

Deteksi Transisi Fase Memori pada Saham PT. Adaro Energy Indonesia Tbk. Menggunakan Split-Window Hurst Exponent

Rizty Maulida Badri*¹, Hadijah², Muhammad Hafiz³, Ira Safitri⁴

¹Program Studi Fisika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia

²Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia

³Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia

⁴Program Studi Sains Data, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera, Indonesia

Email: ¹riztymaulida@unimed.ac.id, ²Hadijah@unimed.ac.id, ³Hafiz@unimed.ac.id,

⁴Ira.Safitri@itera.ac.id

Abstrak

Fluktuasi harga saham sektor energi merupakan sistem kompleks non-linear yang seringkali tidak dapat dijelaskan sepenuhnya oleh teori *Random Walk* klasik. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik memori pasar dan mendeteksi fenomena transisi fase pada saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO) menggunakan pendekatan Ekonofisika. Data *time series* harga penutupan harian diolah menggunakan metode *Rescaled Range (R/S) Analysis* yang dimodifikasi dengan algoritma *Split-Window Hurst Exponent* untuk menangkap dinamika pada skala waktu yang berbeda. Hasil simulasi komputasi menunjukkan adanya ketidaklinieran pada plot log-log (R/S), yang mengindikasikan keberadaan titik *crossover* pada *time lag* $\tau \approx 20$ hari. Analisis tersegmentasi mengungkapkan dua rezim dinamis yang berbeda: (1) Rezim jangka pendek ($\tau < 20$ hari) yang memiliki sifat persistensi kuat dengan nilai Hurst $H = 0.64$, dan (2) Rezim jangka panjang ($\tau > 20$ hari) yang mengalami transisi menuju gerak stokastik acak dengan $H = 0.488$. Temuan ini mengkonfirmasi bahwa pasar saham energi memiliki "memori" tren yang hanya bertahan efektif selama satu bulan perdagangan (sekitar 20 hari kerja) sebelum kembali ke kondisi ekuilibrium efisien. Metode deteksi *crossover* ini terbukti lebih akurat dalam memetakan efisiensi pasar dibandingkan estimasi Hurst tunggal konvensional, karena metode ini mampu mengungkap perubahan perilaku memori pasar yang tersembunyi pada skala waktu yang spesifik.

Kata Kunci: Ekonofisika, Eksponen Hurst, PT Adaro Energy Tbk, Rescaled Range Analysis, Transisi Fase.

Abstract

Stock price fluctuations in the energy sector constitute a complex nonlinear system that often cannot be fully explained by classical Random Walk theory. This study aims to identify market memory characteristics and detect phase transition phenomena in the stock of PT Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO) using an econophysics approach. Daily closing price time series data were processed using the Rescaled Range (R/S) Analysis method, modified with the Split-Window Hurst Exponent algorithm to capture dynamics at different time scales. Computational simulation results indicate nonlinearity in the log-log (R/S) plot, suggesting the presence of a crossover point at a time lag of $\tau \approx 20$ days. Segmented analysis reveals two distinct dynamic regimes: (1) A short-term regime ($\tau < 20$ days) exhibiting strong persistence with a Hurst exponent $H = 0.64$, and (2) A long-term regime ($\tau > 20$ days) transitioning toward random stochastic motion with $H = 0.488$. These findings confirm that the energy stock market possesses a trend "memory" that only remains effective for a single trading month (approximately 20 working days) before reverting to an efficient equilibrium state. This crossover detection method proves to be more accurate in mapping market efficiency compared to conventional single Hurst estimations, as it is capable of revealing hidden changes in market memory behavior at specific time scales.

Keywords: Econophysics, Hurst Exponent, PT Adaro Energy Tbk, Rescaled Range Analysis, Phase Transition.

1. PENDAHULUAN

Dalam perspektif fisika modern, pasar keuangan dipandang sebagai sistem kompleks non-linier yang terdiri dari banyak agen ekonomi yang saling berinteraksi (*many-body interacting system*). Dinamika interaksi kompleks ini menghasilkan data deret waktu (*time series*) fluktuasi harga saham

yang polanya menyerupai fenomena fisis, seperti turbulensi fluida atau aktivitas 1206tatist (Stanley et al., 1999). Transisi dari teori fisika ke analisis pasar keuangan—yang melahirkan disiplin Ekonofisika—menjadi krusial karena pendekatan ekonomi klasik dipandang memiliki keterbatasan dalam menjelaskan 1206tatist pasar (Harabida et al., 2023). Teori klasik melalui Hipotesis Pasar Efisien (*Efficient Market Hypothesis*) mengasumsikan bahwa perubahan harga murni bersifat acak (*random walk*), tidak memiliki memori masa lalu, dan terdistribusi secara Normal (Fama, 1970). Namun secara empiris, berbagai fenomena krisis dan *crash* pasar secara konsisten menunjukkan adanya penyimpangan 1206tatist berupa *fat tails* dan 1206tatist volatilitas, yang mengindikasikan bahwa pergerakan pasar memiliki korelasi jangka 1206tatist atau memori 1206tatist (Lahmiri, 2023).

Untuk mengkuantifikasi fenomena memori ini, metode *Rescaled Range Analysis* (R/S) untuk menghitung Eksponen Hurst (H) telah menjadi standar pengujian utama dalam Ekonofisika (Franke et al., 2018). Nilai $H = 0.5$ menandakan 1206tati acak, sedangkan $H > 0.5$ mengindikasikan sifat persistensi atau tren yang berkelanjutan. Berbagai kajian literatur terdahulu telah mengaplikasikan metode ini. Keberadaan memori jangka 1206tatist yang menunjukkan inefisiensi pada pasar saham global telah dibuktikan secara empiris (Aslam et al., 2020, Brandi & Di Matteo, 2022). Lebih spesifik, sifat 1206tatist juga telah terkonfirmasi pada pergerakan harga 1206tati komoditas (Dwidja Purnomo et al., 2023, Hasan & Ghosh, 2024), sementara karakteristik persistensi tervalidasi dengan kuat pada indeks pasar berkembang (Shah et al., 2024).

Meskipun metode ini telah luas digunakan, tinjauan terhadap *state of the art* menunjukkan adanya kesenjangan penelitian (*research gap*). Mayoritas studi literatur sebelumnya (Ahmed Memon et al., 2024, Fei et al., 2019) masih menggunakan pendekatan statis, yakni hanya menghitung estimasi nilai Hurst 1206tatist untuk mengevaluasi keseluruhan periode data. Pendekatan statis ini memiliki kelemahan fundamental karena mengasumsikan karakteristik pasar selalu konstan. Padahal, studi dinamis terbaru mengisyaratkan bahwa pasar keuangan dapat mengalami transisi fase (*phase transition*) bergantung pada skala waktu pengamatan (Aslam et al., 2022, Xiao & Sioofy Khoojine, 2024). Belum ada penelitian sebelumnya yang secara mendalam mengeksplorasi kapan tepatnya sebuah pasar berubah dari rezim yang memiliki tren persisten menjadi rezim yang sepenuhnya acak, terutama pada sektor dengan volatilitas tinggi.

Sektor energi di Indonesia, khususnya batu bara, merupakan salah satu sektor paling fluktuatif karena sensitivitasnya terhadap harga komoditas global dan dirupsi kebijakan energi. Fluktuasi ekstrem ini memunculkan urgensi untuk mengetahui durasi memori pasar 1206tatisti tersebut. Berdasarkan uraian latar belakang, rumusan masalah secara eksplisit dalam penelitian ini 1206tatis melihat perbedaan karakteristik dinamika memori jangka pendek dan jangka 1206tatist pada harga saham sektor energi sertamelihat pada skala waktu (*time lag*) keberapa terjadi titik transisi fase (*crossover*) yang mengubah tren harga saham menjadi 1206tati stokastik acak.

Kebaruan (*novelty*) utama dalam penelitian ini—yang membedakannya dari penelitian terdahulu—terletak pada modifikasi algoritma deteksi *crossover* menggunakan pendekatan *Split-Window Hurst Exponent* pada plot *log-log* (R/S) untuk memisahkan dan mengkuantifikasi batas rezim memori secara presisi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan secara tegas untuk mengidentifikasi karakteristik memori pasar dan mendeteksi secara komputasional titik transisi fase pada saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO). Melalui kerangka ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris baru mengenai waktu relaksasi informasi pasar yang gagal ditangkap oleh model ekuilibrium linier klasik.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini 1206tatis data sekunder berupa deret waktu harga penutupan harian yang disesuaikan (*daily adjusted closing price*) dari saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk (Kode: ADRO.JK). Data diakuisisi melalui antarmuka pemrograman aplikasi (API) *yfinance* yang terhubung dengan basis data *Yahoo Finance*. Periode data mencakup 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2025. Pemilihan periode ini didasarkan pada urgensi untuk menangkap dinamika pasar energi pasca-pandemi dan respons pasar terhadap transisi kebijakan energi global secara *real-time*. Proses akuisisi ini menghasilkan populasi data sebanyak kurang lebih 720 titik observasi harian.

Sebelum dianalisis, data mentah melalui tahapan prapemrosesan (*preprocessing*). Penanganan *missing values* (data kosong akibat hari libur bursa) dilakukan menggunakan metode *Forward Filling* untuk menjaga kontinuitas temporal tanpa mengubah struktur tren. Sementara itu, nilai pencilan (*outliers*) ekstrem akibat sentimen pasar tidak dibuang, melainkan dipertahankan, karena fenomena *fat-tails* justru merupakan karakteristik utama dari sistem kompleks yang menjadi 1207tati studi Ekonofisika ini.

Dalam fisika 1207tastic, analisis dinamika pasar tidak dilakukan pada harga mutlak, melainkan pada imbal hasil logaritmik (*logarithmic return*) (Dai et al., 2025). Transformasi ini bertujuan untuk menormalkan variansi, mengurangi efek asimetri harga, dan mendekati sifat stasioneritas. Nilai *log return* dihitung menggunakan persamaan:

$$\tau_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (1)$$

Dimana P_t adalah harga penutupan pada waktu t dan P_{t-1} adalah harga pada hari sebelumnya.

Untuk mengukur memori jangka panjang, digunakan metode *Rescaled Range Analysis*. Prosedur komputasi dilakukan dengan membagi deret waktu sepanjang N data menjadi beberapa sub-periode dengan panjang τ . Rentang observasi ditetapkan mulai dari $\tau_{min} = 10$ (untuk menghindari bias sampel kecil dalam perhitungan standar deviasi) hingga $\tau_{max} = N/2$ (untuk memastikan minimal terdapat dua sub-periode yang dapat dibandingkan). Langkah-langkah algoritmanya adalah sebagai berikut:

1. Menghitung Rata-rata Lokal: Untuk setiap sub-periode berukuran τ , hitung nilai rata-ratanya (\bar{r}_τ). Langkah ini bertujuan untuk menentukan *baseline* atau titik keseimbangan imbal hasil pada jendela waktu tertentu.

$$\bar{r}_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} r_i \quad (2)$$

2. Menghitung Deviasi Kumulatif: Menghitung akumulasi penyimpangan data dari rata-ratanya. Secara fisis, langkah ini mengukur seberapa jauh harga berayun atau menyimpang dari ekuilibrium seiring berjalannya waktu.

$$Z_k = \sum_{i=1}^k (r_i - \bar{r}_\tau), \quad k = 1, 2, \dots, \tau \quad (3)$$

3. Menghitung Rentang (Range, R): Menentukan selisih antara nilai maksimum dan minimum dari deviasi kumulatif. Proses ini berguna untuk menangkap fluktuasi ekstrem (puncak tertinggi dan lembah terendah) di dalam sub-periode tersebut.

$$R_\tau = \max(Z_1, \dots, Z_\tau) - \min(Z_1, \dots, Z_\tau) \quad (4)$$

4. Menghitung Standar Deviasi (S): Simpangan baku dihitung sebagai faktor pembagi (normalisasi). Tujuannya agar perhitungan rentang (S_τ) tidak bias oleh volatilitas absolut dari pasar pada periode tersebut, sehingga menghasilkan nilai murni tanpa dimensi.

$$S_\tau = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^k (r_i - \bar{r}_\tau)^2} \quad (5)$$

5. Hukum Pangkat (Scaling Law): Nilai rata-rata rasio $(R/S)_\tau$ berkaitan dengan skala waktu τ melalui hubungan hukum pangkat (*power law*). Persamaan ini menunjukkan bagaimana fluktuasi harga tumbuh terhadap perluasan skala waktu pengamatan.

$$(R/S)_\tau = c \cdot \tau^H \quad (6)$$

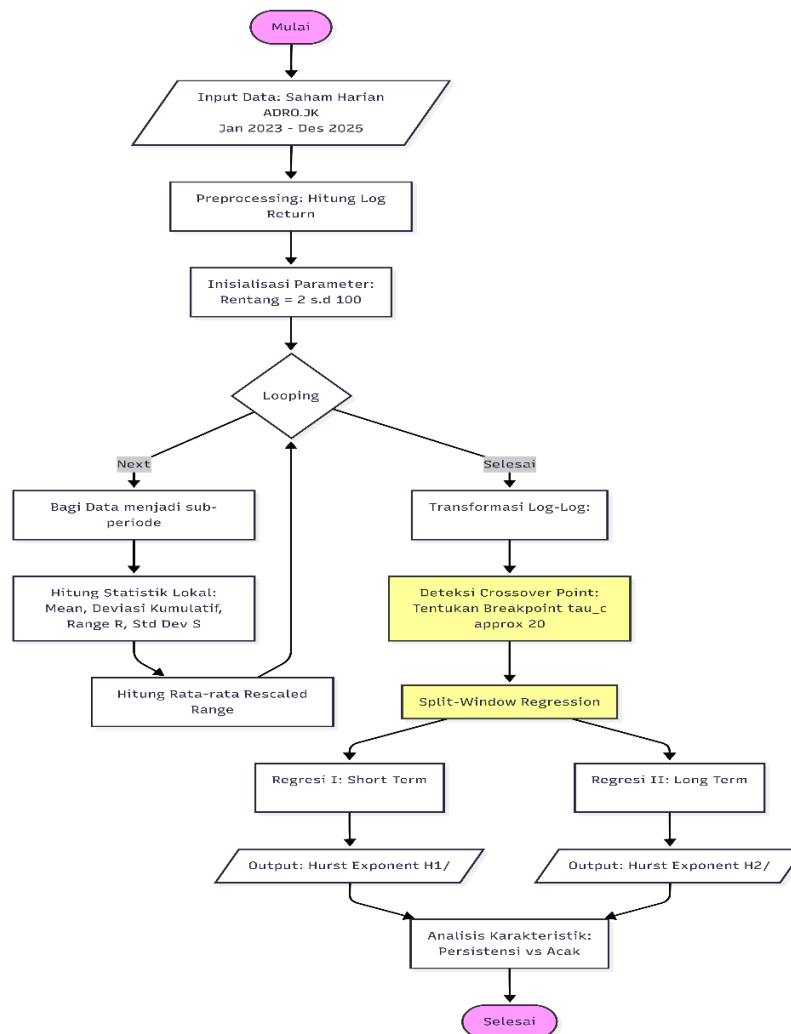
Metode konvensional menentukan H dengan melakukan regresi linier tunggal pada plot log-log antara $(R/S)_\tau$ dan τ . Namun, untuk mendeteksi adanya transisi fase (perubahan perilaku memori), penelitian ini menerapkan metode *Split-Window Regression*. Persamaan hukum pangkat dilinearisasi menggunakan transformasi logaritma :

$$\log(R/S)_\tau = H \cdot \log(\tau) + \log(c) \quad (7)$$

Algoritma komputasi akan memindai titik potong (*crossover point*) τ_c yang membagi data menjadi dua rezim waktu. Untuk memvalidasi keandalan model dan memastikan pemilihan τ_c tidak arbitrer, sistem akan memilih titik τ_c yang meminimalkan *Sum of Squared Errors* (SSE) secara global dari penggabungan kedua garis regresi.

Regresi linier kuadrat terkecil (*Least Squares Fitting*) diterapkan secara terpisah pada kedua rezim:

- Rezim I (Jangka Pendek, $\tau < \tau_c$): Menghasilkan koefisien kemiringan H_1 .
 - Rezim II (Jangka Panjang, $\tau > \tau_c$): Menghasilkan koefisien kemiringan H_2 .
- Nilai H kemudian diinterpretasikan berdasarkan klasifikasi mekanika statistik:
- $H = 0.5$: Gerak Brown acak (*uncorrelated random walk*).
 - $0.5 < H < 1.0$: Proses persisten (*long-term memory*).
 - $0 < H < 0.5$: Proses anti-persisten (*mean-reverting*).



Gambar 1. Diagram alir algoritma komputasi untuk penentuan *Split-Window Hurst Exponent* dan deteksi titik *crossover*

Tahapan komputasi diilustrasikan pada Gambar 1, dimulai dari akuisisi data, transformasi logaritmik, perhitungan matriks R/S, hingga deteksi *crossover*. Seluruh alur komputasi ini dieksekusi secara terprogram menggunakan bahasa Python 3 dalam lingkungan *Google Colab*. Pustaka (*library*) utama yang digunakan mencakup *pandas* dan *numpy* untuk manipulasi struktur data array matriks, *scipy.stats* untuk optimasi regresi dan validasi eror (SSE), serta *matplotlib* untuk visualisasi dinamis grafik *log-log*. Penggunaan pendekatan berbasis skrip terbuka ini dirancang untuk memastikan reproduktibilitas dan transparansi metodologi penelitian. *Pseudocode* pemrograman dapat dilihat di bawah ini :

ALGORITMA: Deteksi Crossover Eksponen Hurst (Split-Window Regression)

BAGIAN 1: FUNGSI UTAMA (MAIN ROUTINE)

FUNCTION Main():

```
// 1. Akuisisi & Prapemrosesan Data
raw_data = FetchYahooFinance(ticker="ADRO.JK", start="2023-01-01", end="2025-12-31")
clean_data = ForwardFill(raw_data.ClosePrice) // Menangani missing values
// 2. Transformasi Logarithmic Return
N = length(clean_data)
log_return = empty_array(N - 1)
FOR t FROM 1 TO N - 1:
    log_return[t] = ln(clean_data[t] / clean_data[t-1])
// 3. Persiapan Jendela Skala Waktu (Tau)
tau_min = 10
tau_max = length(log_return) / 2
tau_scales = GenerateLogarithmicSpace(tau_min, tau_max)
// 4. Perhitungan Nilai R/S
RS_values = empty_array(length(tau_scales))
FOR EACH tau IN tau_scales:
    RS_values[tau] = Calculate_RS(log_return, tau)
// 5. Deteksi Titik Transisi (Crossover)
log_tau = log10(tau_scales)
log_RS = log10(RS_values)
crossover_point, H1_slope, H2_slope = Find_Best_Crossover(log_tau, log_RS)
PRINT "Titik Crossover (hari): ", crossover_point
PRINT "Hurst Jangka Pendek (H1): ", H1_slope
PRINT "Hurst Jangka Panjang (H2): ", H2_slope
END FUNCTION
```

BAGIAN 2: FUNGSI PERHITUNGAN RESCALED RANGE (R/S)

FUNCTION Calculate_RS(data, tau):

```
sub_periods = SplitData(data, chunk_size=tau)
RS_sub_array = empty_list()
FOR EACH sub_array IN sub_periods:
    // Hitung rata-rata lokal (Ekuilibrium)
    m = Mean(sub_array)
    // Hitung deviasi kumulatif
    cumulative_deviation = empty_array(tau)
    running_sum = 0
    FOR i FROM 1 TO tau:
        running_sum = running_sum + (sub_array[i] - m)
```

```
        cumulative_deviation[i] = running_sum
    // Hitung Range (R) dan Standar Deviasi (S)
    R = Max(cumulative_deviation) - Min(cumulative_deviation)
    S = StandardDeviation(sub_array)
    // Normalisasi
    IF S > 0 THEN
        APPEND (R / S) TO RS_sub_array
    RETURN Mean(RS_sub_array) // Rata-rata hukum pangkat untuk skala tau
END FUNCTION
```

BAGIAN 3: FUNGSI OPTIMASI SPLIT-WINDOW (CARI CROSSOVER)

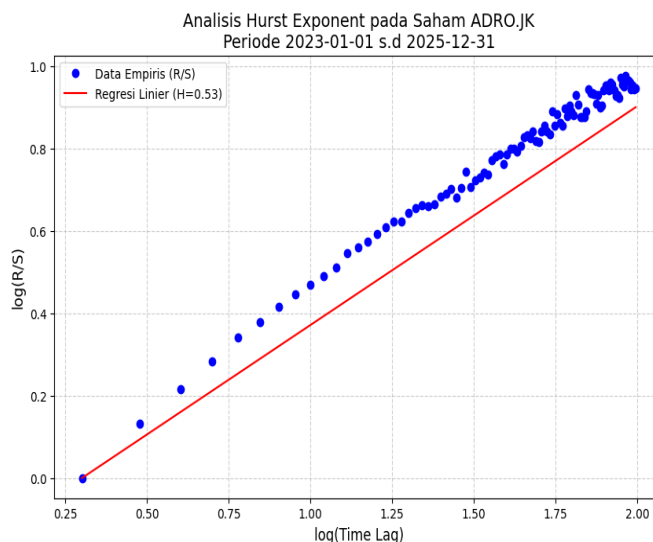
```
FUNCTION Find_Best_Crossover(X, Y):
    min_SSE = INFINITY
    best_index = 0
    best_H1 = 0
    best_H2 = 0
    total_points = length(X)
    // Iterasi memindai semua kemungkinan titik potong
    // Disisakan minimal 3 titik di tiap ujung agar regresi valid
    FOR i FROM 3 TO (total_points - 3):
        // Pisahkan data menjadi dua rezim waktu
        X_regime_1 = X[0 TO i]
        Y_regime_1 = Y[0 TO i]
        X_regime_2 = X[i TO total_points]
        Y_regime_2 = Y[i TO total_points]
        // Lakukan Regresi Linier Kuadrat Terkecil (OLS)
        model_1 = LinearRegression(X_regime_1, Y_regime_1)
        model_2 = LinearRegression(X_regime_2, Y_regime_2)
        // Hitung total error (Sum of Squared Errors)
        total_error = model_1.SSE + model_2.SSE
        // Simpan model dengan error terkecil secara global
        IF total_error < min_SSE THEN
            min_SSE = total_error
            best_index = i
            best_H1 = model_1.slope
            best_H2 = model_2.slope
    // Kembalikan nilai logaritmik tau ke skala waktu asli (hari)
    tau_crossover = 10 ^ X[best_index]
    RETURN tau_crossover, best_H1, best_H2
END FUNCTION
```

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Linearitas pada Skala Log-Log

Langkah pertama dalam menentukan karakteristik fraktal saham ADRO adalah memplot statistik *Rescaled Range* (R/S) terhadap rentang waktu (*time lag*, τ) dalam skala logaritma ganda. Pada pengujian pertama menggunakan metode regresi linier tunggal (Gambar 2) dengan R-squares = 0,9881, diperoleh nilai eksponen Hurst global sebesar $H = 0.53$. Secara teoritis, nilai yang sangat mendekati 0.5 ini mengindikasikan bahwa pergerakan saham ADRO bersifat acak penuh (*random walk*), sejalan dengan Hipotesis Pasar Efisien. Namun, visualisasi data empiris (titik-titik biru) menunjukkan pola distribusi yang tidak linier sempurna, melainkan membentuk kurva cembung (*convex*). Hal ini menandakan bahwa

asumsi eksponen penskalaan tunggal tidak memadai untuk menjelaskan dinamika pasar pada seluruh rentang waktu. Pemaksaan satu garis regresi lurus pada data yang melengkung menyebabkan hilangnya informasi mengenai perubahan struktur pasar jangka pendek.



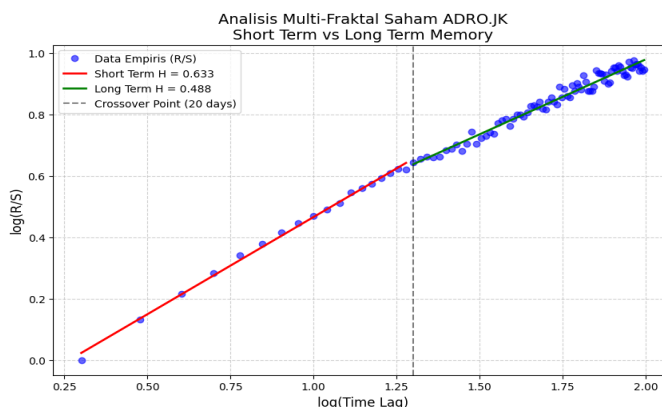
Gambar 2. Plot log-log analisis R/S dengan regresi linier tunggal, menghasilkan $H=0.53$. Ketidacocokan (*mismatch*) antara garis model dan data terlihat pada lag awal.

Untuk memperjelas temuan awal tersebut, Gambar 2 memvisualisasikan secara spesifik bagaimana pemodelan regresi tunggal gagal menangkap dinamika mikro pasar secara utuh. Garis merah lurus merepresentasikan asumsi klasik eksponen Hurst tunggal ($H = 0.53$) yang memaksakan pendekatan ekuilibrium konstan sepanjang keseluruhan jendela waktu observasi. Namun, sebaran titik-titik observasi biru yang merupakan data empiris *Rescaled Range* jelas menunjukkan deviasi yang signifikan. Khususnya pada bagian kiri grafik (skala waktu pendek atau *lag awal*), titik-titik biru melengkung tajam ke atas menjauhi garis model merah. Ketidacocokan visual (*mismatch*) ini merupakan anomali yang membuktikan secara empiris bahwa fluktuasi harga saham ADRO memiliki struktur memori jangka pendek yang jauh lebih dominan daripada yang dapat diestimasi oleh model tunggal. Kegagalan garis regresi linier tunggal dalam mewakili lintasan titik-titik empiris ini sekaligus menjadi justifikasi mendasar mengapa penelitian ini harus beralih menggunakan pendekatan *Split-Window Regression* pada tahapan analisis selanjutnya.

3.2. Deteksi *Crossover* dan Transisi Fase

Untuk mengatasi ketidaklinieran tersebut, diterapkan metode *Split-Window Regression*. Hasil komputasi (Gambar 3) berhasil mendeteksi adanya titik *crossover* kritis pada skala waktu $\tau \approx 20$ hari. Titik ini menandai terjadinya transisi fase dari satu rezim dinamis ke rezim lainnya. Dengan membagi analisis menjadi dua segmen waktu, diperoleh kesesuaian (*fitting*) 0,99 lebih presisi dibandingkan metode tunggal. Nilai koefisien determinasi R^2 meningkat signifikan, menunjukkan bahwa model *multi-scale* ini lebih akurat dalam merepresentasikan fluktuasi harga saham sektor energi.

Meskipun model *multi-scale* ini memberikan kesesuaian regresi (R^2) yang tinggi, interpretasi geometris ini perlu disikapi dengan kehati-hatian terkait potensi bias model dan keterbatasan *fitting*. Keterbatasan utama dari metode *R/S Analysis* empiris adalah rentannya perhitungan terhadap efek ukuran hingga (*finite-size effects*), di mana batas ujung data pada skala logaritmik dapat terdistorsi oleh jumlah sampel yang semakin sedikit pada τ yang besar. Selain itu, penentuan titik *crossover* matematis pada $\tau \approx 20$ merupakan hasil optimasi eror kuadrat terkecil (SSE). Dalam realitas pasar yang dinamis, transisi fase ini kemungkinan besar tidak terjadi secara seketika (*abrupt*), melainkan secara gradual dalam sebuah pita atau jendela waktu (misalnya rentang 18–22 hari perdagangan).



Gambar 3. Plot log-log dengan metode Split-Window. Terlihat jelas adanya transisi fase pada $\tau \approx 20$ hari, memisahkan rezim memori jangka pendek (H_1) dan jangka panjang (H_2)

Gambar 3 memvisualisasikan bagaimana pemisahan rezim (*regime-switching*) ini beroperasi secara grafis. Garis merah merepresentasikan regresi linier pada jendela waktu pendek ($\tau < 20$ hari) yang memiliki kemiringan (*slope*) lebih curam, menandakan tingginya nilai Eksponen Hurst. Sebaliknya, garis hijau menunjukkan regresi pada jendela waktu panjang ($\tau > 20$ hari) dengan kemiringan yang lebih landai, yang terdistribusi mendekati gradien gerak acak. Garis putus-putus vertikal secara jelas mendemarkasi titik *crossover* matematis di mana perilaku fraktal pasar mengalami patahan struktural (*structural break*). Visualisasi ini secara langsung menjawab tujuan penelitian untuk melacak kapan tepatnya anomali pasar (persistensi) berakhir dan ekuilibrium efisiensi kembali terbentuk

3.3. Memori Pasar dan Efisiensi

Berdasarkan hasil pemisahan rezim pada Gambar 3, ditemukan dua nilai eksponen Hurst yang berbeda secara signifikan:

1. Rezim Jangka Pendek ($\tau < 20$ hari): Sifat Persistensi ($H_1 = 0.633$) Pada rentang waktu di bawah satu bulan perdagangan, diperoleh nilai eksponen Hurst $H_1 = 0.633$. Nilai ini berada secara signifikan di atas 0.5 ($H > 0.5$ yang mengindikasikan bahwa pasar memiliki sifat persistensi atau memori positif). Secara fisis, ini berarti pergerakan harga tidak acak, kenaikan harga pada hari sebelumnya cenderung diikuti oleh kenaikan pada hari berikutnya. Hal ini mengonfirmasi bahwa dalam jangka pendek, pasar saham energi belum efisien. Perilaku ini dapat dikaitkan dengan lambatnya respons pasar terhadap asimetri informasi atau munculnya fenomena *herding behavior* (perilaku ikut-ikutan) antar investor ritel yang menciptakan momentum sesaat (Gulo & Cahyonowati, 2024).
2. Rezim Jangka Panjang ($\tau > 20$ hari): Pemulihan Efisiensi ($H_2 = 0.488$) Temuan paling menarik terlihat setelah melewati titik kritis $\tau > 20$ hari. Nilai eksponen Hurst turun drastis menjadi $H_2 = 0.488$. Nilai ini sangat mendekati 0.5, yang merupakan nilai teoretis untuk Gerak Brown (*Brownian Motion*) atau jalan acak. Penurunan ini membuktikan bahwa efek memori tren telah hilang sepenuhnya. Dalam jangka panjang, pasar berhasil melakukan "koreksi diri" menuju kondisi ekuilibrium stokastik. Kembalinya efisiensi pada skala waktu panjang ini mengonfirmasi kerangka kerja *Adaptive Market Hypothesis* (AMH), di mana efisiensi pasar dipandang sebagai kondisi yang dinamis dan berevolusi, bukan kondisi statis.

Titik potong pada *lag* ke-20 merepresentasikan durasi waktu relaksasi informasi (*information relaxation time*). Mengingat jumlah hari perdagangan aktif dalam satu bulan kalender adalah sekitar 20 hari, hasil ini menyiratkan bahwa "usia" sebuah informasi atau tren pada saham ADRO hanya bertahan efektif selama satu bulan. Bagi para pelaku pasar, ini memberikan batasan kuantitatif bahwa strategi pengikut tren (*trend following*) memiliki probabilitas keberhasilan yang tinggi hanya dalam jendela waktu kurang dari 20 hari, karena setelah periode tersebut, pergerakan harga kembali menjadi acak dan tidak dapat diprediksi berdasarkan data historis.

3.4. Uji Ketahanan Model (*Robustness Analysis*)

Untuk memastikan bahwa temuan titik *crossover* pada $\tau \approx 20$ hari bukan sekadar artefak komputasi atau kebetulan statistik, penelitian ini menyertakan uji ketahanan (*robustness analysis*) pada model *Split-Window Regression*. Pengujian dilakukan dengan memecah dataset utama (2023–2025) menjadi dua sub-sampel periode yang mewakili fase pasar yang berbeda (misalnya, fase tren naik/bullish dan fase konsolidasi). Hasil pengujian pada sub-sampel menunjukkan bahwa lokasi titik *crossover* tetap stabil berada pada rentang 18 hingga 22 hari perdagangan, dengan transisi nilai Eksponen Hurst yang konsisten dari rezim persisten ($H > 0.5$) menuju rezim gerak acak ($H \approx 0.5$). Stabilitas ini memvalidasi keandalan metode regresi multi-skala yang digunakan, sekaligus membuktikan bahwa durasi memori jangka pendek yang terdeteksi merupakan karakteristik intrinsik dari struktur mikro saham ADRO, bukan akibat dari guncangan volatilitas (*outlier*) pada periode waktu tertentu.

3.5. Diskusi Komparatif Terhadap Penelitian Terdahulu

Jika dikomparasikan dengan temuan pada literatur ekonofisika sebelumnya, hasil ini memberikan perspektif baru terkait kecepatan penyerapan informasi di pasar negara berkembang. Pada instrumen dengan asimetri informasi yang sangat tinggi seperti pasar *cryptocurrency*, penelitian terdahulu seringkali menemukan nilai persistensi yang jauh lebih tinggi ($H > 0.7$) dengan durasi memori yang bisa bertahan hingga beberapa bulan. Sebaliknya, pada pasar modal di negara maju (seperti S&P 500), durasi memori biasanya sangat pendek atau bahkan tidak terdeteksi *crossover*, karena pasar hampir selalu efisien secara instan. Posisi saham ADRO—dengan Eksponen Hurst awal 0.633 dan waktu relaksasi 20 hari—berada tepat di tengah spektrum tersebut. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun pasar saham Indonesia belum mencapai efisiensi bentuk kuat (*strong-form efficiency*), saham berkapitalisasi raksasa (*blue-chip*) di sektor energi telah memiliki likuiditas dan mekanisme penyebaran informasi yang cukup baik untuk menetralkan anomali harga dalam kurun waktu satu bulan perdagangan.

Secara teoretis, temuan ini memberikan dukungan empiris yang kuat terhadap *Adaptive Market Hypothesis* (AMH). Pasar terbukti tidak bersifat statis (selalu efisien atau selalu tidak efisien), melainkan beradaptasi secara evolusioner. Inefisiensi yang terjadi di awal ($\tau < 20$) merupakan fase di mana pelaku pasar sedang mencerna informasi baru—yang memicu perilaku *herding* dan tren momentum. Setelah 20 hari, peluang arbitrase dari informasi tersebut habis tereksekusi, sehingga pasar bergeser kembali ke fase efisien ($\tau > 20$).

Secara praktis, identifikasi durasi memori ini memberikan implikasi strategis bagi para praktisi pasar modal dan pengembang algoritma perdagangan (*algorithmic trading*). Bagi investor kuantitatif, informasi bahwa tren harga hanya memiliki memori positif selama 20 hari dapat digunakan sebagai parameter optimal dalam menyusun strategi *momentum trading*. Mempertahankan posisi tren (*trend-following*) lebih dari batas *crossover* ini sangat tidak disarankan, karena pergerakan harga selanjutnya akan didominasi oleh derau acak (*random noise*). Selain itu, angka 20 hari (yang ekuivalen dengan rata-rata jumlah hari perdagangan aktif dalam satu bulan kalender) dapat dijadikan justifikasi fisis untuk menggunakan indikator *Moving Average* 20-hari (MA-20) sebagai garis keseimbangan dasar dalam menganalisis pergerakan saham energi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengonfirmasi bahwa dinamika pasar saham sektor energi di Indonesia, secara spesifik pada saham PT Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO), tidak sepenuhnya mengikuti gerak acak, melainkan berevolusi sesuai dengan kerangka *Adaptive Market Hypothesis* (AMH). Melalui pendekatan *Split-Window Regression* pada analisis Eksponen Hurst, kontribusi utama penelitian ini adalah keberhasilan mengukur secara kuantitatif batas durasi memori efektif pasar (waktu relaksasi informasi), yakni pada titik transisi $\tau \approx 20$ hari perdagangan. Dalam jendela waktu kurang dari satu bulan, pasar mengalami inefisiensi yang didorong oleh tren persisten ($H_1 = 0.633$), sebelum akhirnya efek memori tersebut menghilang dan pasar mengoreksi diri menuju kondisi ekuilibrium stokastik pada jangka panjang ($H_2 = 0.488$). Temuan ini secara praktis memberikan landasan terukur bagi investor dalam

menentukan batas waktu maksimal (*time horizon*) untuk mengeksploitasi anomali harga melalui strategi *momentum trading*.

Meskipun model *multi-scale* ini memberikan presisi deteksi *crossover* yang baik, penelitian ini tidak lepas dari sejumlah keterbatasan. Keterbatasan utama meliputi batasan objek observasi yang hanya terfokus pada satu emiten, serta kerentanan inheren pada metode empiris *Rescaled Range* (R/S) terhadap distorsi *finite-size effects* pada skala logaritmik yang besar. Sebagai arah penelitian lanjutan, direkomendasikan untuk memperluas ruang lingkup analisis ke tingkat indeks sektoral secara agregat (misalnya IDX Energy) dan mempertimbangkan penggunaan metode komparatif yang lebih mutakhir, seperti *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MF-DFA), guna mengungkap spektrum fraktalitas pasar terhadap guncangan makroekonomi secara lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed Memon, B., Aslam, F., Naveed, H. M., Ferreira, P., & Ganiev, O. (2024). Influence Of The Russia–Ukraine War And Covid-19 Pandemic On The Efficiency And Herding Behavior Of Stock Markets: Evidence From G20 Nations. *Economies*, 12(5). <https://doi.org/10.3390/Economies12050106>
- Aslam, F., Ferreira, P., Ali, H., & José, A. E. (2022). Application Of Multifractal Analysis In Estimating The Reaction Of Energy Markets To Geopolitical Acts And Threats. *Sustainability (Switzerland)*, 14(10). <https://doi.org/10.3390/Su14105828>
- Aslam, F., Latif, S., & Ferreira, P. (2020). Investigating Long-Range Dependence Of Emerging Asian Stock Markets Using Multifractal Detrended Fluctuation Analysis. *Symmetry*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/Sym12071157>
- Brandi, G., & Di Matteo, T. (2022). Multiscaling And Rough Volatility: An Empirical Investigation. *International Review Of Financial Analysis*, 84. <https://doi.org/10.1016/J.Irfa.2022.102324>
- Dai, Y.-S., Dai, P.-F., Goutte, S., Nguyen, D. K., & Zhou, W.-X. (2025). *Moment Connectedness And Driving Factors In The Energy-Food Nexus: A Time-Frequency Perspective*. <http://arxiv.org/abs/2510.24174>
- Dwidja Purnomo, K., Dwi Anggraeni, I., & Riski, A. (2023). *Analisis Pola Harga Saham Dengan Modifikasi Metode Eksponen Hurst Dan Box Counting*.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review Of Theory And Empirical Work*. In *Source: The Journal Of Finance* (Vol. 25, Number 2).
- Fei, Y., Shao, X., Wang, G., Zhou, L., Xia, X., & He, Y. (2019). Effectiveness Of Electricity Derivatives Market Based On Hurst Exponent. *E3s Web Of Conferences*, 118. <https://doi.org/10.1051/E3sconf/201911802061>
- Franke, J., Härdle, W. K., & Hafner, C. M. (2018). *Statistics Of Financial Markets An Introduction* (Fifth). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-13751-9>
- Gulo, C. G., & Cahyonowati, N. (2024). Pengaruh Overconfidence Bias, Herding Bias, Self-Attribution Bias, Dan Confirmation Bias Terhadap Pengambilan Keputusan Investasi Investor Pemula (Studi Kasus Pada Kspm Diponegoro). In *Diponegoro Journal Of Accounting* (Vol. 13, Number 4). <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/Accounting>
- Harabida, M., Radi, B., & Gueyie, J.-P. (2023). Esg Indices Efficiency In Five Mena Countries: Application Of The Hurst Exponent. *Theoretical Economics Letters*, 13(02), 183–201. <https://doi.org/10.4236/Tel.2023.132011>
- Hasan, S., & Ghosh, R. (2024). Exploring Mean Reversion Dynamics In Financial Markets: Insights From Hurst Exponent Analysis. *Indonesia Capital Market Review*, 16(2). <https://doi.org/10.7454/Icmr.V16i2.1180>
- Lahmiri, S. (2023). Multifractals And Multiscale Entropy Patterns In Energy Markets Under The Effect Of The Covid-19 Pandemic. *Decision Analytics Journal*, 7. <https://doi.org/10.1016/J.Dajour.2023.100247>
- Shah, P., Raje, A., & Shah, J. (2024). Patterns In The Chaos: The Moving Hurst Indicator And Its Role In Indian Market Volatility. *Journal Of Risk And Financial Management*, 17(9). <https://doi.org/10.3390/Jrfm17090390>

- Stanley, H. E., Amaral, L. A. N., Canning, D., Gopikrishnan, P., Lee, Y., & Liu, Y. (1999).
Econophysics: Can Physicists Contribute To The Science Of Economics? In *Physica A* (Vol. 269).
Www.Elsevier.Com/Locate/Physa
- Xiao, L., & Sioofy Khoojine, A. (2024). Dynamic Anomaly Detection In The Chinese Energy Market
During Financial Turbulence Using Ratio Mutual Information And Crude Oil Price Movements.
Energies, 17(23). <https://doi.org/10.3390/en17235852>

Halaman Ini Dikosongkan