

REDEFINISI DINAMIKA *SAFE-HAVEN*: PEMODELAN TRANSISI REZIM VOLATILITAS PASAR KRIPTO MENGGUNAKAN *HYBRID DEEP LEARNING* PASCA GUNCANGAN HARGA EMAS

Ratu Chairunisa^{1*}, Diena Rauda Ramdania²

¹Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka, Indonesia

²Program Studi Teknik Informatika, UIN Sunan Gunung Djati Bandung, Indonesia

*Penulis korespondensi: 044931691@ecampus.ut.ac.id

ABSTRAK

Dinamika pasar keuangan global yang terus bergeser menantang peran tradisional aset *safe-haven* seperti emas, terutama di tengah gejolak volatilitasnya baru-baru ini. Fenomena ini membuka ruang bagi aset alternatif seperti mata uang kripto untuk ditinjau kembali perannya. Penelitian ini bertujuan untuk mendefinisikan ulang dan memodelkan dinamika *safe-haven* pada empat aset kripto teratas sebagai respons terhadap guncangan harga emas yang sering terjadi belakangan ini. Dengan menggunakan pendekatan dualistik, penelitian ini membandingkan kemampuan pemodelan dari model ekonometrika konvensional, yaitu *Glosten–Jagannathan–Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* atau disingkat menjadi GJR-GARCH yang mampu menangkap respons asimetris terhadap guncangan positif maupun negatif dengan arsitektur *deep learning Long Short-Term Memory* (LSTM) yang unggul dalam mengidentifikasi pola non-linear dan dependensi jangka panjang. Data yang digunakan adalah data harian berfrekuensi tinggi hingga periode terkini yang diambil dari yahoo finance. Penelitian ini menguji hipotesis peralihan tindakan investor menuju kripto sebagai "*safe-haven* spekulatif" melalui analisis guncangan harga emas terhadap empat aset kripto teratas saat ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata performa dari model hybrid GJR-GARCH-LSTM mencapai akurasi superior (95%) dalam memprediksi *regime transition volatility*, serta mengungkapkan kategori baru "*Safe-Haven* Spekulatif" karena aset kripto menunjukkan return positif signifikan (1.27%-15.10%) dengan volatilitas yang meningkat saat terjadi *gold shock*. Secara empiris, temuan ini mengkonfirmasi transmisi guncangan melalui tiga channel temporal berbeda (1-4 jam *contagion sentiment*, 10-15 jam *rebalancing institusional*, 16-24 jam *amplifikasi algoritmik*), memberikan bukti bahwa aset kripto lebih cocok sebagai strategi instrument spekulasi berbasis rezim daripada diversifier strategis jangka panjang dalam portofolio modern.

Kata kunci: GJR-GARCH, Kripto, LSTM, *Safe-Haven*, Transisi Rezim.

1. PENDAHULUAN

Pasar modal global dalam beberapa tahun terakhir mengalami gejolak yang signifikan, menyebabkan perubahan pada sistem perekonomian dunia dan seluruh indeks di dalamnya (Yuliana & Robiyanto, 2021). Menurut (Baur dan Lucey dalam Yuliana & Robiyanto, 2021), pada masa krisis ekonomi global tahun 2008, emas terbukti mampu bertahan di tengah ketidakstabilan pasar, seperti tingginya inflasi dan kegagalan mata uang. Hal tersebut terjadi karena emas memiliki karakteristik sebagai aset *safe haven* dan alat lindung nilai (*hedge*), yang berfungsi mengurangi risiko investasi. Aset *safe haven* memiliki korelasi rendah atau negatif terhadap aset lain ketika

terjadi guncangan pasar atau ketidakpastian politik, sementara aset *hedge* bergerak berlawanan arah untuk melindungi nilai portofolio. Dalam beberapa tahun terakhir, sejumlah penelitian mulai menyoroti potensi *cryptocurrency* sebagai aset *safe haven*, meskipun statusnya masih diperdebatkan (Bouri et al., 2017a dalam Pastén-Henríquez dkk., 2025).

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan mendasar dalam sektor keuangan melalui kemunculan mata uang kripto (*cryptocurrency*) yang menggunakan sistem kriptografi untuk mengamankan transaksi. *Cryptocurrency* pertama kali diperkenalkan oleh Satoshi Nakamoto pada tahun 2008 sebagai bentuk uang digital yang memungkinkan transaksi terdesentralisasi tanpa campur tangan lembaga keuangan (Nakamoto, 2008 dalam Choi & Shin, 2022). Berbeda dengan sistem keuangan tradisional yang bergantung pada pengawasan terpusat, *cryptocurrency* beroperasi dengan sistem konsensus terdistribusi berbasis *blockchain* yang menjamin keamanan dan ketidakubahaan data. Sejak kemunculan Bitcoin pada tahun 2009, berbagai *cryptocurrency* lain seperti Ethereum, BNB, dan Solana turut berkembang dengan karakteristik dan fungsi unik, seperti konsep *smart contract* yang diperkenalkan oleh Ethereum (Elsayed dkk., 2022). Meskipun volatilitas pasar kripto sangat tinggi, banyak investor memandangnya sebagai bentuk diversifikasi aset dan pelindung nilai terhadap inflasi serta risiko geopolitik (Zhang et al., 2019 dalam (Zhang dkk., 2025). Bahkan, Bitcoin sering disebut sebagai “emas digital” karena potensinya untuk berperan sebagai aset *safe haven* di era keuangan modern.

Pemodelan volatilitas memiliki peranan penting dalam manajemen risiko, terutama sejak diterapkannya kerangka regulasi Basel III pasca-krisis keuangan global 2008. Regulasi tersebut menuntut perbankan dan lembaga keuangan untuk memperkuat sistem pengelolaan risiko dan modal. Dalam konteks ini, kehadiran *cryptocurrency* menambah tantangan baru karena volatilitasnya yang ekstrem dan sifat non-linier pasar digital. Volatilitas sendiri merupakan indikator utama dalam pengukuran risiko dan ketidakpastian pasar (Zaremba dkk., 2020). Logam mulia seperti emas telah terbukti menjadi aset yang mampu menjaga stabilitas portofolio selama periode tekanan pasar (Antonakakis & Kizys dalam Wijaya & Ulpah, 2022).

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa peran *safe haven* emas bersifat kondisional. (Ryan dkk., 2024) menyebutkan bahwa peran *safe haven* emas paling kuat ketika terjadi penurunan pasar yang dipicu oleh berita ekonomi makro, serangan terorisme, atau kebijakan perdagangan. (Ameur dkk., 2024) menemukan bahwa emas menunjukkan sifat *safe haven* terhadap berbagai tingkat ketegangan geopolitik, sedangkan efektivitas mata uang kripto sebagai *hedge* dan *safe haven* bervariasi di antara pasar. Namun, jika dilihat dari jumlah investor aset kripto di Indonesia yang menyetor angka 12,4 juta pada Februari 2020 (data Bappepti) dan jumlah rekening pemberi pinjaman fintech lending sebesar 10,9 juta pada Februari 2020 (data KSEI) maka aset kripto dapat digolongkan sebagai aset alternatif ((PWMI), 2023). Sementara itu, Wang dan Lee dalam (Azimli, 2024) menegaskan bahwa emas merupakan aset penting yang berfungsi sebagai pelindung nilai terhadap fluktuasi nilai tukar serta terbukti menjadi aset aman selama pandemi COVID-19 dan konflik Rusia–Ukraina. (Zhang dkk., 2025) menemukan bahwa emas berperan sebagai *safe haven* di negara-negara G7 dengan cadangan emas besar, sedangkan di negara berkembang (E7), peran tersebut cenderung sebagai *diversifier* meskipun dalam kondisi pasar tertentu dapat berubah menjadi *hedge*.

Hubungan antara pasar komoditas (emas) dan pasar kripto semakin menarik perhatian peneliti. (Pastén-Henríquez dkk., 2025) menemukan bahwa Bitcoin dan Ethereum berperilaku sebagai *safe haven* selama konflik Rusia–Ukraina, namun tidak konsisten selama konflik Palestina–Israel. Hasil tersebut menunjukkan bahwa perilaku *safe haven* kripto bersifat kontekstual dan dipengaruhi oleh sentimen geopolitik serta dinamika pasar global. Hal ini membuktikan bahwa keterkaitan

antara harga emas dan pasar kripto bersifat dinamis dan potensial memunculkan transisi rezim volatilitas.

Lebih lanjut, penelitian-penelitian terbaru di bidang keuangan menunjukkan bahwa pasar finansial modern memiliki karakteristik struktural non-linier yang kompleks, sehingga metode statistik tradisional seperti GARCH sering kali tidak mampu menggambarkan dinamika pasar dengan baik (Asness, 2016; Rasekhschaffe, 2019 dalam You dkk., 2025). Dalam konteks ini, pendekatan *deep learning* seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Convolutional Neural Network (CNN) menawarkan alternatif yang lebih fleksibel untuk menangani data deret waktu yang sangat volatil. (You dkk., 2025) mengembangkan model prediksi harga emas berbasis CNN–LSTM yang mampu menangkap pengaruh peristiwa tak terduga dan ketidakpastian kebijakan ekonomi secara lebih akurat. Model gabungan ini terbukti meningkatkan performa prediktif dibandingkan metode tradisional, sekaligus memberikan dukungan pengambilan keputusan yang lebih efektif bagi investor dan pembuat kebijakan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berupaya menjawab beberapa pertanyaan utama, yaitu: (1) bagaimana guncangan harga emas baik positif maupun negative mempengaruhi dinamika volatilitas dan memicu potensi transisi rezim di pasar kripto; (2) apakah terdapat bukti empiris bahwa ada kemungkinan bagi investor memperlakukan kripto sebagai sarana *safe haven* spekulatif ketika terjadi lonjakan harga emas; serta (3) model manakah yang memberikan akurasi dan wawasan lebih superior dalam memodelkan transisi volatilitas dari emas ke pasar kripto, antara model ekonometrika asimetris GJR-GARCH dan model berbasis *deep learning* LSTM.

Secara umum, penelitian ini menghadirkan kebaruan dengan menjadi studi pertama yang secara empiris mengkaji transisi rezim volatilitas di pasar kripto pada empat mata uang kripto teratas sebagai respons terhadap guncangan harga emas. Penelitian ini menggabungkan pendekatan ekonometrika asimetris GJR-GARCH dengan model Recurrent Neural Network (RNN) berbasis LSTM menggunakan data intraday pasar kripto. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai peran aset digital sebagai *safe haven* di era keuangan modern yang semakin terdesentralisasi serta memberikan kontribusi empiris terhadap literatur mengenai dinamika volatilitas lintas pasar komoditas dan aset digital.

2. METODOLOGI

2.1. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui appreciation Application Programming Interface (API) Yahoo Finance selama periode 11 November 2024 s.d 11 November 2025. Penelitian ini menggunakan data intraday dengan interval waktu satu jam yang bertujuan untuk menangkap dinamika pergerakan harga yang lebih detail dibandingkan dengan data harian, sekaligus menghindari *noise* yang berlebihan yang umumnya terdapat pada data dengan interval waktu yang lebih singkat. Mata uang kripto yang dikumpulkan adalah empat aset teratas, yaitu Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Ripple (XRP), dan Gold. Setiap observasi data mencakup enam variabel utama yang umum digunakan dalam analisis data pasar keuangan yang terdiri dari *Datetime*, *Open*, *Low*, *Close*, dan *Volume*. Total observasi yang berhasil dikumpulkan untuk seluruh aset adalah 40.728 data. Proses implementasi model dan penerapan kode python dalam lanskap keuangan merujuk pada beberapa sumber literatur dan dokumentasi teknis, termasuk (Brownlee, 2018; DE PRADO, 2018; Kaabar, 2024; Raharjo, 2022)

2.2. Financial Time Series Models

2.2.1. GJR-GARCH Model

GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) adalah model yang digunakan untuk memodelkan pengklasifikasian volatilitas yang melekat pada seri waktu keuangan yang mampu menangkap variansi kondisional σ_t^2 sebagai fungsi dari residu kuadrat masa lalu dan variansi masa lalu:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (1)$$

dimana $\omega > 0, \alpha \geq 0, \beta \geq 0$, dan $\alpha + \beta < 1$ dipastikan stasioner (Nsengiyumva dkk., 2025).

Model GJR-GARCH (*Glosten-Jagannathan-Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) adalah perluasan dari model GARCH yang diperkenalkan oleh Glosten, Jagannathan, dan Runkle pada tahun 1993 yang diciptakan untuk memodelkan efek asimetris atau efek *leverage* dari volatilitas. Berikut adalah formula dari GJR-GARCH secara umum:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^u \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^v \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma_i I_{t-i} \epsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

dimana α, β , dan γ adalah parameter-parameter konstan, dan I adalah fungsi indikator yang mengambil nilai nol ketika ϵ_{t-i} adalah positif dan mengambil nilai satu ketika ϵ_{t-i} adalah negatif. Jadi, variabel *dummy* dapat membedakan guncangan positif dan negatif, serta koefisien γ mewakili efek tambahan dari guncangan negatif yang mengakibatkan meningkatnya volatilitas (Smolović dkk., 2017).

2.2.2. LSTM RNNs Model

LSTM adalah salah satu jenis RNNs yang dapat menghindari masalah dengan menggunakan sel memori atau keadaan yang dapat mengingat informasi dalam jangka Panjang atau dengan mudah melupakan data masa lalu yang tidak diperlukan (Hochreiter and Schmidhuber, 1997 dalam Kakade dkk., 2022)

Reccurent Neural Networks LSTM (RNNs) sangat mahir dalam menangani urutan data yang panjang. Arsitektur LSTM terdiri dari sel memori dengan tiga mekanisme gerbang: gerbang lupa, gerbang masukan, dan gerbang keluaran. Gerbang lupa didefinisikan oleh:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

Dimana f_t mewakili *output* dari *forget gate*, σ menunjukkan fungsi aktivasi sigmoid, dan W_f, b_f adalah beban dan bias (Nsengiyumva dkk., 2025)

Ketika masukan ke gerbang *input* memiliki signifikansi tinggi terhadap keadaan utama, gerbang *input* menulis data ini ke dalam keadaan jaringan saraf berdasarkan tingkat pentingnya. Untuk gerbang lupa, jika data input menyimpang secara signifikan dari keadaan jaringan, gerbang lupa melakukan penyesuaian kecil pada keadaan dan memasukkan data *input* sesuai dengan tingkat pentingnya. Output dari gerbang output dipengaruhi oleh data input terbaru dan keadaan jaringan saraf. Ketiga gerbang ini yaitu input, lupa, dan output mengatur kemampuan jaringan saraf untuk menyimpan atau membuang data. Mekanisme ini tidak hanya memberikan jaringan kemampuan untuk mengingat data berurutan tetapi juga mencegah hilangnya gradien atau ledakan gradien akibat volume data yang besar (Wang dkk., 2024).

2.2.3. Hybrid GJR-GARCH LSTM Model

Penelitian ini mengembangkan arsitektur LSTM untuk klasifikasi rezim volatilitas *cryptocurrency* dengan menggunakan informasi dari estimasi GJR-GARCH sebagai fondasi analisis. Model dimulai dengan estimasi GJR-GARCH pada *return logarithmic cryptocurrency* menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang menghasilkan *time series conditional volatility*, *standardized residuals*, dan *parameter structural* yang menangkap *volatility clustering* dan *persistence effects* yang menjadi *stylized facts* pasar kripto. Output dari model GJR-GARCH ditransformasi menjadi fitur yang lebih beragam bersama *raw returns* dalam *sliding window sequences* dengan *lookback period 24 timesteps*, menciptakan representasi multidimensional yang mengintegrasikan informasi ekonometrik terstruktur dengan *temporal patterns* kompleks yang kemudian dimasukkan ke dalam arsitektur LSTM yang memiliki dua *layer* (128 dan 64 *units* dengan *dropout 0.3*) yang dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate 0.001* dan *loss function sparse categorical crossentropy* untuk klasifikasi multi-class rezim volatilitas.

Jaringan LSTM berfungsi sebagai non-linear *pattern recognition layer* yang mempelajari *temporal dependencies*, *regime transitions*, dan interaksi antar-fitur yang tidak tertangkap oleh *functional* dari parametrik GJR-GARCH khususnya dalam mendeteksi perubahan rezim volatilitas yang bersifat tiba-tiba dan kompleks di pasar kripto. Integrasi sekuensial ini menciptakan kolaborasi di mana GJR-GARCH menyediakan wawasan interpretasi ekonometrika, estimasi volatilitas, dan mampu menangkap pola asimetris, sedangkan LSTM untuk prediksi transisi rezim yang mampu menangkap pola spesifik non-linear dan *long-term dependencies*, serta dinamika pasar yang terus berkembang. Model LSTM divalidasi menggunakan train-test split dengan evaluasi *out-of sample performance*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

3.1.1. Statistik Data Deskriptif

Pada bagian ini disajikan temuan empiris dari penelitian ini, yang menganalisis kinerja model hybrid GJR GARCH-LSTM dalam memprediksi rezim volatilitas dan membandingkan kinerjanya dengan model GARCH dan LSTM yang berdiri sendiri. Pada bagian ini penulis juga mengeksplorasi karakteristik volatilitas data melalui analisis deskriptif, analisis visual, dan kuantifikasi risiko. Model hibrida GJR-GARCH-LSTM sangat unggul dalam memprediksi rezim volatilitas dalam pasar kripto yang secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan dengan model individu. Kinerja unggul model hibrida ini dikaitkan dengan kombinasi kemampuan dari masing-masing model yang secara bersamaan menggunakan kondisional volatilitas dari model GJR-GARCH sebagai fitur yang akan di-input pada model LSTM (Nsengiyumva dkk., 2025)

Tabel 1 memberikan ringkasan komprehensif tentang statistik deskriptif dan ukuran return harian harga untuk empat mata uang kripto yang dipilih. Analisis mencakup periode dari 10 November 2024 hingga 10 November 2025.

Tabel 1 Statistik Deskriptif Return Harian *Cryptocurrency* (Data Intraday 1 Jam)

Statistic	BTC Return	ETH Return	BNB Return	XRP Return
Count	5707	5704	5707	5707
Mean	0.001159	-0.003303	-0.000491	0.009130
Std Dev	0.538827	0.849354	0.663819	1.129334
Min	-5.040152	-12.670463	-9.475581	-14.465069
25%	-0.238722	-0.391083	-0.269600	-0.446800

Statistic	BTC Return	ETH Return	BNB Return	XRP Return
50% (Median)	0.008536	0.017989	0.017415	0.014394
75%	0.256515	0.412083	0.303958	0.466799
Max	4.959178	8.361742	5.000458	10.704798
COV (Coefficient of Variation)	464.871589	-257.153724	-1352.647985	123.688613
Skewness	-0.320223	-0.766529	-0.954346	-0.139778
Kurtosis	7.665025	15.696570	13.783300	17.577433
Ljung-Box p-value	0.8766	0.0078***	0.3029	0.0151***
ADF p-value	0.0000***	0.0000***	0.0000***	0.0000***

Hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa keempat *cryptocurrency* memiliki karakteristik return dan risiko yang sangat bervariasi. Bitcoin relatif stabil dengan mean return positif kecil dan volatilitas moderat, sementara ETH dan XRP menunjukkan volatilitas ekstrem disertai risiko tinggi. XRP mencatat fluktuasi paling tajam dengan potensi keuntungan dan kerugian besar dalam satu periode, menegaskan adanya *risk-return trade-off* di pasar kripto. Distribusi return keempat aset menunjukkan *fat tails* (kurtosis jauh di atas 3) dan *skewness negatif*, menandakan tingginya kemungkinan pergerakan ekstrem dan risiko penurunan tajam. Uji ADF memastikan seluruh *return series* stasioner, memenuhi syarat untuk analisis time series lanjutan. Sementara itu, hasil Ljung-Box test mengindikasikan bahwa ETH dan XRP memiliki autokorelasi signifikan, mencerminkan adanya pola return yang persisten. Secara keseluruhan, temuan ini mengonfirmasi bahwa pasar kripto bersifat *non-normal*, volatil, dan asimetris, sehingga memerlukan pendekatan model GJR-GARCH untuk menangkap volatility clustering, efek asimetri, dan berdistribusi *fat-tail* dalam dinamika *return*-nya.

3.1.2. Karakteristik Rezim Volatilitas dan Estimasi Parameter Model

Penelitian ini mengidentifikasi bahwa terdapat tiga rezim volatilitas yang berbeda dalam dinamika pasar kripto menggunakan pendekatan *Markov-Switching Model* yang dikombinasikan dengan model GJR-GARCH. Pada tabel 2 disajikan distribusi temporal rezim volatilitas dan parameter asimetrik yang mampu menangkap *leverage effect* dari guncangan negatif.

Tabel 2 Karakteristik Rezim Volatilitas dan Parameter GJR-GARCH

Crypto	Distribusi Rezim Volatilitas				Parameter GJR-GARCH(1,1)						
	Low	Medium	High	T ₁	T ₂	ω	α	γ	β	Stasioner	AIC
BTC	33.34%	33.33%	33.34%	0.33	0.47	0.01004	0.208	0.0034	0.777	0.986	9745.18
ETH	33.34%	33.33%	33.34%	0.6	0.77	0.03417	0.125	0.0588	0.809	0.963	19021.8
BNB	33.34%	33.33%	33.34%	0.39	0.61	0.00306	0.094	0.0268	0.892	1	12861.9
XRP	33.34%	33.33%	33.34%	0.64	0.95	0.02119	0.145	0.0275	0.841	1	22058

Hasil estimasi menunjukkan bahwa keempat kripto yang dianalisis menghabiskan waktu yang relatif seimbang di masing-masing rezim volatilitas. Distribusi yang hampir seragam ini mengindikasikan bahwa pasar kripto mengalami *frequent regime switching* tanpa dominasi satu rezim tertentu, berbeda dengan pasar aset tradisional yang cenderung stabil pada rezim volatilitas rendah. *Threshold* transisi antar rezim menunjukkan heterogenitas signifikan antar aset. Bitcoin memiliki *threshold Low-to-Medium* paling rendah (0.33%) dan *threshold Medium-to-High* di 0.47%, mengindikasikan sensitivitas tinggi terhadap *volatility shocks*. Sebaliknya, XRP menunjukkan *threshold* tertinggi (0.64% dan 0.95%), yang konsisten dengan karakteristik altcoin (ETH, BNB, dan XRP) dengan kapitalisasi lebih kecil yang memerlukan shock magnitude lebih besar untuk memicu transisi rezim. Parameter *leverage effect* (γ) mengungkapkan asimetri respons

volatilitas terhadap shock positif dan negatif. Ethereum menunjukkan koefisien γ tertinggi (0.0588), sementara Bitcoin memiliki *leverage effect* terendah (0.0034). Temuan ini menantang fakta bahwa Bitcoin sebagai market leader seharusnya menunjukkan sensitivitas terbesar. Leverage effect yang tinggi pada ETH mengkonfirmasi bahwa *bad news* berdampak 5.88% lebih kuat terhadap volatilitas dibandingkan *good news* dengan *magnitude* sama. Parameter persistence (β) berkisar antara 0.777 (BTC) hingga 0.892 (BNB). Temuan kritis ini muncul pada kondisi stasioneritas dimana model: BNB dan XRP menunjukkan nilai $\alpha + \gamma/2 + \beta$ yang sangat mendekati atau sama dengan 1.000, mengindikasikan *borderline non-stationarity*. Kriteria informasi Akaike (AIC) dan Bayesian (BIC) yang relatif rendah mengkonfirmasi bahwa spesifikasi GJR-GARCH memberikan fit yang baik terhadap data, dengan BIC yang konsisten lebih tinggi dari AIC (penalti lebih besar untuk parameter tambahan), sesuai dengan prinsip *trade-off parsimony* dan *goodness-of-fit* dalam penentuan model.

3.1.3. Transmisi Guncangan harga Emas dan Dinamika Korelasi

Tabel 3 menyajikan bukti empiris mengenai mekanisme transmisi guncangan harga emas ke pasar kripto dan dinamika perubahan korelasi yang mengungkap karakteristik *safe-haven*.

Tabel 3 Transmisi Guncangan Emas dan Dinamika Safe-Haven

Crypto	Return Analysis			Correlation Dynamics			Causality & Safe Haven			
	Gold Crash	Normal	Δ Return	ρ Shock	ρ Normal	Δ Corr	Vol Mult	Granger Lags	p-value	SH Score
BTC	+6.01%	-0.19%	+6.20%	-0.061	-0.008	-0.053	1.16	1-4, 10, 16-24	0.057*	90
ETH	+4.05%	-0.66%	+4.71%	-0.132	-0.02	-0.112	1.04	1-3, 10-21	0.36	90
BNB	+1.27%	-0.12%	+1.39%	-0.081	-0.032	-0.049	1.11	10, 17-24	0.731	90
XRP	+15.10%	+0.26%	+14.84%	-0.028	-0.021	-0.007	1.11	3-Jan	0.032*	90

Keempat aset kripto menunjukkan return positif yang signifikan selama periode *gold crash* dengan XRP menunjukkan lonjakan paling tinggi (+15.10%), kontras tajam dengan return periode normal yang cenderung negatif atau mendekati nol. Pola ini tidak konsisten dengan kondisi hipotesis tradisional *safe-haven* yang memprediksi *capital flight* dari aset yang berisiko menuju *save haven*, melainkan mengindikasikan investor aktif membeli kripto saat emas merosot.

Korelasi negatif menguat selama guncangan (ETH menunjukkan perubahan terbesar Δ Corr = -0.112), namun disertai amplifikasi volatilitas 1.04-1.16 kali lipat bukan peredaman. BTC menunjukkan peningkatan volatilitas tertinggi (1.16x), mengkonfirmasi guncangan emas memperkuat volatilitas kripto. Kombinasi ini menciptakan “*paradox of speculative safe haven*” dimana korelasi negatif bukan hasil rotasi modal melainkan pergeseran rezim *risk appetite* yang mempengaruhi kedua aset secara berbeda.

Hasil Granger Causality Test memberikan bukti mengenai arah penularan shock antar pasar. BTC dan ETH menunjukkan hubungan sebab-akibat sangat kuat dengan 13-15 lag signifikan yang terdistribusi dalam dua pola yaitu respons langsung (lag 1-4 jam) dan amplifikasi tertunda (lag 16-24 jam). BNB hanya menunjukkan kausalitas pada lag menengah-panjang (16-24 jam) tanpa respons cepat, mengisyaratkan kendala likuiditas dan struktur pasar kurang efisien. XRP hanya menunjukkan kausalitas jangka pendek (1-3 jam) tanpa efek berkelanjutan, menegaskan dominasi aktivitas spekulatif jangka pendek (Antonakakis dkk., 2019).

Skor safe haven yang tinggi 90/100 untuk keempat aset memerlukan interpretasi yang lebih hati-hati. Skor ini akan lebih tepat dipahami sebagai “*Speculative Opportunity Score*”, yaitu

ukuran seberapa besar peluang keuntungan yang ditawarkan kripto ketika pasar emas sedang mengalami distress (Conlon dkk., 2020).

Return tinggi (+6% hingga +15%) memang memberi kontribusi besar pada skor, namun peningkatan volatilitas simultan menunjukkan aset yang dibeli investor untuk mencari keuntungan, bukan perlindungan, namun secara statistik tampak bergerak berlawanan dengan aset yang sedang tertekan. Secara mendasar, hal ini berbeda dari safe haven tradisional yang digunakan untuk menjaga nilai modal meskipun menawarkan hasil rendah atau bahkan negatif.

3.1.4. Validasi Model dan Akurasi Prediksi

Pada tabel 4 disajikan performa metrik dari model hybrid deep learning yaitu GJR-GARCH untuk modeling pola asimetri volatilitas dan LSTM untuk prediksi transisi rezim.

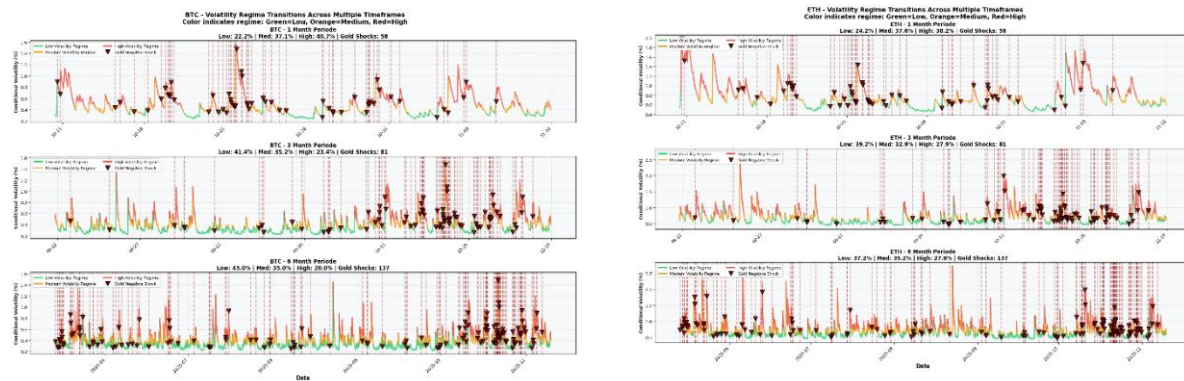
Tabel 4 Validasi dan Akurasi Prediksi Model Hybrid GJR-GARCH dan LSTM

Crypto	LSTM Performance Metrics				GJR-GARCH Model Selection			
	Accuracy	F1-Score	Precision	Recall	AIC	BIC	γ (Leverage)	β (Persist)
BTC	94.63%	94.60%	94.61%	94.63%	9745.18	9780.56	0.0034	0.777
ETH	95.77%	95.77%	95.79%	95.77%	19021.76	19057.14	0.0588	0.809
BNB	95.07%	95.06%	95.06%	95.07%	12861.92	12897.31	0.0268	0.892
XRP	94.89%	94.89%	94.88%	94.89%	22057.97	22093.35	0.0275	0.841

Model LSTM menunjukkan akurasi prediksi 94.63%-95.77% pada keempat *cryptocurrency*. Merepresentasikan kemajuan substansial dibandingkan model *markov-switching* dari model GARCH tradisional. Akurasi tertinggi diperoleh oleh ETH (95.77%) berkat kemampuan LSTM menangkap ketergantungan *non-linear* dan long-term memory dalam dinamika volatilitas. Konsistensi antar metrik ($\text{precision} \approx \text{recall}$) mengindikasikan performa seimbang tanpa bias signifikan terhadap *false positive* atau *false negative*, krusial untuk aplikasi manajemen risiko.

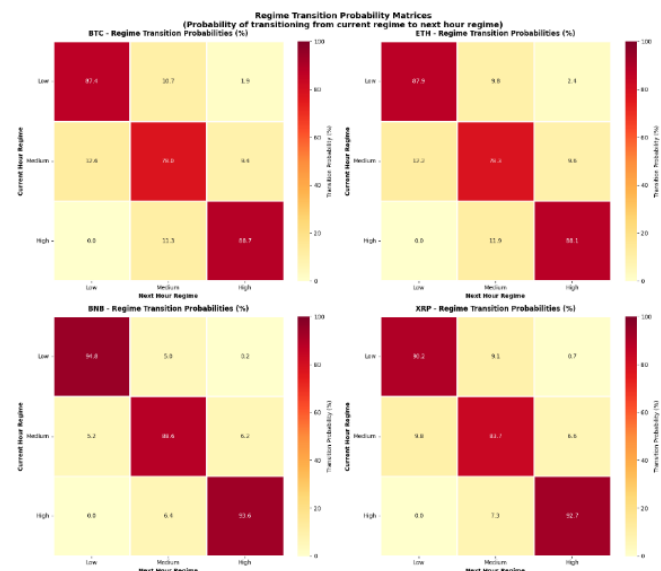
Dalam pemilihan model GJR-GARCH, kriteria informasi seperti AIC dan BIC penting untuk menginterpretasikan kecocokan model relatif, dengan BTC memiliki AIC terendah (9.745). Nilai AIC yang rendah mengisyaratkan bahwa dinamika volatilitas BTC dapat dijelaskan menggunakan model yang lebih sederhana sejalan dengan hipotesis pasar efisien. Delta konsisten berkisar 35 untuk semua aset poin antara AIC dan BIC mengkonfirmasi pemilihan model yang *robust* terhadap struktur penalti berbeda.

Efek leverage (γ) ETH yang tinggi (0.0588) mengindikasikan *bad news* berdampak 5.88% lebih kuat terhadap volatilitas daripada *good news*. Kombinasi leverage tinggi dari ETH dengan akurasi LSTM *superior* menunjukkan respons volatilitas asimetris sangat *predictable*, persistence parameter (β) berkisar 0.777-0.892 dengan BNB menunjukkan *half-life decay* terpanjang (9.26 jam), mengimplikasikan *volatility shocks* pada BNB mereda sangat lamban dan memperumit manajemen risiko.



Gambar 1 Time Series Plot Rezim Volatilitas dengan Event Gold Shock

Gambar 1 menunjukkan time series rezim volatilitas empat *cryptocurrency* pada tiga horizon waktu (1, 2, dan 3 bulan) yang diklasifikasikan sebagai low (hijau), medium (oranye), dan high volatility (merah), dengan Gold Shock ditandai garis vertikal (▼). Visualisasi ini memvalidasi temuan Tabel 2 dan 3 mengenai heterogenitas sensitivitas antar aset, dimana terlihat peningkatan frekuensi volatilitas tinggi seiring bertambahnya horizon waktu serta penguatan hubungan dengan Gold Shock—BTC menunjukkan sensitivitas progresif, ETH menjadi paling reaktif, BNB menunjukkan respons bertahap, dan XRP memiliki pola fluktuatif dengan 29, 5, dan 117 shock events pada masing-masing horizon.



Gambar 2 Heatmap Korelasi Matriks Probabilitas Transisi Rezim (Probabilitas Transisi dari Rezim Saat Ini ke Rezim pada Jam Berikutnya)

Analisis matriks probabilitas transisi rezim (Gambar 3. 2) menampilkan empat matriks probabilitas transisi rezim untuk aset kripto BTC, ETH, BNB, dan XRP. Matriks ini menggambarkan kemungkinan suatu aset berpindah dari rezim volatilitas saat ini (Low, Medium, High) ke rezim pada jam berikutnya. Nilai probabilitas direpresentasikan melalui heatmap dengan warna semakin gelap menunjukkan probabilitas yang lebih tinggi. Secara keseluruhan, pola yang terlihat menunjukkan bahwa seluruh aset kripto cenderung memiliki persistensi rezim volatilitas

yang tinggi yang didominasi olehstaying probability pada diagonal matriks. Setiap aset memiliki karakteristik yang berbeda-beda yaitu BNB sebagai aset yang paling stabil, diikuti BTC dan ETH yang menunjukkan pola transisi yang sangat mirip dan seimbang, ditutup dengan XRP yang memiliki ketidakstabilan tinggi pada rezim menengah, meskipun stabil pada rezim rendah dan tinggi, ini menandakan sensitivitas yang lebih besar terhadap perubahan kondisi pasar jangka pendek.

3.2. Pembahasan

3.2.1. Guncangan Harga Emas Mempengaruhi Volatilitas *Cryptocurrency*

Guncangan harga emas mempengaruhi volatilitas *cryptocurrency* melalui tiga gelombang transmisi dengan waktu berbeda. Dalam 1-4 jam pertama terjadi penularan sentimen yaitu penurunan harga emas diinterpretasikan sebagai berkurangnya risiko global, memicu investor yang merasa ketinggalan atau rugi untuk mengambil risiko lebih besar di kripto sebagai imbalannya. Gelombang kedua terjadi dalam 10-15 jam ketika investor institusional melakukan penyesuaian portofolio dengan memanfaatkan arbitrase antar pasar dan menyeimbangkan bobot aset berdasarkan perubahan volatilitas di seluruh sistem keuangan. Gelombang ketiga dalam 16-24 jam disebabkan oleh sistem perdagangan otomatis yang mengeksekusi strategi targeting volatilitas, *trend-following*, dan *stop-loss* bertahap yang menciptakan momentum tertunda.

Setiap *cryptocurrency* memiliki sensitivitas berbeda terhadap perubahan volatilitas. Bitcoin sangat sensitif sehingga guncangan kecil bisa cepat memicu volatilitas tinggi, sementara XRP memerlukan akumulasi volatilitas besar namun perubahannya sangat dramatis ketika ambang terlampaui. Transisi dari volatilitas tinggi ke rendah berlangsung lebih lambat dibanding sebaliknya, dengan ETH menunjukkan guncangan negatif emas mempercepat masuk ke rezim volatilitas tinggi tetapi lambat kembali ke rezim rendah. Berbeda dengan aset tradisional dimana obligasi turun dan saham naik dengan volatilitas menurun saat emas jatuh, *cryptocurrency* justru naik dengan volatilitas meningkat, menciptakan potensi keuntungan besar namun risiko ekstrem saat diversifikasi paling dibutuhkan sehingga cocok untuk spekulasi taktis, bukan pelindung portofolio.

3.2.2. Redefinisi Konsep *Safe Haven*: Spekulatif versus Defensif

Cryptocurrency menunjukkan kontradiksi dimana saat emas jatuh, harganya sangat naik dengan korelasi negatif konsisten namun volatilitasnya justru meningkat, bukan menurun seperti emas. Kontradiksi ini terselesaikan dengan mendefinisikan ulang *safe haven* dalam dua dimensi: arah return (defensif untuk pelestarian modal versus ofensif untuk apresiasi modal) dan struktur korelasi (substitusi melalui rotasi modal versus komplementer tanpa aliran modal langsung). *Cryptocurrency* termasuk kategori ofensif-komplementer yang menciptakan "Speculative Safe Haven", yaitu aset yang dibeli bukan untuk perlindungan dari tekanan pasar, melainkan sebagai taruhan terhadap kelanjutan tekanan tersebut.

Perilaku ini didorong oleh beberapa faktor psikologis. Investor yang rugi di emas cenderung kompensasi dengan risiko lebih tinggi di kripto, diperkuat narasi "emas digital" yang divalidasi ketika emas berkinerja buruk. Kepercayaan berlebihan membuat investor percaya bisa keluar sebelum volatilitas memburuk, bahkan makin parah jika model prediksi akurat tersedia publik. Temuan ini menciptakan masalah serius untuk susunan portofolio karena korelasi berubah justru saat kejadian ekstrem, membuat diversifikasi gagal ketika paling dibutuhkan. Model nilai berisiko standar tidak menangkap risiko *whipsaw* dimana kerugian terjadi ketika *safe haven* turun sementara kripto naik lalu berbalik. Strategi paritas risiko juga rentan karena secara mekanis

menambah alokasi kripto saat volatilitas emas turun, justru ketika kripto memasuki rezim volatilitas tinggi.

Dari sisi sistemik, perilaku speculative safe haven menciptakan risiko prososiklikal karena memperkuat bukan meredam volatilitas pasar saat stres. Jika adopsi kripto mencapai skala besar, loop umpan balik dapat destabilisasi pasar safe haven tradisional. Investor institusional mungkin salah mengklasifikasikan kripto sebagai alternative safe haven untuk lolos persyaratan modal meski profil volatilitasnya tidak konsisten. Protokol DeFi yang menerima kripto sebagai jaminan menciptakan jalur penularan dua arah dimana stres emas memicu lonjakan kripto, mendorong leverage berlebihan, lalu likuidasi berantai yang berdampak ke pasar tradisional.

3.2.3. Redefinisi Konsep Safe Haven: Spekulatif versus Defensif

Cryptocurrency menunjukkan paradoks dimana saat emas jatuh, harganya naik kuat dengan korelasi negatif menguat namun volatilitas justru meningkat, bukan menurun seperti safe haven tradisional. Paradoks ini terselesaikan dengan mendefinisikan ulang safe haven dalam dua dimensi: arah return (defensif untuk pelestarian modal versus ofensif untuk apresiasi modal) dan struktur korelasi (substitusi melalui rotasi modal versus komplementer tanpa aliran modal langsung). *Cryptocurrency* termasuk kategori ofensif-komplementer yang menciptakan "Speculative Safe Haven", yaitu aset yang dibeli bukan untuk perlindungan dari tekanan pasar, melainkan sebagai taruhan terhadap kelanjutan tekanan tersebut.

Perilaku ini didorong oleh beberapa faktor psikologis. Investor yang terlambat atau rugi di emas cenderung kompensasi dengan risiko lebih tinggi di kripto, diperkuat narasi "emas digital" yang divalidasi ketika emas berkinerja buruk. Kepercayaan berlebihan membuat investor percaya bisa keluar sebelum volatilitas memburuk, bahkan makin parah jika model prediksi akurat tersedia publik. Temuan ini menciptakan masalah serius untuk konstruksi portofolio karena korelasi berubah justru saat kejadian ekstrem, membuat diversifikasi gagal ketika paling dibutuhkan. Model nilai berisiko standar tidak menangkap risiko whipsaw dimana kerugian terjadi ketika *safe haven* turun sementara kripto naik lalu berbalik. Strategi paritas risiko juga rentan karena secara mekanis menambah alokasi kripto saat volatilitas emas turun, justru ketika kripto memasuki rezim volatilitas tinggi.

Dari sisi sistemik, perilaku spekulatif *safe haven* menciptakan risiko prosiklikal karena memperkuat bukan meredam volatilitas pasar saat stres. Jika adopsi kripto mencapai skala besar, loop umpan balik dapat destabilisasi pasar *safe haven* tradisional. Investor institusional mungkin salah mengklasifikasikan kripto sebagai alternatif *safe haven* untuk lolos persyaratan modal meski profil volatilitasnya tidak konsisten. Protokol DeFi yang menerima kripto sebagai jaminan menciptakan jalur penularan dua arah dimana stres emas memicu lonjakan kripto, mendorong *leverage* yang berlebihan, lalu likuidasi berantai yang berdampak ke pasar tradisional.

3.2.4. Kontribusi Metodologi: Kerangka Deep Learning Hybrid

LSTM mencapai akurasi 94-96% dalam memprediksi perubahan rezim volatilitas, jauh melampaui metode tradisional yang hanya 70-88%. Keunggulannya terletak pada kemampuan menangkap ketergantungan jangka panjang, aktivasi *non-linear* untuk interaksi kompleks, dan pembelajaran adaptif yang mengikuti evolusi pasar. Namun sifat *black-box*-nya menciptakan tantangan interpretabilitas yang membatasi adopsi di institusi teregulasi. Meski superior dalam prediksi, GJR-GARCH tetap penting untuk meramalkan tingkat volatilitas dalam rezim, mengukur risiko asimetris secara eksplisit, dan memenuhi kebutuhan regulasi akan model yang dapat dijelaskan. Arsitektur *hybrid* optimal menggunakan LSTM untuk identifikasi rezim dan GJR-

GARCH untuk kuantifikasi volatilitas, mencerminkan pengambilan keputusan alami yaitu menilai rezim pasar lalu menyesuaikan eksposur risiko.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil memvalidasi hipotesis pergeseran perilaku investor menuju *cryptocurrency* sebagai "*safe-haven spekulatif*" melalui analisis empiris terhadap empat *cryptocurrency* utama (BTC, ETH, BNB, dan XRP) dalam merespons guncangan harga emas. Temuan penelitian memberikan jawaban komprehensif terhadap tiga pertanyaan penelitian yang diajukan.

Pertama, terkait transmisi guncangan harga emas terhadap dinamika volatilitas dan transisi rezim di pasar kripto, penelitian ini mengungkap mekanisme *multi-channel* dengan karakteristik temporal yang berbeda. Guncangan harga emas memicu tiga gelombang transmisi yang saling berinteraksi. Gelombang pertama terjadi dalam 1-4 jam melalui *contagion sentiment* dimana penurunan harga emas diinterpretasikan sebagai berkurangnya risiko global, memicu investor untuk mengambil risiko lebih besar di *cryptocurrency* sebagai kompensasi atas peluang yang terlewat atau kerugian sebelumnya. Gelombang kedua dalam 10-15 jam melibatkan penyesuaian portofolio institusional yang memanfaatkan arbitrase antar pasar dan menyeimbangkan bobot aset berdasarkan perubahan volatilitas sistemik. Gelombang ketiga dalam 16-24 jam merupakan amplifikasi algoritmik dari sistem perdagangan otomatis yang mengeksekusi strategi *targeting volatilitas* dan *trend-following*. Transisi rezim volatilitas menunjukkan heterogenitas signifikan antar aset, dengan BTC memiliki sensitivitas tertinggi pada *threshold* terendah 0.33% sementara XRP memerlukan *threshold* tertinggi 0.95% namun menghasilkan perubahan paling mencolok. ETH menunjukkan *leverage effect* terbesar dengan guncangan negatif emas menciptakan dampak volatilitas tambahan 5.88%, sementara BNB dan XRP menunjukkan persistensi mendekati unity yang mengindikasikan efek volatilitas permanen.

Kedua, mengenai bukti empiris *cryptocurrency* sebagai *safe haven* spekulatif, penelitian ini menemukan paradoks fundamental yang membedakan *cryptocurrency* dari *safe haven* tradisional. Keempat aset kripto menunjukkan return positif signifikan selama periode *gold crash* dengan kenaikan berkisar 1.27% hingga 15.10%, kontras dengan return negatif atau minimal di periode normal. Secara bersamaan, korelasi negatif menguat selama periode guncangan dengan perubahan terbesar pada ETH sebesar -0.112, namun disertai amplifikasi volatilitas 1.04 hingga 1.16 kali lipat bukan peredaman volatilitas seperti *safe haven* sejati. Paradoks ini diselesaikan melalui redefinisi konsep *safe haven* dalam dua dimensi independen yaitu arah return (defensif versus ofensif) dan struktur korelasi (substitusi versus komplementer). *Cryptocurrency* menempati kuadran ofensif-komplementer yang menciptakan kategori baru "*Speculative Safe Haven*", dimana aset dibeli untuk mencari keuntungan selama tekanan pasar bukan untuk perlindungan dari tekanan tersebut. Skor *safe haven* sempurna 90 dari 100 yang diperoleh keempat aset kripto lebih tepat diinterpretasikan sebagai "*Speculative Opportunity Score*" yang mengukur potensi keuntungan selama distress *safe haven* tradisional, bukan kemampuan pelestarian modal. Perilaku ini didorong oleh faktor psikologis meliputi kompensasi risiko dari investor yang terlambat atau rugi, narasi "emas digital" yang tervalidasi saat emas berkinerja buruk, dan kepercayaan berlebihan dalam menentukan *timing* keluar dari posisi.

Ketiga, terkait superioritas model dalam memodelkan transisi volatilitas, penelitian ini membuktikan keunggulan arsitektur model hybrid GJR-GARCH-LSTM dibandingkan pendekatan tunggal. Model LSTM mencapai akurasi prediksi rezim 94.63% hingga 95.77%, merepresentasikan peningkatan signifikan dibandingkan metode tradisional *Markov-Switching*

GARCH dengan akurasi 75-85%, *Threshold* GARCH dengan akurasi 70-80%, dan pendekatan BIC dengan akurasi 80-88%. Keunggulan LSTM terletak pada kemampuan menangkap ketergantungan jangka panjang, aktivasi *non-linear* untuk interaksi kompleks, dan pembelajaran adaptif yang mengikuti evolusi dinamika rezim. Namun GJR-GARCH tetap esensial untuk memperkirakan volatilitas asimetris dan memenuhi kebutuhan regulasi akan model yang dapat dijelaskan. Arsitektur hybrid optimal menggunakan LSTM untuk identifikasi rezim dan GJR-GARCH untuk kuantifikasi volatilitas dalam rezim tersebut, mencerminkan pengambilan keputusan dua tahap yang natural yaitu menilai rezim pasar kemudian menyesuaikan eksposur risiko.

Penelitian berikutnya diharapkan dapat memverifikasi *robustness* menggunakan sample pada periode sebelum pandemi COVID-19 untuk memvalidasi penyamarataan temuan di luar kondisi "*extraordinary monetary policy*" untuk memperoleh suatu simpulan yang lebih menyeluruh mengenai perilaku spekulatif *safe haven* sebagai dasar pengambilan keputusan investasi dan kebijakan regulasi pasar aset digital.

DAFTAR PUSTAKA

- Ameur, H. B., Jamaani, F., & Alfoul, M. N. A. (2024). Examining the safe-haven and hedge capabilities of gold and cryptocurrencies: A GARCH and regression quantiles approach in geopolitical and market extremes. *Heliyon*, 10(22). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e40400>
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., & Gabauer, D. (2019). Cryptocurrency market contagion: Market uncertainty, market complexity, and dynamic portfolios. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 61, 37–51. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.02.003>
- Azimli, A. (2024). Is gold a safe haven for the U.S. dollar during extreme conditions? *International Economics*, 177, 100478. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2024.100478>
- Brownlee, J. (2018). *Deep Learning for Time Series Forecasting*. <https://www.inf.u-szeged.hu/~korosig/teach/books/Jason%20Brownlee%20-%20Deep%20Learning%20for%20Time%20Series%20Forecasting%20-%20Predict%20the%20Future%20with%20MLPs%2C%20CNNs%20and%20LSTMs%20in%20Python%20%282018%29.pdf>
- Choi, S., & Shin, J. (2022). Bitcoin: An inflation hedge but not a safe haven. *Finance Research Letters*, 46, 102379. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102379>
- Conlon, T., Corbet, S., & McGee, R. (2020). *Are Cryptocurrencies a Safe Haven for Equity Markets? An International Perspective from the COVID-19 Pandemic* (SSRN Scholarly Paper No. 3601045). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3601045>
- DE PRADO, M. L. (2018). *Advances in Financial Machine Learning*. John Wiley & Sons. <https://agorism.dev/book/finance/ml/Marcos%20Lopez%20de%20Prado%20-%20Advances%20in%20Financial%20Machine%20Learning-Wiley%20%282018%29.pdf>
- Elsayed, A. H., Gozgor, G., & Yarovaya, L. (2022). Volatility and return connectedness of cryptocurrency, gold, and uncertainty: Evidence from the cryptocurrency uncertainty indices. *Finance Research Letters*, 47, 102732. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102732>

- Kaabar, S. (2024). *Deep Learning for Finance*. O'Reilly Media. <https://static1.squarespace.com/static/5530dddf4b0679504639dc1/t/65f1429a4aa350127cd09867/1710310105059/Deep+Learning+for+Finance+-+Sofien.pdf.pdf>
- Kakade, K., Jain, I., & Mishra, A. K. (2022). Value-at-Risk forecasting: A hybrid ensemble learning GARCH-LSTM based approach. *Resources Policy*, 78, 102903. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.102903>
- Nsengiyumva, E., Mung'atu, J. K., & Ruranga, C. (2025). Hybrid GARCH-LSTM Forecasting for Foreign Exchange Risk. *FinTech*, 4(2), 22. <https://doi.org/10.3390/fintech4020022>
- Pastén-Henríquez, B., Tapia-Griñen, P., & Sepúlveda-Velásquez, J. (2025). Gold and cryptocurrencies as safe-havens: Lessons from wartime. *Finance Research Letters*, 79, 107230. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107230>
- (PWMI), P. W. M. I. I. (2023). *Pengelola Investasi Indonesia*. PT. Elex Media Komputindo.
- Raharjo, B. (2022). *Deep Learning dengan Python*. Yayasan Prima Agus Teknik. https://digilib.stekom.ac.id/assets/dokumen/ebook/feb_eab5a7c1f295129ba69a76fee4dff22266879314_1643796893.pdf
- Ryan, M., Corbet, S., & Oxley, L. (2024). Is gold always a safe haven? *Finance Research Letters*, 64, 105438. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105438>
- Smolović, J. C., Lipovina-Božović, M., & Vujošević, S. (2017). GARCH models in value at risk estimation: Empirical evidence from the Montenegrin stock exchange. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 30(1), 477–498. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2017.1305773>
- Wang, J., Hong, S., Dong, Y., Li, Z., & Hu, J. (2024). Predicting Stock Market Trends Using LSTM Networks: Overcoming RNN Limitations for Improved Financial Forecasting. *Journal of Computer Science and Software Applications*, 4(3), 1–7. <https://doi.org/10.5281/zenodo.12200708>
- Wijaya, C., & Ulpah, M. (2022). The Analysis of the Roles of Bitcoin, Ethereum, and Gold as Hedge and Safe-Haven Assets on the Indonesian Stock Market before and during the COVID-19 Pandemic. *Indonesian Capital Market Review*, 14(1). <https://doi.org/10.21002/icmr.v14i1.1140>
- You, W., Chen, J., Xie, H., & Ren, Y. (2025). Which uncertainty measure better predicts gold prices? New evidence from a CNN-LSTM approach. *The North American Journal of Economics and Finance*, 76, 102375. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2025.102375>
- Yuliana, A. F., & Robiyanto, R. (2021). PERAN EMAS SEBAGAI SAFE HAVEN BAGI SAHAM PERTAMBANGAN DI INDONESIA PADA PERIODE PANDEMI COVID-19. *Jurnal Ilmiah Bisnis Dan Ekonomi Asia*, 15(1), 1–11. <https://doi.org/10.32815/jibeka.v15i1.217>
- Zaremba, A., Kizys, R., Aharon, D. Y., & Demir, E. (2020). Infected Markets: Novel Coronavirus, Government Interventions, and Stock Return Volatility around the Globe. *Finance Research Letters*, 35, 101597. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101597>
- Zhang, F., Ma, Y., Liu, X., & Zhou, X. (2025). Revisiting the hedging and safe haven roles of gold: Evidence from quantile-on-quantile approach. *The North American Journal of Economics and Finance*, 80, 102516. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2025.102516>