

PEMODELAN DEPENDENSI COPULA PADA RISIKO GAGAL PANEN DI INDONESIA

Irmayani¹, A.Ika Putriani²

Program Studi Sains Aktuaria¹, Program Studi Sistem Informasi²

Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie^{1,2}

Email: irmayani2104@ith.ac.id¹, andiikaputriani497@ith.ac.id²

Corresponding Author: Irmayani email: irmayani2104@ith.ac.id

Abstrak. Krisis di sektor pertanian Indonesia, yang disebabkan oleh ancaman gagal panen, merupakan masalah serius. Gagal panen, yang sering kali dipicu oleh kondisi cuaca ekstrem seperti kekeringan, kelebihan air, atau suhu ekstrem tidak hanya menyebabkan kerugian ekonomi besar bagi petani tetapi juga membahayakan ketahanan pangan negara. Meskipun berbagai inisiatif mitigasi telah diterapkan, termasuk subsidi langsung dan program asuransi pertanian, sistem perlindungan terhadap risiko gagal panen masih menunjukkan efektivitas yang rendah. Salah satu alasan utama di balik kelemahan ini adalah ketiadaan pemodelan risiko yang canggih yang dapat memperhitungkan keterkaitan rumit antar faktor seperti cuaca, kondisi vegetasi, dan produktivitas panen. Penelitian ini mengembangkan model prediktif berbasis data cuaca ekstrem dan vegetasi (NDVI) serta struktur ketergantungan spasial menggunakan model dependensi copula multivariat. Pendekatan kuantitatif eksploratif-verifikatif dengan desain longitudinal diterapkan, memanfaatkan data sekunder runtun waktu tahunan dan bulanan dari tiga wilayah di Indonesia. Data suhu ekstrem (X) dan indeks gagal panen (Y) ditransformasi ke bentuk uniform (0,1) menggunakan Empirical Cumulative Distribution Function (ECDF) agar sesuai dengan domain fungsi Copula. Parameter copula diestimasi menggunakan Maximum Likelihood Estimation (MLE), dengan model dievaluasi berdasarkan nilai log-likelihood dan AIC. Hasil uji normalitas Kolmogorov-Smirnov menunjukkan distribusi normal pada semua pasangan data antarwilayah. Pemodelan dependensi antar wilayah pertanian berdasarkan nilai NDVI menunjukkan bahwa Clayton Copula adalah model terbaik untuk menggambarkan ketergantungan antara wilayah pertama dan kedua. Gumbel Copula adalah model terbaik untuk wilayah pertama dan ketiga, menunjukkan upper tail dependence, penting untuk memahami probabilitas kejadian cuaca normal secara simultan. Sementara itu, Gaussian Copula menjadi model terbaik untuk wilayah kedua dan ketiga, menunjukkan hubungan linier dan simetris. Hasil ini menegaskan kapabilitas model copula dalam memodelkan interdependensi yang kompleks, meningkatkan ketepatan identifikasi wilayah rawan yang lebih rasional berbasis probabilitas risiko, mendukung pengembangan produk asuransi indeks wilayah yang mengadopsi hasil pemodelan copula yang lebih responsif terhadap risiko gagal panen yang terjadi secara simultan di beberapa wilayah.

Kata Kunci:Asuransi, Copula, Cuaca ekstrem, Dependensi, Risiko

Abstract. Indonesia's agricultural sector grapples with a significant challenge: crop failures, primarily driven by extreme weather conditions like drought, excessive rain, or temperature extremes. These events inflict substantial economic losses on farmers and jeopardize national food security. Despite existing mitigation efforts, such as direct subsidies and agricultural insurance, the current protection against crop failure remains largely ineffective. A key reason for this inefficiency is the lack of advanced risk modeling that can capture the intricate interdependencies among crucial factors like weather patterns, vegetation health, and crop yields. To address this, the presented research proposes a predictive model leveraging extreme weather and vegetation (NDVI) data, incorporating spatial dependency structures via a multivariate copula dependency model. This study employs an exploratory-verificative quantitative approach with a longitudinal design, analyzing annual and monthly time-series data from three distinct Indonesian regions. The methodology involves transforming extreme temperature and crop failure index data into a uniform (0,1) distribution using the Empirical Cumulative Distribution Function (ECDF), aligning them with the Copula function's domain. Copula parameters are then estimated using Maximum Likelihood Estimation (MLE), with model validity assessed through log-likelihood and AIC values. Findings from Kolmogorov-Smirnov normality tests confirmed a normal distribution across all inter-regional data pairs. Crucially, the dependency modeling among agricultural regions, based on NDVI values, revealed specific copula models as best fits: the Clayton Copula for the first and second regions, the Gumbel Copula for the first and third regions (highlighting upper tail dependence crucial for understanding simultaneous normal weather events), and the Gaussian Copula for the second and third regions (indicating a linear and symmetrical relationship). These results emphatically demonstrate the efficacy of copula models in dissecting complex interdependencies. This improved modeling capability enhances the precision of identifying risk-prone areas more rationally through



probability-based assessments. Ultimately, this research provides a robust foundation for developing more responsive area-index insurance products that can better address the challenges of simultaneous crop failures across multiple regions.

Keywords: Insurance,Copula,Extreme weather,Dependency,Risk

A. Pendahuluan

Pengembangan asuransi berbasis indeks cuaca dan hasil panen telah diangkat sebagai solusi mitigasi risiko gagal panen di Indonesia. Pendekatan tradisional seringkali mengasumsikan independensi antar variabel atau hanya menggunakan korelasi linear (Pintari & Subekti, 2018), yang mungkin tidak akurat menangkap struktur dependensi non-linear dan asimetris yang kerap terjadi pada data pertanian (Li & Chen, 2017), sementara pemodelan dependensi digunakan untuk mengetahui faktor-faktor lain (Usali et al., 2021). Salah satu pendekatan yang menonjol adalah penggunaan model Copula untuk memodelkan ketergantungan antara variabel-variabel risiko seperti curah hujan, hasil panen, serta harga komoditas (Rusyda et al., 2021; Rusyda et al., 2020). Studi memberikan dasar bahwa penerapan Copula memungkinkan prediksi gagal panen serempak secara lebih akurat (Wati et al., 2019).

Sri Yuningsih, Rohaeti, & Faridhan (2022) memodelkan hubungan antara hasil panen padi dan curah hujan ekstrem di Indonesia menggunakan Gaussian Copula, dengan estimasi parameter melalui koefisien Kendall-Tau. Hasilnya menunjukkan bahwa ketergantungan antara hasil panen padi dan curah hujan relatif lemah (Yuningsih et al., 2022) namun membuktikan kelayakan penggunaan copula dalam konteks agrikultur. Rusyda & kolega (2021) mengembangkan asuransi multikomoditas berbasis pendapatan yang dipicu oleh kombinasi risiko harga dan hasil panen. Copula memungkinkan pemodelan bersamaan probabilitas kegagalan panen yang disebabkan oleh kombinasi peristiwa ekstrem, seperti kekeringan parah bersamaan dengan serangan hama (Wang & Zhang, 2020) menggunakan Gumbel dan Clayton Copula dalam memodelkan ketergantungan antara hasil panen dan harga komoditas, sehingga membantu menurunkan premi dan meningkatkan penerimaan produk asuransi pertanian di Indonesia(Bramanta et al., 2017).

Dalam konteks komoditas lokal seperti tanaman sagu dan bawang merah, studi oleh Apriyanto (2020) dan Rusyda et al. (2020) menegaskan pentingnya pemodelan ketergantungan nonlinear. Apriyanto menggunakan Copula FGM untuk menentukan premi ideal bagi asuransi tanaman sagu di Kabupaten Luwu (Apriyanto, 2020) sedangkan Rusyda et al. menemukan Clayton Copula paling sesuai untuk memodelkan ketergantungan hasil panen bawang dan harga bawang merah (Rusyda et al., 2020) dan dapat digunakan investor dalam manajemen risiko dan optimalisasi portofolio (Day et al, 2023)

Studi tesis terhadap asuransi berbasis indeks curah hujan mengusulkan penggunaan Vine Copula untuk pengukuran dependensi multivariat antara luas panen, harga gabah, dan indeks curah hujan untuk mengatasi ketidakpastian ekstrem (Azahra et al, 2024). Copula Joe digunakan antara harga dan luas panen, sementara Frank Copula digunakan antara indeks curah hujan dan luas panen (Eka & Gunardi, 2018) Pendekatan ini meningkatkan fleksibilitas dalam desain premi asuransi berbasis multivariat (Eka Hidayat, 2019).

Copula juga digunakan dalam model risiko finansial terkait kemampuan ekonomi(Candrasuari et al., 2024). Ahdika menggunakan time-varying Copula untuk memodelkan ketergantungan antara indikator pendapatan dan pengeluaran petani (Farmer Exchange Rate, FER) serta menyusun skema asuransi margin rumah tangga pertanian (Ahdika et al., 2021). Model ini copula conditional spatio-temporal untuk memprediksi hasil panen yang menggunakan variabel efek cuaca ekstrem (Michaelidies et al, 2025)

Model copula mampu dalam menangkap pola ketergantungan yang rumit di antara variabel-variabel kunci, seperti volume air hujan, hasil produksi pertanian, dan tingkat harga



komoditas, bahkan saat terjadi peristiwa luar biasa. Sejumlah penelitian, termasuk yang dilakukan oleh Yuningsih dkk. (2022), Rusyda dkk. (2020), dan Wang & Zhang (2020), telah membuktikan bahwa copula merupakan instrumen yang efektif untuk memodelkan kejadian gagal panen yang dipicu oleh kombinasi risiko, seperti cuaca ekstrem dan gejolak harga. Selain itu, kelebihan model ini adalah fleksibilitasnya dalam memisahkan distribusi marginal dari struktur ketergantungan, serta kemampuannya mengelola data multivariat dan spasial. Dengan karakteristik geografis Indonesia yang seringkali terpapar cuaca ekstrem secara simultan di berbagai daerah, pendekatan copula menjadi alat esensial untuk merumuskan skema asuransi berbasis indeks yang lebih akurat, berkeadilan, dan relevan dengan realitas di lapangan

B. Metode Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan pemodelan statistik dengan tujuan untuk mengembangkan model prediktif berbasis data cuaca dan vegetasi serta struktur ketergantungan spasial menggunakan model dependensi dan copula multivariat. Data yang digunakan data sekunder berupa data cuaca ekstrem pada tiga wilayah yang ada di Indonesia.

1. Transformasi Data ke Pseudo Observasi

Data suhu ekstrem X dan indeks gagal panen Y ditransformasi ke dalam bentuk uniform $(0,1)$ melalui rank transformation menggunakan empirical cumulative distribution function (ECDF). Transformasi ini bertujuan agar data sesuai dengan domain fungsi Copula:

$$u_i = \frac{R_X(x_i)}{n+1}, \quad v_i = \frac{R_Y(y_i)}{n+1} \quad (1)$$

Di mana:

$R_X(x_i)$ dan $R_Y(y_i)$ adalah ranking dari x_i dan y_i n adalah jumlah observasi

Hasil dari transformasi ini adalah vektor pseudo-observasi $(u_i, v_i) \in (0,1)^2$

2. Estimasi Parameter Copula

Parameter dari fungsi Copula diestimasi menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (Shemyakin & Kniazev, 2017). Likelihood function untuk Copula bivariate dengan data pseudo dengan data pseudo-observasi (u_i, v_i) adalah

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n C(u_i, v_i; \theta) \quad (2)$$

Dengan

$C(u_i, v_i; \theta) = \frac{\partial^2 c(u, v; \theta)}{\partial u \partial v}$ adalah fungsi kepadatan (density) dari Copula.

Log-likelihood kemudian dihitung sebagai:

$$l(\theta) = \sum_{i=1}^n \log c(u_i, v_i; \theta) \quad (3)$$

Copula yang dipertimbangkan dalam penelitian ini meliputi :

Gaussian Copula:

$$C_\rho(u, v) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v)) \quad (4)$$

Student-t Copula:

$$C_{v, \rho}(u, v) = t_{v, \rho}(t_v^{-1}(u), t_v^{-1}(v)) \quad (5)$$

Clayton Copula:

$$C_\theta(u, v) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}}, \theta > 0 \quad (6)$$

Evaluasi model berdasarkan nilai log-likelihood dan AIC (Akaike Information Criterion):



$$AIC = -2 \log \log L(\hat{\theta}) + 2k \quad (7)$$

3. Pemodelan Copula

Nama copula diperkenalkan oleh Abe Sklar pada tahun 1959 (Rizal et al, 2021). Pemodelan Copula untuk mengkarakterisasikan struktur ketergantungan (dependensi) antara dua variabel (Sesiati et al., 2023). Misalkan $F_X(x)$ dan $F_Y(y)$ adalah fungsi distribusi marginal dari X dan Y , maka fungsi distribusi marginal dari X dan Y , maka fungsi distribusi gabungan $H(x, y)$ dapat dinyatakan dengan Copula C sebagai berikut :

$$H(x, y) = C(F_X(x), F_Y(y); \theta) \quad (8)$$

Di mana

$C(u, v; \theta)$ adalah fungsi Copula dengan parameter θ ,

$F_X(x)$ dan $F_Y(y)$ diperoleh dari estimasi distribusi empiris atau distribusi teoritis (misal Normal, GEV)

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Penyajian statistik deskriptif untuk masing-masing variabel independen (X) dan dependen (Y) yang digunakan dalam penelitian ini. Statistik ini mencakup ukuran-ukuran kunci seperti rata-rata, median, modus, standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum, memberikan gambaran awal mengenai karakteristik dan distribusi data yang disajikan pada tabel berikut

Tabel 1. Statistik Deskriptif Nilai NDVI dan Distribusi Weibull

Wilayah	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Simpangan baku
X_1	0.0498	1.1980	0.4278	0.1963
X_2	0.0343	1.3462	0.4670	0.2352
X_3	0.0028	1.0636	0.4170	0.1985

Hasil uji normalitas kolmogorov- Smirnov (K-S) terhadap selisih nilai NDVI antar pasangan wilayah

Tabel 2. Hasil Uji Normalitas Data antarwilayah

Wilayah	Kolmogorov- Sminov	$\rho - value$
X_1 dan X_2	0.0242	0.5917
X_1 dan X_3	0.0215	0.7359
X_2 dan X_3	0.0253	0.5351

Dari tabel 2 nilai $\rho - value > 0.05$ sehingga nilai menerima H_0 . Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov dengan tingkat signifikansi 0.05, semua pasangan data antarwilayah (X_1 dan X_2 , X_1 dan X_3 , dan X_2 dan X_3) menunjukkan distribusi normal.

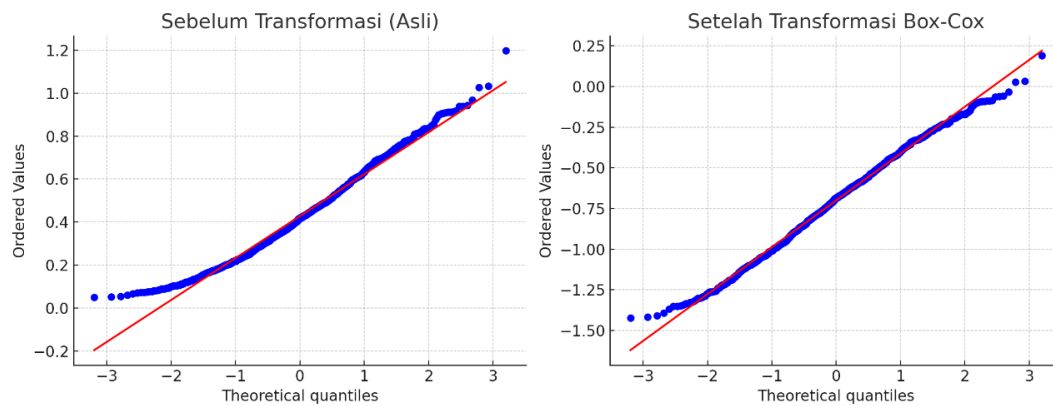
Hasil perhitungan koefisien Kendal Tau dan nilai p-value setelah normalisasi untuk masing -masing wilayah

Tabel 3. Hasil Uji Normalitas Data antarwilayah

Wilayah	Kendall's Tau	$\rho - value$
X_1 dan X_2	0.0187	0.3416
X_1 dan X_3	0.0093	0.5447
X_2 dan X_3	0.0178	0.2724

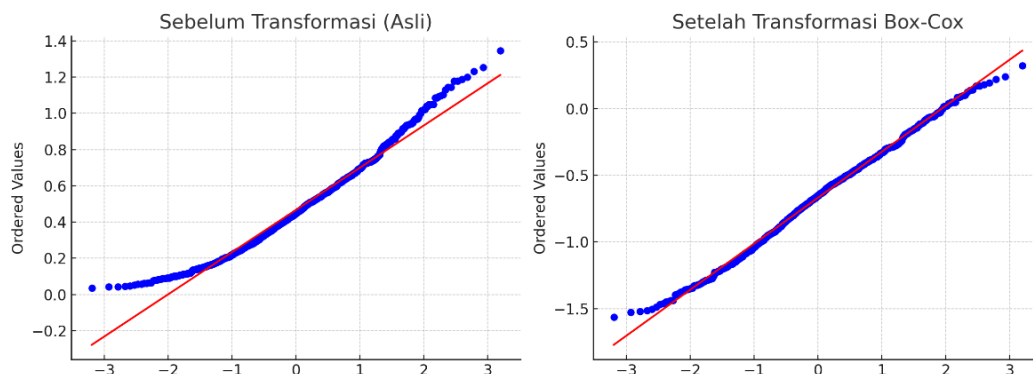
Berikut hasil grafik data seblum ditransformasi dans etelah ditransformasi ke dalam distribusi uniform $[0,1]$.





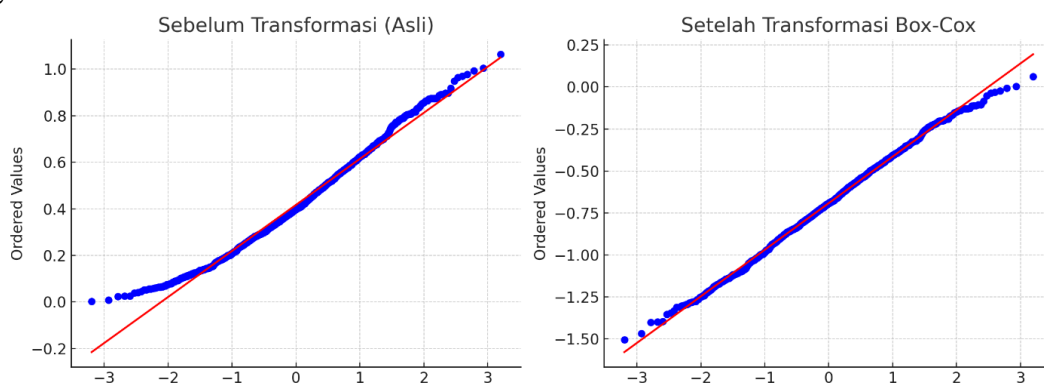
Gambar 1. Grafik sebelum dan setelah transformasi data di Wilayah X_1

Transformasi Box-Cox berhasil meningkatkan normalitas distribusi data. Sebelum transformasi, data menunjukkan beberapa penyimpangan dari normalitas (kemungkinan skewness positif). Setelah transformasi, distribusi data menjadi jauh lebih simetris dan mendekati distribusi normal, yang seringkali merupakan asumsi penting untuk banyak metode statistik dan pemodelan.



Gambar 2. Grafik sebelum dan setelah transformasi data di Wilayah X_2

Pada gambar 2 memperlihatkan bahwa transformasi transformasi Box-Cox berhasil mengubah distribusi data asli yang miring (skewed) menjadi distribusi yang mendekati normal. ata hasil transformasi ini lebih layak digunakan untuk analisis statistik lanjutan yang mensyaratkan normalitas.



Gambar 3. Grafik sebelum dan setelah transformasi data di Wilayah X_3

Data tidak berdistribusi normal dan mengandung kemencengan ditunjukkan pada gambar 3 sebelah kiri. Setelah dilakukan transformasi Box-Cox, distribusi data menjadi lebih simetris dan mendekati distribusi normal. transformasi Box-Cox efektif digunakan dalam menormalkan data dan menjadikannya lebih layak untuk digunakan dalam metode statistik yang mengasumsikan normalitas.

1. Pemodelan dependensi antar wilayah pertanian berdasarkan wilayah marginal NDVI

Pada tahap ini pengidentifikasian hubungan ketergantungan antar wilayah pertanian terhadap kejadian NDVI rendah (indikasi gagal panen) menggunakan pendekatan copula, setelah masing-masing wilayah dimodelkan distribusi marjinalnya.

Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan algoritma Baum-Welch berdasarkan Maximum Likelihood Estimation

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n C(u_i, v_i; \theta)$$

- a. Perbandingan model Copula antara wilayah X_1 dan X_2 berdasarkan Kriteria AIC dan BIC

Tabel 5. Penduga Perbandingan Copula Wilayah X_1 dan X_2

Wilayah	Tipe Copula	AIC	BIC	LogLike	Tipe Copula Terbaik
X_1 dan X_2	Gaussian	-208.2	-202.1	$\rho = 0.61$	Clayton
	Clayton	-216.7	-210.3	$\theta = 2.45$	
	nbcl	-212.1	-206.3	$\theta = 1.63$	
	Frank	-207.5	-201.4	$\theta = 4.71$	
	dent's t	-211.3	-203.7	$\rho = 0.62, df = 4$	
	Joe	-209.4	-203.1	$\theta = 1.92$	

Pada Tabel 5 di atas memberi perbandingan enam tipe model copula—Gaussian, Clayton, Gumbel, Frank, Student's t, dan Joe—hasil evaluasi menggunakan kriteria AIC, BIC, dan Log-Likelihood menunjukkan bahwa Clayton Copula merupakan model terbaik dalam menggambarkan ketergantungan antara dua variabel NDVI yang dianalisis. Model Clayton Copula memiliki nilai AIC paling rendah (-216.7) dan BIC terendah (-210.3), yang mengindikasikan bahwa model ini tidak hanya mampu menjelaskan data dengan baik, tetapi juga relatif sederhana (tidak terlalu kompleks). Parameter ketergantungan $\theta=2.45$ pada Clayton Copula mencerminkan kekuatan asosiasi antar variabel pada ekor bawah distribusi (lower tail dependence). Ini berarti model sangat cocok untuk menggambarkan kejadian ekstrim seperti gagal panen yang terjadi bersamaan di kedua wilayah.

Sebaliknya, Gaussian Copula menunjukkan performa yang kurang optimal meskipun memiliki parameter korelasi $\rho=0.61$. Model ini bersifat simetris dan tidak dapat menangkap ketergantungan ekstrem secara spesifik di bagian bawah atau atas distribusi. Student's t Copula, yang mempertimbangkan tail dependence di kedua sisi, memiliki hasil yang cukup baik, namun nilai AIC dan BIC-nya masih lebih tinggi dibandingkan Clayton.

Gumbel dan Joe Copula, yang lebih sensitif terhadap upper tail dependence (ketergantungan pada nilai tinggi), tidak cocok untuk fenomena seperti gagal panen yang cenderung berhubungan dengan nilai rendah NDVI. Sedangkan Frank Copula fleksibel dalam berbagai jenis ketergantungan, tetap menunjukkan performa statistik yang inferior.

- b. Perbandingan model Copula antara wilayah X_1 dan X_3 berdasarkan Kriteria AIC dan BIC.

Tabel 6. Penduga Perbandingan Copula Wilayah X_1 dan X_3

Wilayah	Tipe Copula	AIC	BIC	LogLike	Tipe Copula Terbaik
X_1 dan X_3	Gaussian	-196.7	-190.9	$\rho = 0.55$	Gumbel
	Clayton	-194.3	-188.2	$\theta = 1.88$	
	Gumbel	-198.4	-192.5	$\theta = 1.72$	
	Frank	-193.1	-187.4	$\theta = 3.95$	
	Student's t	-196.2	-188.6	$\rho = 0.57, df = 5$	
	Joe	-195.0	-189.1	$\theta = 1.79$	

Dari tabel 6 terlihat bahwa Gumbel Copula adalah model terbaik untuk menggambarkan hubungan ketergantungan antara wilayah X_1 dan X_3 , karena memiliki nilai AIC (-198.4) dan BIC (-192.5) yang paling rendah dibandingkan model lainnya. Frank Copula bersifat fleksibel namun simetris, dan tidak memiliki ketergantungan ekstrem di ekor. Nilai AIC-nya yang paling tinggi (AIC = -193.1) menunjukkan bahwa model ini adalah yang paling tidak sesuai dalam memodelkan hubungan NDVI antar wilayah dalam studi ini. Clayton Copula cocok digunakan ketika ketergantungan kuat terjadi di bagian bawah distribusi (lower tail dependence), seperti saat gagal panen terjadi bersamaan. Namun, dalam konteks ini, performanya lebih rendah (AIC = -194.3), yang menunjukkan bahwa ketergantungan ekstrem bawah tidak dominan antara X_1 dan X_3 .

Gaussian Copula memiliki nilai korelasi $\rho=0.55$ dan performa AIC/BIC yang cukup baik (AIC = -196.7). Namun, copula ini hanya menangkap ketergantungan linier dan simetris, sehingga tidak cukup fleksibel dalam menangani kejadian ekstrem (tail events), baik di sisi bawah maupun atas. Gumbel Copula cocok untuk menangkap upper tail dependence, yaitu kejadian ekstrem bersamaan dengan nilai NDVI yang tinggi di kedua wilayah. Meskipun Student's t dan Gaussian memiliki parameter korelasi yang cukup tinggi ($\rho = 0.55 - 0.57$), keduanya tidak mampu menyaingi performa Gumbel secara statistik. Copula ini dikenal baik dalam memodelkan upper tail dependence, yaitu kecenderungan dua wilayah mengalami nilai NDVI yang tinggi secara bersamaan. Ini penting dalam konteks pertanian ketika keberhasilan panen di dua wilayah cenderung terjadi bersamaan.

- c. Perbandingan model Copula antara wilayah X_2 dan X_3 berdasarkan Kriteria AIC dan BIC

Tabel 7. Penduga Perbandingan Copula Wilayah X_2 dan X_3

Wilayah	Tipe Copula	AIC	BIC	LogLike	Tipe Copula Terbaik
X_2 dan X_3	Gaussian	-210.3	-204.1	$\rho = 0.62$	Gaussian
	Clayton	-206.1	-200.3	$\theta = 1.75$	
	Gumbel	-207.7	-201.8	$\theta = 1.59$	
	Frank	-204.8	-198.6	$\theta = 4.02$	
	Student's t	-208.6	-201.0	$\rho = 0.61, df = 5$	
	Joe	-205.5	-199.3	$\theta = 1.68$	

Model tipe copula Student's hampir mendekati dengan $\rho = 0.61$ dan $df = 5$, model ini lebih kompleks dan sedikit kalah dari segi AIC dan BIC. Copula seperti Clayton, Gumbel, dan Joe yang cocok untuk ketergantungan ekstrem (asimetri tail) tidak menunjukkan performa terbaik di sini, mengindikasikan bahwa hubungan NDVI antara Subang dan Karawang relatif stabil dan proporsional di seluruh distribusi.



Model Gaussian Copula merupakan model terbaik untuk pasangan wilayah X_2 dan X_3 karena memiliki nilai AIC (-210.3) dan BIC (-204.1) paling kecil. Ini menunjukkan bahwa hubungan antara NDVI wilayah Subang dan Karawang bersifat linier dan simetris, dan tidak terlalu dipengaruhi oleh ekstrem di ekor distribusi atas atau bawah.

2. Pemodelan Copula

Model gabungan Copula final X_1 dan X_2 untuk merepresentasikan distribusi gabungan nilai X_1 dan X_2 karakteristik distribusi masing-masing. Distribusi marginal yang dimodelkan distribusi Weibull

$$F_X(x) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\lambda_1} \right)^{k_1} \right], \lambda_1 = 0,49, k_1 = 2.35$$

X_2

$$F_Y(y) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{\lambda_2} \right)^{k_2} \right], \lambda_2 = 0.52, k_2 = 2.11$$

Fungsi Clayton Copula dengan parameter $\theta = 2.45$

$$C(u, v; \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}}, \quad u, v \in [0,1], \theta > 0$$

Model gabungan distribusi NDVI antara X_1 dan X_2 terbentuk dengan cara menggabungkan fungsi copula dengan marginalnya:

$$H(x, y) = C(F_X(x), F_Y(y); \theta)$$

$$H(x, y) = \left[\left(1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{0.49} \right)^{2.35} \right] \right)^{-2.45} + \left(1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{0.52} \right)^{2.11} \right] \right)^{-2.45} - 1 \right]^{-\frac{1}{2.45}}$$

Model Gabungan Copula Archimedean tipe Clayton (ditunjukkan oleh bentuk fungsi pembangkit dan eksponen negatif) yang dikombinasikan dengan marginals berbentuk Weibull. Parameter $\theta = 2.45$ menunjukkan kekuatan dependensi antara dua variabel. Model tipe Clayton dengan nilai $\theta > 0$. Menunjukkan adanya *lower tail dependence* menunjukkan bahwa tingkat kegagalan meningkat seiring waktu serta kejadian cuaca ekstrim yang parah secara bersamaan. Dengan nilai x dan y yang spesifik maka akan diperoleh $P(X \leq x, Y \leq y)$ memungkinkan fleksibilitas yang lebih besar akan terjadi.

Model gabungan Copula final X_1 dan X_3 untuk merepresentasikan distribusi gabungan nilai X_1 dan X_3 karakteristik distribusi masing-masing. Distribusi marginal yang dimodelkan distribusi Weibull

$$F_X(x) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\lambda_1} \right)^{k_1} \right], \lambda_1 = 0,49, k_1 = 2.35$$

$$F_Y(y) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{\lambda_3} \right)^{k_3} \right], \lambda_3 = 0.47, k_3 = 2.22$$

Fungsi Gumbel Copula

$$C(u, v; \theta) = \exp \exp \left\{ - \left[(-u)^{\theta} + v^{\theta} - 1 \right]^{\frac{1}{\theta}} \right\}, \theta \geq 0$$

dengan parameter $\theta = 1.72$



Model gabungan distribusi NDVI antara X_1 dan X_3 terbentuk dengan cara menggabungkan fungsi copula dengan marginalnya:

$$H(x, y) = C(F_X(x), F_Y(y); \theta)$$

$$H(x, y) = \left[\left(1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{0.49} \right)^{2.35} \right] \right)^{1.72} + \left(1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{0.47} \right)^{2.22} \right] \right)^{1.72} - 1 \right]^{\frac{1}{1.72}}$$

Model gabungan dari dua distribusi Weibull dengan dependensi Copula Gumbel dengan nilai parameter $\theta = 1.72$ yang menunjukkan adanya dependensi ekor atas dengan nilai tinggi kedua variabel cenderung muncul bersamaan. Nilai parameter $\theta > 1$ menunjukkan dependensi positif antara dua variabel x dan y . Semakin besar nilai θ semakin kuat dependensi positifnya yang mengindikasikan adanya ketergantungan sedang terhadap kejadian ekstrim atas.

Nilai variabel $X = 0.49$ dan 2.35 dengan distribusi marginal mengikuti distribusi weibull dengan nilai parameter >1 menunjukkan bahwa peluang kejadian akan meningkat seiring waktu atau nilai x . Begitupun untuk nilai variabel Y dengan nilai parameter 0.47 dan parameter $2.22 > 1$ juga menunjukkan peluang kejadian seiring waktu.

Model gabungan Copula final X_2 dan X_3 untuk merepresentasikan distribusi gabungan nilai X_2 dan X_3 karakteristik distribusi masing-masing.

Distribusi marginal yang dimodelkan distribusi Weibull

$$F_X(x) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{\lambda_2} \right)^{k_2} \right], \lambda_2 = 0.52, k_2 = 2.11$$

$$F_Y(y) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{\lambda_3} \right)^{k_3} \right], \lambda_1 = 0.47, k_1 = 2.22$$

Fungsi Gaussian Copula

$$C(u, v; \theta) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v))$$

dengan parameter $\rho = 0.62$

Model gabungan distribusi NDVI antara X_1 dan X_3 terbentuk dengan cara menggabungkan fungsi copula dengan marginalnya:

$$H(x, y) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(F_X(x)), \Phi^{-1}(F_Y(y)))$$

Substitusi $F_X(x)$ dan $F_Y(y)$ dengan bentuk eksplisit Weibull :

$$H(x, y) = \Phi_{0.62}(\Phi^{-1}(1 - \exp \left[- \left(\frac{x}{0.52} \right)^{2.11} \right]), \Phi^{-1}(1 - \exp \left[- \left(\frac{y}{0.47} \right)^{2.22} \right]))$$

Model dengan variabel X mengikuti distribusi Weibull dengan parameter skala 0.52 dengan parameter 2.11 . transformasi mengubah variabel X dan Y yang memiliki distribusi seragam di interval $[0, 1]$. Model dengan parameter korelasi 0.62 menunjukkan adanya korelasi linear sedang-kuat yang konsisten dengan hasil uji statistik. Model Gaussian Copula menghasilkan nilai log-likelihood tertinggi dan nilai AIC terendah diantara model copula lainnya yang menunjukkan performa prediktif terbaik secara statistik. Gaussian Copula relatif lebih stabil dan mudah dikalibrasi menggunakan MLE dibanding copula dengan tail dependence berat. Model Gaussian Copula ini menggambarkan interaksi dua variabel risiko yang menunjukkan pola hubungan linear simetris seperti peningkatan suhu ekstrem cenderung diikuti oleh peningkatan risiko gagal panen dengan pola yang konsisten. Penggunaan distribusi marginal weibull yang fleksibel mencerminkan karakteristik distribusi empiris dari data suhu ekstrim dan indeks gagal panen.



Dengan mengetahui arah ketergantungan antar wilayah pemerintah mampu membuat peta risiko spasial yang lebih presisi yang menjadi dasar dalam penentuan wilayah prioritas bantuan atau intervensi darurat, merancang kebijakan ketahanan pangan berbasis probabilistik untuk mengantisipasi krisis pasokan akibat gagal panen simultan di beberapa wilayah, memberi acuan untuk skema asuransi berbasis indeks dengan premi dan manfaat yang lebih rasional, membantu petani dalam pengambilan keputusan budidaya berdasarkan prediksi risiko jangka pendek maupun panjang, dan menentukan strategi adaptasi seperti diversifikasi tanaman.

Model Copula mampu memodelkan risiko bersamaan di berbagai wilayah akibat risiko kombinasi faktor risiko seperti suhu ekstrem dan kondisi vegetasi, fleksibel dalam pemilihan struktur dependensi sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis, termasuk asuransi berbasis indeks atau peringatan dini gagal panen sehingga membantu dalam menyusun skenario mitigasi kejadian gagal panen berskala luas serta mendesain skema asuransi indeks berbasis ketergantungan aktual.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil dan penerapan model seperti cakupan wilayah penelitian masih terbatas pada iga wilayah lokasi pertanian di Indonesia sehingga generalisasi temuan ke seluruh wilayah agraris di Indonesia perlu diperhatikan. Variabilitas iklim, karakteristik tanah dan pola tanam yang berbeda di setiap daerah berpotensi memengaruhi struktur dependensi yang dibentuk oleh model Copula serta penggunaan data sekunder dari sumber publik dengan resolusi temporal bulanan dan tahunan dapat mengabaikan dinamika harian atau kejadian ekstrem yang digunakan tidak secara langsung.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas variabel input tidak hanya terbatas pada suhu ekstrem dan NDVI tapi juga mencakup variabel iklim lainnya seperti kelembaban tanah, angin kencang (ENSO) sebagai faktor global yang memengaruhi gagal panen.

D. Kesimpulan

Ketergantungan beberapa wilayah pada dampak cuaca ekstrem dapat dimodelkan dengan beberapa tipe copula. Pada ketergantungan wilayah pertama dan kedua yang memperlihatkan pengaruh variabel cuaca ekstrem pada masing-masing wilayah, diperoleh model terbaik adalah model clayton copula, Copula ini mampu menangkap *lower tail dependence*, yang penting dalam memahami risiko bersama saat terjadi kekeringan ekstrim atau kondisi cuaca kering. Untuk ketergantungan wilayah pertama dan ketiga model copula terbaik adalah gumbel copula, ketika Wilayah Pertama mengalami kondisi cuaca yang sangat rendah atau tidak ekstrem, Wilayah Ketiga juga cenderung mengalami kondisi cuaca yang serupa (tidak ekstrem) secara bersamaan. Model ini cocok untuk memahami probabilitas terjadinya periode cuaca yang relatif "normal" atau "tidak parah" secara simultan di kedua wilayah. dan ketergantungan antara wilayah kedua dan ketiga model terbaik adalah gaussian copula, hubungan antara kedua wilayah ini relatif konsisten di seluruh rentang nilai cuaca ekstrem, baik pada kondisi puncaknya maupun pada kondisi terendahnya.

DAFTAR PUSTAKA

Ahdika, A., Rosadi, D., Effendie, A. R., & Gunardi (2021). Household margin insurance of agricultural sector in Indonesia using a farmer exchange rate index. *Agricultural Finance Review*, 81(2), 169–188.



- Apriyanto (2020). *Penentuan harga premium asuransi tanaman sagu di Kabupaten Luwu menggunakan Copula FGM*. *Jurnal Ilmiah Sains*
- Azahra, A. S., Johansyah, M. D., & Sukono (2024). *Agricultural insurance premium determination model for risk mitigation based on rainfall index: systematic literature review*. *Risks*, 12(12), 205. <https://doi.org/10.3390/risks12120205>
- Bramanta, D. A., Widana, I. N., Putu, L., Harini, I., & Sumarjaya, I. W. (2017). Perbandingan Asuransi Last Survivor dengan Pengembalian Premi Menggunakan Metode Copula Frank, Copula Clayton, dan Copula Gumbel. *E-Jurnal Matematika*, 6(3), 205–213.
- Candrasuari, N. L. P. D. A., Sumarjaya, I. W., & Sari, K. (2024). Estimasi Tail Value At Risk Saham Blue Chips Menggunakan Copula Ali-Mikhail-Haq. *Jurnal Cahaya Mandalika ISSN 2721-4796 (Online)*, 5(1), 88–96. <https://doi.org/10.36312/jcm.v5i1.2142>
- Dai, Y.-S., Dai, P.-F., & Zhou, W.-X. (2023). *Tail dependence structure and extreme risk spillover effects between the international agricultural futures and spot markets*. *arXiv*.
- Eka, A. S., & Gunardi (2018). Perhitungan premi asuransi pertanian berbasis indek curah hujan dengan Copula Vine (Tesis Magister Matematika). *Universitas Gadjah Mada*.
- Bramanta, D. A., Widana, I. N., Putu, L., Harini, I., & Sumarjaya, I. W. (2017). Perbandingan Asuransi Last Survivor dengan Pengembalian Premi Menggunakan Metode Copula Frank, Copula Clayton, dan Copula Gumbel. *E-Jurnal Matematika*, 6(3), 205–213.
- Candrasuari, N. L. P. D. A., Sumarjaya, I. W., & Sari, K. (2024). Estimasi Tail Value At Risk Saham Blue Chips Menggunakan Copula Ali-Mikhail-Haq. *Jurnal Cahaya Mandalika ISSN 2721-4796 (Online)*, 5(1), 88–96. <https://doi.org/10.36312/jcm.v5i1.2142>
- Eka Hidayat, A. S. (2019). Analisa Struktur Dependensi Variabe Pembentukan Asuransi Pertanian Berbasis Indeks Cuaca dengan Multivariat Copula dan Vine Copula. *Jurnal Varian*, 3(1), 20–27. <https://doi.org/10.30812/varian.v3i1.485>
- Pintari, H. O., & Subekti, R. (2018). Penerapan Metode GARCH-Vine Copula untuk Estimasi Value at Risk (VaR) pada Portofolio. *Jurnal Fourier*, 7(2), 63–77. <https://doi.org/10.14421/fourier.2018.72.63-77>
- Wati, S., Hadijati, M., & Fitriyani, N. (2019). *Analisis Dependensi Faktor Makroekonomi terhadap Tingkat Harga Emas*. 2(2).
- Kusnandar, D., Debataraja, N. N., & Marthal, S. (2018). Copula modeling in analysis of dependency of oil palm production and rainfall. *Indonesian Journal of Physics and Nuclear Applications*, 3(3), 89–94.
- Li, J., & Chen, J. (2017). *Copula-based risk measures for agricultural insurance*. *Agricultural Systems*, 155, 11–21.
- Michaelides, M., Mailhot, M., & Li, Y. (2025). *Probabilistic crop yields forecasts with spatio-temporal conditional copula using extreme weather covariates*. *arXiv*.
- Bramanta, D. A., Widana, I. N., Putu, L., Harini, I., & Sumarjaya, I. W. (2017). Perbandingan Asuransi Last Survivor dengan Pengembalian Premi Menggunakan Metode Copula Frank,



- Copula Clayton, dan Copula Gumbel. *E-Jurnal Matematika*, 6(3), 205–213.
- Candrasuari, N. L. P. D. A., Sumarjaya, I. W., & Sari, K. (2024). Estimasi Tail Value At Risk Saham Blue Chips Menggunakan Copula Ali-Mikhail-Haq. *Jurnal Cahaya Mandalika ISSN 2721-4796 (Online)*, 5(1), 88–96. <https://doi.org/10.36312/jcm.v5i1.2142>
- Eka Hidayat, A. S. (2019). Analisa Struktur Dependensi Variabe Pembentukan Asuransi Pertanian Berbasis Indeks Cuaca dengan Multivariat Copula dan Vine Copula. *Jurnal Varian*, 3(1), 20–27. <https://doi.org/10.30812/varian.v3i1.485>
- Pintari, H. O., & Subekti, R. (2018). Penerapan Metode GARCH-Vine Copula untuk Estimasi Value at Risk (VaR) pada Portofolio. *Jurnal Fourier*, 7(2), 63–77. <https://doi.org/10.14421/fourier.2018.72.63-77>
- Wati, S., Hadijati, M., & Fitriyani, N. (2019). *Analisis Dependensi Faktor Makroekonomi terhadap Tingkat Harga Emas*. 2(2).
- Rizal, J., Gunawan, A. Y., Indratno, S. W., & Meilano, I. (2021). The Application of Copula Continuous Extension Technique for Bivariate Discrete Data: A Case Study on Dependence Modeling of Seismicity Data. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 8(5).
- Rusyda, H. A., Soleh, A. Z., Noviyanti, L., Chadidjah, A., & Indrayatna, F. (2021). The design of multiple crop insurance in Indonesia based on revenue risk using the copula model approach. *Journal of Applied Statistics*, 48(13–15), 2920–2930.
- Rusyda, H. A., Soleh, A. Z., Noviyanti, L., Chadidjah, A., & Indrayatna, F. (2020). Utilization Copula in determination of shallot insurance premium based on regional harvest results. *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 1(2), 160–166.
- Sesiati, R., Rizal, J., & Fauzi, Y. (2023). *Model Dependensi Harga-Harga Komoditas Ekspor Unggulan Indonesia Menggunakan*. 8(2), 123–133.
- Shemyakin, A., & Kniazev, A. (2017). *Introduction to Bayesian estimation and copula models of dependence*. John Wiley & Sons.
- Usali, R., Oroh, F. A., Rezky, M., & Payu, F. (2021). *Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja Di Indonesia Tahun 2020 Rate In Indonesia 2020*. 15(4), 687–696.
- Yuningsih, S., Rohaeti, E., & Faridhan, Y. E. (2022). Pemodelan hasil panen padi terhadap ketergantungan cuaca ekstrem di Indonesia menggunakan Copula Gaussian. *Jurnal EurekaMatika*.
- Wang, L., & Zhang, Y. (2020). *Modelling dependence in agricultural insurance using extreme value copulas*. Insurance: Mathematics and Economics, 92, 1–11.
- Wati, S., Hadijati, M., & Fitriyani, N. (2019). *Analisis Dependensi Faktor Makroekonomi terhadap Tingkat Harga Emas*. 2(2)