

Pemodelan Spasial Temporal Emisi CO₂ di ASEAN dengan Pendekatan Regresi Terboboti Geografis dan Temporal

Nabil Naufal^{1*}, Anik Djuraidah¹, Yenni Angraini¹, Alfa Nugraha Pradana^{2,3}

¹Program Studi Statistika dan Sains Data, IPB University, Indonesia

²Monash University Indonesia, Indonesia

³Oxford University Clinical Research Unit Indonesia, Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia, Indonesia

e-mail: mrnabilnaufal@apps.ipb.ac.id

Diajukan: 11 Januari 2026, Diperbaiki: 9 Juni 2026, Diterima: 13 Juli 2026

Abstrak

Emisi karbon dioksida (CO₂) di kawasan ASEAN menunjukkan heterogenitas spasial dan temporal yang signifikan, sehingga hubungan antara emisi dan faktor pendorongnya bervariasi antar wilayah dan waktu. Penelitian ini bertujuan menganalisis dinamika faktor-faktor yang memengaruhi emisi CO₂ di negara-negara ASEAN menggunakan metode Regresi Terboboti Geografis dan Temporal (RTGT). Analisis dilakukan menggunakan data panel periode 2018–2023 yang mencakup data emisi (EDGAR), lingkungan (MODIS, ERA5), serta data sosial-ekonomi dan energi (World Bank, EMBER). Hasil utama menunjukkan adanya pergeseran faktor dominan akibat pandemi COVID-19. Sebelum tahun 2020, pertumbuhan ekonomi dan konsumsi listrik menjadi pendorong utama, namun mulai tahun 2020 faktor lingkungan (NDVI) dan komposisi energi fosil menunjukkan pengaruh yang lebih signifikan di beberapa negara. Model RTGT yang dihasilkan memiliki performa sangat tinggi dengan nilai R² sebesar 0,99, mengonfirmasi kemampuan metode dalam menangkap variasi lokal. Temuan ini mengimplikasikan bahwa kebijakan mitigasi emisi di ASEAN harus bersifat adaptif terhadap konteks spasial dan dinamika temporal yang terus berubah.

Kata Kunci: Emisi CO₂, ASEAN, RTGT, Spasial-Temporal, Faktor Pendorong

Abstract

Carbon dioxide (CO₂) emissions in the ASEAN region exhibit significant spatial and temporal heterogeneity, causing the relationship between emissions and their driving factors to vary across regions and time. This study aims to analyze the dynamics of the factors influencing CO₂ emissions in ASEAN countries using the Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) method. The analysis utilized panel data from the 2018–2023 period, encompassing emissions data (EDGAR), environmental data (MODIS, ERA5), as well as socio-economic and energy data (World Bank, EMBER). The main results indicate a shift in dominant factors due to the COVID-19 pandemic. Before 2020, economic growth and electricity consumption were the primary drivers, whereas since 2020, environmental factors (NDVI) and fossil fuel composition showed a more significant influence in several countries. The resulting GTWR model demonstrated very high performance with an R² value of 0.99, confirming the method's capability to capture local variations. This finding implies that emission mitigation policies in ASEAN must be adaptive to the evolving spatial contexts and temporal dynamics.

Keywords: CO₂ Emissions, ASEAN, GTWR, Spatio-temporal, Driving Factors

1 Pendahuluan

Karbon dioksida (CO₂) merupakan komponen utama gas rumah kaca yang berkontribusi paling besar terhadap pemanasan global akibat aktivitas manusia. Wilayah perkotaan menjadi

pusat emisi, menghasilkan hingga 76% dari total emisi CO₂ global yang terkait energi [1], yang dampaknya mengancam pencapaian Agenda Pembangunan Berkelanjutan 2030, terutama SDG 13 (Aksi Iklim), SDG 11 (Kota Berkelanjutan), dan SDG 7 (Energi Bersih) [2]. Akibatnya, pemahaman dan pengendalian emisi CO₂ menjadi prioritas utama dalam agenda pembangunan berkelanjutan di tingkat global dan regional [3], [4].

Kawasan Asia Tenggara (ASEAN) menghadapi tantangan emisi yang unik, dengan tren peningkatan yang didorong oleh pertumbuhan ekonomi pesat, urbanisasi, dan ketergantungan pada energi fosil [5]. Meskipun kontribusinya saat ini lebih kecil daripada negara industri besar, ASEAN diproyeksikan menjadi salah satu kawasan dengan pertumbuhan emisi tercepat di masa depan [6]. Masalah ini diperumit oleh fakta bahwa hubungan antara emisi CO₂ dan faktor pendorongnya seperti aktivitas ekonomi, penggunaan energi, dan kondisi lingkungan yang bersifat sangat heterogen. Hubungan ini bervariasi secara signifikan antar negara dan bahkan berubah seiring waktu, menciptakan dinamika spasial-temporal yang tidak dapat ditangani oleh model analisis konvensional [7], [8].

Pendekatan regresi klasik seperti *Ordinary Least Squares* (OLS) seringkali gagal menangkap dinamika ini karena mengasumsikan hubungan yang konstan di seluruh ruang dan waktu [9]. Meskipun beberapa penelitian di ASEAN telah menggunakan model canggih seperti PMG atau GMM untuk menganalisis peran energi terbarukan dan pertumbuhan ekonomi [10], [11], model-model ini belum secara eksplisit dirancang untuk membedah heterogenitas spasial dan temporal secara bersamaan. Sebagai jawabannya, metode Regresi Terboboti Geografis dan Temporal (RTGT) menawarkan keunggulan unik dengan memungkinkan parameter regresi bervariasi secara lokal, sehingga mampu menangkap pengaruh unik dari setiap faktor di lokasi dan waktu yang berbeda [12]. Keefektifan RTGT telah terbukti dalam studi emisi di wilayah kompleks lainnya [13], [14], namun aplikasinya di kawasan ASEAN masih sangat terbatas.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut. Studi ini menerapkan metode RTGT untuk menganalisis dinamika spasial-temporal dari faktor-faktor yang memengaruhi emisi CO₂ di negara-negara anggota ASEAN selama periode 2018 hingga 2023, guna memberikan pemahaman yang lebih bernuansa untuk perumusan kebijakan mitigasi yang adaptif.

2 Metode Penelitian

2.1 Regresi Terboboti Geografis dan Temporal (RTGT)

RTGT merupakan pengembangan dari model RTG yang tidak hanya mengakomodasi ketidakstasioneran secara spasial, tetapi juga memperhitungkan keragaman temporal secara simultan [15]. Dengan demikian, RTGT memungkinkan analisis regresi lokal yang mempertimbangkan dinamika ruang dan waktu secara bersamaan, sehingga sangat sesuai untuk fenomena yang bersifat dinamis baik secara geografis maupun temporal. Bentuk umum dari model RTGT dapat dirumuskan sebagai berikut [12]:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i, t_i)x_{itk} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

dengan i menyatakan unit spasial ($i = 1, 2, \dots, n$), t menyatakan unit waktu ($t = 1, 2, \dots, T$), y_i adalah nilai pengamatan peubah respon pada lokasi ke- i dan waktu ke- t_i , $\beta_0(u_i, v_i, t_i)$ adalah intersep pada lokasi ke- i dan waktu ke- t_i , $\beta_k(u_i, v_i, t_i)$ adalah koefisien regresi peubah penjelas ke- k pada lokasi ke- i dan waktu ke- t_i , x_{itk} adalah nilai peubah penjelas ke- k pada lokasi ke- i dan waktu ke- t_i , ε_{it} adalah galat pengamatan ke- i dan waktu ke- t_i yang diasumsikan mengikuti distribusi normal: $\varepsilon \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{W} \mathbf{I})$.

Pendugaan parameter dilakukan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) yang bobotnya diberikan berdasarkan kedekatan spasial-temporal antara titik pengamatan dan titik regresi. Semakin dekat suatu titik secara spasial dan temporal terhadap titik regresi, maka pengaruhnya terhadap pendugaan parameter akan semakin besar. Persamaan untuk melakukan pendugaan parameter dalam model RTGT dituliskan sebagai berikut [12]:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i) = [\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i)\mathbf{X}]^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i)\mathbf{y} \quad (2)$$

dengan $\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$ adalah vektor penduga parameter regresi lokal untuk lokasi ke- i dan waktu ke- t_i berukuran $(k + 1) \times 1$ serta k adalah banyaknya peubah penjelas. $\mathbf{X}$ adalah matriks peubah penjelas berukuran $nT \times (k + 1)$, $\mathbf{y}$ adalah vektor peubah respon dengan ukuran $nT \times 1$, dan $\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i)$ adalah matriks diagonal berukuran $nT \times nT$, yang elemennya ditentukan berdasarkan fungsi pembobot kernel yang mempertimbangkan kedekatan spasial dan temporal.

2.2 Sumber Data dan Peubah Penelitian

Penelitian ini menggunakan data panel sekunder dari negara-negara anggota ASEAN selama periode 2018–2023. Data emisi CO₂ bersumber dari *Emission Database for Global Atmospheric Research* (EDGAR), dan data vegetasi (NDVI) dari citra satelit MODIS. Indikator ekonomi seperti

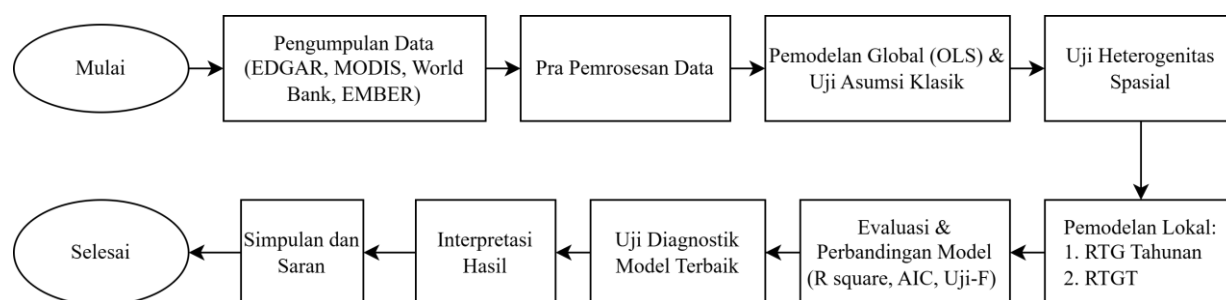
Produk Domestik Bruto (PDB) per kapita diperoleh dari Bank Dunia, sedangkan data terkait kelistrikan didapatkan dari EMBER. Peubah dependen dan independen yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Peubah Penelitian

Kode	Peubah	Satuan
Y	CO ₂ density	Giga gram/km ²
X1	PDB per kapita	Juta USD
X2	NDVI	Skor
X3	Permintaan listrik per kapita	Mega watt hour
X4	Persentase penggunaan energi fosil	Persen
Negara	Negara amatan	-
Tahun	Tahun amatan	-
Log, Lat	Koordinat negara	Bujur, lintang

2.3 Tahapan Analisis

Proses analisis data dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis melalui beberapa tahapan terstruktur untuk memastikan validitas metodologi dan hasil yang diperoleh. Alur lengkap tahapan penelitian divisualisasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Prosedur Analisis

Secara rinci, prosedur analisis yang digambarkan pada diagram alir di atas terdiri dari tahapan-tahapan berikut:

1. Tahap awal meliputi pengumpulan data sekunder dari berbagai sumber (EDGAR, MODIS, dll) dan konversi data total emisi menjadi kepadatan emisi (*CO₂ density*) untuk menstandarisasi pengukuran antar negara.
2. Analisis dimulai dengan membangun model regresi global (*Ordinary Least Squares/OLS*). Pada tahap ini, dilakukan uji asumsi klasik, khususnya uji Breusch-Pagan. Hipotesis yang diuji dalam uji Breusch-Pagan adalah sebagai berikut [16]:

$H_0: \alpha_2 = \dots = \alpha_k = 0$ (tidak terdapat heterogenitas ragam)

H_1 : setidaknya ada satu $\alpha_i \neq 0$ (terdapat heterogenitas ragam)

Statistik Breusch-Pagan (BP) dirumuskan sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i f_i \right)' \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i f_i \right) \sim \chi_{k-1}^2 \quad (3)$$

dengan i menunjukkan unit pengamatan ke- i , $\mathbf{x}_i$ adalah vektor peubah penjelas untuk unit pengamatan ke- i dengan $i = 1, 2, \dots, n$, f_i dihitung sebagai $\left(\frac{\hat{\varepsilon}_i}{\hat{\sigma}} - 1 \right)$, $\hat{\varepsilon}_i$ merupakan residual dari model awal, yaitu $(y_i - \hat{\beta}' \mathbf{x}_i)$, dan $\hat{\sigma}^2$ adalah penduga ragam galat. Uji ini berfungsi sebagai titik keputusan (*decision point*): jika hasil uji menunjukkan adanya heteroskedastisitas ($p\text{-value} < 0,05$), maka terbukti terdapat ketidakhomogenan ragam yang menjustifikasi penggunaan model lokal (RTG/RTGT).

Dilakukan juga uji dependensi spasial menggunakan Indeks Moran pada sisaan model regresi global [17]. Uji ini bertujuan untuk mendeteksi ada tidaknya korelasi sisaan antara negara amatan yang berdekatan secara geografis. Hipotesis yang diuji dalam uji Indeks Moran adalah sebagai berikut:

$H_0: I = 0$ (Tidak terdapat autokorelasi spasial)

$H_1: I \neq 0$ (Terdapat autokorelasi spasial)

Statistik uji Indeks Moran dihitung melalui persamaan [18]:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})(\varepsilon_j - \bar{\varepsilon})}{\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2} \quad (4)$$

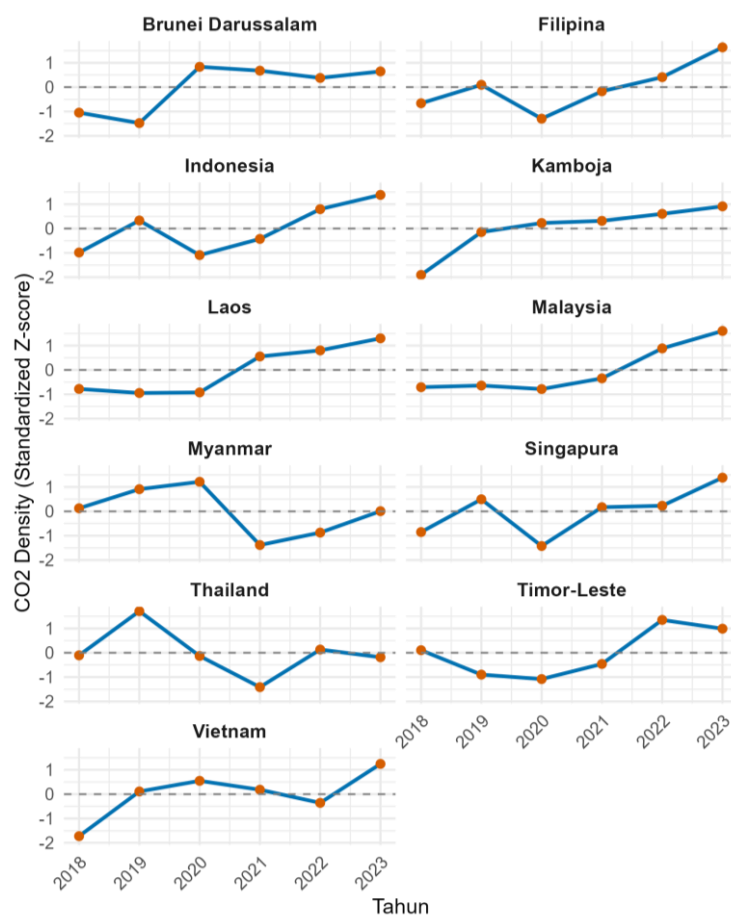
Dengan n menyatakan jumlah total unit amatan spasial, w_{ij} merupakan elemen dari matriks pembobot spasial antara lokasi i dan j yang dibentuk menggunakan pendekatan jarak *K-Nearest Neighbors* (KNN) [18], ε_i dan ε_j adalah nilai sisaan dari model global pada lokasi i dan j , serta $\bar{\varepsilon}$ adalah rata-rata dari keseluruhan sisaan. Dalam konteks justifikasi pemodelan lokal, Indeks Moran berfungsi sebagai pelengkap uji Breusch-Pagan. Meskipun dependensi spasial menjadi salah satu ciri data geografis, indikasi heteroskedastisitas dari uji Breusch-Pagan sebelumnya telah menjadi prasyarat yang cukup untuk membuktikan adanya non-stasioneritas hubungan yang mewajibkan penggunaan model seperti RTG ataupun RTGT [9].

3. Berdasarkan bukti heterogenitas, penelitian dilanjutkan dengan membangun model lokal. Untuk menguji signifikansi unsur waktu, dilakukan perbandingan antara dua pendekatan:

- RTG: Model spasial murni yang dijalankan secara *looping* untuk setiap tahun pengamatan.
 - RTGT: Model spasial-temporal yang mengintegrasikan seluruh data panel (2018–2023).
4. Kinerja model dievaluasi dan dibandingkan menggunakan kriteria statistik R^2 dan *Akaike Information Criterion* (AIC). Model dengan nilai R^2 tertinggi dan AIC terendah dipilih sebagai model terbaik.
 5. Model terbaik divalidasi lebih lanjut menggunakan uji normalitas sisaan (Jarque-Bera) pada sisaan model. Langkah terakhir adalah interpretasi koefisien lokal untuk menganalisis dinamika determinan emisi.

3 Hasil dan Pembahasan

Analisis data temporal menunjukkan tren emisi CO₂ di sebagian besar negara ASEAN menurun selama periode 2020-2021, sebuah anomali yang kemungkinan besar disebabkan oleh perlambatan ekonomi akibat pandemi COVID-19, sebelum kembali menunjukkan tren peningkatan seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2. Terkait pemodelan, evaluasi terhadap asumsi regresi global (OLS) menggunakan uji *Breusch-Pagan* menghasilkan $p\text{-value} < 0,05$, yang mengonfirmasi adanya heteroskedastisitas spasial yang signifikan. Di sisi lain, pengujian autokorelasi spasial global menggunakan Indeks Moran (Moran's I) menunjukkan hasil yang tidak signifikan ($p\text{-value} > 0,05$). Hal ini sangat mungkin disebabkan oleh rendahnya kekuatan statistik (*statistical power*) dari alat uji tersebut akibat terbatasnya unit amatan negara di ASEAN ($N = 11$). Meskipun demikian, tidak signifikannya autokorelasi global ini tidak menggugurkan urgensi pemodelan lokal, karena model seperti RTGT secara fundamental bertujuan untuk mengakomodasi non-stasioneritas spasial yakni pengaruh faktor pendorong emisi yang bervariasi antar wilayah, sehingga eksistensi heteroskedastisitas dari hasil uji Breusch-Pagan telah menjadi syarat cukup untuk memvalidasi perlunya transisi dari model global (OLS) ke pendekatan model lokal (RTG ataupun RTGT).



Gambar 2. Dinamika temporal CO₂ *density* negara di ASEAN dengan skala yang distandardisasi per masing-masing negara

Dalam mengevaluasi kontribusi dimensi waktu dalam pemodelan, penelitian ini membandingkan kinerja model spasial murni (RTG) dengan model spasial-temporal (RTGT). Agar perbandingan setara dengan model RTGT yang menggunakan data panel (2018–2023), nilai AIC dari model RTG tahunan dijumlahkan untuk merepresentasikan total AIC selama enam tahun. Tabel di bawah ini menyajikan perbandingan kinerja model RTGT (rata-rata tahunan) dengan model RTGT terbaik (*Adaptive Bisquare*).

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model

Model	R^2	AIC
RTG (Total 6 Model Tahunan)	0,99	543,39
RTGT (Satu Model Panel)	0,99	305,35

Hasil menunjukkan bahwa model RTGT jauh lebih efisien dibandingkan RTG. Meskipun keduanya memiliki nilai R^2 yang tinggi, total nilai AIC model RTGT (305,35) jauh lebih rendah daripada akumulasi AIC model RTG (543,39). Hal ini membuktikan secara statistik bahwa

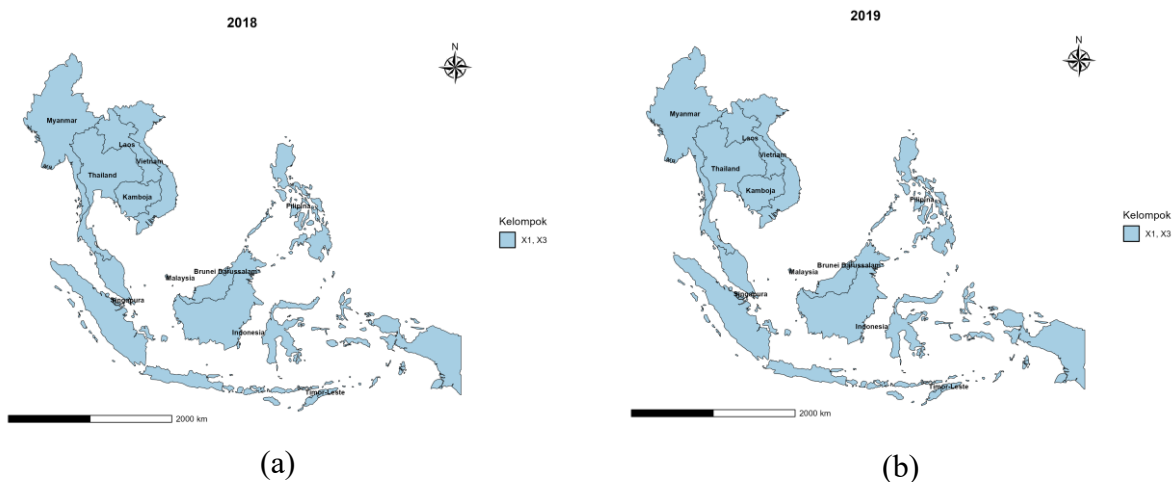
dinamika temporal emisi CO₂ di ASEAN berpengaruh, sehingga penggunaan satu model terintegrasi (RTGT) lebih superior daripada memodelkannya secara terpisah per tahun (RTG).

Validasi asumsi normalitas dilakukan terhadap sisaan model. Mengingat adanya heterogenitas temporal yang kuat antar tahun, pengujian dilakukan secara terpisah untuk setiap tahun pengamatan (*cross-sectional slice*) guna menghindari bias varians gabungan. Hasil uji Jarque-Bera menunjukkan bahwa sisaan model berdistribusi normal secara konsisten pada sebagian besar periode pengamatan, yaitu tahun 2018, 2020, 2022, dan 2023 ($p\text{-value} > 0,05$). Menariknya, pada tahun 2020 yang merupakan puncak pandemi, sisaan tetap menunjukkan distribusi normal, yang mengindikasikan bahwa model RTGT berhasil menangkap volatilitas data akibat guncangan pandemi dengan baik. Meskipun terdapat sedikit penyimpangan normalitas pada tahun 2019 dan 2021 ($p\text{-value} \approx 0,02$), pelanggaran ini bersifat marginal. Secara keseluruhan, konsistensi distribusi normal pada mayoritas tahun pengamatan mengonfirmasi bahwa spesifikasi model RTGT sudah tepat dan valid untuk inferensi statistik.

Tabel 3. Uji Normalitas Sisaan Model RTGT

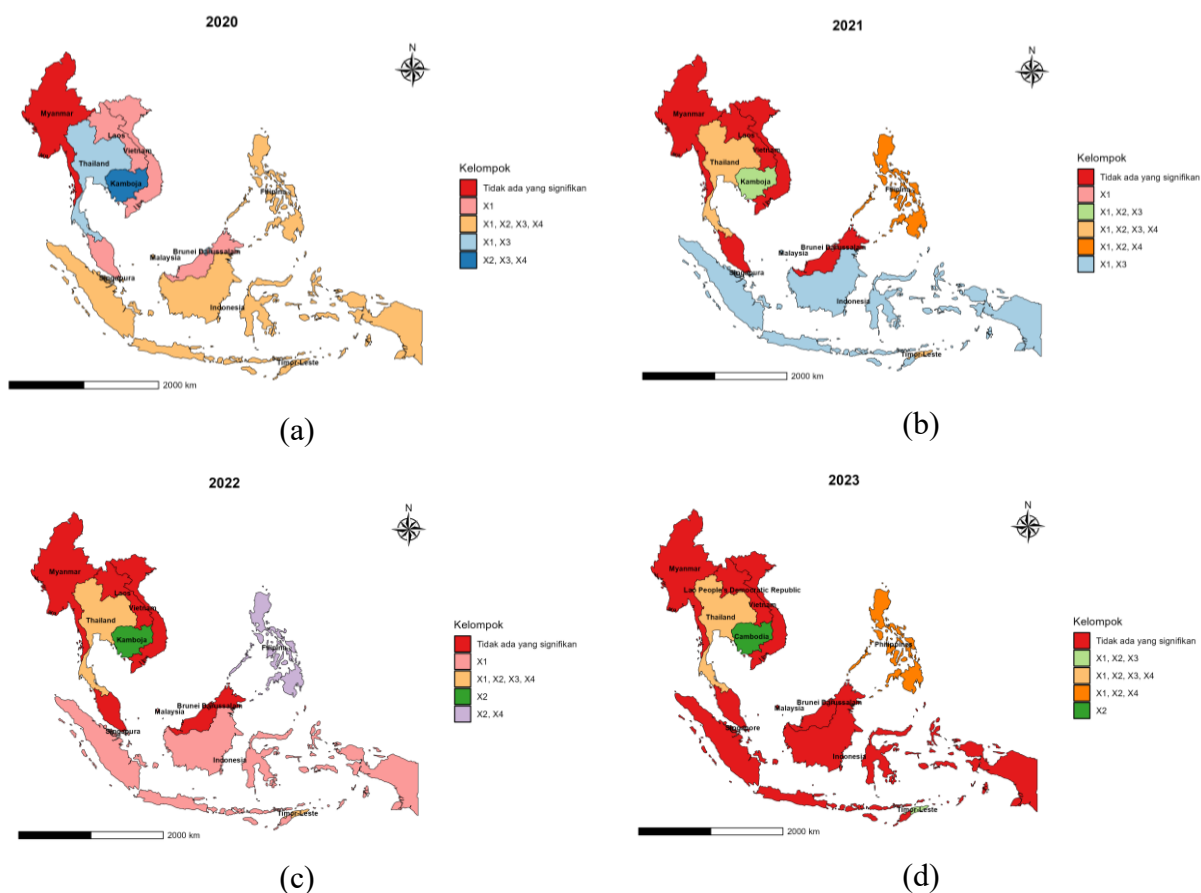
Tahun	<i>P-value</i>	Kesimpulan
2018	0,68	Sisaan Berdistribusi Normal
2019	0,02	Sisaan Tidak Berdistribusi Normal
2020	0,25	Sisaan Berdistribusi Normal
2021	0,02	Sisaan Tidak Berdistribusi Normal
2022	0,1	Sisaan Berdistribusi Normal
2023	0,06	Sisaan Berdistribusi Normal

Analisis koefisien lokal RTGT mengungkap adanya pergeseran fundamental pada faktor pendorong emisi CO₂ di ASEAN, yang memisahkan era pra dan pasca-pandemi. Hasil ini dapat dilihat pada Gambar 3. Pada era pra-pandemi (2018-2019), pola pendorong emisi bersifat homogen di seluruh kawasan. PDB per kapita dan permintaan listrik secara konsisten menjadi faktor signifikan utama, menegaskan bahwa pertumbuhan ekonomi dan konsumsi energi adalah mesin pendorong emisi dalam kondisi normal.



Gambar 3. Peta signifikansi peubah tahun 2018 (a), 2019 (b)

Memasuki era pandemi (mulai 2020), terjadi disrupsi pada pola ini. Pengaruh faktor ekonomi melemah, sementara faktor lingkungan (NDVI) dan komposisi energi (persentase energi fosil) mulai muncul sebagai pendorong signifikan di beberapa negara. Menurut interpretasi kami, signifikansi NDVI yang meningkat bukanlah karena perubahan lahan masif, melainkan karena sinyal emisi dari tutupan lahan menjadi lebih mudah terdeteksi ketika kebisingan statistik dari emisi industri dan transportasi menurun drastis.



Gambar 4. Peta signifikansi peubah tahun 2020 (a), 2021 (b), 2022 (c), dan 2023 (d)

Hasil penting dari penelitian ini adalah bahwa pandemi tidak menciptakan dampak yang seragam, melainkan justru mengungkap dua jalur perubahan (divergensi) yang kontras antar negara:

1. Jalur Peningkatan Kompleksitas (Contoh: Thailand): Thailand menunjukkan kompleksitas pendorong emisi yang tinggi, di mana hampir seluruh peubah (ekonomi, lingkungan, energi) menjadi signifikan secara bersamaan pasca-2020. Ini dapat diartikan sebagai cerminan tarik-ulur kebijakan yang rumit antara dorongan pemulihan ekonomi di satu sisi, dengan tekanan lingkungan dan realitas ketergantungan energi fosil di sisi lain.
2. Jalur Stabilitas dan Penyederhanaan (Contoh: Singapura, Malaysia, Indonesia): Sebaliknya, negara-negara ini justru menunjukkan penyederhanaan pola, dengan sedikit atau tanpa peubah signifikan. Hal ini tidak berarti emisi hilang, melainkan mengindikasikan bahwa sistem ekonomi dan energi mereka sangat stabil dan matang. Di negara seperti Singapura, efisiensi yang tinggi dan kebijakan yang terpusat membuat fluktuasi emisi tahunan menjadi terlalu kecil dan teratur untuk dapat ditangkap signifikansinya oleh model.

Pergeseran dari pola homogen menuju dua jalur divergen ini menegaskan bahwa pendorong emisi CO₂ di ASEAN tidak lagi monolitik, melainkan sangat bergantung pada konteks, resiliensi, dan struktur ekonomi-energi masing-masing negara.

4 Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, dapat ditarik beberapa simpulan utama sebagai berikut:

1. Pendorong emisi CO₂ di ASEAN mengalami pergeseran fundamental pasca-2020. Pola yang sebelumnya homogen dan didominasi oleh faktor ekonomi (PDB per kapita dan permintaan listrik) berubah menjadi heterogen. Faktor lingkungan (NDVI) dan komposisi bauran energi (persentase energi fosil) muncul sebagai pendorong signifikan baru, dengan dinamika yang berbeda antar negara.
2. Penggunaan metode RTGT terbukti esensial dalam mengungkap pergeseran ini. Kemampuan model untuk mengestimasi parameter secara lokal berhasil menangkap heterogenitas spasial dan temporal yang tidak terdeteksi oleh model regresi global, sehingga mampu memetakan divergensi pola antar negara (peningkatan kompleksitas vs. stabilitas sistem).
3. Hasil penelitian mengimplikasikan bahwa kebijakan mitigasi emisi di tingkat regional harus meninggalkan pendekatan satu untuk semua (*one-size-fits-all*). Diperlukan

perumusan kebijakan yang adaptif dan spesifik untuk setiap negara, yang disesuaikan dengan struktur ekonomi, ketergantungan energi, dan konteks lingkungan yang unik.

5 Saran

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian, penulis mengajukan beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya:

1. Penelitian ini masih menggunakan pendekatan linier. Studi selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi metode *Geographically and Temporally Neural Network Weighted Regression* (GTNNWR) yang berpotensi menangkap hubungan non-linier yang lebih kompleks antara emisi dan faktor pendorongnya.
2. Mengingat dinamika emisi sangat dipengaruhi oleh konteks lokal, penggunaan data citra satelit beresolusi tinggi (misalnya data *grid* per kota atau provinsi) sangat disarankan untuk mendapatkan analisis yang lebih granular dibandingkan data level negara.
3. Guna memitigasi risiko *overfitting* akibat keterbatasan jumlah sampel negara ASEAN, penelitian mendatang sebaiknya memperluas cakupan wilayah (misalnya ke seluruh Asia Pasifik) sehingga evaluasi model dapat dilakukan dengan validasi silang yang lebih komprehensif.

6 Daftar Pustaka

- [1] United Nations, “WORLD CITIES REPORT 2024: Cities and Climate Action,” 2024.
- [2] United Nations, “The Sustainable Deveopment Goals Report: Special Edition,” New York, 2023.
- [3] C. Cui *dkk.*, “Global mitigation efforts cannot neglect emerging emitters,” *Natl. Sci. Rev.*, vol. 9, no. 12, hlm. 1–8, Des 2022, doi: 10.1093/nsr/nwac223.
- [4] X. Tang, T. Zhao, D. Hou, dan C. W. Yu, “Challenges and paths to enhance green efficiency under low-carbon economic and social development,” *Indoor and Built Environment*, vol. 32, no. 8, hlm. 1519–1522, Okt 2023, doi: 10.1177/1420326X231179835.
- [5] L. Sugiharti, S. Akter, M. K. Das, D. C. Pattak, M. A. Esquivias, dan S. Akter, “Population dynamics, economic growth, energy mix, and environmental pollution in ASEAN: Exploring the role of renewable, nuclear, and nonrenewable energy using the CCEMG approach,” *Environmental and Sustainability Indicators*, vol. 26, hlm. 100598, Jun 2025, doi: 10.1016/j.indic.2025.100598.

-
- [6] M. Salman, X. Long, L. Dauda, C. N. Mensah, dan S. Muhammad, "Different impacts of export and import on carbon emissions across 7 ASEAN countries: A panel quantile regression approach," *Science of The Total Environment*, vol. 686, hlm. 1019–1029, Okt 2019, doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.019.
- [7] R. Ji, "Research on Factors Influencing Global Carbon Emissions and Forecasting Models," *Sustainability*, vol. 16, no. 23, hlm. 1–17, Des 2024, doi: 10.3390/su162310782.
- [8] Y. Liu, Y. Qu, Y. Cang, dan X. Ding, "Ecological security assessment for megacities in the Yangtze River basin: Applying improved emergy-ecological footprint and DEA-SBM model," *Ecol. Indic.*, vol. 134, hlm. 108481, Jan 2022, doi: 10.1016/j.ecolind.2021.108481.
- [9] A. S. Fotheringham, C. Brunson, dan M. Charlton, *Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships*. Wiley, 2002.
- [10] N. Amin, H. Song, dan M. Ali, "Role of information and communication technology, economic growth, financial development and renewable energy consumption towards the sustainable environment: Insights from ASEAN countries," *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 30, no. 38, hlm. 89381–89394, Jul 2023, doi: 10.1007/s11356-023-28720-5.
- [11] M. N. Shafiq, F. ur Raheem, dan A. Ahmed, "Does Adaptation of Renewable Energy and Use of Service Industry Growth Diminution CO₂ Emissions: Evidence of ASEAN Economies," *iRASD Journal of Energy & Environment*, vol. 1, no. 2, hlm. 61–71, Des 2020, doi: 10.52131/jee.2020.0102.0006.
- [12] B. Huang, B. Wu, dan M. Barry, "Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 24, no. 3, hlm. 383–401, Mar 2010, doi: 10.1080/13658810802672469.
- [13] F. Jiang dkk., "Spatio-temporal evolution and influencing factors of synergizing the reduction of pollution and carbon emissions - Utilizing multi-source remote sensing data and GTWR model," *Environ. Res.*, vol. 229, hlm. 115775, Jul 2023, doi: 10.1016/j.envres.2023.115775.
- [14] W. Zhang, J. Wang, Y. Xu, C. Wang, dan D. G. Streets, "Analyzing the spatio-temporal variation of the CO₂ emissions from district heating systems with 'Coal-to-Gas' transition: Evidence from GTWR model and satellite data in China," *Science of The Total Environment*, vol. 803, hlm. 150083, Jan 2022, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.150083.
- [15] B. Wu, R. Li, dan B. Huang, "A geographically and temporally weighted autoregressive model with application to housing prices," *International Journal of Geographical*

- Information Science*, vol. 28, no. 5, hlm. 1186–1204, Mei 2014, doi: 10.1080/13658816.2013.878463.
- [16] G. Arbia, *Spatial Econometrics*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2006. doi: 10.1007/3-540-32305-8.
- [17] P. A. P. Moran, “Notes on Continuous Stochastic Phenomena,” *Biometrika*, vol. 37, no. 1/2, hlm. 17, Jun 1950, doi: 10.2307/2332142.
- [18] L. Anselin, *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1988.