

TRANSFORMASI KOTA CERDAS DALAM MITIGASI BANJIR: PEMODELAN CURAH HUJAN DKI JAKARTA DENGAN PENDEKATAN *SPATIAL VECTOR AUTOREGRESSIVE* (SpVAR) DAN PEMETAAN BOBOT *QUEEN CONTIGUITY*

Rinda Lolita Melanwati ^{*1}, Eni Sumarminingsih², Henny Pramodyo³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang

Email: ¹rindalolitam@gmail.com, ²eni_stat@ub.ac.id, hennyp@ub.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 26 Juli 2023, diterima untuk diterbitkan: 06 Desember 2023)

Abstrak

Perubahan iklim dan cuaca ekstrem menjadi tantangan global, termasuk di Indonesia, dengan peningkatan banjir di DKI Jakarta. Penanggulangan membutuhkan peramalan curah hujan yang akurat. Model VAR digunakan untuk memahami hubungan variabel cuaca. Namun, data deret waktu sering memiliki dimensi spasial. Oleh karena itu, dikembangkan model *Spatial Vector Autoregressive* (SpVAR) yang mempertimbangkan dimensi spasial dan waktu. Pembobot *queen contiguity* digunakan untuk representasi yang lebih akurat. Penelitian ini memanfaatkan data BPS DKI Jakarta dari Januari 2017 hingga Desember 2021. Hasilnya menunjukkan pengaruh spasial dalam model SpVAR (1,3) dengan bobot *queen contiguity*. Curah hujan, suhu, dan kelembaban udara saling mempengaruhi di wilayah diprediksi dan lainnya. Model ini penting dalam strategi mitigasi banjir dan kebijakan kota cerdas untuk mengurangi risiko banjir di DKI Jakarta.

Kata kunci: perubahan iklim, curah hujan, SpVAR, queen contiguity

TRANSFORMATION OF SMART CITIES IN FLOOD MITIGATION: MODELING OF RAINFALL IN DKI JAKARTA USING SPATIAL VECTOR AUTOREGRESSIVE (SpVAR) APPROACH AND QUEEN CONTIGUITY WEIGHT MAPPING

Abstract

Climate change and extreme weather pose global challenges, including in Indonesia, leading to increased floods in DKI Jakarta. Addressing this requires accurate rainfall forecasts. The VAR model is used to understand the relationships between weather variables. However, time series data often have spatial dimensions. Therefore, a *Spatial Vector Autoregressive* (SpVAR) model has been developed considering both spatial and temporal dimensions. *Queen contiguity* weighting is used for more accurate representation. This study utilizes BPS DKI Jakarta data from January 2017 to December 2021. The results show spatial influence in the SpVAR (1,3) model with *queen contiguity* weighting. Rainfall, temperature, and humidity mutually influence predicted and other areas. This model is crucial for flood mitigation strategies and smart city policies to reduce flood risks in DKI Jakarta.

Keywords: climate change, rainfall, SpVAR, queen contiguity

1. PENDAHULUAN

DKI Jakarta, sebagai ibu kota dan kota terbesar, menghadapi tantangan serius akibat perubahan iklim yang terjadi di seluruh dunia. Pola cuaca yang tidak stabil dan cuaca ekstrem semakin menjadi-jadi sebagai akibat langsung dari perubahan iklim tersebut. Sebelumnya, Lestari dkk. (2019) telah melakukan penelitian yang menunjukkan adanya ketergantungan musim terhadap curah hujan ekstrem di Jakarta.

Dampak yang terjadi sangat luas, termasuk kerusakan lingkungan, risiko banjir yang meningkat, kekeringan, dan masalah lainnya. Setiap tahun, banjir

menjadi fenomena yang hampir tak terelakkan di Jakarta, sehingga menjadi perhatian utama pemerintah daerah maupun pusat dalam upaya penanggulangan banjir di ibu kota. Berbagai tindakan telah diambil, seperti normalisasi sungai dan pemantauan pintu air, untuk mengatasi permasalahan banjir. Namun, pentingnya intensitas curah hujan yang tinggi juga menjadi faktor utama yang memicu banjir di Jakarta. Dalam upaya mengantisipasi banjir, solusinya terletak pada pengembangan model prediksi curah hujan yang akurat dan efektif di Provinsi DKI Jakarta. Untuk mencapai hal tersebut, perlu dilakukan perbandingan metode statistika guna

menemukan model terbaik yang sesuai dengan permasalahan.

Analisis deret waktu memiliki peranan penting dalam memahami dan meramalkan fenomena yang berkaitan dengan waktu. Model multivariat yang populer dalam analisis deret waktu adalah *Vector Autoregressive* (VAR) (Wei, 2006). VAR(p) digunakan untuk menganalisis hubungan timbal balik antara variabel dalam deret waktu. Estimasi parameter dalam VAR(p) dapat dilakukan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) atau *Maximum Likelihood Estimator* (MLE). Model *Spatial Vector Autoregressive* (SpVAR) merupakan pengembangan VAR yang melibatkan unsur spasial dan temporal. Dalam penelitian terkait, SpVAR menunjukkan penggunaan koefisien yang sama di setiap lokasi, dengan bobot spasial yang dipengaruhi oleh lokasi tersebut (Beenstock dan Felsentein, 2019).

Data curah hujan yang diamati merupakan data runtun waktu dan melibatkan informasi wilayah (*space time*). Menurut Fandholi (2013), peramalan curah hujan menggunakan variabel suhu udara dan kelembaban udara menghasilkan luaran yang relatif lebih baik. Penelitian yang dilakukan oleh Jasmi (2021), menunjukkan bahwa suhu udara berkorelasi dengan curah hujan di Provinsi DKI Jakarta. Karena data curah hujan juga dipengaruhi oleh variabel lain pada suatu lokasi tersebut dan lokasi tetangga, maka digunakan model SpVAR. Model SpVAR juga digunakan dalam penelitian Sumarminingsih dkk. (2021), untuk memodelkan curah hujan, suhu udara, kelembaban udara, durasi penyinaran matahari, dan kecepatan angin di wilayah Kota Malang dan Karangates. Pada penelitian tersebut, model SpVAR yang dibentuk tanpa mempertimbangkan adanya pembobot spasial.

Menurut Grasa (2013), bagian yang mendasar dalam membentuk model spasial adalah adanya matriks pembobot yang menggambarkan hubungan antara suatu wilayah dengan wilayah yang lainnya. Penggunaan model SpVAR tanpa pembobot spasial dengan wilayah penelitian yang kompleks dapat mengakibatkan ketidakakuratan dalam merepresentasikan hubungan spasial yang sebenarnya antar-variabel cuaca di daerah tersebut.

Penambahan pembobot spasial, khususnya dengan menggunakan *queen contiguity*, dapat meningkatkan keakuratan dan keefektifan model SpVAR dalam meramalkan curah hujan. Pembobot spasial membantu menggambarkan tingkat ketergantungan spasial antar-wilayah, yang dapat memberikan kontribusi penting terhadap hasil prediksi. Tanpa pembobot spasial, model mungkin tidak mampu dengan baik menangkap dampak spasial yang seharusnya mempengaruhi variabilitas cuaca.

Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan memasukkan pembobot spasial pada model SpVAR untuk mendapatkan pemodelan yang lebih akurat dan relevan terkait curah hujan di daerah

Malang. Dengan mengintegrasikan pembobot spasial yaitu *queen contiguity*, diharapkan hasil prediksi dapat lebih mendekati kondisi sebenarnya, dan rekomendasi penanggulangan banjir yang dihasilkan menjadi lebih dapat diandalkan untuk penerapan oleh pemerintah setempat di Provinsi DKI Jakarta.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Stasioneritas

Metode uji *panel unit root*, yang diperkenalkan oleh Levin, dkk. (2002) untuk menguji kestasioneran data. Terdapat hipotesis uji yang digunakan dalam metode ini, yaitu sebagai berikut.

$$H_0 : \delta = 0 \text{ (data tidak stasioner)}$$

$$H_1 : \delta < 0 \text{ (data stasioner)}$$

Adapun pengujian stasioneritas dihitung menggunakan Persamaan 1.

$$t_{\delta}^* = \frac{t_{\delta} - N\tilde{T}\hat{S}_N\hat{\sigma}_{\varepsilon}^{-2}STD(\hat{\delta})\mu_{m\tilde{T}}^*}{\sigma_{m\tilde{T}}^*} \quad (1)$$

di mana :

t_{δ} : statistik uji t

$N\tilde{T}$: banyak pengamatan

n : banyak pengamatan

\hat{S}_N : rasio standar deviasi

$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$: ragam galat

Kriteria pengambil keputusan pada uji panel unit root dilakukan dengan membandingkan statistik uji adjusted t dengan titik kritis pada Tabel t. Ketika nilai statistik uji adjusted t lebih dari nilai Tabel t ($t_{\delta}^* > t_{\alpha, n}$) maka disimpulkan bahwa data stasioner.

2.2 Vector Autoregressive (VAR)

Model *vector autoregressive* yang memiliki orde p dan variabel K dinyatakan dalam bentuk Persamaan 2 (Lutkepohl, 2005).

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}_1\mathbf{y}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p\mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{u}_t \quad (2)$$

di mana \mathbf{y}_t adalah sebuah vektor acak pada waktu $ke-t$ dan variabel $ke-k$ ($y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt}$), \mathbf{A}_i adalah sebuah matriks koefisien berukuran ($K \times K$) lag $ke-i$ ($i = 1, 2, \dots, p$), \mathbf{y}_{t-p} adalah sebuah vektor pengamatan variabel pada titik waktu sebelumnya ($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$), dan \mathbf{u}_t adalah vektor galat pada waktu $ke-t$ dan variabel $ke-k$ ($u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{kt}$).

Penentuan panjang lag optimal dalam model VAR, dapat menggunakan *Akaike Information Criteria* (AIC) (Brockwell dan Davis, 2002). Model dengan nilai AIC terendah umumnya memiliki kemampuan prediksi yang baik dengan tetap mempertimbangkan kompleksitas variabel yang digunakan. Adapun AIC dihitung menggunakan Persamaan 3.

$$AIC = -2l(\boldsymbol{\beta}) + 2P \quad (3)$$

dimana:

$l(\beta)$: nilai maksimum dari fungsi likelihood.
 P : jumlah parameter dalam model

2.3 Queen Contiguity

Elemen-elemen dalam matriks pembobot *queen contiguity* dibangun berdasarkan konsep ketetanggaan dan persinggungan sisi dan sudut antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j (Fitriani dkk., 2019). Struktur kontiguitas (ketetanggaan) pada spasial dituliskan dalam bentuk matriks yang disebut matriks *contiguity* dan dinotasikan dengan C . Secara umum elemen C_{ij} didefinisikan dalam Persamaan 4 (Lee dan Wong, 2001).

$$C_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{jika lokasi } i \text{ dan } j \text{ bertetangga} \\ 0, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (4)$$

2.4 Model Spatial Vector Autoregressive (SpVAR)

Model SpVAR digunakan untuk menganalisis data ruang waktu (*space-time*) yang memiliki lebih dari satu variabel. Model ini dikembangkan oleh Di Giacinto (2010) dan Sumarminingsih, dkk. (2020) disajikan dalam Persamaan 5.

$$y_t = B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + \eta_t \quad (5)$$

Dimana y_t adalah $[y_{11t}, y_{21t}, \dots, y_{N1t}, y_{12t}, y_{22t}, \dots, y_{N2t}, \dots, y_{1kt}, y_{2kt}, \dots, y_{Nkt}]'$, N adalah banyak lokasi pengamatan, K adalah banyak variabel endogen, T adalah banyak pengamatan, y_{nkt} adalah nilai dari variabel ke- k yang diamati di lokasi ke- n pada waktu ke- t , η_t adalah vektor galat dari pengamatan variabel ke- k yang diamati di lokasi ke- n pada waktu ke- t atau $[\eta_{11t}, \eta_{21t}, \dots, \eta_{N1t}, \eta_{12t}, \eta_{22t}, \dots, \eta_{N2t}, \dots, \eta_{1kt}, \eta_{2kt}, \dots, \eta_{Nkt}]'$.

Pendugaan parameter model SpVAR dilakukan menggunakan metode *Full Information Maximum Likelihood (FIML)*. Dalam melakukan pendugaan parameter menggunakan metode FIML terdapat asumsi yang harus dipenuhi yaitu galat diasumsikan menyebar normal multivariat ($\xi \sim N(0, \Omega)$) dimana $\Omega = I_T \otimes \Sigma$ maka dari itu $y \sim N(Z\theta, \Omega)$. Fungsi *log natural* dari likelihood ditulis dalam Persamaan 6.

$$\ln L(\theta, \Sigma_\xi) = -\frac{NKT}{2} \ln(2\pi) + \frac{T}{2} \ln |\Sigma_\xi^{-1}| - \frac{1}{2} (y - Z\theta)' (I_T \otimes \Sigma_\xi^{-1}) (y - Z\theta) \quad (6)$$

Penyelesaian persamaan tersebut dilakukan dengan diferensiasi terhadap θ dan disamadengkan nol.

2.5 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE memberikan informasi mengenai sejauh mana prediksi yang dihasilkan oleh model mendekati

nilai data aktual, dengan mengindikasikan ukuran kesalahan rata-rata dalam satuan yang sama dengan variabel yang sedang diukur. Semakin kecil nilai RMSE, semakin tinggi kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan konsisten dengan data aktual. Perhitungan nilai RMSE dari suatu model dapat diperoleh menggunakan persamaan (Bowerman dan Oconnel, 2005):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (7)$$

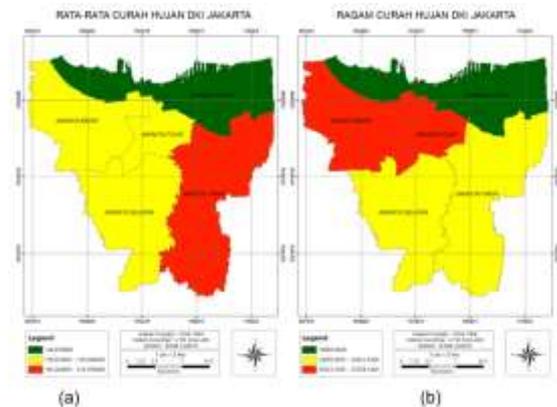
3. DATA DAN METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta periode bulan Januari 2017 hingga Desember 2021. Variabel endogen yang menjadi fokus analisis adalah curah hujan, suhu udara rata-rata, dan kelembaban udara rata-rata. Penelitian ini menggunakan model SpVAR sebagai metode analisis untuk menghubungkan dan menganalisis hubungan timbal balik antara variabel-variabel tersebut. Model SpVAR memungkinkan peneliti untuk memodelkan efek spasial dan temporal dalam data serta menganalisis pengaruh lokasi terhadap hubungan antarvariabel.

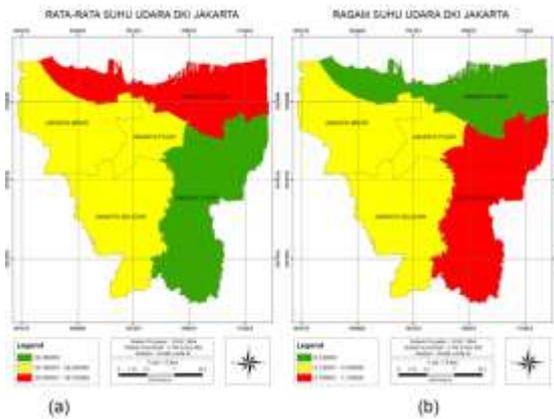
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Deskriptif

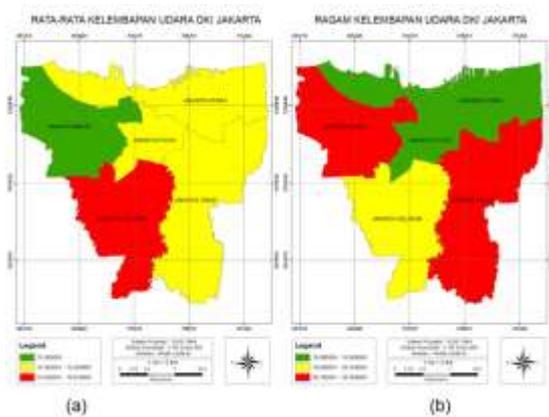
Analisis statistika deskriptif dalam penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai data curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara di lima wilayah di DKI Jakarta dalam periode Januari 2017 hingga Desember 2021. Tujuan dari analisis ini adalah untuk menyajikan informasi secara deskriptif tentang karakteristik data. Karakteristik data dari variabel yang diteliti divisualisasikan sebagai berikut.



Gambar 1. Peta Sebaran Jumlah Curah Hujan di DKI Jakarta Periode Januari 2017 sampai Desember 2021 berdasarkan (a) Nilai Rata-rata dan (b) Nilai Ragam



Gambar 2. Peta Sebaran Suhu Udara di DKI Jakarta Periode Januari 2017 sampai Desember 2021 berdasarkan (a) Nilai Rata-rata dan (b) Nilai Ragam



Gambar 3. Peta Sebaran Kelembaban Udara di DKI Jakarta Periode Januari 2017 sampai Desember 2021 berdasarkan (a) Nilai Rata-rata dan (b) Nilai Ragam

Berdasarkan analisis Gambar 1 hingga Gambar 3, terlihat bahwa Jakarta Utara memiliki curah hujan rata-rata terendah (136,87 mm), sementara Jakarta Timur memiliki curah hujan rata-rata tertinggi (lebih dari 193,02 mm). Dalam hal suhu udara, Jakarta Timur memiliki suhu rata-rata terendah (28,38°C), sedangkan Jakarta Utara memiliki suhu rata-rata tertinggi (lebih dari 28,50°C). Mengenai kelembaban udara, Jakarta Barat memiliki kelembaban rata-rata terendah (74,36%), sedangkan Jakarta Selatan memiliki kelembaban rata-rata tertinggi (lebih dari 75,5%). Selain nilai rata-rata, juga diperlihatkan nilai ragam untuk menunjukkan variasi di setiap wilayah. Kota Jakarta Utara menunjukkan variasi curah hujan dan kelembaban udara yang paling kecil, sedangkan Jakarta Timur memiliki variasi suhu udara yang paling tinggi. Jakarta Barat dan Jakarta Pusat menunjukkan variasi curah hujan dan kelembaban udara tertinggi.

4.2. Uji Stasioneritas Data

Pada pengujian stasioneritas data digunakan uji *panel unit root*. Proses pengujian dilakukan dengan membentuk hipotesis sebagai dasar penentuan keputusan. Adapun hipotesis yang dibentuk adalah: $H_0 : \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$ (data stasioner)

Kemudian perhitungan pengujian stasioneritas disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Stasioneritas

Variabel	Statistik Levin, Lin dan Chu (LLC)	Nilai p
Curah Hujan	17,696	< 0,01**
Suhu Udara	10,739	< 0,01**
Kelembaban Udara	17,799	< 0,01**

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa nilai p dari pengujian stasioneritas panel unit root menggunakan metode Levin, Lin, dan Chu untuk variabel curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara secara keseluruhan adalah kurang dari 5% (0,05), sehingga hipotesis nol (H_0) ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan dengan tingkat kepercayaan 95% bahwa terdapat cukup bukti untuk menyatakan bahwa variabel curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara yang diamati di lima lokasi yaitu Kota Jakarta Selatan, Kota Jakarta Timur, Kota Jakarta Pusat, Kota Jakarta Barat, dan Kota Jakarta Utara telah bersifat stasioner.

4.3. Pemilihan Lag Optimum

Proses penentuan ordo autoregressive pada model SpVAR (1,p) serupa dengan model VAR (p), di mana kita menggunakan nilai AIC terkecil untuk menentukan lag optimum dari model VAR (p). Tabel 2 memberikan gambaran ringkas beberapa ordo autoregressive yang mungkin digunakan dalam model ini.

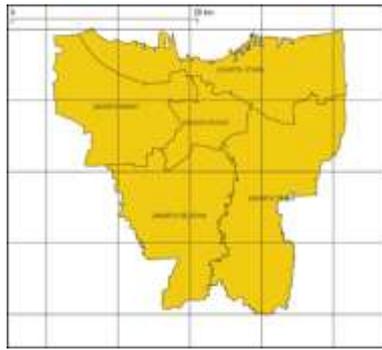
Tabel 2. Nilai AIC pada Model Tentatif VAR (p)

Model	Nilai AIC
VAR (1)	1,1044
VAR (2)	1,0950
VAR (3)	1,0475

Dari informasi yang terdapat pada Tabel 2, dapat ditemukan bahwa model VAR (3) memiliki nilai AIC terendah di antara model-model VAR yang lainnya. Dengan demikian, dalam penelitian ini, model yang akan digunakan untuk meramalkan curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara di DKI Jakarta adalah SpVAR (1,3).

4.4. Pembentukan Bobot Queen Contiguity

Peta struktur kontiguitas lima wilayah di Provinsi DKI Jakarta dapat ditemukan pada Gambar 4. Elemen-elemen dalam matriks *queen contiguity*, yang direpresentasikan sebagai C_{ij} sesuai dengan definisi pada Persamaan (4). Matriks queen contiguity C, yang menggambarkan hubungan antara lima wilayah di Provinsi DKI Jakarta, didefinisikan dalam Persamaan 7.



Gambar 4. Peta Struktur Contiguitas Provinsi DKI Jakarta

$$C = \begin{matrix} & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (7)$$

Lokasi ke-1 adalah Kota Jakarta Selatan, lokasi ke-2 adalah Kota Jakarta Timur, lokasi ke-3 adalah Kota Jakarta Pusat, lokasi ke-4 adalah Kota Jakarta Barat, dan lokasi ke-5 adalah Kota Jakarta Utara. Elemen-elemen matriks *queen contiguity* C pada persamaan (7) kemudian dijadikan sebagai dasar untuk membuat matriks pembobot spasial *queen contiguity* (W_{QC}) yang telah dilakukan standarisasi pada Persamaan 8.

$$W_{QC} = \begin{matrix} & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0,25 & 0,25 & 0 & 0,25 & 0,25 \\ 0,33 & 0 & 0,33 & 0 & 0,33 \\ 0 & 0,33 & 0,33 & 0,33 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (8)$$

4.5. Pembentukan Model SpVAR (1,3)

Pembentukan model spVAR akan menghasilkan estimasi parameter dimana dalam model yang dibentuk menggunakan pembobot *queen contiguity* pada matriks (8) dan metode FIML. Adapun hasil estimasi yang ditunjukkan di setiap lokasi dan nilai signifikansi parameter yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 3 hingga Tabel 5 berikut.

Tabel 3. Hasil Estimasi Model SpVAR (1,3) Pada Curah Hujan Pembobot *Queen Contiguity*

Persamaan Curah Hujan	Jakarta Selatan	Jakarta Timur	Jakarta Pusat	Jakarta Barat	Jakarta Utara
Intercept	25,7	291,6**	198,4	192,7	291,2**
y_{i1t-1}	-0,1	-0,3	0,9*	0,8*	0,02
y_{i1t-1}^*	1,5	2,1	-3,7*	-3	-1,1
y_{i2t-1}	-19,6	-27,6	-8,1	103,1	21,2
y_{i2t-1}^*				746,8*	
	-138,1	-155,4	-177,1	*	-253,8

Persamaan Curah Hujan	Jakarta Selatan	Jakarta Timur	Jakarta Pusat	Jakarta Barat	Jakarta Utara
y_{i3t-1}	24,8**	-5,2	3,2	-8,9	15,8
y_{i3t-1}^*				146,1*	
y_{i1t-2}	-33,3	122,8**	75,8	*	15,6
y_{i1t-2}^*	-0,1	0,2	-0,8	-0,1	-0,03
y_{i2t-2}	0,1	0,3	2,8	1,2	-0,6
y_{i2t-2}^*	-37,9	77,8	16,3	-7,2	-50,3
y_{i3t-2}	148	-202	-58,5	48,8	110,6
y_{i3t-2}^*	-5,5	-8,3	19,5	10,4	-0,7
y_{i1t-3}	32,9	-35,1	-69,1	-66	14,5
y_{i1t-3}^*	-0,6*	0,2*	-0,2	-0,3	-0,2
y_{i2t-3}	2,9*	-0,6	1,1	1,1	0,5
y_{i2t-3}^*	48,7	-83,8**	-27,5	-52,4	-62,8
y_{i3t-3}	-16	511,2**	245*	433,4	398,1
y_{i3t-3}^*	-0,6	-2,7	-17	-7,1	-8,5
y_{i3t-3}^*	-57,7	-32,7	-6,9	-30	-7,7

Tabel 4. Hasil Estimasi Model SpVAR (1,3) Pada Suhu Udara Pembobot *Queen Contiguity*

Persamaan Suhu Udara	Jakarta Selatan	Jakarta Timur	Jakarta Pusat	Jakarta Barat	Jakarta Utara
Intercept	26,063**	30,174**	28,157**	28,264**	28,162**
y_{i2t-1}	-0,155	0,730**	0,085	-0,134	0,548
y_{i2t-1}^*	2,221**	-1,864	0,592	2,401*	-0,891
y_{i1t-1}	0,001	-0,001	0,001	-0,005**	0,001
y_{i1t-1}^*	0,001	0,007	0,000	0,034**	0,005*
y_{i3t-1}	-0,120**	0,067**	0,121	0,046	-0,076**
y_{i3t-1}^*	0,064	-0,853**	-0,687*	-0,854**	-0,267*
y_{i2t-2}	0,209	-0,070	0,136	0,236	0,016
y_{i2t-2}^*	-1,261	0,909	-0,414	-0,750	0,113
y_{i1t-2}	0,001	-0,002*	-0,001	0,004*	0,001
y_{i1t-2}^*	-0,006	0,012**	0,002	-0,019	0,001
y_{i3t-2}	0,001	0,014	-0,132	-0,043	-0,016
y_{i3t-2}^*	0,164	-0,219	0,391	0,052	0,018
y_{i2t-3}	-0,008	0,034	0,326	0,149	-0,022
y_{i2t-3}^*	-0,609	-1,029	-1,285*	-1,767	-0,386
y_{i1t-3}	0,001	0,001	-0,001	0,002	0,000
y_{i1t-3}^*	-0,005	-0,002	0,009	-0,004	0,005*
y_{i3t-3}	-0,008	-0,063**	0,211**	0,035	0,069**
y_{i3t-3}^*	0,260	0,475**	-0,509*	0,252	-0,121

Tabel 5. Hasil Estimasi Model SpVAR (1,3) Pada Kelembaban Udara Pembobot *Queen Contiguity*

Persamaan Kelembaban Udara	Jakarta Selatan	Jakarta Timur	Jakarta Pusat	Jakarta Barat	Jakarta Utara
Intercept	93,397**	77,204*	76,488**	28,264**	75,431**
y_{i3t-1}	0,494**	0,028	-0,201	-0,134	0,848**
y_{i3t-1}^*	-0,353	2,416	2,535*	2,401*	-0,298
y_{i1t-1}	-0,009	0,005	-0,001	-0,005**	-0,002
y_{i1t-1}^*	0,048	0,043	0,003	0,034**	-0,005
y_{i2t-1}	-0,839	-1,173	0,601	0,046	-0,461
y_{i2t-1}^*	-4,072	-2,460	-6,839**	-0,854**	-6,093
y_{i3t-2}	-0,362*	-0,107	-0,223	0,236	-0,291
y_{i3t-2}^*	1,078	-2,054	0,075	-0,750	0,499
y_{i1t-2}	0,009	0,009	-0,004	0,004*	0,003
y_{i1t-2}^*	-0,020	0,009	0,028	-0,019	0,009
y_{i2t-2}	-1,939**	0,926	-0,500	-0,043	1,045
y_{i2t-2}^*	10,096**	2,398	2,630	0,052	-3,772
y_{i3t-3}	0,013	0,085	-0,006	0,149	0,053

Persamaan Kelembaban Udara	Jakarta Selatan	Jakarta Timur	Jakarta Pusat	Jakarta Barat	Jakarta Utara
y_{i3t-3}^*	-1,252	-0,707	-0,854	-1,767	-1,197
y_{i1t-3}	-0,001	0,009	0,007	0,002	-0,003
y_{i1t-3}^*	0,033	-0,006	-0,003	-0,004	0,019
y_{i2t-3}	-0,433	0,142	-1,077	0,035	-0,605
y_{i2t-3}^*	4,729	0,077	5,554**	0,252	5,401

$$y_{22t} = 30,174 + 0,729 y_{22t-1} - 1,863 (0,25 y_{12t-1} + 0,25 y_{32t-1} + 0,25 y_{42t-1} + 0,25 y_{52t-1}) + 0,067 y_{23t-1} - 0,852 (0,25 y_{13t-1} + 0,25 y_{33t-1} + 0,25 y_{43t-1} + 0,25 y_{53t-1}) - 0,00181 y_{21t-2} + 0,0100 (0,25 y_{11t-2} + 0,25 y_{31t-2} + 0,25 y_{41t-2} + 0,25 y_{51t-2}) - 0,001 y_{21t-2} + 0,011 (0,25 y_{11t-2} + 0,25 y_{31t-2} + 0,25 y_{41t-2} + 0,25 y_{51t-2}) - 0,062 y_{23t-3} + 0,475 (0,25 y_{13t-3} + 0,25 y_{33t-3} + 0,25 y_{43t-3} + 0,25 y_{53t-3}) \tag{13}$$

Berdasarkan Tabel 3 sampai Tabel 5 dapat dibentuk persamaan matematis untuk model SpVAR (1,3) untuk setiap variabel di setiap kota sebagai berikut.

1. Curah Hujan di Kota Jakarta Selatan:

$$y_{11t} = 25,715 + 24,809 y_{13t-1} - 0,619 y_{11t-3} + 2,898 (0,25 y_{21t-3} + 0,25 y_{31t-3} + 0,25 y_{41t-3} + 0,25 y_{51t-3}) \tag{9}$$

2. Suhu Udara di Kota Jakarta Selatan:

$$y_{12t} = 26,062 + 2,221 (0,25 y_{22t-1} + 0,25 y_{32t-1} + 0,25 y_{42t-1} + 0,25 y_{52t-1}) - 0,119 y_{13t-1} \tag{10}$$

3. Kelembaban Udara di Kota Jakarta Selatan:

$$y_{13t} = 93,396 + 0,493 y_{13t-1} - 0,361 y_{13t-2} - 1,939 y_{12t-2} + 10,095 (0,25 y_{22t-2} + 0,25 y_{32t-2} + 0,25 y_{42t-2} + 0,25 y_{52t-2}) \tag{11}$$

4. Curah Hujan di Kota Jakarta Timur:

$$y_{21t} = 291,613 + 122,814 (0,25 y_{13t-1} + 0,25 y_{33t-1} + 0,25 y_{43t-1} + 0,25 y_{53t-1}) + 0,360 y_{21t-3} - 83,758 y_{22t-3} + 511,202 (0,25 y_{12t-3} + 0,25 y_{32t-3} + 0,25 y_{42t-3} + 0,25 y_{52t-3}) \tag{12}$$

5. Suhu Udara di Kota Jakarta Timur:

6. Curah Hujan di Kota Jakarta Pusat:

$$y_{31t} = 198,4037 + 0,954 y_{31t-1} - 3,699 (0,25 y_{11t-1} + 0,25 y_{21t-1} + 0,25 y_{41t-1} + 0,25 y_{51t-1}) + 245,008 (0,25 y_{12t-3} + 0,25 y_{22t-3} + 0,25 y_{42t-3} + 0,25 y_{52t-3}) \tag{14}$$

7. Suhu Udara di Kota Jakarta Pusat:

$$y_{32t} = 28,157 - 0,686 (0,25 y_{13t-1} + 0,25 y_{23t-1} + 0,25 y_{43t-1} + 0,25 y_{53t-1}) - 1,285 (0,25 y_{12t-3} + 0,25 y_{22t-3} + 0,25 y_{42t-3} + 0,25 y_{52t-3}) + 0,211 y_{33t-3} - 0,509 (0,25 y_{13t-3} + 0,25 y_{23t-3} + 0,25 y_{43t-3} + 0,25 y_{53t-3}) \tag{15}$$

8. Kelembaban Udara di Kota Jakarta Pusat:

$$\begin{aligned}
y_{33t} = & 76,487 + 2,534 (0,25 y_{13t-1} \\
& + 0,25 y_{23t-1} \\
& + 0,25 y_{43t-1} \\
& + 0,25 y_{53t-1}) \\
& - 6,839 (0,25 y_{12t-1} \\
& + 0,25 y_{22t-1} \\
& + 0,25 y_{42t-1} \\
& + 0,25 y_{52t-1}) \\
& + 5,553 (0,25 y_{12t-3} \\
& + 0,25 y_{22t-3} \\
& + 0,25 y_{42t-3} \\
& + 0,25 y_{52t-3})
\end{aligned} \quad (16)$$

9. Curah Hujan di Kota Jakarta Barat:

$$\begin{aligned}
y_{41t} = & 192,670 + 0,791 y_{41t-1} \\
& - 746,758 (0,25 y_{12t-1} \\
& + 0,25 y_{22t-1} \\
& + 0,25 y_{32t-1} \\
& + 0,25 y_{52t-1}) \\
& + 146,086 (0,25 y_{13t-1} \\
& + 0,25 y_{23t-1} \\
& + 0,25 y_{33t-1} \\
& + 0,25 y_{53t-1})
\end{aligned} \quad (17)$$

10. Suhu Udara di Kota Jakarta Barat:

$$\begin{aligned}
y_{42t} = & 228,263 + 2,400 (0,25 y_{12t-1} \\
& + 0,25 y_{22t-1} \\
& + 0,25 y_{32t-1} \\
& + 0,25 y_{52t-1}) \\
& - 0,005 y_{41t-1} \\
& + 0,034 (0,25 y_{11t-1} \\
& + 0,25 y_{21t-1} \\
& + 0,25 y_{31t-1} \\
& + 0,25 y_{51t-1}) \\
& - 0,854 (0,25 y_{13t-1} \\
& + 0,25 y_{23t-1} \\
& + 0,25 y_{33t-1} \\
& + 0,25 y_{53t-1}) \\
& + 0,004 y_{41t-2}
\end{aligned} \quad (18)$$

11. Kelembaban Udara di Kota Jakarta Barat:

$$\begin{aligned}
y_{43t} = & 76.505 + 0.570 y_{43t-1} \\
& - 18.339 (0.25 y_{12t-1} \\
& + 0.25 y_{22t-1} \\
& + 0.25 y_{32t-1} \\
& + 0.25 y_{52t-1}) \\
& + 15.755 (0.25 y_{12t-2} \\
& + 0.25 y_{22t-2} \\
& + 0.25 y_{32t-2} \\
& + 0.25 y_{52t-2})
\end{aligned} \quad (19)$$

12. Suhu Udara di Kota Jakarta Utara:

$$\begin{aligned}
y_{52t} = & 28,161 + 0,547 y_{52t-1} \\
& + 0,004 (0,25 y_{11t-1} \\
& + 0,25 y_{21t-1} \\
& + 0,25 y_{31t-1} \\
& + 0,25 y_{41t-1}) \\
& - 0,075 y_{53t-1} \\
& - 0,266 (0,25 y_{13t-1} \\
& + 0,25 y_{23t-1} \\
& + 0,25 y_{33t-1} \\
& + 0,25 y_{43t-1}) \\
& + 0,005 (0,25 y_{11t-3} \\
& + 0,25 y_{21t-3} \\
& + 0,25 y_{31t-3} \\
& + 0,25 y_{41t-3}) \\
& - 0,068 y_{53t-3}
\end{aligned} \quad (20)$$

13. Kelembaban Udara di Kota Jakarta Utara:

$$y_{53t} = 75,431 + 0,848 y_{53t-1} \quad (21)$$

Model SpVAR yang dibentuk menunjukkan bahwa wilayah-wilayah di Jakarta memberikan suatu kerangka kerja matematis untuk memprediksi kondisi cuaca seperti curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara. Dalam model ini, setiap variabel cuaca dipertimbangkan sebagai fungsi dari nilai-nilai sebelumnya dan interaksinya dengan variabel cuaca di wilayah lain. Sebagai contoh, di Jakarta Selatan, prediksi curah hujan bergantung pada nilai-nilai sebelumnya dan rata-rata dari wilayah lain, sementara suhu udara diprediksi berdasarkan nilai suhu sebelumnya dan interaksinya dengan wilayah tetangga. Interpretasi serupa dapat diterapkan pada wilayah-wilayah lain seperti Jakarta Timur, Jakarta Pusat, Jakarta Barat, dan Jakarta Utara.

Selain itu dapat dilihat bahwa tanda asterisk (*) dan (**) di belakang nilai pada Tabel 3 sampai dengan 5, menunjukkan signifikansi statistik. y_{nkt-p}^* menunjukkan pengaruh antar lokasi pada variabel ke- k dan lag ke- p . Hal ini berarti bahwa variabel endogen yang terkait dengan koefisien tersebut memiliki pengaruh yang signifikan, antara curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara yang diamati pada wilayah DKI Jakarta. Perbedaan tingkat signifikansi juga dapat dilihat dari warna dimana warna kuning menunjukkan tingkat signifikansi tinggi dan merah menunjukkan tingkat signifikansi rendah. Model yang telah disusun digunakan untuk meramalkan jumlah hujan yang akan terjadi di masa mendatang dengan mempertimbangkan kejadian-kejadian yang telah terjadi di masa lalu. Pendekatan ini memiliki implikasi penting dalam menyusun strategi penanggulangan banjir, terutama di kota Jakarta yang sering mengalami masalah banjir. Dengan memahami dan memprediksi pola curah hujan, solusi-solusi yang lebih efektif dan terarah dapat dirancang untuk mengurangi dampak banjir dan meningkatkan kesiapsiagaan dalam menghadapi kondisi cuaca ekstrem. Dengan kata lain, model ini dapat menjadi alat yang berharga dalam upaya mitigasi risiko banjir di Jakarta.

4.6. Evaluasi Model dengan RMSE

Evaluasi model untuk setiap variabel dihitung dengan menggunakan nilai RMSE (*Root Mean Square Square*) untuk mengukur kesalahan rata-rata dari prediksi model dengan data observasi sesuai pada persamaan (7). Semakin rendah nilai RMSE, semakin baik model dalam memprediksi nilai-nilai observasi. Adapun hasil perhitungan nilai RMSE model SpVAR (1,3) pada masing-masing persamaan disajikan secara ringkas pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Nilai RMSE Model SpVAR (1,3)

Persamaan	RMSE
Curah Hujan Jakarta Selatan (y_{11t})	136.49
Suhu Udara Jakarta Selatan (y_{12t})	0.63
Kelembaban Udara Jakarta Selatan (y_{13t})	2.85
Curah Hujan Jakarta Timur (y_{21t})	131.35
Suhu Udara Jakarta Timur (y_{22t})	0.52
Kelembaban Udara Jakarta Timur (y_{33t})	4.34
Curah Hujan Jakarta Pusat (y_{31t})	137.70
Suhu Udara Jakarta Pusat (y_{32t})	0.79
Kelembaban Udara Jakarta Pusat (y_{33t})	2.81
Curah Hujan Jakarta Barat (y_{41t})	130.11
Suhu Udara Jakarta Barat (y_{42t})	0.55
Kelembaban Udara Jakarta Barat (y_{43t})	3.65
Curah Hujan Jakarta Utara (y_{51t})	116.52
Suhu Udara Jakarta Utara (y_{52t})	0.40
Kelembaban Udara Jakarta Utara (y_{53t})	2.99

Berdasarkan evaluasi *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk variabel cuaca di berbagai wilayah Jakarta, ditemukan variasi tingkat akurasi antarwilayah. Di Jakarta Selatan, model menunjukkan tingkat ketidakakuratan yang signifikan dalam memprediksi curah hujan, sementara prediksi suhu udara cukup akurat dan kelembaban udara memiliki tingkat ketidakakuratan yang moderat. Wilayah Jakarta Timur menunjukkan tingkat ketidakakuratan yang signifikan pada prediksi curah hujan dan kelembaban udara, meskipun prediksi suhu udara sangat akurat. Jakarta Pusat dan Jakarta Barat, keduanya menunjukkan tingkat ketidakakuratan yang signifikan dalam memprediksi curah hujan, meskipun prediksi suhu udara cukup akurat. Di Jakarta Utara, model memberikan prediksi suhu udara yang sangat akurat, sementara terdapat tingkat ketidakakuratan yang signifikan pada prediksi curah hujan. Kesimpulannya, evaluasi RMSE menyoroti variabilitas kinerja model dan menunjukkan kebutuhan untuk peningkatan akurasi pada beberapa variabel cuaca, yang dapat mendukung efektivitas model dalam memberikan perkiraan cuaca yang lebih andal di wilayah Jakarta.

5. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan penggunaan model SpVAR dan pembobot *queen contiguity* menjadi tambahan penting dalam melengkapi strategi mitigasi banjir dan menjadi landasan untuk kebijakan yang lebih efektif dalam menciptakan kota yang lebih tangguh terhadap perubahan iklim dan fenomena cuaca ekstrim. Dengan demikian, kesimpulan ini menekankan pentingnya mengintegrasikan analisis spasial dan temporal guna mencapai tujuan kota cerdas yang berkelanjutan serta mengurangi risiko banjir di wilayah perkotaan khususnya DKI Jakarta.

Dalam upaya untuk mengatasi masalah banjir, pentingnya memiliki peramalan curah hujan yang akurat sangat ditekankan. Hasil dari metode SpVAR ini menyediakan wawasan yang lebih menyeluruh tentang hubungan kompleks antara variabel-variabel tersebut. Dengan pemahaman yang lebih mendalam tentang pola spasial dan hubungan antara curah hujan, suhu udara, dan kelembaban udara, upaya mitigasi banjir dapat diarahkan dengan lebih efektif.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi yang telah mendanai penelitian ini melalui Hibah Penelitian Program Pascasarjana (PTM).

DAFTAR PUSTAKA

- BEENSTOCK, M., & FELSENSTEIN, D. 2019. Spatial vector autoregressions. *The Econometric Analysis of Non-Stationary Spatial Panel Data*, 129-161.
- BROCKWELL, P. J. & DAVIS, R. A. 2002. Introduction to Time Series and Forecasting (2nd ed.). New York: Springer-Verlag.
- DI GIACINTO, V. 2010. On vector autoregressive modeling in space and time. *Journal of Geographical Systems*, 12(2), 125-154.
- FADHOLI, A. 2013. Pemanfaatan suhu udara dan kelembaban udara dalam persamaan regresi untuk simulasi prediksi total hujan. *CAUCHY*, 3(1), 1-9.
- FITRIANI, R., & EFENDI, A. 2019. *Ekonometrika spasial terapan dengan R*. Universitas Brawijaya Press.
- GRASA, A. A. 2013. *Econometric model selection: A new approach* (Vol. 16). Springer Science & Business Media.
- JASMI, Y. S. 2021. Analisis Karakteristik Aerosol Optical Depth (AOD) dan Curah Hujan di DKI Jakarta (Studi Kasus: Tahun 2015).
- LEE, J. & WONG, D. W. 2001. *Statistical analysis with ArcView GIS*. John Wiley & Sons.
- LESTARI, S., KING, A., VINCENT, C., KAROLY, D., & PROTAT, A. 2019. Seasonal dependence of rainfall extremes in and

- around Jakarta, Indonesia. *Weather and Climate Extremes*, 24, 100202.
- LEVIN, A., LIN, C. F., & CHU, C. S. J. 2002. Unit root tests in panel data: asymptotic and finite-sample properties. *Journal of econometrics*, 108(1), 1-24.
- LÜTKEPOHL, H. 2005. *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media.
- SUMARMININGSIH, E., SETIAWAN, S., SUHARSONO, A., & RUCHJANA, B. N. (2020, October). Spatial vector autoregressive model with calendar variation and its application. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1663, No. 1, p. 012005). IOP Publishing.
- SUMARMININGSIH, E. 2021. Modeling Rainfall Using Spatial Vector Autoregressive. *International Journal of Agricultural and Statistical Sciences* (Vol. 17, No. 1, pp. 21-30).
- WEI, W. W. 2006. Time series analysis: univariate and multivariate. *Methods*. Boston, MA: Pearson Addison Wesley.
- ZIVOT, E. & WANG, J. 2006. Vector autoregressive models for multivariate time series. *Modeling financial time series with S-PLUS®*, 385-429.

Halaman ini sengaja dikosongkan.