT Kaltim Prima Coal atas kesempatan untuk melakukan penelitian operasional pengeboran Pit Bendili, serta Tim *Sandvik Mining Contractor* atas bantuan teknis selama penelitian berlangsung.

### Referensi

- Bieniawski, Z.T. (1989). *Engineering Rock Mass Classifications: A Complete Manual for Engineers and Geologists in Mining, Civil, and Petroleum Engineering*. New York, USA: John Wiley & Sons.
- Denis, D.J. (2026). *Multivariate Statistics and Machine Learning: An Introduction to Applied Data Science Using R and Python*. Boca Raton, USA: CRC Press.
- Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2010). Regularization Paths for Generalized Linear Models via Coordinate Descent. *Journal of Statistical Software*, 33(1), 1–22. doi: <https://doi.org/10.18637/jss.v033.i01>
- Gokhale, B. V. (2011). *Rotary Drilling and Blasting in Large Surface Mines*. CRC Press Balkema.
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., & Anderson, R.E. (2014). *Multivariate Data Analysis (7th ed.)*. Harlow, England: Pearson Education Limited.
- IBM Corporation. (2025). *LASSO Regression Analysis and L1 Regularization Path User Guide*. New York, USA: IBM Technical Support.

- Jimeno, C.L., Jimeno, E.L., & Carcedo, F.J.A. (1995). *Drilling and Blasting of Rocks*. Rotterdam, Netherlands: A.A. Balkema Publishers.
- Kahraman, S., Bilgin, N., & Feridunoglu, C. (2003). Dominant Rock Properties Affecting the Penetration Rate of Percussive Drills. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 40(5), 711-723.
- Lewis, C.D. (1982). *Industrial and Business Forecasting Methods*. London, England: Butterworth Scientific.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vining, G.G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). Hoboken, USA: John Wiley & Sons.
- Sandvik Mining and Rock Technology. (2020). Technical specification and operational manual for rotary blasthole drill Sandvik D55SP. Alachua, USA: Sandvik Product Support.
- Schlumberger. (2018). *Rock mechanics and geomechanics properties classification guidelines*. Houston, USA: Schlumberger Technical Information Center.
- Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267-288. doi: <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>