

PENERAPAN MODEL COPULA UNTUK MENGUKUR DEPENDENSI NON-LINEAR ANTARA PASAR SAHAM GLOBAL, CRYPTOCURRENCY, DAN KOMODITAS DALAM KONDISI EKSTREM

Restu Warno Putra^{1*}, Pismia Sylvi²

¹Program Studi Statistika, Universitas Terbuka, Jakarta, Indonesia

*Penulis korespondensi: restuwarnoputra@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis keterkaitan ekstrem antara aset Bitcoin, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), Indeks Standard & Poor 500 (S&P 500), dan harga Emas menggunakan pendekatan copula, dengan tujuan untuk memahami struktur dependensi non-linear yang tidak terdeteksi melalui korelasi klasik. Data yang digunakan merupakan harga harian dari keempat aset selama periode September 2014 hingga Oktober 2025, sejumlah 2616 observasi. Analisis dimulai dengan statistik deskriptif, dilanjutkan dengan pemodelan GJR-GARCH, ekstraksi residual dan transformasi menjadi distribusi Uniform (0,1), kemudian melakukan pemodelan copula. Hasil estimasi copula menunjukkan bahwa model yang paling telat untuk hubungan dependen non-linear keempat aset tersebut adalah D-Vine copula dengan famili Gaussian, t-copula, Gumbel, Clayton, dan Frank. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai tail dependence relatif kecil, mengindikasikan keterkaitan ekstrem antar aset yang rendah. Selain itu, tidak terbentuknya dependensi signifikan pada *Tree* kedua dan *Tree* ketiga mengimplikasikan bahwa struktur D-Vine yang dihasilkan bersifat parsimonious dan efisien, selaras dengan prinsip pemodelan statistik yang mengutamakan kesederhanaan tanpa mengorbankan akurasi. Temuan ini memberikan implikasi penting bagi pengelolaan risiko portofolio dan strategi diversifikasi antara aset kripto dan pasar saham domestik.

Kata kunci: D-Vine Copula, GJR-GARCH, Uniform Distribution.

1 PENDAHULUAN

Perkembangan ekonomi global yang semakin terintegrasi menjadikan keterkaitan antar pasar keuangan di berbagai negara semakin erat. Menurut Aven & Thekdi (2025), ketergantungan tersebut tercermin dari bagaimana guncangan atau perubahan harga di satu pasar dapat dengan cepat mempengaruhi pergerakan harga di pasar lain, baik melalui mekanisme perdagangan, arus modal, maupun ekspektasi investor global. Hal ini disebabkan oleh kenyataan bahwa keputusan investasi lintas negara dan lintas kelas aset tidak hanya dipengaruhi oleh risiko individual suatu aset, tetapi juga oleh hubungan atau dependensi antar aset tersebut (Jeleskovic *et al.*, 2024). Dengan memahami struktur ketergantungan antar pasar, investor dan pengambil kebijakan dapat merancang strategi diversifikasi yang lebih efektif serta mengantisipasi potensi transmisi risiko lintas pasar berskala global.

Globalisasi dan kemajuan teknologi digital telah mengubah secara signifikan cara pasar keuangan berinteraksi satu sama lain. Hubungan lintas pasar kini tidak hanya terjadi antara instrumen tradisional seperti saham dan komoditas, tetapi juga melibatkan aset digital seperti *cryptocurrency* yang semakin populer dalam portofolio global (Kimani *et al.*, 2023). Menurut Kimani *et al.* (2023) pasar saham global seperti indeks S&P 500 dan indeks domestik seperti

IHSG, menunjukkan hubungan yang semakin kuat dengan pasar *cryptocurrency*, terutama ketika terjadi perubahan besar pada likuiditas global. Di sisi lain, komoditas seperti emas tetap berperan sebagai aset *safe haven* yang sering menjadi tujuan investor di saat ketidakpastian meningkat (Kielmann *et al.*, 2022). Integrasi lintas pasar ini memperlihatkan bahwa dinamika harga antar ketiga jenis aset tersebut tidak lagi berdiri sendiri, melainkan saling memengaruhi dalam suatu ekosistem keuangan global yang terhubung secara digital dan cepat.

Keterkaitan yang semakin erat antara berbagai kelas aset tersebut juga berdampak pada munculnya fenomena volatilitas yang lebih dinamis dan kompleks. Dalam beberapa tahun terakhir, volatilitas ekstrem di berbagai pasar keuangan semakin sering terjadi dan menciptakan efek rambatan (*spillover effect*) yang luas (Tenkam *et al.*, 2022). Peristiwa global seperti pandemi COVID-19, konflik geopolitik seperti perang Rusia-Ukraina, serta kebijakan pengetatan moneter yang agresif oleh The Federal Reserve telah memicu ketidakstabilan pasar dan peningkatan risiko sistemik (De-Luca & Montanino, 2025). Menurut Tadi & Witzany (2023), fluktuasi tajam pada harga saham global diikuti oleh pergerakan yang signifikan pada harga *cryptocurrency* dan komoditas, menandakan adanya transmisi volatilitas lintas pasar. Fenomena ini memperlihatkan bahwa dalam kondisi ekstrem, hubungan antar pasar tidak bersifat linier, melainkan menunjukkan pola ketergantungan yang kompleks dan asimetris. Kondisi tersebut menuntut adanya pendekatan analisis yang mampu menangkap karakteristik *tail dependence* antar aset, terutama untuk keperluan manajemen risiko dan perencanaan diversifikasi portofolio yang efektif.

Meningkatnya kompleksitas hubungan antar pasar keuangan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan konvensional dalam mengukur keterkaitan antar aset sering kali tidak lagi memadai. Metode korelasi linier seperti koefisien Pearson maupun pendekatan varian-kovarian klasik hanya mampu menggambarkan hubungan simetris dan linier antar variabel, padahal dalam kenyataannya hubungan antar pasar sering kali bersifat non-linear dan asimetris. Ketika terjadi krisis keuangan, aset-aset yang sebelumnya tampak tidak berkorelasi dapat menunjukkan hubungan yang sangat kuat akibat kepanikan pasar dan perilaku *herd investor* (Mba, 2024). Kondisi ini mengindikasikan bahwa pendekatan statistik tradisional tidak mampu menangkap perubahan struktur dependensi yang terjadi pada kondisi ekstrem (Nugroho, 2023). Oleh karena itu, dibutuhkan metode yang lebih fleksibel dan mampu merepresentasikan pola hubungan yang kompleks antar instrumen keuangan, baik pada kondisi normal maupun ekstrem.

Sebagai respons terhadap keterbatasan model konvensional tersebut, pendekatan copula dikembangkan untuk memberikan cara yang lebih komprehensif dalam menganalisis struktur dependensi antar variabel keuangan. Model copula didasarkan pada konsep pemisahan antara distribusi marginal masing-masing variabel dengan fungsi yang menggambarkan hubungan atau struktur ketergantungan di antara keduanya (Saleh *et al.*, 2023). Dengan pendekatan ini, copula memungkinkan peneliti untuk mengukur korelasi non-linear serta menangkap hubungan ekstrem (*tail dependence*) yang sering kali diabaikan oleh model linier. Selain itu, Copula juga bersifat fleksibel karena dapat mengakomodasi berbagai bentuk distribusi, tidak hanya distribusi normal seperti pada model varian-kovarian klasik (Dewick & Liu, 2022). Melalui kemampuan tersebut, Copula menjadi alat yang efektif untuk memahami interaksi antar pasar keuangan yang memiliki karakteristik volatilitas berbeda namun saling terhubung.

Penggunaan copula dalam riset pasar keuangan modern menjadi semakin relevan, terutama ketika data menunjukkan adanya *tail dependence* yang tinggi pada periode-periode krisis atau gelembung harga (*bubble*) (Ndlovu & Chikobvu, 2024). Ketika terjadi guncangan besar di pasar, hubungan antar aset cenderung menguat secara ekstrem, dan copula mampu menangkap fenomena tersebut secara lebih akurat dibandingkan model tradisional (Fakhfekh *et al.*, 2024). Selain itu,

menurut Aslam *et al.* (2023), penerapan copula juga penting untuk menilai efektivitas diversifikasi portofolio, karena hubungan non-linear antar aset dapat mengurangi manfaat diversifikasi ketika pasar berada pada kondisi stres. Oleh karena itu, analisis berbasis copula tidak hanya berfungsi untuk mengukur dependensi antar pasar, tetapi juga menjadi dasar penting dalam pengambilan keputusan investasi, perancangan strategi lindung nilai (*hedging*), serta penilaian risiko sistemik dalam kerangka manajemen risiko keuangan global (Fuentes-Martínez *et al.*, 2025).

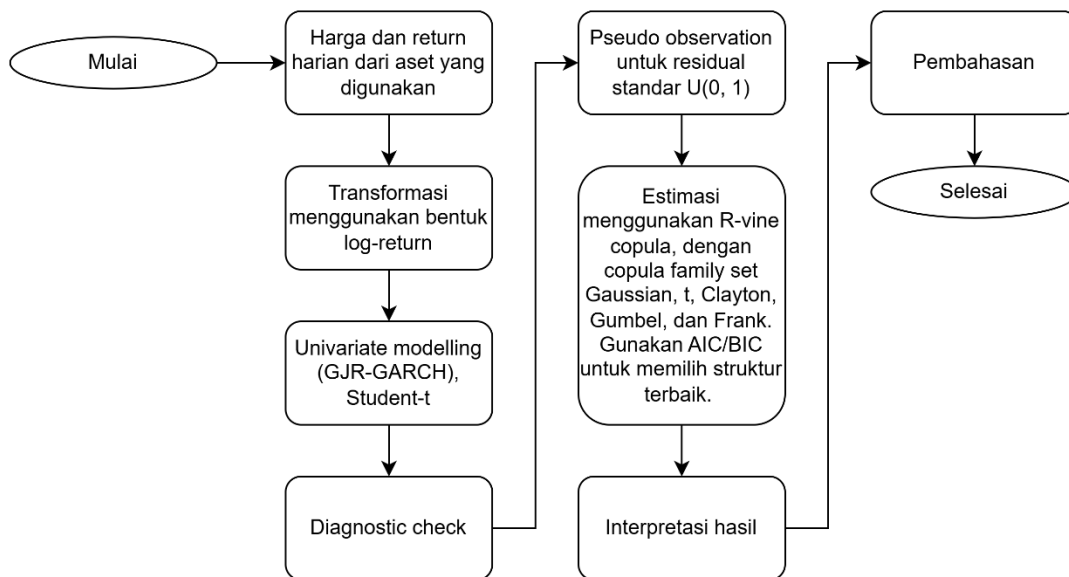
Telah banyak penelitian terdahulu yang dilakukan sebelumnya mengenai hubungan non-linear antar pasar saham dan *cryptocurrency*, diantaranya adalah penelitian oleh Ozgur & Sarikovanlik (2021) mengenai *application of regular vine copula in portfolio risk forecasting* yang menggunakan data harga saham harian dari 12 saham yang terdaftar di Bursa Saham Istanbul, Turkiye selama periode Juni 2010 hingga Desember 2018. Penelitian ini menggunakan metode univariate GARCH dilanjutkan dengan Value at Risk, Expected Shortfall, dan DCC-GARCH, yang diakhiri dengan model R-vine copula. Penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun model menunjukkan kinerja yang baik pada Value at Risk backtests, hasil Expected Shortfall backtests menunjukkan bahwa model R-vine copula GARCH memberikan perkiraan Expected Shortfall yang lebih akurat. Selanjutnya juga terdapat penelitian oleh Karakas *et al.* (2020) melakukan penelitian mengenai *interdependence of bitcoin and other crypto money indicators* dengan menggunakan model copula C dan D. Penelitian ini menggunakan 5 kripto, yaitu Bitcoin, Litecoin, Bitcoin Cash, Ethereum, dan Helium IOT. Penelitian ini menyimpulkan bahwa copula yang paling sesuai untuk menggambarkan struktur ketergantungan antar indikator mata uang kripto adalah D-vine copula.

Meskipun berbagai penelitian terdahulu telah menyoroti keterkaitan antar pasar keuangan, sebagian besar studi tersebut masih berfokus pada hubungan dua arah (*bivariate*) antara pasangan pasar tertentu, seperti antara saham dan komoditas, atau antara saham dan *cryptocurrency*. Pendekatan semacam ini belum sepenuhnya mampu menggambarkan kompleksitas hubungan lintas pasar yang bersifat multivariat dan non-linear dalam konteks global yang semakin saling terhubung. Selain itu, masih terbatas penelitian yang secara simultan menganalisis struktur dependensi non-linear antara pasar saham global, *cryptocurrency*, dan komoditas dengan menggunakan pendekatan copula. Celah penelitian ini penting untuk diisi karena pemahaman yang lebih komprehensif terhadap hubungan ketiga pasar tersebut dapat memberikan kontribusi signifikan bagi strategi diversifikasi portofolio, mitigasi risiko sistemik, serta perumusan kebijakan ekonomi yang lebih adaptif terhadap dinamika pasar keuangan modern.

Rumusan masalah dalam penelitian ini difokuskan pada upaya memahami dinamika keterkaitan lintas pasar keuangan global secara komprehensif. Secara khusus, penelitian ini mengkaji karakteristik volatilitas pada masing-masing pasar, yaitu pasar saham global, *cryptocurrency*, dan komoditas, sebagai dasar untuk memahami perilaku risiko individual setiap pasar. Selanjutnya, penelitian ini menganalisis bentuk hubungan dependensi non-linear antar ketiga pasar tersebut, terutama dalam kondisi ekstrem (*tail dependence*), guna menangkap dinamika keterkaitan yang tidak dapat dijelaskan oleh pendekatan linier konvensional. Untuk itu, penelitian ini juga berfokus pada pemilihan dan evaluasi jenis copula yang paling sesuai dalam memodelkan struktur dependensi lintas pasar secara multivariat. Pada akhirnya, hasil pengukuran dependensi tersebut dianalisis implikasinya terhadap strategi diversifikasi portofolio dan manajemen risiko lintas pasar, sehingga dapat memberikan kontribusi teoretis dan praktis dalam perumusan strategi investasi serta kebijakan ekonomi yang adaptif terhadap kompleksitas sistem keuangan global modern.

2 METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode ekonometri berbasis data runtun waktu (*time series*). Data yang dianalisis terdiri atas harga harian beberapa instrumen keuangan utama, yaitu Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), S&P 500, Bitcoin, dan Emas. Seluruh data melalui proses *cleaning* untuk memastikan tidak terdapat nilai hilang maupun anomali yang dapat mengganggu proses estimasi. Setelah proses awal tersebut, data selanjutnya ditransformasikan ke dalam bentuk *log-return* harian. Transformasi ini dilakukan untuk menstabilkan varians, memperbaiki karakteristik distribusi data, dan memastikan bahwa data memenuhi sifat-sifat statistik yang diperlukan untuk pemodelan volatilitas (Mba, 2024). Sebelum melanjutkan analisis, dilakukan pula pengujian stasioneritas guna memastikan bahwa seluruh seri *log-return* berada pada kondisi stasioner. Untuk pemodelan distribusi marginal, residual standar diolah menggunakan distribusi *Student-t* (Tenkam *et al.*, 2022). Distribusi ini dipilih karena mampu menangkap fenomena *heavy tails* yang umum muncul pada data keuangan (Tenkam *et al.*, 2022). Setelah distribusi marginal terbentuk, analisis dilanjutkan dengan pemodelan struktur dependensi menggunakan *vine copula*. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas dalam menangkap pola ketergantungan non-linear maupun asimetris di antara berbagai pasangan aset. Seluruh pengolahan data dan visualisasi menggunakan bantuan software R Studio versi 4.2.1 dan data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dengan menggunakan bantuan *package* {*quantmod*}. Kemudian berikut ini merupakan diagram kerangka pemikiran yang digunakan dalam penelitian ini:

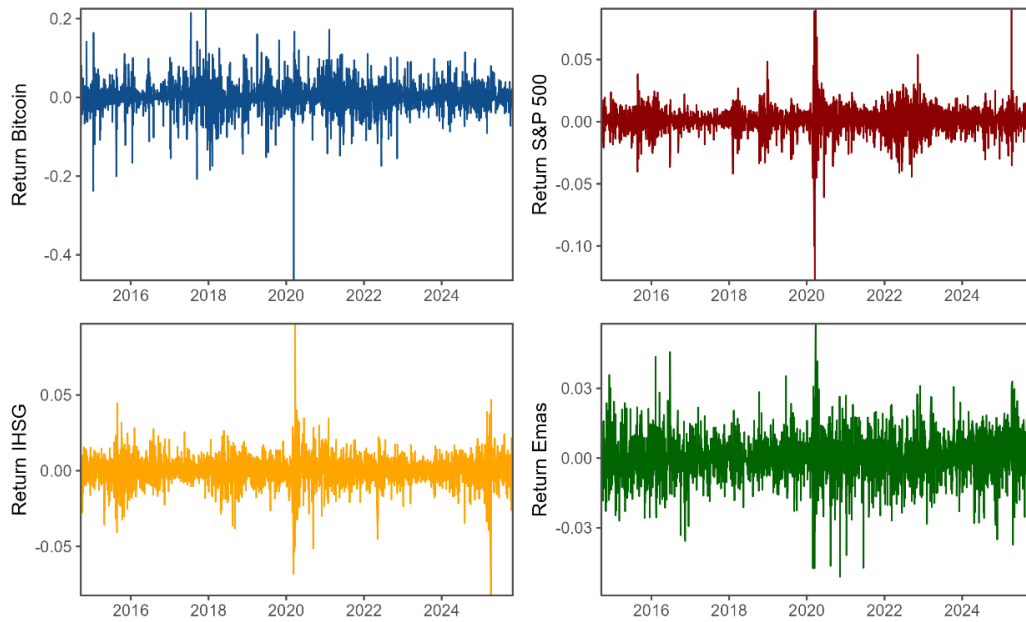


Gambar 1. Kerangka Pemikiran

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif

Berikut ini merupakan grafik *return* harian dari seluruh aset yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu IHSG, S&P 500, Bitcoin, dan Emas.



Gambar 2. Grafik *return* harian

Berdasarkan Gambar tersebut, terlihat bahwa volatilitas *return* harian pada Bitcoin, S&P 500, IHSG, dan emas, menunjukkan pola fluktuasi yang cukup signifikan sepanjang periode pengamatan. Bitcoin memiliki rentang pergerakan *return* yang paling ekstrem dibandingkan instrumen lainnya, tercermin dari lonjakan positif dan negatif yang relatif besar, terutama pada periode 2019-2021, kemudian S&P 500 dan IHSG menunjukkan volatilitas yang meningkat tajam pada awal tahun 2020, yang berkaitan dengan gejolak pasar global akibat pandemi COVID-19. Sementara itu, emas memperlihatkan dinamika *return* yang lebih stabil dibandingkan Bitcoin, namun tetap menunjukkan peningkatan volatilitas pada periode ketidakpastian global. Secara keseluruhan, grafik tersebut mengonfirmasi adanya perbedaan karakteristik risiko antar aset, dengan Bitcoin sebagai aset paling berisiko, sedangkan emas dan IHSG relatif lebih stabil sepanjang periode observasi. Selanjutnya, berikut ini merupakan statistik deskriptif dan hasil uji stationaritas menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Tabel 1. Statistik Deskriptif dan Hasil Uji ADF

Komponen	IHSG	BTC	SP500	GOLD
Rerata	0,000185	0,001712	0,000478	0,000438
Min	-0,082318	-0,464730	-0,127652	-0,059062
Max	0,097042	0,225119	0,090895	0,057775
SD	0,009812	0,038863	0,011285	0,009619
Skewness	-0,373107	-0,817492	-0,570324	-0,155712
Kurtosis	12,168896	14,962873	19,455035	6,714763
ADF	-14,658**	-13,656**	-13,597**	-13,969**

Catatan: *Signifikan pada tingkat 10%, **Signifikan pada tingkat 5%, ***Signifikan pada tingkat 1%

Berdasarkan tabel diatas, hasil pengujian stasioneritas menggunakan uji ADF menunjukkan bahwa seluruh aset yang digunakan dalam penelitian ini signifikan pada tingkat 5%. Dengan demikian, hipotesis nol yang menyatakan bahwa data tidak stasioner dapat ditolak, sehingga seluruh *return* harian aset terbukti bersifat stasioner menurut uji ADF. Sementara itu, hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa seluruh aset memiliki nilai rerata *return* yang positif, yang mengindikasikan

adanya kecenderungan pertumbuhan nilai secara rata-rata selama periode pengamatan. Kemudian dapat terlihat bahwa *skewness* untuk seluruh aset bernilai negatif, yang berarti distribusi *return* cenderung memiliki ekor kiri lebih panjang, menunjukkan peluang terjadinya *return* negatif ekstrem lebih besar dibandingkan *return* positif ekstrem. Nilai kurtosis yang berada di atas 3 pada semua aset mengindikasikan adanya distribusi leptokurtik, atau adanya kemungkinan kejadian ekstrem (volatilitas tinggi) yang lebih sering terjadi dibandingkan distribusi normal.

3.2 Hasil Output Univariate GJR-GARCH

Selanjutnya, setelah melakukan beberapa pengujian deskriptif atas data yang telah terkumpul, maka akan dilakukan pemodelan *univariate* menggunakan model ARMA (1,1) GJR-GARCH (1,1). Tabel berikut ini menunjukkan hasil dari pemodelan *univariate* GARCH tersebut.

Tabel 2. Hasil Output Model GJR-GARCH

Komponen	IHSG	BTC	SP500	GOLD
μ	0,000326*	0,001391***	0,000717***	0,000485***
$AR(1)$	-0,811781***	0,362734	-0,082167	-0,076654
$MA(1)$	0,827775***	-0,389290	0,027587	0,040170
ω	0,000003	0,000029**	0,000002*	0,000002*
α	0,029922	0,144230***	0,027692*	0,066670***
β	0,865528***	0,882066***	0,833066***	0,944233***
γ	0,130119***	-0,054592**	0,251353***	-0,046648***
$Q(9)$	5,872	14,472***	3,994	4,928
$Q^2(9)$	1,598	0,346	4,124	2,292
$ARCH(7)$	1,643	0,272	2,417	1,534

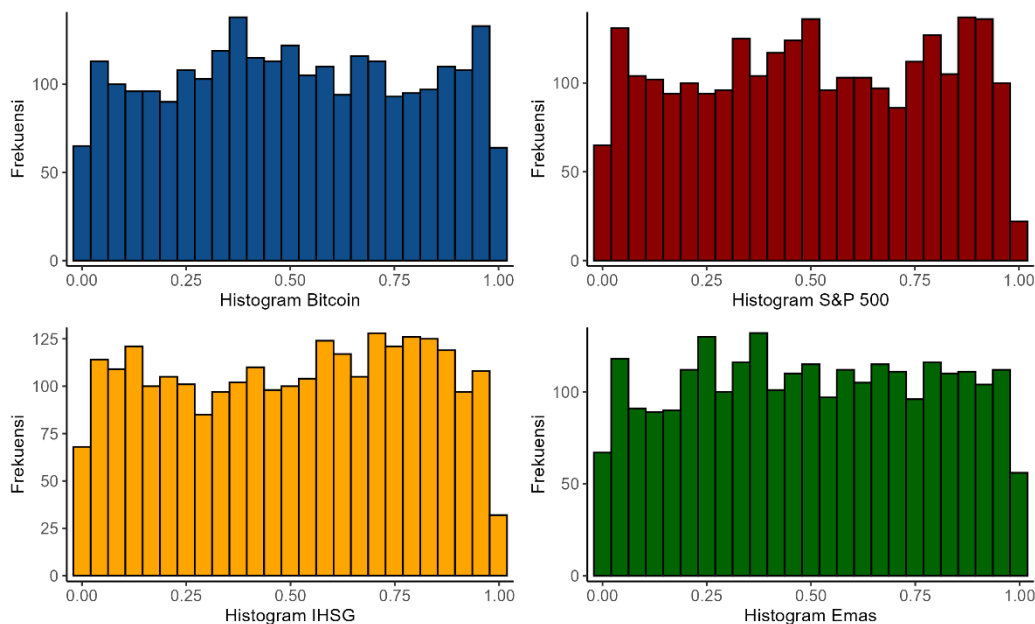
Catatan: *Signifikan pada tingkat 10%, **Signifikan pada tingkat 5%, ***Signifikan pada tingkat 1%.

Dapat terlihat bahwa parameter μ (μ) memiliki dampak yang signifikan dalam model GJR-GARCH untuk aset Bitcoin, S&P500, dan Emas pada tingkat 1%, hal ini dapat disebabkan oleh karakteristik dari masing-masing aset, dimana mengindikasikan bahwa pergerakan *return* untuk ketiga aset tersebut memiliki kecenderungan untuk membentuk suatu pola tertentu yang dapat diprediksi secara parsial melalui model yang digunakan. Parameter $AR(1)$ dan $MA(1)$ pada aset IHSG memiliki dampak yang signifikan pada tingkat 1%, sedangkan pada aset lainnya tidak berdampak signifikan. Parameter α (α) dan β (β) memiliki nilai signifikan yang bervariasi pada tingkat 1% maupun pada tingkat 10% untuk sebagian besar aset yang digunakan dalam penelitian ini, dimana menunjukkan bahwa volatilitas tingkat *return* aset sangat dipengaruhi oleh informasi dari periode sebelumnya. Parameter γ (γ) menunjukkan tingkat signifikansi yang tinggi pada tingkat 1% dan 5%, dan juga menunjukkan arah yang bervariasi untuk seluruh aset yang digunakan dalam penelitian ini, hal ini menandakan bahwa kejutan negatif (*negative shock*) memicu tingkat volatilitas lebih besar dibandingkan dengan kejutan positif (*positive shock*) untuk aset bursa saham IHSG dan S&P 500, begitu juga sebaliknya untuk aset Bitcoin dan Emas. Selanjutnya dapat terlihat bahwa nilai dari parameter $\left(\alpha + \beta + \frac{1}{2}\gamma\right)$ lebih kecil dari 1 untuk seluruh aset yang digunakan dalam penelitian ini. Hal ini menunjukkan bahwa model GJR-GARCH yang digunakan bersifat persisten untuk seluruh kelas aset, dimana persistensi aset yang tinggi dalam model dapat mengindikasikan tingginya ketidakpastian atau volatilitas di pasar keuangan. Berikutnya hasil dari uji Ljung-Box menunjukkan bahwa hipotesis nol yang mengatakan tidak ada korelasi pada *return* harian seluruh aset hingga lag ke-9 tidak ditolak pada tingkat kepercayaan 1%, 5%, dan 10%, kecuali aset Bitcoin, dimana hal ini dapat terlihat dari

tingkat signifikansi yang tinggi untuk $Q(9)$ dan $Q^2(9)$. Di sisi lain, uji ARCH-LM hingga lag ke-7 menunjukkan bahwa hipotesis nol yang mengatakan tidak ada heteroskedastisitas tidak ditolak pada semua tingkat kepercayaan untuk seluruh aset. Secara keseluruhan, hasil uji diagnostik menunjukkan bahwa model ARMA(1,1) GJR-GARCH(1,1) dengan distribusi *skewed student-t* mampu untuk mengamankan residual pada tingkat yang masih dapat diterima.

3.3 Pemodelan Dan Transformasi Pseudo-Observations

Setelah dilakukan estimasi model volatilitas menggunakan kerangka GJR-GARCH, tahap selanjutnya adalah mengekstraksi residual terstandarisasi dari masing-masing *return* aset. Residual terstandarisasi ini diperoleh dengan membagi residual mentah dengan volatilitas bersyarat yang dihasilkan oleh model GJR-GARCH, sehingga residual yang dihasilkan telah terbebas dari pola heteroskedastisitas bersyarat dan memiliki varians yang konstan. Tahapan ini penting karena copula tidak dibangun pada data asli, melainkan pada residual yang telah dinormalisasi agar mencerminkan shock murni yang terjadi pada masing-masing pasar. Residual terstandarisasi yang diperoleh kemudian ditransformasikan ke dalam bentuk probabilitas kumulatif menggunakan metode *Probability Integral Transform* (PIT). Transformasi ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi distribusi kumulatif (*cumulative distribution function*) yang sesuai dengan distribusi asumsi pada model GJR-GARCH, dalam penelitian ini yaitu distribusi Student-t. Hasil dari proses ini adalah serangkaian nilai yang terdistribusi secara uniform pada interval (0,1) yang dikenal sebagai pseudo-observations. Gambar berikut ini menampilkan histogram dari pseudo-observation yang telah ditransformasi menggunakan distribusi uniform (0,1).



Gambar 3. Histogram Pseudo-Observation Distribusi Uniform (0,1)

Transformasi ke ruang uniform (0,1) ini merupakan prasyarat fundamental dalam pemodelan copula, karena copula secara teoritis berfungsi untuk memodelkan struktur dependensi antar variabel yang telah memiliki distribusi marginal yang seragam. Dengan demikian, proses ini memungkinkan pemisahan yang jelas antara karakteristik distribusi marginal masing-masing aset dengan struktur ketergantungan antar pasar, sehingga analisis dependensi *non-linear* dan *tail dependence* dapat dilakukan secara lebih akurat dan robust, khususnya dalam mengamati hubungan ekstrem pada kondisi pasar yang bergejolak.

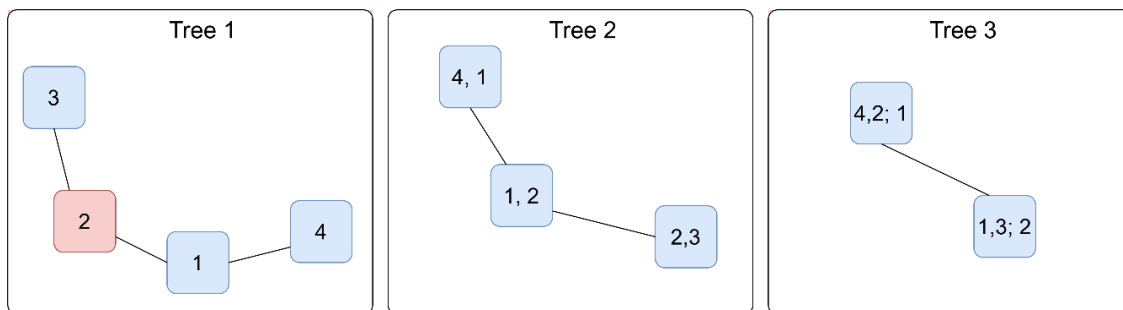
3.4 Estimasi Vine Copula

Berdasarkan hasil estimasi Vine Copula yang telah dilakukan terhadap empat aset yaitu Bitcoin, S&P 500, IHSG, dan Emas, diperoleh struktur dependensi bertipe D-vine, yang menunjukkan hubungan antar variabel dibentuk secara berurutan dengan fokus pada dependensi pasangan yang paling dominan pada tingkat pertama (*Tree* pertama), yang ditunjukkan pada matrix berikut ini.

$$M^{D-Vine} = \begin{matrix} & \begin{matrix} [1] & [2] & [3] & [4] \end{matrix} \\ \begin{matrix} [1,] \\ [2,] \\ [3,] \\ [4,] \end{matrix} & \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \\ 2 & 1 & 4 & 4 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Berdasarkan D-Vine Matrix yang diperoleh, pembentukan *Tree* pertama mengikuti aturan struktural di mana elemen terbawah pada kolom pertama berperan sebagai node utama (*root*). Pada matriks yang dihasilkan, elemen terbawah kolom pertama adalah aset ke-2 yaitu S&P 500, sehingga aset ini menjadi pusat pembentukan hubungan dependensi. Pasangan copula pada *Tree* pertama kemudian dibentuk dengan menghubungkan aset ke-2 dengan seluruh elemen di atasnya pada kolom yang sama, sehingga diperoleh pasangan copula $C_{(2,1)}$, $C_{(2,4)}$, dan $C_{(2,3)}$. Hal ini menunjukkan bahwa aset ke-2 memiliki keterkaitan langsung dengan ketiga variabel lainnya tanpa kondisi.

Struktur ini terbentuk melalui proses optimasi berbasis *Maximum Spanning Tree* yang mempertimbangkan kekuatan dependensi antar variabel menggunakan ukuran Kendall's tau. Aset yang memiliki tingkat ketergantungan paling kuat dengan variabel lain akan secara struktural diposisikan sebagai *node* utama dalam *Tree* pertama. Berikut ini merupakan struktur *tree* dari famili D-Vine copula yang terbentuk.



Gambar 4. Struktur *Tree* Dari famili D-Vine Copula Yang Terbentuk

Dalam hal ini, aset ke-1 adalah Bitcoin, aset ke-2 adalah S&P 500, aset ke-3 adalah IHSG, dan aset ke-4 adalah Emas. Dengan demikian, *Tree* pertama mencerminkan struktur dasar relasi antar variabel dalam model D-Vine copula, dimana aset ke-2 berperan sebagai pusat dependensi utama yang menghubungkan keseluruhan sistem variabel dalam model. Kemudian, tabel berikut ini menunjukkan informasi dari estimasi D-Vine copula yang terbentuk.

Tabel 3. *Summary* Famili D-Vine Copula

Tree	Edge	Family No	Copula	Parameter 1	Parameter 2	Kendall's Tau	Upper Tail Dependency	Lower Tail Dependency
1	2,3	3	Clayton	0,13647	0,00000	0,06388	0,00000	0,01000
1	1,2	2	t	0,17893	13,35779	0,11453	0,01000	0,01000
1	4,1	13	Survival Clayton	0,12296	0,00000	0,05792	0,00000	0,00000
2	1,3; 2	0	Independent	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
2	4,2; 1	0	Independent	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
3	4,2; 1,2	0	Independent	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Type	D-Vine							
LogLikelihood	98,33							
AIC	-188,66							
BIC	-165,18							

Berdasarkan output hasil estimasi model D-Vine Copula, diperoleh struktur ketergantungan multivariat antara empat aset, yaitu Bitcoin, S&P 500, IHSG, dan Emas. Struktur vine copula yang terbentuk bertipe D-Vine, memiliki nilai AIC dan BIC yang relatif rendah mengindikasikan bahwa struktur vine yang dipilih memiliki tingkat kecocokan model yang baik terhadap data yang ada. Selanjutnya berikut ini merupakan interpretasi dari masing-masing *tree* yang terbentuk. *Tree* pertama merupakan dependensi antar aset tanpa kondisional apapun, sehingga terbentuk tiga pasangan copula *bivariate* yang mencerminkan hubungan dependensi langsung antar aset, yaitu:

a) S&P 500 dan IHSG (2,3)

Pasangan ini mengikuti famili copula Clayton dengan parameter 0,13648 dan Kendall's tau sebesar 0,06388. Hal ini menunjukkan adanya ketergantungan positif yang lemah, dengan indikasi *lower tail dependence* sebesar 0,01, yang mengimplikasikan bahwa tekanan ekstrem di pasar S&P 500 cenderung diikuti oleh pergerakan ekstrem IHSG pada sisi penurunan, meskipun intensitasnya relatif kecil.

b) Bitcoin dan S&P 500 (1,2)

Pasangan ini menggunakan copula Student-t dengan parameter 0,17893 dan derajat kebebasan 13,3578. Nilai Kendall's tau sebesar 0,11453 menunjukkan hubungan positif yang lebih kuat dibandingkan pasangan lain di *Tree* pertama. Adanya nilai *upper tail dependence* dan *lower tail dependence* masing-masing sebesar 0,01 menunjukkan bahwa Bitcoin dan S&P 500 memiliki kecenderungan bergerak bersama pada kondisi ekstrem baik saat pasar naik maupun turun, dengan probabilitas yang terbatas.

c) Emas dan Bitcoin (4,1)

Pasangan Emas dan Bitcoin mengikuti copula Survival Clayton dengan parameter 0,12296 dan Kendall's tau sebesar 0,05792. Struktur ini menunjukkan adanya ketergantungan ringan pada sisi ekstrem atas, yang mengindikasikan bahwa pergerakan ekstrem kenaikan Bitcoin memiliki hubungan yang lemah namun terstruktur dengan pergerakan Emas.

Pada *Tree* kedua dan *Tree* ketiga, seluruh pasangan copula yang terbentuk memiliki family = 0 (*independence copula*). Ini menunjukkan bahwa setelah mempertimbangkan dependensi langsung pada *Tree* pertama, hubungan kondisional antar variabel menjadi lemah atau tidak signifikan secara statistik. Dengan demikian, struktur dependensi kompleks pada level yang lebih tinggi tidak diperlukan, sehingga model D-Vine copula berhenti pada hubungan primer antar aset.

Berdasarkan hasil output struktur D-Vine copula yang telah terbentuk, S&P 500 muncul sebagai aset dengan posisi sentral dalam struktur D-Vine, mencerminkan perannya sebagai

indikator utama pasar global yang memengaruhi dinamika pasar aset lain, termasuk aset kripto dan pasar saham domestik. Secara konseptual, hal ini sejalan dengan karakteristik S&P 500 sebagai representasi kinerja pasar modal Amerika Serikat yang memiliki bobot besar dalam sistem keuangan global serta dijadikan acuan utama oleh investor internasional dalam pengambilan keputusan portofolio. Selain itu, dominasi S&P 500 dalam struktur D-Vine mencerminkan adanya mekanisme transmisi risiko (*risk spillover*) yang kuat dari pasar global menuju pasar domestik dan instrumen investasi alternatif.

Nilai *tail dependence* yang relatif rendah mengindikasikan bahwa peluang terjadinya pergerakan ekstrem secara simultan antar aset berada pada tingkat yang terbatas, sehingga potensi terjadinya fenomena *contagion* atau penularan krisis secara langsung antar pasar cenderung lemah. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun terdapat struktur ketergantungan yang teridentifikasi melalui model D-Vine copula, intensitas hubungan tersebut tidak mengarah pada konsentrasi risiko ekstrem yang tinggi ketika salah satu pasar mengalami tekanan yang signifikan. Dengan kata lain, guncangan besar pada satu aset tidak secara otomatis diikuti oleh guncangan ekstrem dengan skala yang sama pada aset lainnya.

Selanjutnya, tidak terbentuknya dependensi yang signifikan pada *Tree* kedua dan *Tree* ketiga mengindikasikan bahwa struktur D-Vine copula yang dihasilkan memiliki karakteristik *parsimonious*, yaitu hanya mempertahankan hubungan yang relevan secara statistik dan mengeliminasi relasi yang lemah atau tidak informatif. Kondisi ini mencerminkan efisiensi model dalam menangkap struktur dependensi inti tanpa memasukkan kompleksitas yang tidak diperlukan, sehingga risiko *overfitting* dapat diminimalkan. Dengan demikian, model mampu merepresentasikan hubungan antar aset secara lebih stabil dan robust, terutama ketika digunakan untuk analisis risiko jangka panjang maupun simulasi skenario ekstrem.

Secara finansial, kondisi ini dapat ditafsirkan sebagai indikasi bahwa strategi diversifikasi portofolio masih memiliki efektivitas yang cukup baik, khususnya dalam konteks mitigasi risiko ekstrem. Investor tidak sepenuhnya terekspos terhadap risiko bersama, sehingga peluang untuk meminimalkan kerugian melalui kombinasi aset lintas kelas seperti saham global, pasar domestik, emas, dan kripto tetap tersedia. Meski demikian, keberadaan struktur dependensi yang terdeteksi menunjukkan bahwa perlindungan risiko tidak bersifat absolut, melainkan bersifat relatif terhadap intensitas guncangan yang terjadi. Kemudian jika dilihat dari perspektif stabilitas sistem keuangan, hasil ini mengindikasikan bahwa transmisi guncangan antar pasar lebih bersifat gradual dibandingkan bersifat eksplosif. Oleh karena itu, risiko krisis yang bersifat sistemik masih berada dalam batas terkendali, namun tetap memerlukan pengawasan berkelanjutan, terutama pada periode volatilitas tinggi atau gejolak global yang ekstrem seperti krisis keuangan internasional atau *geopolitic shock*. Dengan demikian, temuan ini memperkuat pentingnya pendekatan manajemen risiko yang adaptif serta pemantauan dinamika pasar lintas aset secara komprehensif dalam menjaga ketahanan portofolio maupun stabilitas pasar secara agregat.

4 KESIMPULAN

Hasil estimasi D-Vine Copula menunjukkan bahwa struktur dependensi antar Bitcoin, S&P 500, IHSG, dan Emas didominasi oleh hubungan langsung pada level *Tree* pertama, dengan indeks bursa S&P 500 sebagai variabel penghubung utama. Sementara itu, hubungan kondisional pada *Tree* yang lebih tinggi tidak menunjukkan signifikansi berarti, yang mengindikasikan bahwa mekanisme transmisi risiko antar aset terutama terjadi melalui kanal langsung. Temuan ini memperkuat argumen bahwa pasar saham global memiliki peran sentral dalam membentuk

keterkaitan sistem keuangan multiaset, terutama pada saat diversifikasi dan manajemen risiko portofolio.

DAFTAR PUSTAKA

- Ang, C. S. (2021). *Analyzing Financial Data and Implementing Financial Models Using R* (2nd Edition). Springer. [\[Cross-ref\]](#).
- Aslam, F., Hunjra, A. I., Bouri, E., Mughal, K. S., Khan, M. (2023). Dependence structure across equity sectors: Evidence from vine copulas. *Borsa Istanbul Review*, 23 (1), 184-202. [\[Cross-ref\]](#).
- Aven, T., & Thekdi, S. (2025). *Risk Science: An Introduction* (2nd Edition). Taylor & Francis Group.
- Bartz, E., Bartz-Beielstein, T., & Zaefferer, M. (2022). *Hyperparameter Tuning for Machine and Deep Learning with R: A Practical Guide*. Springer. [\[Cross-ref\]](#).
- Baumer, B. S., Kaplan, D. T., & Horton, N. J. (2021). *Modern Data Science with R* (2nd Edition). Taylor & Francis Group. [\[Cross-ref\]](#).
- De Luca, G., & Montanino, A. (2025). Cryptocurrency Market Dynamics: Copula Analysis of Return and Volume Tails. *Risks*, 13 (9), 1-13. [\[Cross-ref\]](#).
- Dewick, P. R., & Liu, S. (2022). Copula Modelling to Analyse Financial Data. *Journal of Risk and Financial Management*, 15 (3), 1-11. [\[Cross-ref\]](#).
- Fakhfekh, M., Bejaoui, A., Bariviera, A. F., & Jeribi, A. (2024). Dependence structure between NFT, DeFi and cryptocurrencies in turbulent times: An Archimax copula approach. *North American Journal of Economics and Finance*, 70, 1-17. [\[Cross-ref\]](#).
- Fuentes-Martínez, R., Crimaldi, I., & Rungi, A. (2025). Non-linear dependence and Granger causality: A vine copula approach. [\[Cross-ref\]](#).
- Hanck, C., Arnold, A., Gerber, A., & Schmelzer, M. (2022). *Introduction to Econometrics with R*. Springer.
- Jeleskovic, V., Latini, C., Younas, Z. I., Al-Faryan, M. A. S. (2024). Cryptocurrency portfolio optimization: Utilizing a GARCH-copula model within the Markowitz framework. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 35 (4), 139-155. [\[Cross-ref\]](#).
- Karakaş, A. M., Demir, A., Çalik, S. (2020). Interdependence of Bitcoin and Other Crypto Money Indicators: CD Vine Copula Approach. *BEU Journal of Science*, 9 (4), 1527-1536. [\[Cross-ref\]](#).
- Kielmann, J., Manner, H., & Min, A. (2022). Stock market returns and oil price shocks: A CoVaR analysis based on dynamic vine copula models. *Empirical Economics*, 62, 1543–1574. [\[Cross-ref\]](#).
- Kimani, E. M., Ngunyi, A., & Mungatu, J. K. (2023). Modelling Dependence of Cryptocurrencies Using Copula Garch. *Journal of Mathematical Finance*, 13 (3), 321-338. [\[Cross-ref\]](#).
- Mba, J. C. (2024). Assessing portfolio vulnerability to systemic risk: a vine copula and APARCH-DCC approach. *Financial Innovation*, 10 (20), 1-36. [\[Cross-ref\]](#).
- Ndlovu, T., & Chikobvu, D. (2024). The GARCH-EVT-Copula Approach to Investigating Dependence and Quantifying Risk in a Portfolio of Bitcoin and the South African Rand. *Journal of Risk and Financial Management*, 17 (11), 1-16. [\[Cross-ref\]](#).
- Nugroho, B. A. (2023). The Stability of Islamic Cryptocurrencies and Copula-Based Dependence with Alternative Crypto and Fiat Currencies. *ISRA: International Journal of Islamic Finance*, 15 (2), 80-97. [\[Cross-ref\]](#).

- Ozgur, C., & Sarikovanlık, V. (2021). An application of Regular Vine copula in portfolio risk forecasting: evidence from Istanbul stock exchange. *Quantitative Finance and Economics*, 5 (3), 452-470. [[Cross-ref](#)].
- Saleh, S. E., Pakaya, D., Hasan, I. K., & Djakaria, I. (2023). Application Of The Copula Method To Analyze The Relationships Of Macroeconomic Factors Affecting The CSPI. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 17 (2), 903-912. [[Cross-ref](#)].
- Tadi, M., & Witzany, J. (2025). Copula-based trading of cointegrated cryptocurrency Pairs. *Financial Innovation*, 11 (40), 1-33. [[Cross-ref](#)].
- Tenkam, H. M., Mba, J. C., & Mwambi, S. M. (2022). Optimization and Diversification of Cryptocurrency Portfolios: A Composite Copula-Based Approach. *Applied Science*, 12 (13), 1-18. [[Cross-ref](#)].