

Analysis Of The Energy Efficiency Of Cryptocurrency Mining Gpus Based On Autolykos2 Mining With Moc

Analisis Efisiensi Energi Gpu Penambangan *Cryptocurrency* Berdasarkan Penambangan *Autolykos2* Dengan *Moc*

Muhammad Rizel Alfikri ¹⁾; Izza Ahyana Bahrul Ulum ²⁾; Natanael Eka Putra Kaluti ³⁾; Muhammad Ilham Helmi Bachtiar ⁴⁾; Syti Sarah Maesaroh ⁵⁾

^{1,2)} Universitas Pendidikan Indonesia

Email: ¹⁾ rizel@upi.edu; ²⁾ aneisya@upi.edu; ³⁾ tanz5@upi.edu; ⁴⁾ ilham.helmi06@upi.edu; ⁵⁾ sytisarah@upi.edu

ARTICLE HISTORY

Received [10 Juni 2025]

Revised [01 Juli 2025]

Accepted [10 Juli 2025]

KEYWORDS

Power Consumption, Hashrate, Monthly Operational Cost, Cryptocurrency Mining, Energy Efficiency.

This is an open access article
under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Perkembangan pesat teknologi blockchain dan penambangan mata uang kripto telah menyebabkan peningkatan konsumsi daya yang signifikan. Penambangan mata uang kripto bergantung pada Graphics Processing Units (GPU) untuk menyelesaikan perhitungan matematika yang rumit, memastikan keamanan jaringan dan validasi transaksi. Namun, konsumsi daya yang tinggi berdampak langsung pada biaya operasional bulanan (MOC), menjadikan efisiensi energi dan kinerja GPU sebagai faktor penting untuk operasi penambangan yang berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara konsumsi daya GPU dan hashrate dalam menentukan MOC dalam penambangan mata uang kripto. Variabel independen dalam penelitian ini adalah konsumsi daya GPU (Watt) dan hashrate (MH/s), sedangkan variabel dependen adalah biaya operasional bulanan (USD/bulan). Pendekatan kuantitatif diterapkan menggunakan metode statistik, termasuk analisis statistik deskriptif untuk memeriksa pola konsumsi daya, analisis korelasi bivariat untuk mengevaluasi hubungan variabel, dan regresi linier berganda untuk memprediksi MOC. Selain itu, uji normalitas dan asumsi dilakukan untuk memastikan validitas data sebelum melanjutkan dengan analisis lebih lanjut. Untuk meningkatkan akurasi, simulasi kalkulator hashrate online juga digunakan untuk memperkirakan biaya penambangan waktu nyata dalam kondisi penambangan praktis. Dengan memanfaatkan kumpulan data performa GPU dunia nyata, data harga listrik, dan simulasi penambangan, studi ini memberikan wawasan berharga bagi penambang mata uang kripto dalam memilih GPU yang mengoptimalkan performa sekaligus mempertahankan efisiensi daya. Temuan ini berkontribusi pada peningkatan profitabilitas dan meminimalkan biaya energi dalam operasi penambangan mata uang kripto.

ABSTRACT

The rapid development of blockchain technology and cryptocurrency mining has led to a significant increase in power consumption. Cryptocurrency mining relies on Graphics Processing Units (GPUs) to solve complex mathematical computations, ensuring network security and transaction validation. However, high power consumption directly impacts monthly operational costs (MOC), making energy efficiency and GPU performance crucial factors for sustainable mining operations. This study aims to analyze the relationship between GPU power consumption and hashrate in determining MOC in cryptocurrency mining. The independent variables in this research are GPU power consumption (Watts) and hashrate (MH/s), while the dependent variable is monthly operational costs (USD/month). A quantitative approach is applied using statistical methods, including descriptive statistical analysis to examine power consumption patterns, bivariate correlation analysis to evaluate variable relationships, and multiple linear regression to predict MOC. Additionally, normality and assumption tests are conducted to ensure data validity before proceeding with further analysis. To enhance accuracy, an online hashrate calculator simulation is also used to estimate real-time mining costs under practical mining conditions. By utilizing real-world GPU performance datasets, electricity pricing data, and mining simulations, this study provides valuable insights for cryptocurrency miners in selecting GPUs that optimize performance while maintaining power efficiency. The findings contribute to improving profitability and minimizing energy expenses in cryptocurrency mining operations.

PENDAHULUAN

Teknologi blockchain telah berkembang pesat dalam satu dekade terakhir, dengan sistem kriptografi terdesentralisasi yang memungkinkan transaksi keuangan tanpa perantara. Salah satu mekanisme utama dalam blockchain berbasis Proof of Work (PoW) adalah penambangan (mining), yang membutuhkan daya komputasi tinggi untuk memverifikasi transaksi dan menghasilkan blok baru dalam jaringan (Zhang & Wen, 2017). Pada tahap awal, aktivitas penambangan dapat dilakukan menggunakan Central Processing Unit (CPU). Namun, seiring meningkatnya tingkat kesulitan (mining difficulty), CPU menjadi tidak lagi efisien. Hal ini mendorong penambang beralih ke Graphics Processing Unit (GPU), yang memiliki pemrosesan paralel lebih tinggi, sehingga lebih efisien dalam melakukan perhitungan kriptografi (Li et al., 2020).

Salah satu aset kripto yang masih berbasis PoW adalah Ergo (ERG), yang menggunakan algoritma Autolykos2. Algoritma ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan keamanan dalam proses penambangan serta mempertahankan desentralisasi jaringan dengan meminimalkan dominasi perangkat keras khusus seperti ASIC (Karakostas & Kiayias, 2021). Namun, penggunaan GPU dalam skala besar menyebabkan lonjakan konsumsi daya yang signifikan. Studi oleh (Gallersdörfer et al., 2020) menunjukkan bahwa total konsumsi daya dari aktivitas penambangan kripto dapat mencapai 200 terawatt-jam (TWh) per tahun, setara dengan konsumsi energi tahunan beberapa negara berkembang. Oleh karena itu, optimasi konsumsi daya GPU dalam menambang aset kripto menjadi tantangan utama bagi penambang dan peneliti di bidang keberlanjutan energi. Dalam konteks profitabilitas penambangan, pemilihan GPU yang optimal berdasarkan keseimbangan antara konsumsi daya dan *hashrate* menjadi faktor kunci dalam efisiensi biaya. Studi oleh (de Vries, 2021) menunjukkan bahwa efisiensi energi GPU—yang diukur dalam MH/s per Watt—merupakan faktor utama dalam menentukan biaya operasional bulanan (Monthly Operational Cost/MOC) bagi penambang kripto.

Selain itu, penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa korelasi antara konsumsi daya, *hashrate*, dan biaya operasional sangat dipengaruhi oleh harga listrik lokal dan harga aset kripto yang berfluktuasi (Sedlmeir et al., 2020). Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam tentang hubungan antara konsumsi daya, *hashrate*, dan biaya operasional sangat penting bagi penambang dalam mengoptimalkan strategi penambangan mereka.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis korelasi antara konsumsi daya GPU, *hashrate*, dan biaya operasional bulanan (MOC) dalam penambangan Ergo menggunakan algoritma Autolykos2. Dengan pendekatan analisis statistik dan pemanfaatan data empiris dari berbagai jenis GPU serta simulasi dari *Hashrate Calculator*, diharapkan penelitian ini dapat memberikan rekomendasi berbasis data bagi penambang dalam memilih GPU yang optimal dari segi efisiensi energi dan biaya operasional.

LANDASAN TEORI

Penambangan Kripto dan Konsumsi Energi

Penambangan kripto (*cryptocurrency mining*) adalah proses verifikasi transaksi dalam blockchain menggunakan daya komputasi yang tinggi. Salah satu tantangan utama dalam penambangan ini adalah konsumsi energi yang sangat besar. Studi oleh (Stoll, Klaußen, et al., 2019) menunjukkan bahwa konsumsi energi global dari aktivitas penambangan Bitcoin telah mencapai lebih dari 100 TWh per tahun, yang setara dengan konsumsi listrik tahunan negara-negara seperti Argentina atau Belanda.

Selain itu, dampak lingkungan dari konsumsi energi ini semakin menjadi perhatian. (Sedlmeir et al., 2020) menunjukkan bahwa karbon dioksida (CO_2 emissions) yang dihasilkan dari penambangan kripto dapat mencapai 100 megaton per tahun, tergantung pada sumber energi yang digunakan. Oleh karena itu, optimalisasi konsumsi daya pada perangkat keras seperti GPU (Graphics Processing Unit) menjadi salah satu solusi utama dalam mengurangi beban energi ini.

Algoritma Konsensus dalam Penambangan Kripto

Dalam jaringan blockchain berbasis *Proof of Work* (PoW), validasi transaksi dilakukan melalui pemecahan teka-teki kriptografi yang kompleks. Namun, PoW dikritik karena konsumsi energinya yang (de Vries, 2021). Alternatif lain seperti *Proof of Stake* (PoS) dikembangkan untuk mengurangi konsumsi daya. Studi oleh (Truby, 2018) menunjukkan bahwa PoS dapat mengurangi konsumsi daya hingga 99% dibandingkan dengan PoW. Namun, PoW tetap menjadi pilihan utama untuk beberapa aset kripto seperti Bitcoin dan Ergo karena keamanannya yang lebih tinggi.

Algoritma Autolykos2 dan Penambangan Ergo

Ergo adalah salah satu aset kripto yang masih berbasis *Proof of Work* tetapi menggunakan algoritma Autolykos2. Algoritma ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi energi, mengurangi ketergantungan pada perangkat keras khusus seperti ASIC, dan lebih ramah terhadap GPU (Karakostas & Kiayias, 2021). Menurut studi oleh (Jiang et al., 2021) Autolykos2 lebih hemat daya dibandingkan algoritma PoW lainnya karena menggunakan pendekatan berbasis memori-intensif, yang mengurangi beban perhitungan pada GPU.

Efisiensi Energi dalam Penambangan dengan Autolykos2

Efisiensi energi dalam penambangan kripto dapat diukur dengan rasio antara *hashrate* dan konsumsi daya. Penelitian (Zhang et al., 2020) menemukan bahwa GPU dengan konsumsi daya lebih rendah tetapi memiliki *hashrate* tinggi lebih disukai oleh penambang karena menghasilkan profit yang lebih besar.

Selain itu, studi oleh (Gallersdörfer et al., 2020) menunjukkan bahwa GPU dengan efisiensi energi optimal dapat mengurangi konsumsi daya hingga 30% dibandingkan dengan ASIC mining, terutama pada algoritma seperti Autolykos2 yang memanfaatkan arsitektur GPU lebih efektif.

Dampak Konsumsi Energi terhadap Monthly Operational Cost (MOC)

Biaya operasional bulanan (*Monthly Operational Cost/MOC*) dalam penambangan kripto sangat dipengaruhi oleh biaya listrik dan efisiensi perangkat keras. Menurut (Sedlmeir et al., 2020), MOC meningkat secara signifikan ketika harga listrik naik, terutama di wilayah dengan tarif listrik tinggi seperti Eropa dan Amerika Serikat. Dalam studi lain, (Stoll, KlaaBen, et al., 2019) menemukan bahwa 70% dari total biaya penambangan kripto berasal dari konsumsi listrik, sehingga pemilihan GPU yang lebih hemat daya dapat menurunkan MOC secara signifikan.

Faktor yang Mempengaruhi Profitabilitas Penambangan

Profitabilitas penambangan tidak hanya dipengaruhi oleh efisiensi energi GPU, tetapi juga oleh:

1. Fluktuasi harga aset (de Vries, 2018)
2. Biaya listrik regional (Truby, 2018)
3. Dampak kebijakan pemerintah terhadap penambangan (Sedlmeir et al., 2020)

Studi oleh (Roche et al., 2023) menyatakan bahwa Autolykos2 dirancang untuk mengoptimalkan efisiensi GPU, sehingga memungkinkan profitabilitas yang lebih tinggi dengan konsumsi daya yang lebih rendah.

Upaya Menuju Penambangan Kripto yang Berkelanjutan

Dengan meningkatnya tekanan regulasi terhadap dampak lingkungan penambangan kripto, beberapa inisiatif telah dilakukan untuk meningkatkan keberlanjutan energi dalam industri ini. Beberapa strategi utama termasuk:

1. Penggunaan energi terbarukan dalam operasional penambangan (Gallersdörfer et al., 2020).
2. Pengembangan algoritma PoW yang lebih hemat energi, seperti Autolykos2 (Li et al., 2020)
3. Pengoptimalan perangkat keras dan pemilihan GPU dengan efisiensi energi tinggi (Zhang & Wen, 2017).

METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan korelasional, yang bertujuan untuk menganalisis hubungan antara konsumsi daya GPU dan hashrate terhadap biaya operasional per bulan (MOC) dalam aktivitas penambangan cryptocurrency.

Selain itu, penelitian ini bersifat *ex post facto*, di mana data yang digunakan merupakan data sekunder yang telah tersedia tanpa adanya manipulasi atau eksperimen langsung. Analisis data dilakukan menggunakan metode statistik untuk menentukan pola hubungan antara konsumsi daya, hashrate, dan biaya operasional.

Desain Penelitian

Desain penelitian yang digunakan adalah deskriptif kuantitatif, dengan fokus utama pada pengujian hubungan antar variabel menggunakan analisis regresi linear berganda. Desain ini dipilih karena memungkinkan peneliti untuk:

- A. Menganalisis hubungan antara konsumsi daya GPU dan hashrate terhadap biaya operasional bulanan.
- B. Mengidentifikasi pola kontribusi masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen.
- C. Menyusun model prediksi yang dapat digunakan untuk mengestimasi biaya operasional berdasarkan spesifikasi GPU yang digunakan.

Variabel Penelitian

Penelitian ini melibatkan tiga variabel utama:

- Variabel Independen (X):
 - X_1 : Konsumsi daya GPU (Watt) → Mengukur jumlah daya listrik yang dikonsumsi oleh GPU selama proses penambangan.
 - X_2 : Hashrate GPU (MH/s) → Mengukur tingkat kinerja GPU dalam menyelesaikan perhitungan kriptografi dalam algoritma Autolykos2.
- Variabel Dependen (Y):

- o Y: Biaya operasional per bulan (MOC) dalam USD → Mengukur jumlah biaya listrik yang dikeluarkan selama periode penambangan, berdasarkan konsumsi daya GPU dan harga listrik per kWh.

Penelitian ini bertujuan untuk mengungkap apakah konsumsi daya yang lebih tinggi selalu berbanding lurus dengan hashrate dan bagaimana kedua variabel ini berdampak pada Monthly Operational Cost (MOC) dalam proses penambangan cryptocurrency.

Populasi

Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh model GPU yang digunakan dalam aktivitas penambangan cryptocurrency, khususnya yang menggunakan algoritma Autolykos2. Algoritma ini dipilih karena memiliki karakteristik khusus dalam penggunaan daya dan efisiensi perhitungan dibandingkan dengan algoritma lain seperti Ethash atau KawPow.

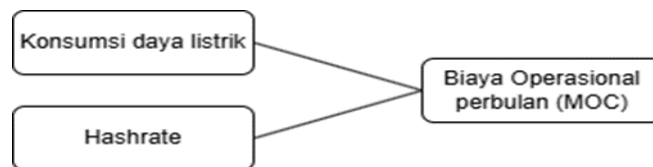
Sampel

Sampel dipilih menggunakan metode purposive sampling, yaitu pemilihan berdasarkan kriteria tertentu. Kriteria pemilihan sampel meliputi:

- GPU yang memiliki data konsumsi daya (Watt) dan performa hashrate (MH/s) yang tersedia.
- GPU yang kompatibel dengan algoritma Autolykos2.
- GPU yang memiliki data harga listrik berdasarkan wilayah tertentu untuk perhitungan biaya operasional.

Data sampel diambil dari sumber terpercaya, seperti:

- Hashrate Calculator (<https://www.hashrate.no/GPUcalculator>)
- Dokumentasi spesifikasi resmi produsen GPU seperti NVIDIA dan AMD
- Data Harga listrik
- Dokumentasi rata rata biaya operasional per GPU



Grafik 1 Korelasi antara Konsumsi daya listrik dan Hashrate dengan MOC

GPU	Konsumsi Daya (Watt)	Hashrate (MH/s)	MOC \$
1070	129	57.1	9.63
1080Ti	148	65.63	11.10
1070Ti	118	61.63	8.85
P106	83	45.17	6.23
1080	125	69.43	9.38
A770	177	131.98	13.28
206012	84	64.15	6.05
6950XT	139	107.6	10.43
CMP40	109	84.78	8.18
2070S	102	81.69	7.43
2080Ti	141	112.58	10.15
CMP30	75	60.87	5.63
7900XT	194	160.8	14.55
CMP50	132	110.36	9.90
1660S	72	61.41	5.29
A750	165	139.95	12.38
2060	75	65.2	5.48
6750XT	91	79.25	6.83
2060S	99	86.65	7.13
2070	92	81.52	6.62
7900XTX	219	193.9	16.43
6900XT	135	123.43	10.13



308012	249	242	18.63
A380	45	45.44	3.38
1660TI	54	55.47	4.05
6800	114	119.02	8.55
3090TI	245	260.84	17.64
6600	52	56.37	3.90
6600XT	55	62.22	4.13
3050	67	76.49	4.89
3080	181	213.1	13.53
CMP70	140	166.48	10.50
1660	39	47.43	2.87
3080TI	197	242.18	14.24
BC250	78	98.48	5.85
3060	91	117.67	6.62
3060TIX	122	161.18	9.08
CMP90	146	196.51	10.95
4060	61	83.82	4.54
4060TI	63	87.49	4.72
4070	92	131.32	6.62
4080	119	172.53	8.53
4090	183	265.82	13.14
3060TI	104	158.33	7.86
4070S	80	122.22	5.84
4070TIS	96	161.6	6.91
4070TI	77	133.69	5.53
4080S	92	163.18	6.62

Sumber: GPUcalculator

Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder, yang berarti data dikumpulkan dari sumber yang telah tersedia. Teknik pengumpulan data meliputi:

1. Hashrate Calculator (<https://www.hashrate.no/GPUcalculator>)
 - o Digunakan untuk mendapatkan estimasi konsumsi daya dan hashrate dari berbagai model GPU.
 - o Data yang dikumpulkan: daya listrik (Watt), hashrate (MH/s), dan efisiensi energi (MH/s per Watt).
2. Dokumentasi Spesifikasi GPU
 - o Data konsumsi daya diambil dari spesifikasi resmi produsen seperti NVIDIA dan AMD.
3. Literatur dan Studi Terdahulu
 - o Penelitian sebelumnya tentang konsumsi daya GPU, efisiensi energi, dan biaya operasional digunakan untuk mendukung analisis serta memberikan perbandingan dengan hasil penelitian ini.
4. Tarif Listrik Regional
 - o Data harga listrik per kWh dikumpulkan dari sumber resmi seperti perusahaan listrik di berbagai negara atau wilayah tertentu yang menjadi target penelitian (Menggunakan biaya listrik dari Amerika Serikat sebagai acuan 1\$/Kwh).

Model Analitis

Analisis data dilakukan menggunakan regresi linear berganda untuk mengetahui pengaruh konsumsi daya GPU dan hashrate terhadap biaya operasional per bulan (MOC). Model yang digunakan:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + e$$

Keterangan:

Y = Biaya Operasional Per Bulan (MOC) dalam USD/IDR

X₁ = Konsumsi Daya GPU (Watt)

X₂ = Hashrate GPU (MH/s)

β₀ = Konstanta

β₁, β₂ = Koefisien regresi

e = Galat (Error Term)

Model ini akan diuji menggunakan teknik statistik untuk menentukan sejauh mana konsumsi daya GPU dan hashrate mempengaruhi biaya operasional bulanan dalam penambangan cryptocurrency.

Uji Statistik yang Digunakan

Untuk memastikan validitas dan reliabilitas model analisis, beberapa uji statistik akan dilakukan dalam SPSS, yaitu:

A. Uji Validitas

- Memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang baik untuk analisis lebih lanjut.

B. Uji Asumsi Klasik

1. Uji Normalitas → Memeriksa apakah data residual berdistribusi normal.
2. Uji Multikolinearitas → Memastikan tidak ada hubungan sangat kuat antara variabel independen.
3. Uji Heteroskedastisitas → Memastikan varians residual tetap konstan di berbagai nilai variabel independen.
4. Uji Autokorelasi → Memeriksa apakah terdapat hubungan antar residual yang dapat mempengaruhi hasil regresi.

Uji Hipotesis

1. Uji t (Parsial)
 - o Menguji pengaruh masing-masing variabel independen (X_1 : konsumsi daya GPU, X_2 : hashrate) terhadap variabel dependen (MOC) secara individu.
 - o Kriteria: Jika p-value < 0,05, maka variabel independen berpengaruh signifikan terhadap MOC.
2. Uji F (Simultan)
 - o Menguji pengaruh konsumsi daya GPU dan hashrate secara bersamaan terhadap MOC.
 - o Kriteria: Jika p-value < 0,05, maka kedua variabel independen berpengaruh signifikan terhadap MOC secara simultan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji Instrumen

Uji instrumen terdiri dari uji validitas dan uji reliabilitas untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini memenuhi kriteria yang sah dan dapat dipercaya.

Uji Validitas

Uji validitas dilakukan dengan melihat nilai korelasi antar variabel menggunakan uji Pearson Correlation. Berdasarkan hasil uji validitas

Table 2 Uji Validitas

Correlations				
MOC Y1		MOC Y1	Hashrate (MH/s) X2	Konsumsi Daya (Watt) X1
	Pearson Correlation	1	.739**	.999**
	Sig. (2-tailed)		.000	.000
	N	47	47	47
Hashrate (MH/s) X2	Pearson Correlation	.739**	1	.755**
	Sig. (2-tailed)	.000		.000
	N	47	47	47
Konsumsi Daya (Watt) X1	Pearson Correlation	.999**	.755**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	
	N	47	47	47

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Sumber: SPSS 26 Version

Semua variabel memiliki nilai Sig. (2-tailed) < 0.05, sehingga dapat disimpulkan bahwa semua instrumen dalam penelitian ini. Valid

Uji Reliabilitas

Reliabilitas diukur menggunakan nilai Cronbach's Alpha. Berdasarkan hasil pengujian

Table 2 Uji Reliabilitas

Reliability Statistics	
Cronbach's Alpha	N of Items
.705	3

Sumber: SPSS 26 Version

Diperoleh nilai Cronbach's Alpha sebesar 0.705, yang mana data tersebut dalam kategori Reliabel untuk analisis lebih lanjut.

Uji Asumsi Klasik

Sebelum melakukan analisis regresi, uji asumsi klasik dilakukan untuk memastikan bahwa model regresi yang digunakan memenuhi asumsi dasar statistik.

Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Berdasarkan hasil awal

Table 3 Uji Normalitas

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test				
		MOC Y1	Konsumsi Daya (Watt) X1	Hashrate (MH/s) X2
N		48	48	48
Normal Parameters ^{a,b}	Mean	8.5458	115.54	118.4575
	Std. Deviation	3.80163	51.277	60.29973
Most Extreme Differences	Absolute	.125	.114	.155
	Positive	.125	.114	.155
	Negative	-.069	-.068	-.112
Test Statistic		.125	.114	.155
Asymp. Sig. (2-tailed)		.059 ^c	.147 ^c	.006 ^c

Sumber: SPSS 26 Version

Terdapat indikasi bahwa data belum terdistribusi normal. Oleh karena itu, dilakukan uji normalitas pada residual regresi.

Table 4 Residual Regresi

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test			Unstandardized Residual
N			48
Normal Parameters ^{a,b}	Mean		.0000000
	Std. Deviation		.15354022
Most Extreme Differences	Absolute		.105
	Positive		.065
	Negative		-.105
Test Statistic			.105
Asymp. Sig. (2-tailed)			.200 ^{c,d}

Sumber: SPSS 26 Version

Dan hasilnya menunjukkan Asymp. Sig. = 0.200 (> 0.05), yang berarti data telah terdistribusi normal.

Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas diuji dengan melihat nilai Variance Inflation Factor (VIF). Berdasarkan hasil analisis.

Table 5 Uji Multikolinearitas

Coefficients ^a							
		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Collinearity Statistics
1	(Constant)	.015	.057		.272	.787	
	Hashrate (MH/s) X2	-.002	.001	-.034	-3.577	.001	.390
	Konsumsi Daya (Watt) X1	.076	.001	1.026	106.421	.000	.390
							2.564

a. Dependent Variable: MOC Y1

Sumber: SPSS 26 Version

Semua variabel memiliki VIF < 5 dan tolerance > 0.1, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas dalam model.

Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas dilakukan dengan melihat hasil regresi terhadap residual. Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas.

Table 6 Uji Heteroskedastisitas

Coefficients ^a										
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.	Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta		I	Zero-order	Partial	Part	Tolerance
1	(Constant)	-3.423E-16	.057		.000	1.000				
	Hashrate (MH/s) X2	.000	.001	.000	.000	1.000	.000	.000	.000	.390 2.564
	Konsumsi Daya (Watt) X1	.000	.001	.000	.000	1.000	.000	.000	.000	.390 2.564

a. Dependent Variable: Unstandardized Residual

a. Dependent Variable: Unstandardized Residual

Sumber: SPSS 26 Version

Nilai Sig. = 1.000 (> 0.05), yang menunjukkan bahwa tidak terjadi heteroskedastisitas dalam model regresi, sehingga model regresi aman digunakan.

Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi dilakukan dengan melihat nilai Durbin-Watson (DW). Berdasarkan hasil analisis.

Table 7 Uji Autokorelasi

Model Summary ^b					
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.999 ^a	.998	.998	.15692	2.018

Sumber: SPSS 26 Version

Diperoleh nilai DW = 2.018. Dalam pengujian Autokorelasi, dengan mengacu penghitungan pada tabel Durbin-Watson yaitu $D_u = 1.450$ dan $D_W = 1.623$ lanjut dengan penghitungan $d_U < D_W =$ sedang nilai DW berada pada 2.018 dan $4 - D_U = 2.550$ dan DW berada di 2.018 dalam model regresi. Dengan demikian, model regresi yang digunakan telah memenuhi asumsi tidak ada korelasi antar residual, sehingga dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Uji Hipotesis

Uji hipotesis dilakukan melalui uji simultan (Uji F) dan uji parsial (Uji t) untuk mengetahui pengaruh Hashrate dan Konsumsi Daya terhadap MOC.

Uji Simultan (Uji F)

Hasil uji ANOVA menunjukkan bahwa nilai Sig. = 0.00 (< 0.05)

Table 8 Uji Simultan (Uji F)

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	678.153	2	339.077	13771.089	.000 ^b
	Residual	1.108	45	.025		
	Total	679.261	47			

Sumber: SPSS 26 Version

Yang berarti model regresi secara keseluruhan signifikan dan berpengaruh terhadap MOC.

Uji Parsial (Uji t)

Hasil uji t menunjukkan bahwa:

Table 9 Uji Parsial (Uji t)

Coefficients ^a											
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1	(Constant)	.015	.057		.272	.787					
	Hashrate (MH/s) X2	-.002	.001	-.034	-3.577	.001	.767	-.471	-.022	.390	2.564
	Konsumsi Daya (Watt) X1	.076	.001	1.026	106.421	.000	.999	.998	.641	.390	2.564

a. Dependent Variable: MOC Y1

Sumber: SPSS 26 Version

Hashrate memiliki nilai Sig. = 0.01 (< 0.05) → Berarti Hashrate berpengaruh signifikan terhadap MOC.

- Konsumsi Daya memiliki nilai Sig. = 0.00 (< 0.05) → Berarti Konsumsi Daya berpengaruh signifikan terhadap MOC.

Karena kedua variabel memiliki nilai signifikansi < 0.05 , maka hipotesis penelitian diterima, yang berarti bahwa Hashrate dan Konsumsi Daya memiliki pengaruh signifikan terhadap MOC, baik secara simultan maupun parsial.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai hubungan antara konsumsi daya GPU, hashrate, dan biaya operasional bulanan (MOC) dalam aktivitas penambangan Ergo dengan algoritma Autolykos2, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Kesimpulan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menguji hubungan dan pengaruh konsumsi daya GPU (Watt) dan hashrate (MH/s) terhadap biaya operasional bulanan (MOC) dalam aktivitas penambangan Ergo menggunakan algoritma Autolykos2. Dari hasil analisis uji asumsi klasik, model regresi yang digunakan telah memenuhi semua syarat, yaitu:

Data terdistribusi normal (Asymp. Sig. = 0.200 > 0.05). Tidak terjadi multikolinearitas ($VIF < 5$). Tidak terjadi heteroskedastisitas (Sig. = 1.000 > 0.05). Tidak terjadi autokorelasi (Durbin-Watson = 2.018 ≈ 2). Setelah dipastikan model regresi memenuhi asumsi dasar, dilakukan pengujian hipotesis dengan Uji F dan Uji t, yang menghasilkan kesimpulan sebagai berikut:

a. Hubungan antara konsumsi daya GPU dan biaya operasional bulanan dalam aktivitas penambangan Ergo dengan algoritma Autolykos2

- Hasil regresi menunjukkan bahwa konsumsi daya (Watt) memiliki pengaruh signifikan terhadap biaya operasional bulanan (MOC) dengan nilai Sig. = 0.00 (< 0.05).
- Nilai koefisien regresi positif (+0.076) menunjukkan bahwa semakin tinggi konsumsi daya GPU, semakin besar biaya listrik yang harus dikeluarkan per bulan.
- Artinya, dalam algoritma Autolykos2, biaya operasional bulanan sangat bergantung pada konsumsi daya GPU, sehingga efisiensi daya sangat penting dalam menentukan profitabilitas penambangan.

b. Seberapa besar pengaruh hashrate (MH/s) terhadap biaya listrik dalam jangka panjang?

- Hasil regresi menunjukkan bahwa hashrate memiliki pengaruh negatif terhadap biaya operasional bulanan (MOC) dengan nilai Sig. = 0.01 (< 0.05) dan koefisien regresi -0.002.
- Artinya, semakin tinggi hashrate, semakin rendah biaya operasional bulanan, karena hashrate yang lebih tinggi memungkinkan lebih banyak hasil mining dalam waktu yang lebih singkat, sehingga dalam jangka panjang dapat mengkompensasi biaya listrik.
- Namun, pengaruhnya lebih kecil dibanding konsumsi daya GPU, yang berarti faktor utama dalam menentukan biaya listrik adalah konsumsi daya, bukan hanya hashrate semata.

c. Apakah terdapat korelasi signifikan antara hashrate GPU dan biaya operasional bulanan (MOC) dalam penambangan Ergo?

- Berdasarkan hasil uji korelasi dan regresi, hashrate memiliki hubungan negatif dengan MOC, tetapi tidak sekuat pengaruh konsumsi daya terhadap MOC.
- Nilai koefisien beta standardized (-0.034) menunjukkan bahwa korelasi antara hashrate dan biaya operasional bulanan cukup lemah, meskipun signifikan (Sig. = 0.01).
- Hal ini menunjukkan bahwa meskipun peningkatan hashrate dapat membantu mengurangi biaya listrik dalam jangka panjang, dampaknya tidak sebesar konsumsi daya terhadap MOC.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa konsumsi daya GPU adalah faktor utama yang menentukan biaya operasional bulanan (MOC) dalam penambangan Ergo dengan algoritma Autolykos2, sementara hashrate juga memiliki pengaruh tetapi dalam skala yang lebih kecil.

Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, diharapkan data ini bisa menjadi acuan para penambang mata uang dalam sistem Blockchain baik selain mata uang kripto Ergo maupun mata uang lainnya

DAFTAR PUSTAKA

- de Vries, A. (2018). Bitcoin's Growing Energy Problem. *Joule*, 2(5), 801–805. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2018.04.016>
- de Vries, A. (2021). Bitcoin boom: What rising prices mean for the network's energy consumption. *Joule*, 5(3), 509–513. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2021.02.006>
- Gallersdörfer, U., Klaaßen, L., & Stoll, C. (2020). Energy Consumption of Cryptocurrencies Beyond Bitcoin. *Joule*, 4(9), 1843–1846. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2020.07.013>
- Jiang, S., Li, Y., Lu, Q., Hong, Y., Guan, D., Xiong, Y., & Wang, S. (2021). Policy assessments for the carbon emission flows and sustainability of Bitcoin blockchain operation in China. *Nature Communications*, 12(1), 1938. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-22256-3>
- Karakostas, D., & Kiayias, A. (2021). Securing Proof-of-Work Ledgers via Checkpointing. 2021 IEEE International Conference on Blockchain and Cryptocurrency (ICBC), 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICBC51069.2021.9461066>
- Li, X., Jiang, P., Chen, T., Luo, X., & Wen, Q. (2020). A survey on the security of blockchain systems. *Future Generation Computer Systems*, 107, 841–853. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.08.020>
- Roche, N., Hernandez, W., Chen, E., Siméon, J., Selman, D., & Project, A. (n.d.). Ergo-a programming language for Smart Legal Contracts. <https://models.accordproject.org>
- Sedlmeir, J., Buhl, H. U., Fridgen, G., & Keller, R. (2020a). Ein Blick auf aktuelle Entwicklungen bei Blockchains und deren Auswirkungen auf den Energieverbrauch. *Informatik Spektrum*, 43(6), 391–404. <https://doi.org/10.1007/s00287-020-01321-z>
- Sedlmeir, J., Buhl, H. U., Fridgen, G., & Keller, R. (2020b). The Energy Consumption of Blockchain Technology: Beyond Myth. *Business & Information Systems Engineering*, 62(6), 599–608. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00656-x>
- Sedlmeir, J., Buhl, H. U., Fridgen, G., & Keller, R. (2020c). The Energy Consumption of Blockchain Technology: Beyond Myth. *Business & Information Systems Engineering*, 62(6), 599–608. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00656-x>
- Stoll, C., Klaaßen, L., & Gallersdörfer, U. (2019). The Carbon Footprint of Bitcoin. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3335781>
- Stoll, C., Klaaßen, L., & Gallersdörfer, U. (2019). The Carbon Footprint of Bitcoin. *Joule*, 3(7), 1647–1661. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2019.05.012>
- Truby, J. (2018). Decarbonizing Bitcoin: Law and policy choices for reducing the energy consumption of Blockchain technologies and digital currencies. *Energy Research & Social Science*, 44, 399–410. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2018.06.009>
- Zhang, R., Xue, R., & Liu, L. (2020). Security and Privacy on Blockchain. *ACM Computing Surveys*, 52(3), 1–34. <https://doi.org/10.1145/3316481>
- Zhang, Y., & Wen, J. (2017). The IoT electric business model: Using blockchain technology for the internet of things. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 10(4), 983–994. <https://doi.org/10.1007/s12083-016-0456-1>