



UNIVERSITAS MULAWARMAN

ORASI ILMIAH GURU BESAR
UNIVERSITAS MULAWARMAN

Prof. Dr. Sifriyani, S.Pd., M.Si.

INTEGRASI REGRESI NONPARAMETRIK DAN
STATISTIKA SPASIAL DALAM ANALISIS
FENOMENA KOMPLEKS: KONTRIBUSI STATISTIK
INDONESIA DI ERA BIG DATA

27 September 2025
GOR 27 September, Universitas Mulawarman

FOTO ORATOR



Prof. Dr. Sifriyani, S.Pd., M.Si.
GURU BESAR

Bidang Ilmu Regresi Nonparametrik dan Statistika Spasial
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

Prof. Dr. Sifriyani, S.Pd., M.Si.

DAFTAR ISI

FOTO ORATOR	ii
DAFTAR ISI	iii
SINOPSIS	1
A. PENDAHULUAN	6
1.1. Permasalahan dan Keterbatasan Statistika Parametrik dalam Menangani Data Kompleks	7
1.2. Tujuan dan Kontribusi Orasi Ilmiah	9
1.3. Ruang Lingkup dan Sistematika Penulisan	9
B. REGRESI NONPARAMETRIK PENDEKATAN FLEKSIBEL UNTUK PEMODELAN FENOMENA KOMPLEKS	11
2.1. Konsep Dasar Regresi Nonparametrik	11
2.2. Pengembangan Regresi Nonparametrik dengan Estimator Campuran Spline Truncated dan Kernel Epanechnikov Serta Penerapan Berbasis Program Komputasi Pada Data Demam Berdarah Dengue (DBD)	17
2.3. Evaluasi Kinerja Fungsi Kernel Gauss dan Kuartik dalam Integrasi Regresi Nonparametrik dan Statistika Spasial	24
2.4. Keunggulan dan Tantangan Regresi Nonparametrik	27
C. STATISTIKA SPASIAL DALAM INOVASI MODEL DAN APLIKASI ANALISIS FENOMENA KOMPLEKS	28
3.2. Teori Dasar Statistika Spasial	28
3.3. Pengembangan Geographically Temporally Weighted Regression dengan Fungsi Jarak Improved Spatial-Timeseries dan Aplikasi Pemodelan Covid-19.	30
3.4. Pemodelan Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) untuk 56 Kabupaten/Kota di Kalimantan	1
D. INTEGRASI REGRESI NONPARAMETRIK DAN STATISTIKA SPASIAL DALAM PENGEMBANGAN MODEL	7
4.1. Konsep Integrasi Regresi Nonparametrik dan Statistik Spasial	7

4.2.	Peran Regresi Spline Nonparametrik dalam Analisis Data Spasial	8
4.3.	Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression	9
4.4.	Pemilihan Titik Knot Optimal dan Pembobot Geografis Terbaik pada Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression... 11	
4.5.	Keutamaan Model GWSNR dengan model spasial lainnya	22
E.	PENERAPAN REGRESI NONPARAMETRIK SPASIAL DALAM KETAHANAN PANGAN DAN ANALISIS BIG DATA.....	24
5.1.	Pemodelan Ketahanan Pangan dengan Regresi Nonparametrik Spasial GWSNR	25
	DAFTAR PUSTAKA	36
	UCAPAN TERIMA KASIH	47
	CURRICULUM VITAE	51



SINOPSIS

Kemajuan teknologi dan era *Big Data* telah menghasilkan volume data yang besar, kompleks, dan memiliki ketergantungan spasial serta temporal. Tantangan dalam analisis data yang berkembang pesat saat ini, memerlukan metode statistik yang lebih adaptif dan fleksibel. Regresi nonparametrik menjadi salah satu solusi yang menawarkan fleksibilitas dalam menangkap hubungan kompleks tanpa memerlukan asumsi bentuk fungsi tertentu. Di sisi lain, Statistika spasial memungkinkan pemodelan yang mempertimbangkan aspek geografis, sehingga lebih akurat dalam menganalisis data yang memiliki dependensi lokasi. Integrasi kedua pendekatan ini dapat memahami fenomena kompleks yang berkembang pesat.

Beberapa penelitian yang telah kami lakukan seperti analisis model indeks ketahanan pangan dan epidemiologi penyakit, di mana pola hubungan antar variabel dapat berubah secara dinamis dalam dimensi spasial dan temporal. Dengan semakin pesatnya pertumbuhan data yang bersifat heterogen, dinamis, dan memiliki keterkaitan geografis, pendekatan statistik yang mampu mengakomodasi kompleksitas ini menjadi kebutuhan. Oleh karena itu, pengembangan model berbasis regresi nonparametrik yang terintegrasi dengan statistika spasial menjadi langkah strategis dalam menjawab tantangan analisis data di era Big Data.

Kontribusi ilmiah dan temuan utama. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengembangkan metode statistik yang lebih akurat dalam menangani data spasial dan temporal. Dalam penelitian kami terbaru, dikembangkan model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) untuk mengatasi heterogenitas spasial dalam analisis Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia. Model ini

mengkombinasikan regresi spline nonparametrik dengan pembobotan geografis untuk menemukan titik knot optimal dan fungsi pembobotan terbaik. Berbeda dengan pendekatan sebelumnya, penelitian ini mengeksplorasi metode pemilihan titik knot yang lebih beragam, termasuk pendekatan berbasis Mean Squared Error (MSE) dan eksplorasi terhadap beberapa konfigurasi knot, untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Hasil analisis menunjukkan bahwa model ini mampu mengidentifikasi 10 klasifikasi wilayah berdasarkan pengaruh variabel prediktor terhadap ketahanan pangan nasional. Model ini juga menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti produksi pangan, tingkat kemiskinan, pengeluaran untuk pangan, dan jumlah penduduk dengan konsumsi pangan tidak mencukupi memiliki pengaruh yang signifikan dan bervariasi antar provinsi.

Selain aplikasi dalam ketahanan pangan, penelitian kami lainnya mengembangkan model Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) yang diterapkan pada epidemiologi spasial COVID-19 di 56 kabupaten/kota di Kalimantan. Model ini mempertimbangkan interaksi antara faktor geografis dan temporal, sehingga dapat menangkap dinamika penyebaran penyakit secara lebih akurat dibandingkan model regresi spasial sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor signifikan yang mempengaruhi peningkatan kasus COVID-19 meliputi jumlah dokter, kasus tuberkulosis, persentase penduduk lanjut usia, kepadatan penduduk, dan jumlah rumah sakit. Model GTWR terbukti lebih unggul dibandingkan regresi linear dalam menangkap pola penyebaran kasus yang dinamis dan bervariasi antarwilayah.

Sebagai pengembangan lebih lanjut, penelitian kami terbaru memperkenalkan konstruksi model Geographically and Temporally Weighted Spline Nonparametric Regression (GTWSNR). Model ini merupakan perluasan dari GTWR yang

mengintegrasikan regresi spline nonparametrik dengan pembobotan spasial dan temporal, sehingga mampu mengakomodasi efek lokasi dan waktu secara simultan. Keunggulan utama GTWSNR dibandingkan model sebelumnya adalah kemampuannya dalam menangani fungsi regresi yang tidak diketahui berbasis spatio temporal, sehingga lebih fleksibel dalam menangkap hubungan kompleks antar variabel. Model ini telah diterapkan pada data produktivitas padi dari 34 provinsi di Indonesia, menunjukkan bahwa GTWSNR menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan model GTWR.

Kebaharuan Penelitian. Pengembangan model regresi spatio-temporal berbasis nonparametrik untuk menangani ketidakstasioneran data spasial dan temporal secara simultan, yang belum dapat diakomodasi oleh model GTWR klasik. Eksplorasi berbagai metode pemilihan titik knot dalam model GWSNR dan GTWSNR, yang menghasilkan konfigurasi optimal berdasarkan karakteristik data. Aplikasi model pada berbagai bidang, seperti ketahanan pangan dan epidemiologi, yang membuktikan efektivitasnya dalam menangani data kompleks di era *Big Data*.

Penelitian kami telah menghasilkan beberapa publikasi terindeks Scopus yang berkontribusi dalam pengembangan model statistik untuk analisis spasial dan temporal. Kami mengembangkan estimasi regresi nonparametrik dengan pendekatan spline dan kernel untuk memodelkan penyebaran demam berdarah, serta mengusulkan model regresi panel berbobot geografis (GWPR) guna menganalisis pola spasio-temporal kasus COVID-19 di Kalimantan. Selain itu, penelitian kami juga mengevaluasi fungsi pembobot terbaik dalam GWPR untuk meningkatkan estimasi model spasio-temporal. Di luar penelitian akademik, kami turut aktif dalam berbagai kegiatan Pengabdian kepada Masyarakat (PKM) dengan menerapkan metode statistik dalam analisis data spasial untuk mendukung pengambilan kebijakan berbasis data.

Integrasi regresi nonparametrik dengan pendekatan spasial dan temporal dapat diterapkan secara luas dalam berbagai bidang. Keunggulan utama dari pendekatan ini adalah kemampuannya untuk menangkap kompleksitas hubungan antarvariabel yang tidak linier serta mempertimbangkan efek lokasi dan waktu secara simultan, sehingga memberikan hasil yang lebih relevan dan aplikatif dalam pengambilan kebijakan berbasis data.

Implikasi dan Rekomendasi. Hasil penelitian ini memberikan implikasi yang luas terhadap pengambilan kebijakan berbasis data di berbagai sektor, khususnya dalam ketahanan pangan, epidemiologi, dan perencanaan wilayah. Dengan pengembangan model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) dan Geographically and Temporally Weighted Spline Nonparametric Regression (GTWSNR) yang telah kami kembangkan, analisis data spasial dan temporal menjadi lebih akurat dan adaptif dalam menangkap pola hubungan antarvariabel yang kompleks dan tidak linier.

Rekomendasi Kolaborasi Multidisiplin. Mengingat kompleksitas data spasial dan temporal, kolaborasi antara berbagai disiplin ilmu seperti statistik, data sains, ekonomi, dan kebijakan publik sangat diperlukan. Hal ini akan memungkinkan pengembangan metode yang lebih kuat dan aplikatif untuk menyelesaikan berbagai permasalahan di era *Big Data*.

Orasi ini menegaskan bahwa integrasi regresi nonparametrik dan statistika spasial menawarkan solusi inovatif dalam menghadapi tantangan analisis data modern. Dengan pendekatan yang lebih fleksibel dan berbasis geografis, model ini dapat meningkatkan pemahaman terhadap berbagai fenomena kompleks yang sebelumnya sulit diukur dengan metode sebelumnya. Diharapkan, penelitian yang telah kami laksanakan, dapat berkontribusi dalam

pengembangan ilmu statistik serta mendukung pembuatan kebijakan yang lebih berbasis bukti. Selain itu, orasi ini juga mengajak akademisi, peneliti, dan mahasiswa untuk terus mengembangkan metode statistik yang relevan dengan kebutuhan era *Big Data*, guna menjawab tantangan keilmuan yang semakin dinamis.



A. PENDAHULUAN

Dalam era digital dan big data, tantangan dalam analisis data semakin kompleks, terutama ketika menghadapi data dengan karakteristik yang rumit, nonlinier, dan berorientasi spasial. Regresi nonparametrik muncul sebagai metode yang kuat dalam mengatasi keterbatasan model parametrik berkat fleksibilitas tinggi yang ditawarkannya. Di sisi lain, statistika spasial memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap pola-pola geografis yang terdapat dalam data. Integrasi kedua pendekatan regresi nonparametrik dan statistika spasial memberikan wawasan yang lebih komprehensif terhadap fenomena multidimensi di berbagai bidang.

Fenomena kompleks yang muncul dalam berbagai disiplin ilmu seperti ekonomi, lingkungan, kesehatan, dan sosial sering kali melibatkan pola dinamis yang tidak linier. Data yang diperoleh dari penelitian di bidang ini sering kali memiliki karakteristik yang tidak dapat dimodelkan secara akurat dengan pendekatan statistik klasik. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang lebih fleksibel untuk menangkap pola yang mendasari data tersebut.

Regresi nonparametrik telah berkembang sebagai metode utama dalam menganalisis ketidakpastian bentuk fungsi dalam data. Dengan tidak mengasumsikan bentuk fungsi tertentu antara variabel independen dan dependen, regresi nonparametrik memberikan fleksibilitas yang lebih besar dalam mendeteksi hubungan yang kompleks. Namun, regresi nonparametrik memiliki keterbatasan dalam menangani data dengan ketergantungan spasial, masalah yang sering kali muncul dalam studi yang melibatkan dimensi geografis.

Di sisi lain, statistika spasial menjadi pendekatan yang efektif dalam menganalisis data dengan dimensi geografis. Statistika spasial memungkinkan peneliti

untuk memahami pola distribusi dan hubungan antar lokasi, yang sering kali tidak dapat ditangkap oleh metode statistika Parametrik. Namun, metode statistika spasial pun menghadapi tantangan dalam menangkap hubungan nonlinier yang kompleks.

Oleh karena itu, integrasi antara regresi nonparametrik dan statistika spasial menawarkan solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi dan interpretabilitas analisis data fenomena kompleks. Melalui pendekatan ini, kita dapat memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai pola dan dinamika yang terjadi dalam berbagai bidang ilmu.

Integrasi regresi nonparametrik dan statistika spasial memungkinkan pemodelan yang lebih fleksibel dengan mempertimbangkan pola spasial yang kompleks serta hubungan nonlinier dalam data. Regresi nonparametrik dapat mengakomodasi hubungan yang tidak diketahui sebelumnya, sementara statistika spasial mempertimbangkan struktur ketergantungan spasial yang ada. Kombinasi kedua pendekatan ini meningkatkan akurasi estimasi dan memberikan interpretasi yang lebih mendalam terhadap hasil analisis, sehingga dapat digunakan untuk menghasilkan keputusan yang lebih informatif dalam berbagai bidang penelitian. Dengan mengintegrasikan regresi nonparametrik dan statistika spasial, diharapkan analisis data dapat lebih komprehensif, mampu menangkap hubungan yang kompleks, dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat serta lebih mudah dipahami.

1.1. Permasalahan dan Keterbatasan Statistika Parametrik dalam Menangani Data Kompleks

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi telah mendorong peningkatan jumlah dan kompleksitas data yang tersedia di berbagai bidang, termasuk ekonomi, kesehatan, lingkungan, dan ketahanan pangan. Di era big data, tantangan utama dalam analisis data bukan hanya sekadar memperoleh informasi, tetapi juga

bagaimana mengolah data dengan metode yang tepat agar dapat menghasilkan wawasan yang akurat dan relevan.

Metode statistika yang selama ini digunakan dalam analisis data, seperti regresi parametrik, memiliki keterbatasan dalam menangani fenomena yang kompleks. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor utama, antara lain keterbatasan dalam menangkap hubungan nonlinear, ketergantungan spasial dan temporal, serta kesulitan dalam mengelola data berdimensi tinggi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih fleksibel dan adaptif yang dapat menyesuaikan diri dengan struktur data tanpa bergantung pada asumsi ketat. Beberapa keterbatasan utama metode konvensional adalah sebagai berikut:

1. Ketergantungan pada Asumsi Parametrik

Model seperti regresi linier mensyaratkan hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat berbentuk linear. Padahal, banyak fenomena kompleks yang menunjukkan pola hubungan yang tidak linier. Selain itu, asumsi distribusi normal pada residual sering kali tidak terpenuhi, terutama dalam analisis data berskala besar dan heterogen.

2. Kelemahan dalam Mengakomodasi Data Berdimensi Tinggi

Dalam banyak kasus, analisis data tidak hanya melibatkan beberapa variabel, tetapi juga ratusan atau bahkan ribuan variabel prediktor. Metode parametrik cenderung mengalami curse of dimensionality, di mana semakin banyak variabel, semakin sulit menemukan hubungan yang signifikan tanpa overfitting.

3. Kesulitan dalam Menangani Ketergantungan Spasial dan Temporal

Banyak fenomena di dunia nyata tidak dapat dianalisis secara independen, melainkan memiliki pola ketergantungan antar lokasi dan waktu. Model regresi linier tidak memiliki mekanisme bawaan untuk menangani data spasial yang memiliki autokorelasi

geografis atau data deret waktu yang memiliki tren dan siklus yang dinamis.

4. Kurang Adaptif terhadap Data dalam Skala Besar (Big Data)

Dengan semakin besarnya volume data, metode statistika parametrik sering mengalami kendala dalam komputasi dan efisiensi pemodelan. Model statistika parametrik tidak dirancang untuk menangani data dalam jumlah besar dan beragam sumber.

1.2. Tujuan dan Kontribusi Orasi Ilmiah

Orasi ilmiah ini bertujuan untuk mengidentifikasi keterbatasan metode parametrik dalam analisis data kompleks serta mengembangkan pendekatan integratif yang menggabungkan regresi nonparametrik dan statistik spasial. Selain itu, orasi ini juga menyajikan berbagai aplikasi metode tersebut dalam berbagai bidang, seperti ketahanan pangan dan epidemiologi, serta menawarkan solusi analitik yang lebih fleksibel dan adaptif dalam menghadapi tantangan era big data.

Orasi ilmiah ini berkontribusi dalam tiga aspek utama, yaitu teoritis, metodologis, dan praktis. Secara teoritis, orasi ini mengembangkan konsep integrasi regresi nonparametrik dan statistik spasial. Dari sisi metodologis, pendekatan yang diusulkan menyediakan teknik estimasi adaptif untuk data spasial-temporal. Sementara itu, secara praktis, orasi ini memberikan rekomendasi berbasis data yang dapat mendukung pengambilan keputusan di berbagai sektor.

Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi analisis, mendukung kebijakan berbasis data, dan memperkuat ketahanan pangan serta sektor strategis lainnya.

1.3. Ruang Lingkup dan Sistematika Penulisan

Buku ini akan mencakup pembahasan mengenai teori, metode, serta aplikasi dari regresi nonparametrik dan statistik spasial. Sistematika penulisan buku ini adalah sebagai berikut:

A. Pendahuluan

Bab ini membahas latar belakang serta permasalahan yang dihadapi dalam analisis data kompleks, terutama keterbatasan statistika parametrik dalam menangani fenomena yang memiliki karakteristik nonlinier dan spasial. Selain itu, dijelaskan tujuan dan kontribusi orasi ilmiah ini dalam pengembangan metode statistik yang lebih adaptif serta ruang lingkup dan sistematika penulisan yang digunakan.

B. Regresi Nonparametrik Pendekatan Fleksibel untuk Pemodelan Fenomena Kompleks

Dalam bab ini, diuraikan konsep dasar regresi nonparametrik sebagai metode yang lebih fleksibel dibandingkan pendekatan parametrik. Selanjutnya, dibahas pengembangan regresi nonparametrik dengan estimator campuran Spline Truncated dan Kernel Epanechnikov serta penerapannya dalam pemodelan data Demam Berdarah Dengue (DBD). Selain itu, dievaluasi kinerja fungsi Kernel Gauss dan Kuartik dalam mengintegrasikan regresi nonparametrik dengan statistika spasial. Bab ini juga mengulas keunggulan serta tantangan dalam implementasi regresi nonparametrik di berbagai bidang penelitian.

C. Statistika Spasial dalam Inovasi Model dan Aplikasi Analisis Fenomena Kompleks

Bab ini menguraikan teori dasar statistika spasial sebagai pendekatan untuk menangani data yang memiliki dimensi geografis dan temporal. Fokus utama diberikan pada pengembangan model Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) dengan fungsi jarak Improved Spatial-

Timeseries, yang dikaji lebih lanjut dalam konteks pemodelan penyebaran Covid-19.

D. Integrasi Regresi Nonparametrik dan Statistika Spasial dalam Pengembangan Model

Bab ini membahas integrasi regresi nonparametrik dan statistika spasial untuk analisis fenomena kompleks. Fokusnya meliputi peran regresi Spline Nonparametrik dalam data spasial, pengembangan Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR), serta strategi pemilihan titik knot optimal dan pembobot geografis terbaik. Selain itu, dibahas tahapan pembangunan, inferensi, dan validasi model, serta keunggulan GWSNR dibandingkan model spasial lainnya.

E. Penerapan Regresi Nonparametrik Spasial dalam Ketahanan Pangan dan Analisis Big Data.

Bab terakhir ini menyajikan penerapan metode GWSNR dalam pemodelan ketahanan pangan, sebagai salah satu contoh implementasi regresi nonparametrik spasial dalam bidang yang strategis. Selain itu, dibahas arah pengembangan penelitian di bidang regresi nonparametrik dan statistika spasial, khususnya dalam menghadapi tantangan analisis data di era Big Data.

B. REGRESI NONPARAMETRIK PENDEKATAN FLEKSIBEL UNTUK PEMODELAN FENOMENA KOMPLEKS

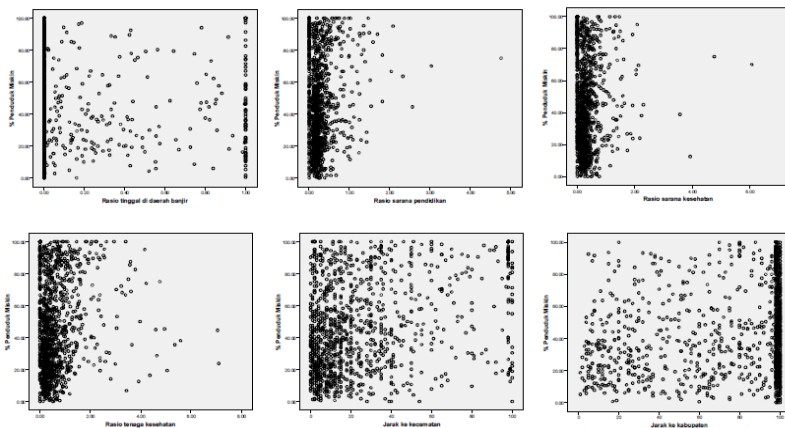
2.1. Konsep Dasar Regresi Nonparametrik

Regresi nonparametrik adalah suatu pendekatan dalam pemodelan statistik yang tidak mengasumsikan bentuk spesifik dari hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Berbeda dengan

regresi parametrik yang mengharuskan pemilihan bentuk fungsi tertentu (misalnya, linear atau logistik), regresi nonparametrik memberikan fleksibilitas untuk menangkap hubungan yang lebih kompleks tanpa mengandalkan asumsi tertentu mengenai bentuk fungsinya.

Keuntungan utama dari regresi nonparametrik terletak pada kemampuannya untuk mengakomodasi hubungan yang tidak linier dan tidak terstruktur dalam data. Hal ini sangat berguna ketika hubungan antara variabel independen dan dependen tidak dapat diprediksi dengan baik menggunakan model parametrik yang lebih kaku. Oleh karena itu, regresi nonparametrik sering digunakan dalam konteks data yang rumit, di mana pola hubungan antarvariabel belum diketahui atau sulit untuk diasumsikan.

Pendekatan regresi nonparametrik tidak tergantung pada asumsi bentuk kurva regresi tertentu, sehingga cenderung akan memberikan fleksibilitas yang baik. Dalam pandangan regresi nonparametrik, data akan mencari sendiri bentuk estimasi dari kurva regresi tanpa perlu adanya subjektivitas dari peneliti.



Gambar 2.1 Pola tidak diketahui

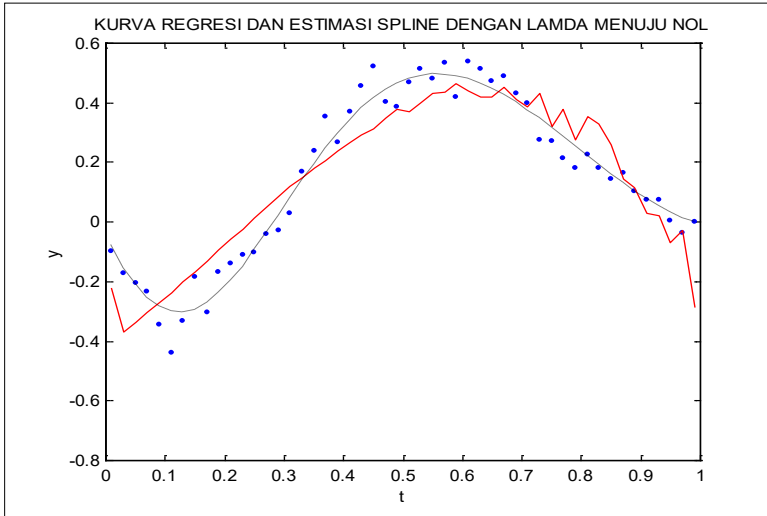
Regresi parametrik, nonparametrik, dan semiparametrik berbeda dalam asumsi terhadap bentuk hubungan antara variabel. Regresi parametrik mengasumsikan bentuk fungsi tertentu dengan parameter tetap yang diestimasi dari data, sehingga lebih sederhana namun kurang fleksibel jika asumsi tidak terpenuhi. Regresi nonparametrik tidak menetapkan bentuk fungsi sebelumnya, melainkan membiarkan data menentukan pola hubungan, sehingga lebih fleksibel tetapi membutuhkan lebih banyak data dan komputasi. Regresi semiparametrik menggabungkan kedua pendekatan dengan menggunakan komponen parametrik untuk variabel tertentu dan komponen nonparametrik untuk menangkap pola yang lebih kompleks, sehingga menawarkan keseimbangan antara interpretabilitas dan fleksibilitas (Sifriyani, Dani ATR, et al 2023).

Tabel 2.1 Komparasi Regresi Parametrik, Nonparametrik, dan Semiparametrik

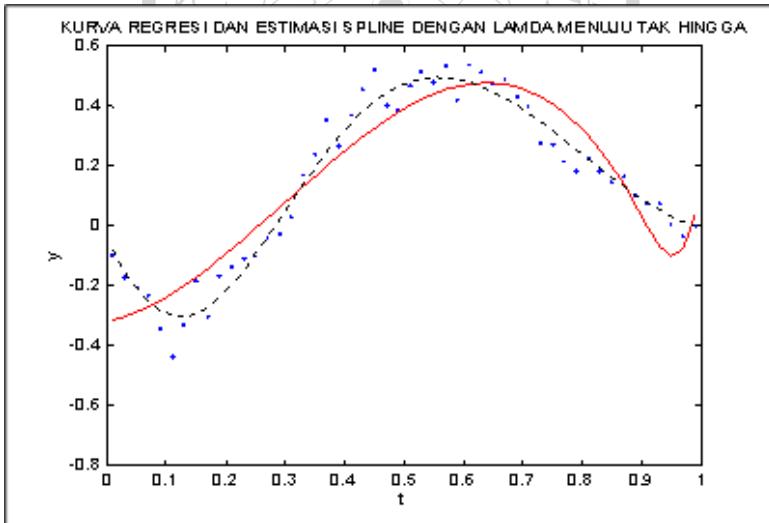
No	Uraian	Analisis Regresi		
		Regresi Parametrik	Regresi Nonparametrik	Regresi Semiparametrik
1.	Jenis model	Linear Sederhana, Berganda, Kuadrat, Kubik, Polinomial, Eksponensial, dll	Kernel, Spline, Deret Fourier, Polinomial Lokal, Wavelets, MARS, dll	Linear-Spline, Linear-Kernel, Linear Deret Fourier, Kuadratik-Spline, dll
2.	Bentuk kurva regresi	Diasumsikan diketahui	Diasumsikan tidak diketahui	Sebagian diasumsikan diketahui, sebagian lagi tidak
3.	Konsep dasar estimasi	Cenderung Kaku	Fleksibel	Fleksibel
4.	Metode Estima	<i>Ordinary Least</i>	<i>Ordinary Least Squares</i>	<i>Ordinary Least Squares (OLS)</i> ,

No	Uraian	Analisis Regresi		
		Regresi Parametrik	Regresi Nonparametrik	Regresi Semiparametrik
	si Parameter yang umum digunakan	<i>Squares (OLS), Maximum Likelihood Estimation (MLE), Weighted Least Squares (WLS), dll</i>	<i>(OLS), Maximum Likelihood Estimation (MLE), Weighted Least Squares (WLS), Penalized Least Squares (PLS), dll</i>	<i>Maximum Likelihood Estimation (MLE), Weighted Least Squares (WLS), Penalized Least Squares (PLS), dll</i>
5.	Hasil Estimator	Parsimoni	Cenderung kompleks	Cenderung kompleks
8.	Sifat Estimator	a. Estimator linear b. Tidak bias c. Konsisten d. BLUE e. Konvergen lebih cepat f. Inferensi dengan sampel kecil dan sampel besar (asimtotik)	a. Estimator linear b. Bias c. Konsisten d. Tidak BLUE e. Konvergen lambat f. Inferensi dengan sampel besar (asimtotik)	a. Estimator linear b. Bias c. Konsisten d. Tidak BLUE e. Konvergen lambat f. Inferensi dengan sampel besar (asimtotik)

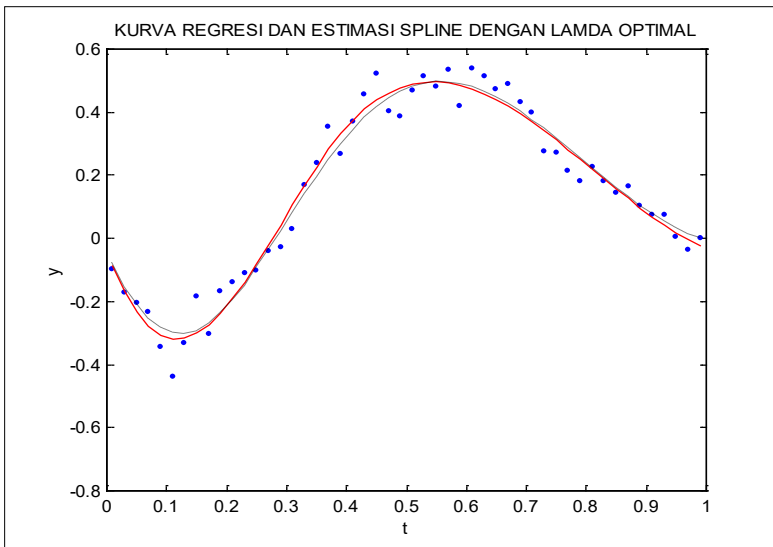
Pada regresi nonparametrik, tujuan utama adalah untuk mengestimasi fungsi hubungan antara variabel independen dan dependen secara langsung dari data, tanpa membuat asumsi tentang bentuk fungsinya. Berbagai metode estimasi digunakan untuk mencapai tujuan ini, masing-masing dengan pendekatan yang berbeda dalam menangkap pola hubungan dalam data (Sifriyani, Dani ATR, et al 2023).



Gambar 2.2 kurva regresi dan estimasi dengan lamda



Gambar 2.3 kurva regresi dan estimasi dengan lamda



Gambar 2.4 kurva regresi dan estimasi dengan lamda optimal (Budiantara, 2017)

Regresi Nonparametrik dengan Estimasi Kernel

Estimasi kernel adalah salah satu metode yang paling umum digunakan dalam regresi nonparametrik. Metode ini berfokus pada estimasi fungsi regresi dengan menggunakan kernel atau bobot yang didasarkan pada jarak antara titik data yang diamati. Estimasi kernel bekerja dengan cara menghitung rata-rata tertimbang dari nilai variabel dependen di sekitar titik tertentu, di mana bobot yang diberikan lebih besar pada titik yang lebih dekat dan lebih kecil pada titik yang lebih jauh.

Fungsi regresi yang dihasilkan dari estimasi kernel adalah permukaan yang halus, yang dapat menangkap pola hubungan yang sangat fleksibel dalam data. Meskipun demikian, salah satu tantangan utama dalam estimasi kernel adalah pemilihan bandwidth (lebar jendela), yang mengontrol seberapa luas jangkauan bobot kernel diterapkan. Pemilihan bandwidth yang tidak tepat dapat mengakibatkan underfitting atau overfitting model.

Smoothing Splines

Smoothing spline adalah metode regresi nonparametrik yang menggunakan fungsi spline (fungsi potongan polinomial) untuk mengestimasi hubungan antara variabel. Fungsi spline yang digunakan dalam smoothing spline dihaluskan sedemikian rupa untuk menyeimbangkan antara kecocokan data (fit) dan kehalusan (smoothness) fungsi regresi. Dengan cara ini, smoothing spline dapat menangkap hubungan yang nonlinier dengan cara yang lebih fleksibel daripada model linier atau parametrik lainnya.

Salah satu keuntungan dari smoothing spline adalah kemampuannya untuk menangani data yang mengandung noise atau variasi yang tinggi, sambil tetap menjaga kelancaran fungsi yang dihasilkan. Namun, salah satu tantangan dalam penggunaan smoothing spline adalah penentuan parameter yang tepat, seperti derajat polinomial dan parameter regularisasi, yang mempengaruhi keseimbangan antara kecocokan dan kehalusan.

2.2. Pengembangan Regresi Nonparametrik dengan Estimator Campuran Spline Truncated dan Kernel Epanechnikov Serta Penerapan Berbasis Program Komputasi Pada Data Demam Berdarah Dengue (DBD)

Diberikan data berpasangan $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}, t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{qi}, y_i)$ dan hubungan antara variable prediktor $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}, t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{qi}$ dan variabel respon y_i diasumsikan mengikuti model regresi nonparametrik:

$$y_i = \mu(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}, t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{qi}) + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

Bentuk kurva regresi $\mu(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}, t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{qi})$ diasumsikan tidak diketahui dan hanya diasumsikan *smooth* yang artinya kontinu dan differentiable. Error

random ε_i berdistribusi Normal dengan mean nol dan varians σ^2 (Sifriyani, Budiantara, et al, 2023, Sifriyani, Dani A.T.R., et al 2023).

Untuk mendapatkan estimator campuran regresi Spline dan Kernel, pertama kurva regresi $f_s(x_{si})$ dihampiri dengan fungsi Spline truncated derajat m_s dan titik knot $\lambda_s = (\lambda_{s1}, \lambda_{s2}, \dots, \lambda_{sr})'$. Selanjutnya kurva regresi $g_k(t_{ki})$ dihampiri dengan fungsi Kernel. Misalkan diberikan basis untuk ruang sampel Spline $1, x, x^2, \dots, x^{m_s}, (x - \lambda_{s1})^{m_s}I(x \geq \lambda_{s1}), \dots, (x - \lambda_{sr})^{m_s}I(x \geq \lambda_{sr})$, dengan I merupakan fungsi indicator. Kurva regresi $f_s(x_{si})$ dapat ditulis menjadi:

$$f_s(x_{si}) = \theta_{s1} + \theta_{s1}x_{si} + \theta_{s2}x_{si}^2 + \dots + \theta_{sm_s}x_{si}^{m_s} + \phi_{s1}(x_{si} - \lambda_{s1})_+^{m_s} + \dots + \phi_{sr}(x_{si} - \lambda_{sr})_+^{m_s},$$

Dengan $\theta_{s0}, \theta_{s1}, \dots, \theta_{sm_s}, \phi_{s1}, \dots, \phi_{sr}$ merupakan parameter-parameter yang tidak diketahui. Untuk estimasi kurva regresi $g_k(t_{ki})$ dapat disajikan menjadi:

$$\hat{g}_{\alpha_k}(t) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{K_{\alpha_k}(t - t_i)}{n^{-1} \sum_{j=1}^n K_{\alpha_k}(t - t_j)} \right) y_i \quad (2.2)$$

$$= n^{-1} \sum_{i=1}^n W_{\alpha_k i}(t) y_i,$$

Lemma 1

Jika diberikan model regresi (2.1) dan estimator untuk regresi kernel diberikan oleh persamaan (2.2) maka jumlah kuadrat error diberikan oleh:

$$\|\varepsilon\|^2 = \|[\mathbf{I} - \mathbf{M}(\alpha)]\mathbf{y} - \mathbf{X}(\lambda)\|^2,$$

dengan $\|\varepsilon\|^2$ merupakan Panjang vektor

$$\varepsilon, \mathbf{y} = (y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_n)'$$

$$\mathbf{X}(\lambda) = (\mathbf{X}_1 \ \mathbf{X}_2(\lambda)), \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\theta} \\ \boldsymbol{\Phi} \end{pmatrix}, \text{ dan}$$

$$\mathbf{M}(\alpha) = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 1}(t_1) & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 2}(t_1) & \text{L} & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k n}(t_1) \\ \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 1}(t_2) & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 2}(t_2) & \text{L} & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k n}(t_2) \\ \text{M} & \text{M} & \text{M} & \text{M} \\ \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 1}(t_n) & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k 2}(t_n) & \text{L} & \sum_{k=1}^q W_{\alpha_k n}(t_n) \end{pmatrix}$$

(Sifriyani, Budiantara, et al, 2023)

Teorema 1

Jika jumlah kuadrat error dari model regresi nonparametric diberikan oleh Lemma 2, error model berdistribusi Normal multivariat dengan mean nol dan $E(\varepsilon\varepsilon') = \sigma^2 I$ dan $L(\beta, \sigma^2 | \alpha, \lambda)$ adalah fungsi likelihood, maka estimator MLE untuk vektor parameter β diperoleh optimasi:

$$\begin{aligned} \underset{\beta \in R^{\sum_{i=1}^p (m_i + r_i + 1)}}{\text{Max}} \quad & \{L(\beta, \sigma^2 | \alpha, \lambda)\} \\ = \underset{\beta \in R^{\sum_{i=1}^p (m_i + r_i + 1)}}{\text{Min}} \quad & \{\| [I - M(\alpha)]y - X(\lambda)\beta \|^2 \} \end{aligned}$$

(Sifriyani, Budiantara, et al, 2023)

Teorema 2

Jika diberikan model regresi (2.1), jumlah kuadrat error diberikan oleh Lemma 1, error model berdistribusi Normal multivariat dengan mean nol dan $E(\varepsilon\varepsilon') = \sigma^2 I$, dan estimator MLE untuk parameter β diperoleh dari optimasi seperti pada Teorema 1, maka estimator MLE untuk kurva regresi campuran $\mu(x, t)$ diberikan oleh:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_{\alpha\lambda}(x, t) &= \hat{f}_{\alpha\lambda}(x, t) + \hat{g}_{\alpha}(t) \\ \text{dimana } \hat{f}_{\alpha\lambda}(x, t) &= X(\lambda)\hat{\beta}(\lambda, \alpha), \hat{g}_{\alpha}(t) = M(\alpha)y, \text{ dan} \end{aligned}$$

$$\hat{\beta}(\lambda, \alpha) = [(X(\lambda))'X(\lambda)]^{-1}(X(\lambda))'(I - M(\alpha))y, \text{ dengan matrik } X(\lambda) \text{ dan } M(\alpha) \text{ diberikan oleh Lemma 1.}$$

(Sifriyani, Budiantara, et al, 2023)

Penerapan Pada Data Dengue Hemorrhagic Fever (DHF)

DHF merupakan masalah kesehatan yang serius di Indonesia. Model regresi nonparametrik digunakan untuk memahami faktor-faktor yang berkontribusi terhadap peningkatan kasus DHF. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah kombinasi estimator spline terpotong (truncated spline) dan kernel Gaussian untuk membangun model regresi (Sifriyani, Dani A.T.R., et al 2023).

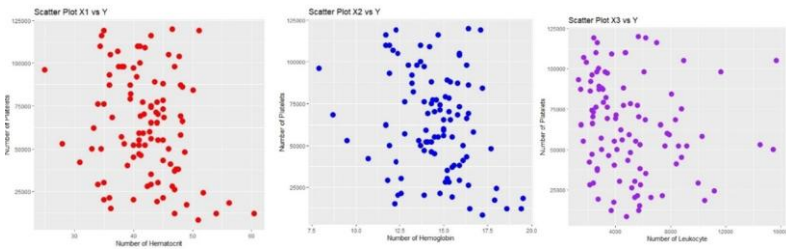
Metodologi: Penelitian ini menggunakan data sekunder dari Rumah Sakit Umum Wahab Syahrani, Samarinda. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

Tabel 2.1 Variabel Dengue Hemorrhagic Fever (DHF)

Variabel	Deskripsi	Satuan	Skala
Jumlah trombosit pasien DHF saat pemeriksaan pertama (y)	Jumlah trombosit pasien DHF	μL	Kontinu
Jumlah Hematokrit (x_1)	Jumlah hematokrit dalam pasien DHF	%	Kontinu
Jumlah Hemoglobin (x_2)	Jumlah hemoglobin dalam pasien DHF	g/dL	Kontinu
Jumlah Leukosit (x_3)	Jumlah leukosit dalam pasien DHF	g/dL	Kontinu

Model regresi nonparametrik dengan estimator campuran digunakan untuk menangani variasi pola data antar prediktor. Model dibangun dengan mengestimasi regresi menggunakan spline terpotong untuk beberapa variabel dan kernel Gaussian untuk variabel lainnya. Pemilihan jumlah titik knot dan lebar pita optimal dilakukan menggunakan metode *Unbiased Risk* (UBR). Scatter plot menunjukkan pola hubungan antara variabel prediktor dan respons, digunakan sebagai dasar pemilihan estimator.

Berdasarkan Gambar 1, dapat ditentukan jenis estimator yang akan digunakan untuk setiap variabel prediktor. Rincian lebih lanjut mengenai hasil penentuan estimator disajikan dalam Tabel 2.2.



Gambar 2.1 Scatter Plot antara Variabel Respon dan Prediktor

Tabel 2.2. Komponen Estimator Truncated Spline dan Kernel

Variable	Notation	Description	Estimator
Predictor	x_1	Number of Hematocrit	Truncated Spline
	x_2	Number of Hemoglobin	
	v_1	Number of Leukocyte	Kernel

Pemodelan Menggunakan Estimator Campuran Truncated Spline dan Kernel

Model terbaik dari estimator campuran truncated spline dan kernel dipilih dengan melihat nilai Unbiased

Risk (UBR) terkecil dari beberapa model berdasarkan jumlah titik knot dan bandwidth yang berbeda. Dalam penelitian ini, jumlah knot yang digunakan sama untuk setiap variabel prediktor, yaitu 1 hingga 3 knot. Nilai bandwidth yang diuji berada dalam interval 0,05 hingga 5. Hasil pemodelan menggunakan estimator campuran truncated spline dan kernel disajikan dalam Tabel 2.3.

Tabel 2.3. Summary of Modeling Results

Number of Knot Point	Knot Point Location		Bandwidth	UBR Value
	x_1	x_2	v_1	
1 knot	37.21	11.90	0.55	97.46
2 knots	35.98	11.50	2.80	96.00
	37.21	11.90		
3 knots	44.53	14.30	2.55	99.26
	45.75	14.70		
	46.97	15.10		

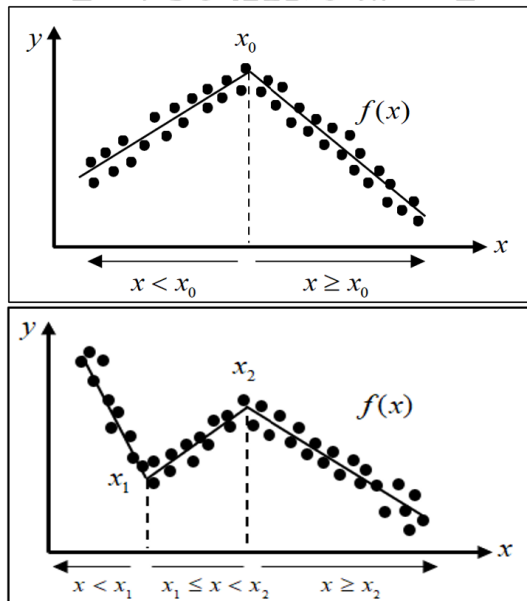
(Sifriyani, Dani A.T.R., et al 2023)

Pemodelan menggunakan estimator campuran spline terpotong dan kernel Gaussian memberikan model terbaik dengan 2 titik knot dan lebar pita optimal sebesar 2.80. Faktor-faktor yang mempengaruhi Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) dalam penelitian ini meliputi jumlah hematokrit, jumlah hemoglobin, dan jumlah leukosit dalam darah pasien. Jumlah hematokrit mencerminkan persentase volume sel darah merah, sementara jumlah hemoglobin menunjukkan kadar hemoglobin dalam darah, yang keduanya berperan dalam kondisi kesehatan pasien DHF. Selain itu, jumlah leukosit sebagai indikator respons imun juga berpengaruh terhadap perkembangan penyakit. Dengan menggunakan model regresi nonparametrik berbasis estimator campuran spline terpotong dan kernel Gaussian, penelitian ini menunjukkan bahwa faktor-faktor tersebut memiliki hubungan signifikan terhadap jumlah trombosit pasien

DHF, dengan koefisien determinasi sebesar 88.46%, menunjukkan akurasi model yang tinggi dalam menjelaskan variabilitas data (Sifriyani, Dani A.T.R., et al 2023).

Materi titik knot

Pada regresi nonparametrik *spline truncated* menentukan titik knot optimal menjadi hal yang sangat penting dan krusial. Titik knot merupakan titik perpaduan yang menunjukkan perubahan perilaku kurva pada selang yang berbeda. Oleh karena itu, dimana ada perilaku data yang polanya berubah, maka di titik tersebutlah letak (lokasi) titik knot. Pola perubahan pola data dapat berbentuk beraneka ragam, disajikan pada Gambar 2.2:



Gambar 2.2 Ilustrasi pola perubahan data berdasarkan titik knot

Disamping lokasi titik knot yang menjadi perhatian dalam *spline truncated*, juga sangat penting

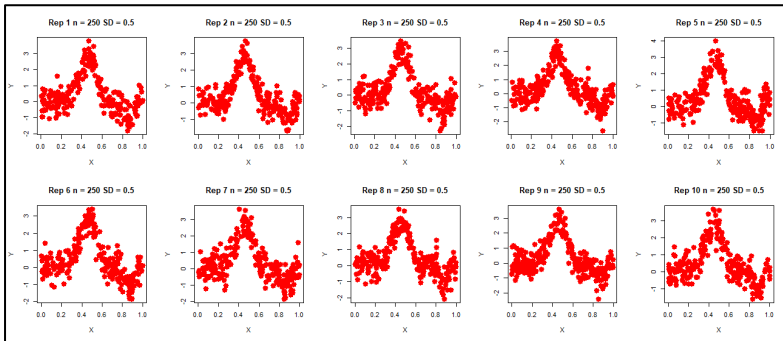
untuk memperhatikan berapa banyak titik knot yang harus digunakan. Banyak titik knot biasanya ditentukan dari berapa banyak terjadi perubahan pola perilaku data. Jika terjadi sekali perubahan pola data, maka sebaiknya menggunakan satu titik knot. Jika terjadi dua kali perubahan pola data, maka disarankan menggunakan dua titik knot. Demikian pula dengan seterusnya (Sifriyani, et al, 2023).

2.3. Evaluasi Kinerja Fungsi Kernel Gauss dan Kuartik dalam Integrasi Regresi Nonparametrik dan Statistika Spasial

Dalam upaya memahami performa regresi nonparametrik dalam analisis data, studi simulasi ini dilakukan dengan membangkitkan data berdasarkan distribusi tertentu. Data prediktor dihasilkan mengikuti distribusi uniform, sedangkan error mengikuti distribusi normal. Beberapa skenario diuji dengan variasi ukuran sampel (50, 100, 200, dan 250) serta varians (0,01; 0,05; 0,5; dan 1). Hasil visualisasi menunjukkan bahwa semakin besar varians, semakin luas penyebaran data, yang berakibat pada meningkatnya kompleksitas hubungan antara variabel prediktor dan respon. Hal ini menunjukkan pentingnya metode yang adaptif dalam menangani pola hubungan yang tidak diketahui secara eksplisit.

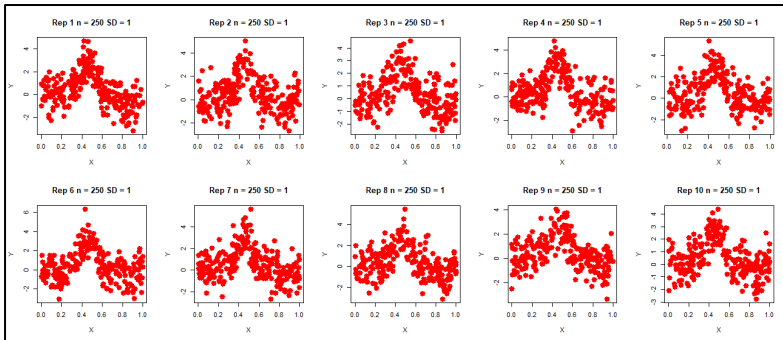
Untuk mengevaluasi efektivitas pendekatan regresi nonparametrik, dua fungsi Kernel, yaitu Gauss dan Kuartik, digunakan dalam simulasi ini. Analisis dilakukan dengan mengukur beberapa parameter penting, seperti nilai bandwidth optimal, Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error of Prediction (RMSEP), Generalized Cross Validation (GCV), serta koefisien determinasi (R^2). Hasil simulasi menunjukkan bahwa peningkatan ukuran sampel secara umum berkontribusi pada peningkatan akurasi model, yang tercermin dari penurunan nilai MSE, RMSEP, dan GCV. Sebaliknya, semakin besar varians dalam data, nilai MSE dan RMSEP cenderung

meningkat, sementara nilai R^2 mengalami penurunan. Temuan ini menegaskan bahwa stabilitas model regresi nonparametrik sangat bergantung pada kondisi distribusi data yang digunakan.



Gambar 2.3 Diagram pencar untuk $n = 250$ dan $\sigma^2 = 0,5$

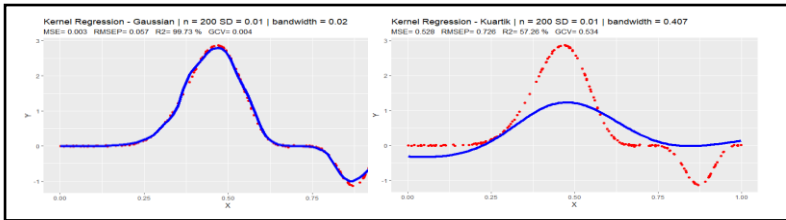
Dalam perbandingan antara fungsi Kernel Gauss dan Kuartik, hasil menunjukkan bahwa fungsi Kernel Gauss secara konsisten memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan fungsi Kernel Kuartik. Hal ini terlihat dari nilai MSE, RMSEP, dan GCV yang lebih kecil, serta nilai koefisien determinasi yang lebih tinggi. Dengan kata lain, model berbasis Kernel Gauss lebih mampu menangkap pola hubungan antara variabel prediktor dan respon, sehingga memberikan estimasi yang lebih mendekati data aktual. Perbedaan performa ini semakin jelas saat varians data meningkat, di mana Kernel Gauss tetap mampu memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan Kernel Kuartik.



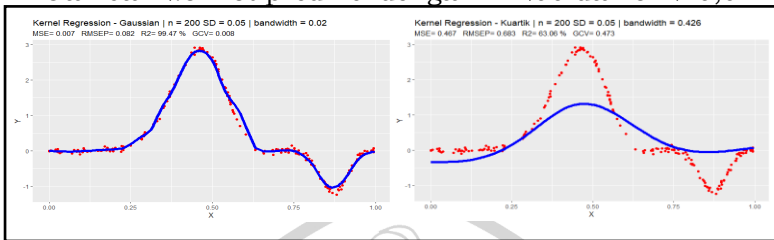
Gambar 2.4 Diagram pencar untuk $n = 250$ dan $\sigma^2 = 1$

Lebih lanjut, perbandingan visual dalam bentuk plot prediksi juga memperlihatkan bahwa model berbasis Kernel Gauss memiliki kesesuaian yang lebih baik terhadap pola data yang sebenarnya. Dengan kemampuan yang lebih unggul dalam menangani distribusi data yang bervariasi, fungsi Kernel Gauss dapat menjadi pilihan utama dalam analisis regresi nonparametrik, khususnya dalam kasus-kasus di mana hubungan antar variabel sulit diidentifikasi secara parametrik. Hasil ini juga memberikan wawasan bagi penelitian yang mengintegrasikan regresi nonparametrik dengan statistika spasial, di mana pola hubungan antar variabel sering kali bersifat kompleks dan tidak diketahui sebelumnya.

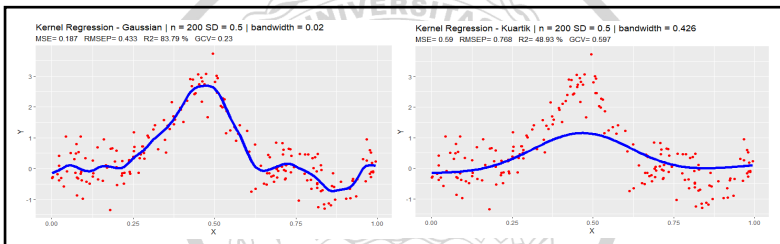
Sebagai kesimpulan, studi ini menegaskan bahwa dalam regresi nonparametrik, pemilihan fungsi Kernel sangat berpengaruh terhadap kualitas hasil prediksi. Fungsi Kernel Gauss terbukti lebih unggul dibandingkan fungsi Kernel Kuartik dalam berbagai kondisi data yang diuji. Dengan demikian, dalam pengembangan model berbasis regresi nonparametrik, terutama dalam integrasi dengan pendekatan statistika spasial, metode dengan fungsi Kernel Gauss dapat menjadi pilihan yang lebih adaptif dan akurat untuk menangkap pola hubungan yang kompleks dalam data (Esmar, Sifriyani, et al 2025).



Gambar 2.5 Plot prediksi dengan $n=200$ dan $\sigma^2=0,01$



Gambar 2.6 Plot prediksi dengan $n=200$ dan $\sigma^2=0,05$



Gambar 2.7 Plot prediksi dengan $n=200$ dan $\sigma^2=0,5$
(Esmar, Sifriyani, et al 2025)

2.4. Keunggulan dan Tantangan Regresi Nonparametrik

Keunggulan regresi nonparametrik memiliki fleksibilitas Tinggi, regresi nonparametrik dapat menangkap hubungan nonlinier dan kompleks antara variabel independen dan dependen tanpa asumsi bentuk fungsi tertentu. Tidak bergantung pada asumsi parametrik: Regresi nonparametrik tidak memerlukan asumsi mengenai bentuk fungsi hubungan antara variabel, yang membuatnya lebih adaptif terhadap data yang bervariasi. Kemampuan Menangkap Pola Tersembunyi: Metode ini dapat menangkap pola

tersembunyi yang mungkin tidak terlihat dalam model parametrik.

Tantangan regresi nonparametrik ada pada pemilihan parameter, banyak metode regresi nonparametrik, seperti estimasi kernel atau smoothing spline, bergantung pada pemilihan parameter yang tepat, seperti bandwidth atau derajat polinomial. Pemilihan parameter yang salah dapat mengarah pada model yang underfitting atau overfitting. Komputasi yang Intensif, regresi nonparametrik sering kali memerlukan lebih banyak sumber daya komputasi dibandingkan regresi parametrik, terutama ketika ukuran dataset sangat besar. Interpretasi yang lebih sulit, hasil dari regresi nonparametrik lebih sulit diinterpretasikan dibandingkan dengan regresi parametrik yang memiliki bentuk fungsi yang jelas.

Regresi nonparametrik menawarkan pendekatan yang sangat fleksibel dan kuat untuk menganalisis data yang memiliki hubungan kompleks dan nonlinier. Meskipun terdapat tantangan dalam pemilihan parameter dan interpretasi hasil, metode ini memberikan keuntungan besar dalam menangkap pola tersembunyi dalam data yang tidak dapat ditangani dengan regresi parametrik. Dengan berbagai pendekatan yang adaseperti estimasi kernel, smoothing splines, dan local polynomial regression peneliti dapat memilih metode yang paling sesuai dengan karakteristik data yang sedang dianalisis.

C. STATISTIKA SPASIAL DALAM INOVASI MODEL DAN APLIKASI ANALISIS FENOMENA KOMPLEKS

3.2. Teori Dasar Statistika Spasial

Statistika spasial adalah cabang ilmu yang menangani data dengan referensi geografis atau lokasi dalam ruang. Berbeda dengan statistika parametrik, analisis spasial mempertimbangkan faktor lokasi dan kedekatan dalam distribusi data. Statistika spasial

digunakan dalam berbagai bidang seperti geografi, ekologi, epidemiologi, serta perencanaan kota. Contohnya, dalam epidemiologi, data spasial digunakan untuk memetakan penyebaran penyakit dan menentukan strategi mitigasi yang efektif.

Terdapat beberapa tipe data spasial yang umum digunakan, yaitu data titik, garis, area/poligon, dan grid/raster. Data titik merepresentasikan lokasi spesifik dalam ruang, seperti lokasi kasus penyakit. Data garis digunakan untuk objek linier seperti jalan dan sungai, sedangkan data area/poligon menggambarkan wilayah tertentu dengan batas yang jelas, seperti kawasan hutan atau batas administratif. Data grid atau raster direpresentasikan dalam bentuk matriks sel, seperti citra satelit atau model elevasi digital yang sering digunakan dalam pemetaan topografi.

Dalam struktur data spasial, terdapat dua jenis utama, yaitu data vektor dan data raster. Data vektor lebih akurat dalam merepresentasikan batas objek karena terdiri dari titik, garis, atau poligon. Sebaliknya, data raster lebih cocok untuk data yang berubah secara kontinu, seperti suhu dan curah hujan. Selain itu, data spasial relasional juga menjadi penting karena menggambarkan hubungan antarobjek dalam ruang, seperti keterhubungan dan pola distribusi yang mempengaruhi analisis spasial.

Pola distribusi data spasial dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis, yaitu pola acak, pola berkelompok, dan pola teratur. Pola acak tidak menunjukkan distribusi tertentu, seperti persebaran titik hujan yang tidak memiliki keteraturan. Pola berkelompok terjadi ketika objek terkonsentrasi dalam suatu wilayah, misalnya konsentrasi kasus penyakit di daerah tertentu. Sedangkan pola teratur menunjukkan distribusi yang merata dengan jarak yang hampir sama antar titik, seperti pola penanaman tanaman dalam sistem irigasi modern.

Keseluruhan pemahaman tentang statistika spasial, tipe data, struktur data, dan pola distribusi sangat penting dalam berbagai analisis berbasis ruang. Efek autokorelasi spasial dan prinsip hukum Tobler menunjukkan bahwa objek yang berdekatan lebih mungkin memiliki karakteristik serupa dibandingkan objek yang berjauhan. Dengan memahami prinsip-prinsip ini, analisis spasial dapat memberikan wawasan yang lebih akurat dalam berbagai bidang, seperti perencanaan wilayah, lingkungan, dan kesehatan masyarakat.

3.3. Pengembangan Geographically Temporally Weighted Regression dengan Fungsi Jarak Improved Spatial-Timeseries dan Aplikasi Pemodelan Covid-19.

Peningkatan kasus COVID-19 di Indonesia, khususnya di Kalimantan, menuntut pendekatan statistik yang dapat menggambarkan dinamika spasial dan temporal penyebaran penyakit ini. Penelitian ini menerapkan model *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR) yang mengintegrasikan elemen spasial dan temporal untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi peningkatan kasus COVID-19 di 56 kabupaten/kota di Kalimantan selama periode Januari 2020 hingga Agustus 2021 (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Metodologi Studi ini menggunakan data sekunder dari sumber resmi pemerintah dan lembaga statistik. Model GTWR dikembangkan dengan fungsi jarak spasial-temporal dan estimator kernel Gaussian dengan bandwidth tetap. Model ini dibandingkan dengan *Ordinary Least Squares* (OLS) untuk menilai efektivitas pendekatan yang digunakan. Faktor-faktor yang diteliti meliputi jumlah dokter, jumlah kasus tuberkulosis, persentase penduduk lansia, kepadatan penduduk, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), serta jumlah rumah sakit.

Hasil Penelitian Model GTWR memiliki *goodness of fit* yang lebih baik dibandingkan model OLS, dengan R^2 sebesar 95,7% dan RMSE lebih rendah, menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap variasi spasial dan temporal kasus COVID-19 dengan lebih akurat. Faktor yang paling berpengaruh terhadap peningkatan kasus COVID-19 di Kalimantan adalah tingginya jumlah kasus tuberkulosis, kepadatan penduduk, serta keterbatasan layanan kesehatan. Variabel yang signifikan dalam model berbeda antar wilayah dan waktu, menunjukkan bahwa kebijakan pengendalian COVID-19 harus bersifat lokal dan dinamis. Pemetaan berbasis model menunjukkan distribusi faktor risiko di setiap kabupaten/kota, memberikan rekomendasi berbasis data bagi pemerintah daerah dalam pengambilan keputusan strategis. Penelitian ini menegaskan pentingnya pendekatan regresi spasial-temporal dalam memahami pola epidemiologi COVID-19. Model GTWR dengan fungsi jarak yang dikembangkan mampu menggambarkan faktor-faktor dominan yang memengaruhi penyebaran COVID-19 secara lebih akurat dibandingkan pendekatan regresi konvensional. Temuan ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengambilan kebijakan berbasis data untuk penanganan pandemi di Indonesia (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Tabel 3.1. Description of Research Variables and Data Sources.

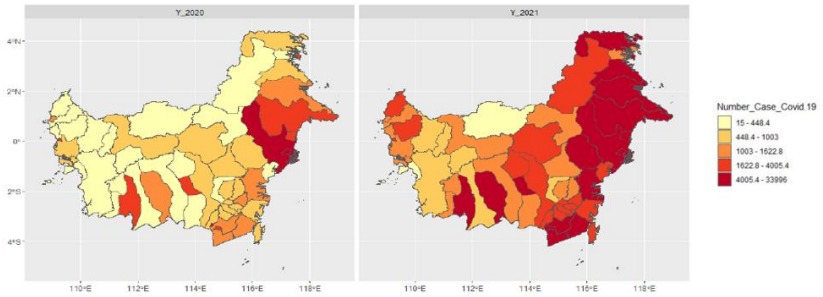
Variable	Symbol	Variable Description	Observation Data Source	Unit
Response	y	Cumulative positive cases of COVID-19	Official websites www.covid19.kaltimprov.go.id www.corona.kalselprov.go.id www.corona.kalteng.go.id www.coronainfo.kaltaraprov.go.id www.corona.kalbarprov.go.id (accessed on 10 August 2021)	People
Predictor	x_1	Number of doctors	Statistics Indonesia of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central	People

Variable	Symbol	Variable Description	Observation Data Source	Unit
			Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	
	x_2	Number of TB cases	Public Health Office of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	Cases
	x_3	Percentage of elderly population	Statistics Indonesia of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	Percentage
	x_4	Population density	Statistics Indonesia of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	People/Km ²
	x_5	Gross Regional Domestic Product at Market Price	Statistics Indonesia of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	Billion Rupiah
	x_6	Number of hospitals	Public Health Office of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	Units
	x_7	Number of villages/ kelurahan with public health centers	Public Health Office of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	Units
	x_8	Percentage of poor population	Statistics Indonesia of East Kalimantan Province, North Kalimantan Province, South Kalimantan Province, Central Kalimantan Province, West Kalimantan Province, 2020–2021	%

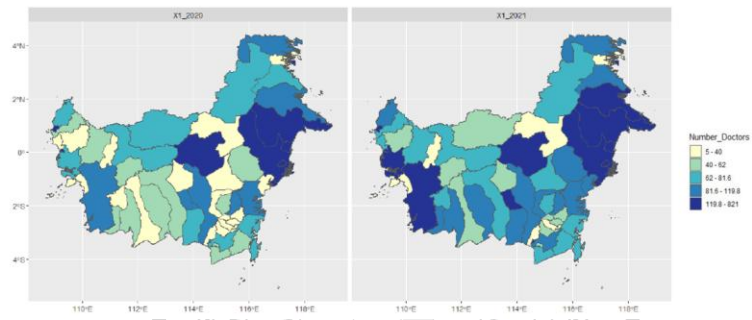
(Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Pemetaan Distribusi Spasial

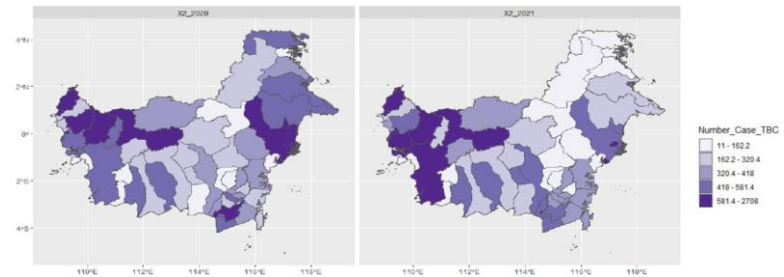
Data observasi dalam Tabel 3.1 dianalisis menggunakan statistik deskriptif dan inferensial. Data observasi dikategorikan berdasarkan variabel dan disajikan dalam Gambar 3.1 dan 3.2.



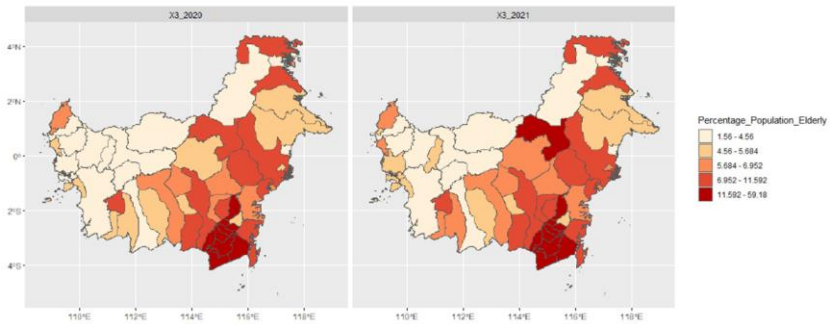
(a)



(b)

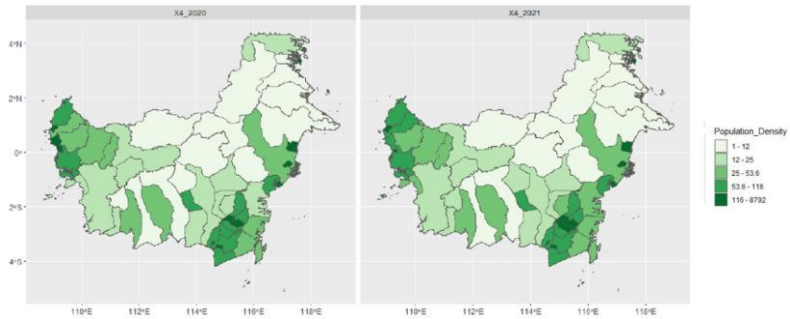


(c)

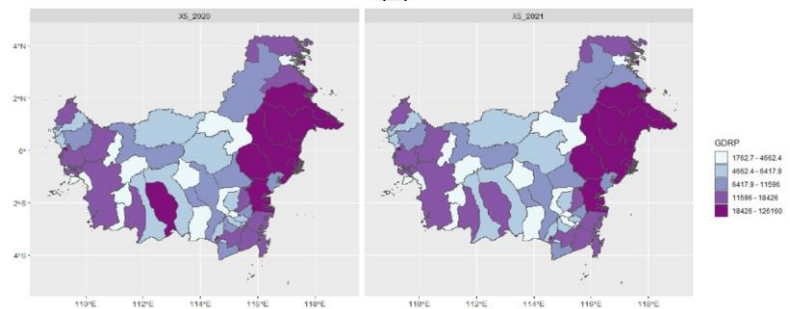


(d)

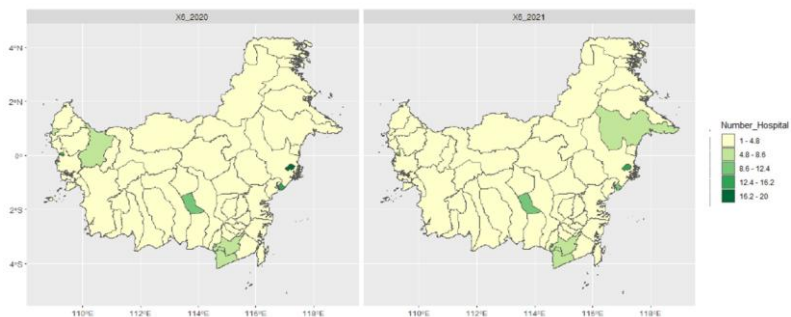
Gambar 3.1 Pemetaan Distribusi Spasial $x_1 - x_4$. (a) Peta jumlah kasus terkonfirmasi positif COVID-19 tahun 2020–2021; (b) Peta jumlah dokter tahun 2020–2021; (c) Peta jumlah kasus TB tahun 2020–2021; (d) Peta persentase populasi lansia tahun 2020–2021.



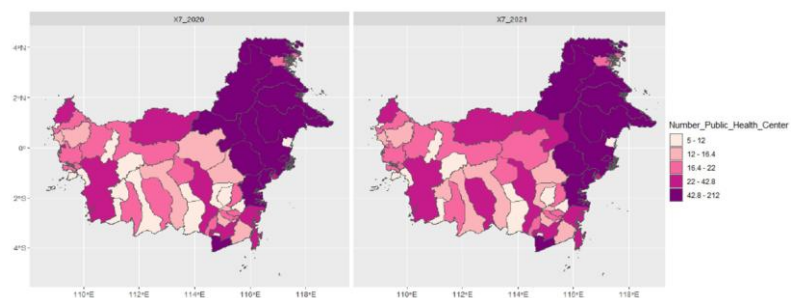
(a)



(b)



(c)



(d)

Gambar 3.2 Pemetaan Distribusi Spasial $x_5 - x_8$. (a) Peta kepadatan penduduk tahun 2020–2021; (b) Peta Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) tahun 2020–2021; (c) Peta jumlah rumah sakit tahun 2020–2021; (d) Peta jumlah puskesmas tahun 2020–2021.

Deskripsi data kumulatif COVID-19 dan variabel prediktor untuk data observasi dalam Tabel 1 disajikan dalam Tabel 3.2.

Table 3.2. Summary of Variable Statistics.

Descriptive Statistics	Confirmed Positive Cases of COVID-19	Number of Doctors (x_1)	Number of TB Cases (x_2)	Percentage of Elderly Population (x_3)	Population Density (x_4)	GRDP (x_5)	Number of Hospitals (x_6)	Number of Public Health Centers (x_7)	Percentage of Poor Population (x_8)
Minimum	15	5	11	2	1	1763	1	5	2
Maximum	33,996	821	2708	59	8792	126,160	20	212	12
Range	33,981	816	2697	58	8791	124,397	19	207	10
Sum	332,489	12,084	49,283	1149	45,054	1,818,623	382	3861	675
Median	1183	73	355	6	31	8512	2	20	5
Mean	2969	108	440	10	402	16,238	3	34	6
SE.Mean	464	12	39	1	133	2122	0	4	0
Variance	24,119,005	16,810	166,245	118	1,969,598	504,525,521	11	1609	5
Std.dev	4911	130	408	11	1403	22,462	3	40	2

(Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

3.4. Pemodelan Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) untuk 56 Kabupaten/Kota di Kalimantan

Analisis estimasi model GTWR pada lokasi ke- i , di mana lokasi $i = 1, 2, \dots, 56$ mewakili 56 daerah/kota di Kalimantan, dan $t = 1$ untuk tahun 2020 serta $t = 2$ untuk tahun 2021. Hasil estimasi model GTWR diberikan dalam Persamaan (3.1):

$$\hat{y}_{it} = \hat{\beta}_0(u_i, v_i, t_i) + \hat{\beta}_1(u_i, v_i, t_i)x_{it1} + \hat{\beta}_2(u_i, v_i, t_i)x_{it2} + \hat{\beta}_3(u_i, v_i, t_i)x_{it3} + \hat{\beta}_5(u_i, v_i, t_i)x_{it5} + \hat{\beta}_6(u_i, v_i, t_i)x_{it6} \quad , i = 1, 2, \dots, 56; t = 1, 2 \quad (3.1)$$

Tabel 3.2 menyajikan ringkasan hasil pemodelan GTWR menggunakan fungsi kernel Gaussian dengan bandwidth tetap pada fungsi pembobotan spasial dan temporal. Hasil menunjukkan, variabel jumlah dokter (x_1) memiliki koefisien berkisar antara -3,750 hingga 23,555. Variabel jumlah kasus TB (x_2) memiliki koefisien berkisar antara -4869 hingga 2702. Variabel persentase populasi lansia memiliki koefisien berkisar antara -20,633 hingga 110,781. Variabel PDRB (x_5) memiliki koefisien berkisar antara 0,0303 hingga 0,2104. Variabel jumlah rumah sakit (x_6) memiliki koefisien berkisar antara -308,44 hingga 1024,983. Nilai koefisien untuk masing-masing variabel tersebut tersebar di seluruh daerah/kota di Kalimantan (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Table 3.2. Summary of the estimated values of the GTWR model parameters.

Parameter Estimator	Minimum	Q_1	Median	Q_3	Maximum
$\hat{\beta}_0$	-1612.200	-886.460	-282.050	-64.537	1206.736
$\hat{\beta}_1$	-3.750	-0.609	0.033	5.815	23.556
$\hat{\beta}_2$	-4.870	-0.634	-0.197	0.560	2.702
$\hat{\beta}_3$	-20.633	-4.809	5.696	29.529	110.782
$\hat{\beta}_5$	0.030	0.033	0.086	0.170	0.210
$\hat{\beta}_6$	-308.440	170.570	220.270	849.960	1024.984

Hasil estimasi parameter menghasilkan estimator model GTWR yang menunjukkan korelasi antara variabel independen, yaitu jumlah dokter (x_1), jumlah kasus TB (x_2), persentase populasi lansia (x_3), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6), terhadap persentase kasus positif COVID-19 di provinsi-provinsi di Kalimantan.

Uji Keباikan Model (Goodness-of-Fit Measure)

Untuk membandingkan model Ordinary Least Squares (OLS) dan GTWR, digunakan beberapa ukuran kebaikan model, yaitu koefisien determinasi (R^2), koefisien determinasi disesuaikan (Adjusted R^2), Akaike Information Criterion (AIC), dan Root Mean Square Error (RMSE). Hasil perbandingan ukuran kebaikan model ditampilkan dalam Tabel 3.3.

Table 3.3. Comparison of models in terms of the number of positive COVID-19 cases.

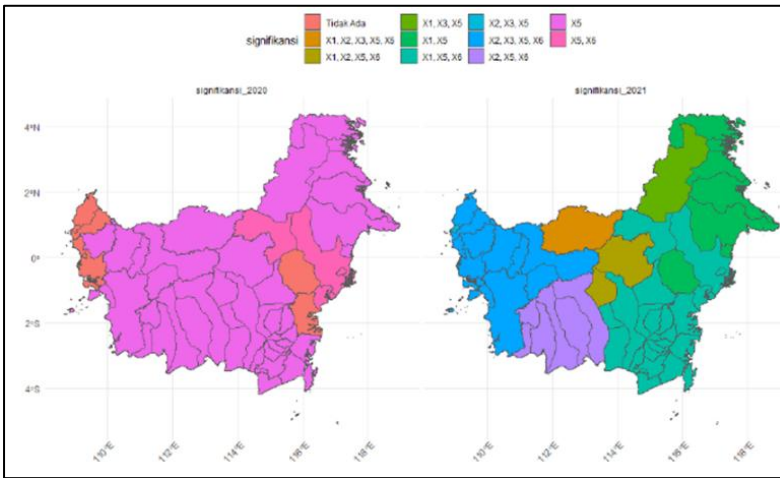
Criteria	OLS	GTWR
R^2	0.6134	0.95713
Adjusted R^2	0.5952	0.92855
AIC	2128.229	1900.76
RMSE	3039.91	1302.99

Hasil perbandingan dalam Tabel 3.3 menunjukkan bahwa model GTWR lebih baik dibandingkan model OLS. Hal ini ditunjukkan oleh Nilai R^2 dan Adjusted R^2 yang lebih tinggi pada model GTWR, menunjukkan bahwa model ini lebih mampu menjelaskan variasi data.

Nilai AIC dan RMSE yang lebih rendah pada model GTWR, menunjukkan bahwa model ini memiliki kompleksitas yang lebih efisien dan kesalahan prediksi yang lebih kecil dibandingkan model OLS (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Pemetaan Berdasarkan Signifikansi Parameter Model GTWR

Gambar 3.3 menunjukkan hasil analisis model GTWR, yang mengindikasikan variabel-variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19 di Kalimantan pada tahun 2020–2021 (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).



Gambar 3.3. Significance of variables at 5% significance level.

Tahun 2020: Variabel PDRB (x_5) dan jumlah rumah sakit (x_6) memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19 di mayoritas daerah/kota di Kalimantan.

Tahun 2021: Di Provinsi Kalimantan Barat, variabel jumlah kasus TB (x_2), persentase populasi lansia (x_3), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6) berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19.

Di Provinsi Kalimantan Utara, variabel jumlah dokter (x_1), persentase populasi lansia (x_3), dan PDRB (x_5) memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19. Di Provinsi Kalimantan Selatan, variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19 adalah

jumlah dokter (x_1), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6).

Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) memiliki beberapa keunggulan dibandingkan model regresi lainnya, terutama dalam analisis data yang dipengaruhi oleh faktor ruang dan waktu. Salah satu keunggulan utama GTWR adalah kemampuannya menangkap variasi spasial dan temporal secara simultan, sehingga lebih akurat dalam merepresentasikan fenomena yang dinamis. Dengan mempertimbangkan perubahan hubungan antara variabel seiring waktu, GTWR mampu mengatasi kelemahan model Geographically Weighted Regression (GWR) yang hanya berfokus pada dimensi spasial. Selain itu, penggunaan fungsi pembobotan spasial dan temporal dalam GTWR memungkinkan estimasi parameter yang lebih adaptif terhadap perubahan pola data, sehingga menghasilkan hasil yang lebih realistis. Model ini juga lebih fleksibel dibandingkan pendekatan regresi konvensional, karena dapat mengakomodasi heterogenitas spasial dan temporal tanpa memerlukan asumsi linearitas yang ketat. Oleh karena itu, GTWR sangat bermanfaat dalam berbagai bidang, seperti ekonomi, epidemiologi, dan perencanaan tata ruang, di mana pola hubungan antarvariabel dapat berubah baik secara geografis maupun temporal.

Tabel 3.2. Summary of the estimated values of the GTWR model parameters.

Parameter Estimator	Minimum	Q_1	Median	Q_3	Maximum
$\hat{\beta}_0$	-1612.200	-886.460	-282.050	-64.537	1206.736
$\hat{\beta}_1$	-3.750	-0.609	0.033	5.815	23.556
$\hat{\beta}_2$	-4.870	-0.634	-0.197	0.560	2.702
$\hat{\beta}_3$	-20.633	-4.809	5.696	29.529	110.782
$\hat{\beta}_5$	0.030	0.033	0.086	0.170	0.210
$\hat{\beta}_6$	-308.440	170.570	220.270	849.960	1024.984

Hasil estimasi parameter menghasilkan estimator model GTWR yang menunjukkan korelasi antara variabel independen, yaitu jumlah dokter (x_1), jumlah

kasus TB (x_2), persentase populasi lansia (x_3), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6), terhadap persentase kasus positif COVID-19 di provinsi-provinsi di Kalimantan.

Uji Keباikan Model (Goodness-of-Fit Measure)

Untuk membandingkan model Ordinary Least Squares (OLS) dan GTWR, digunakan beberapa ukuran kebaikan model, yaitu koefisien determinasi (R^2), koefisien determinasi disesuaikan (Adjusted R^2), Akaike Information Criterion (AIC), dan Root Mean Square Error (RMSE). Hasil perbandingan ukuran kebaikan model ditampilkan dalam Tabel 3.3.

Tabel 3.3. Comparison of models in terms of the number of positive COVID-19 cases.

Criteria	OLS	GTWR
R^2	0.6134	0.95713
Adjusted R^2	0.5952	0.92855
AIC	2128.229	1900.76
RMSE	3039.91	1302.99

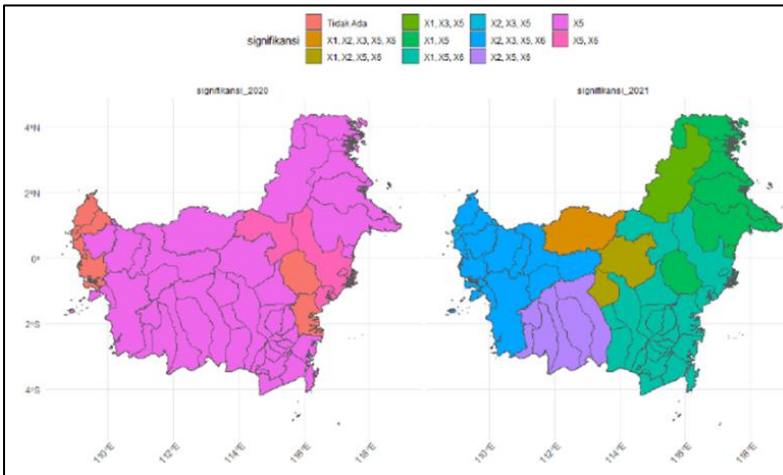
Hasil perbandingan dalam Tabel 3.3 menunjukkan bahwa model GTWR lebih baik dibandingkan model OLS. Hal ini ditunjukkan oleh Nilai R^2 dan Adjusted R^2 yang lebih tinggi pada model GTWR, menunjukkan bahwa model ini lebih mampu menjelaskan variasi data.

Nilai AIC dan RMSE yang lebih rendah pada model GTWR, menunjukkan bahwa model ini memiliki kompleksitas yang lebih efisien dan kesalahan prediksi yang lebih kecil dibandingkan model OLS (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).

Pemetaan Berdasarkan Signifikansi Parameter Model GTWR

Gambar 3.3 menunjukkan hasil analisis model GTWR, yang mengindikasikan variabel-variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif

COVID-19 di Kalimantan pada tahun 2020–2021 (Sifriyani, Rasjid, M., Rosadi D, et al., 2022).



Gambar 3.3. Significance of variables at 5% significance level.

Tahun 2020: Variabel PDRB (x_5) dan jumlah rumah sakit (x_6) memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19 di mayoritas daerah/kota di Kalimantan.

Tahun 2021: Di Provinsi Kalimantan Barat, variabel jumlah kasus TB (x_2), persentase populasi lansia (x_3), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6) berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19.

Di Provinsi Kalimantan Utara, variabel jumlah dokter (x_1), persentase populasi lansia (x_3), dan PDRB (x_5) memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19. Di Provinsi Kalimantan Selatan, variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus positif COVID-19 adalah jumlah dokter (x_1), PDRB (x_5), dan jumlah rumah sakit (x_6).

Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) memiliki beberapa keunggulan

dibandingkan model regresi lainnya, terutama dalam analisis data yang dipengaruhi oleh faktor ruang dan waktu. Salah satu keunggulan utama GTWR adalah kemampuannya menangkap variasi spasial dan temporal secara simultan, sehingga lebih akurat dalam merepresentasikan fenomena yang dinamis. Dengan mempertimbangkan perubahan hubungan antara variabel seiring waktu, GTWR mampu mengatasi kelemahan model Geographically Weighted Regression (GWR) yang hanya berfokus pada dimensi spasial. Selain itu, penggunaan fungsi pembobotan spasial dan temporal dalam GTWR memungkinkan estimasi parameter yang lebih adaptif terhadap perubahan pola data, sehingga menghasilkan hasil yang lebih realistis. Model ini juga lebih fleksibel dibandingkan pendekatan regresi konvensional, karena dapat mengakomodasi heterogenitas spasial dan temporal tanpa memerlukan asumsi linearitas yang ketat. Oleh karena itu, GTWR sangat bermanfaat dalam berbagai bidang, seperti ekonomi, epidemiologi, dan perencanaan tata ruang, di mana pola hubungan antarvariabel dapat berubah baik secara geografis maupun temporal.

D. INTEGRASI REGRESI NONPARAMETRIK DAN STATISTIKA SPASIAL DALAM PENGEMBANGAN MODEL

4.1. Konsep Integrasi Regresi Nonparametrik dan Statistik Spasial

Dalam analisis data, regresi merupakan salah satu metode utama yang digunakan untuk memahami hubungan antara variabel. Model regresi klasik umumnya menggunakan pendekatan parametrik, di mana bentuk fungsi hubungan antara variabel independen dan dependen ditentukan secara eksplisit. Namun, pendekatan ini sering kali memiliki keterbatasan dalam menangkap pola hubungan yang kompleks dan dinamis, terutama ketika data yang

digunakan memiliki karakteristik nonlinear dan heterogenitas tinggi.

Regresi nonparametrik muncul sebagai solusi untuk mengatasi keterbatasan model parametrik dengan memberikan fleksibilitas yang lebih besar dalam menentukan hubungan antara variabel. Salah satu pendekatan regresi nonparametrik yang populer adalah *spline regression*, yang memungkinkan pembentukan fungsi regresi berdasarkan segmen-segmen lokal dengan fungsi basis yang halus.

Namun, dalam banyak fenomena dunia nyata, hubungan antara variabel tidak hanya bersifat nonlinear tetapi juga sangat bergantung pada lokasi geografis. Contohnya, dalam analisis harga pangan, distribusi penyakit, atau perubahan iklim, pola hubungan antara faktor-faktor yang mempengaruhi dapat berbeda secara signifikan antar wilayah. Dalam kasus seperti ini, analisis spasial menjadi penting untuk menangkap variasi geografis yang terjadi dalam data.

Statistika spasial berperan dalam mengakomodasi variasi spasial dalam analisis data. Dengan mempertimbangkan lokasi geografis sebagai bagian dari model, analisis data menjadi lebih representatif dan dapat menggambarkan fenomena yang sebenarnya terjadi di lapangan. Oleh karena itu, integrasi antara regresi nonparametrik dan statistika spasial menjadi pendekatan yang sangat potensial dalam menangani data yang kompleks dan bersifat geospasial.

4.2. Peran Regresi Spline Nonparametrik dalam Analisis Data Spasial

Regresi spline nonparametrik merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menangani hubungan yang kompleks dan nonlinear antara variabel. Spline menggunakan fungsi basis yang memungkinkan pembentukan kurva regresi dengan

fleksibilitas tinggi. Keunggulan utama regresi spline nonparametrik dalam analisis data spasial adalah:

1. **Fleksibilitas dalam Menangkap Pola Nonlinear**
Berbeda dengan model parametrik yang mengharuskan asumsi bentuk fungsi tertentu, regresi spline dapat menyesuaikan bentuk kurva regresi dengan data tanpa batasan kaku terhadap hubungan antar variabel.
2. **Kemampuan Menangani Data dengan Distribusi Tidak Seragam**
Regresi spline dapat bekerja dengan baik dalam situasi di mana kepadatan data bervariasi antar wilayah. Hal ini karena spline memungkinkan penempatan simpul (*knots*) yang adaptif sesuai dengan karakteristik data.
3. **Interpretasi yang Lebih Mudah Dibandingkan Metode Nonparametrik Lainnya**
Spline memungkinkan analisis yang lebih intuitif dibandingkan metode nonparametrik lainnya, seperti metode kernel atau K-Nearest Neighbors (KNN), karena menggunakan fungsi basis yang dapat diinterpretasikan dengan lebih jelas. Namun, regresi spline konvensional masih bersifat global dan tidak mempertimbangkan variasi spasial secara eksplisit. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan model yang dapat mengintegrasikan fleksibilitas spline dengan informasi spasial untuk menangkap pola hubungan yang bervariasi antar lokasi.

4.3. Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression

Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) merupakan pendekatan regresi yang menggabungkan konsep Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Regresi Nonparametrik Spline. Model ini dikembangkan untuk menangani data yang memiliki karakteristik spasial dan nonlinear, sehingga memungkinkan estimasi parameter yang

bervariasi secara geografis dengan fleksibilitas tinggi. Dalam banyak kasus, hubungan antara variabel prediktor dan respons tidak selalu linear, sehingga metode nonparametrik seperti spline sangat berguna untuk menangkap pola yang kompleks.

Regresi nonparametrik spline digunakan dalam GWSNR untuk memodelkan hubungan yang tidak diketahui secara eksplisit antara variabel independen dan dependen. Metode ini membagi domain menjadi beberapa segmen menggunakan fungsi basis spline, sehingga menghasilkan model yang lebih fleksibel dan mampu menyesuaikan bentuk hubungan data secara lebih akurat. Selain itu, teknik *spline smoothing* atau *penalized spline* sering digunakan untuk menghindari overfitting, yang merupakan tantangan utama dalam model nonparametrik.

Sementara itu, GWR digunakan dalam model ini untuk memperhitungkan efek spasial dalam pemodelan regresi. Dengan metode ini, parameter regresi diestimasi secara lokal pada setiap titik lokasi menggunakan bobot spasial yang diberikan oleh fungsi kernel. Pendekatan ini memungkinkan model menangkap variasi hubungan antara variabel di setiap lokasi secara lebih baik dibandingkan dengan model regresi global yang mengasumsikan hubungan tetap di seluruh wilayah.

Integrasi antara GWR dan regresi spline dalam GWSNR memberikan berbagai keunggulan. Model ini mampu menyesuaikan pola hubungan yang kompleks dengan fleksibilitas tinggi dalam menangani hubungan nonlinear, serta memperhitungkan efek spasial yang memungkinkan model menangkap variasi geografis secara lebih akurat. Selain itu, estimasi parameter dilakukan secara terlokalisasi, sehingga dapat mengatasi masalah multikolinearitas yang sering terjadi dalam model global.

Keunggulan utama dari Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) adalah kemampuannya dalam menyesuaikan pola hubungan

yang kompleks dengan fleksibilitas tinggi dalam menangani hubungan nonlinear. Dengan menggunakan pendekatan spline, model ini dapat menangkap variasi hubungan antarvariabel tanpa harus mengasumsikan bentuk fungsi tertentu, sehingga lebih adaptif terhadap data yang bersifat dinamis. Selain itu, GWSNR memperhitungkan efek spasial dalam analisisnya, memungkinkan model untuk menangkap variasi geografis dengan lebih akurat dibandingkan regresi konvensional yang mengasumsikan hubungan tetap di seluruh wilayah. Pendekatan ini juga membantu dalam mengatasi multikolinieritas lokal karena estimasi parameter dilakukan secara terlokalisasi, sehingga dapat mengurangi efek variabel yang berkorelasi tinggi pada skala global. Dengan demikian, GWSNR menjadi metode yang lebih unggul dalam menganalisis data spasial dan kompleks dibandingkan dengan pendekatan regresi parametrik.

Aplikasi GWSNR sangat luas, terutama dalam bidang yang melibatkan analisis spasial dan pola hubungan nonlinear. Beberapa contohnya adalah prediksi harga pangan berdasarkan faktor geografis dan cuaca, analisis ketahanan pangan dengan mempertimbangkan distribusi spasial produktivitas pertanian, serta kajian ekonomi dan sosial berbasis wilayah. Selain itu, model ini juga dapat digunakan dalam studi epidemiologi untuk memahami penyebaran penyakit yang dipengaruhi oleh faktor lingkungan. Dengan fleksibilitas dan keunggulan yang dimilikinya, GWSNR menjadi alat yang sangat bermanfaat dalam analisis data spasial yang kompleks.

4.4. Pemilihan Titik Knot Optimal dan Pembobot Geografis Terbaik pada Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression

Dalam bab ini akan dikonstruksi Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression atau disingkat GWSNR, kemudian estimasi parameter

$\tilde{\beta}(u_i, v_i)$, $\tilde{\delta}(u_i, v_i)$ dan variansi $\sigma^2(u_i, v_i)$ serta estimasi fungsi kurva regresi dari Model GWSNR. Setelah itu dilanjutkan membuktikan sifat-sifat estimator dari Model GWSNR. Model ini merupakan pengembangan dari regresi nonparametrik untuk data spasial dengan estimator parameter bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan. Pendekatan spline *truncated* digunakan untuk menyelesaikan permasalahan analisis spasial yang bentuk kurva regresinya tidak diketahui. Pada model regresi asumsi yang digunakan adalah error berdistribusi normal dengan mean nol dan variansi $\sigma^2(u_i, v_i)$ pada setiap lokasi (u_i, v_i) . Koordinat lokasi (u_i, v_i) merupakan salah satu faktor penting dalam menentukan pembobot yang digunakan untuk menaksir parameter dari model. Diberikan data $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li}, y_i)$ dan hubungan antara $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li})$ dan y_i diasumsikan mengikuti model regresi nonparametrik multivariabel sebagai berikut:

$$y_i = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li}) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4.1)$$

dimana y_i sebagai variabel respon dan $f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li})$ adalah kurva regresi yang tidak diketahui bentuknya dan diasumsikan bersifat aditif. Jika $f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li})$ didekati dengan fungsi spline *truncated*, $f_p(x_{pi}) = f_p$ adalah fungsi dari kurva regresi yang tidak diketahui bentuknya untuk variabel prediktor ke- p , dimana $p = 1, 2, \dots, l$. f_p didekati dengan fungsi spline *truncated* derajat m dan titik-titik knot $K_{p1}, K_{p2}, \dots, K_{pr}$ untuk setiap lokasi (u_i, v_i) , maka diperoleh:

$$\begin{aligned} f_p &= \beta_0^*(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k \\ &\quad + \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m, p \\ &= 1, 2, 3, \dots, l, \end{aligned}$$

dimana fungsi *truncated* :

$$(x_{pi} - K_{ph})_+^m = \begin{cases} (x_{pi} - K_{ph}), & x_{pi} \geq K_{ph} \\ 0, & x_{pi} < K_{ph} \end{cases}$$

Berdasarkan persamaan ini maka fungsi dari kurva regresi nonparametrik multivariabel spline *truncated* dalam model GWR dapat ditulis menjadi:

$$f = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m \quad (4.2)$$

Secara matematis bentuk hubungan antara variabel respon y_i dan variabel prediktor $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li})$ pada lokasi ke- i untuk Model GWSNR, dapat dinyatakan sebagai berikut (Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2018):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m + \varepsilon_i \quad (4.3)$$

Persamaan (4.3) merupakan Model GWSNR derajat m dengan n area. Komponen-komponen dalam persamaan (4.3) dijelaskan sebagai berikut:

y_i adalah variabel respon pada lokasi ke- i dimana $i = 1, 2, \dots, n$. x_{pi} adalah variabel prediktor ke- p pada area ke- i dengan $p = 1, 2, \dots, l$. K_{ph} adalah titik knot ke- h pada komponen variabel prediktor ke- p dengan $h = 1, 2, \dots, r$. $\beta_{pk}(u_i, v_i)$ adalah parameter komponen polinomial dari

Model GWSNR. $\beta_{pk}(u_i, v_i)$ adalah parameter ke- k dari variabel prediktor ke- p pada area ke- i . $\delta_{p,m+h}(u_i, v_i)$ adalah parameter komponen *truncated* dari Model GWSNR. $\delta_{p,m+h}(u_i, v_i)$ adalah parameter ke $l + h$, pada titik knot ke- h dan variabel prediktor ke- p pada area ke- i . Persamaan (4.3) area ke n dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_n = \beta_0(u_n, v_n) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_n, v_n) x_{pn}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_n, v_n) (x_{pn} - K_{ph})_+^m + \varepsilon_n.$$

Persamaan (4.3) dapat juga dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_1, v_1) x_{p1}^k \\ \beta_0(u_2, v_2) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_2, v_2) x_{p2}^k \\ \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_n, v_n) x_{pn}^k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_1, v_1) (x_{p1} - K_{ph})_+^m \\ \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_2, v_2) (x_{p2} - K_{ph})_+^m \\ \vdots \\ \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_n, v_n) (x_{pn} - K_{ph})_+^m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Dengan demikian persamaan (4.4) dapat dinyatakan dengan:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \tilde{\mathbf{f}} + \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) + \mathbf{P} \tilde{\boldsymbol{\delta}}(u_i, v_i) + \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}, \quad (4.5)$$

dimana vektor $\tilde{\mathbf{f}}$ memuat fungsi spline *truncated* dengan pembobot geografis berukuran $n \times 1$, vektor $\tilde{\mathbf{Y}}$ dan $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}$ masing-masing berukuran $n \times 1$. Matriks \mathbf{X} berukuran $n \times (1 + lm)$, matriks \mathbf{P} adalah matriks yang

memuat variabel prediktor fungsi *truncated* berukuran $n \times lr$. Vektor $\tilde{\beta}(u_i, v_i)$ adalah vektor parameter dengan ukuran $(1 + lm) \times 1$. Vektor $\tilde{\delta}(u_i, v_i)$ adalah vektor parameter yang memuat fungsi *truncated* dengan ukuran $lr \times 1$ (Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2018).

4.4.1. Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression

Metode estimasi yang digunakan dalam penaksir parameter adalah *Maximum Weighted Likelihood Estimator*. Untuk mendapatkan estimator dibutuhkan lemma berikut.

Lemma 4.1 Jika diberikan model pada persamaan (4.3) dengan *error* ε_i berdistribusi normal dengan mean nol dan variansi $\sigma^2(u_i, v_i)$ maka y_i berdistribusi normal dengan mean

$$\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m$$

dan variansi $\sigma^2(u_i, v_i)$ (Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Teorema 4.2. Jika diberikan model regresi (4.3) dengan *error* ε_i berdistribusi normal dengan mean nol dan variansi $\sigma^2(u_i, v_i)$ dan fungsi likelihood terbobot maka estimator MLE untuk $\hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i)$ dan $\hat{\tilde{\delta}}(u_i, v_i)$ diberikan oleh:

$$\begin{aligned} \hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i) &= \mathbf{A}(\mathbf{K})\tilde{\mathbf{Y}} \\ \hat{\tilde{\delta}}(u_i, v_i) &= \mathbf{B}(\mathbf{K})\tilde{\mathbf{Y}} \end{aligned}$$

dimana

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(\mathbf{K}) &= \mathbf{S} (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \left[\mathbf{X}^T \right. \\ &\quad \left. - \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{P} (\mathbf{P}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P}^T \right] \mathbf{W}(u_i, v_i) \\ \mathbf{B}(\mathbf{K}) &= \mathbf{R} (\mathbf{P}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{P})^{-1} \left[\mathbf{P}^T \right. \\ &\quad \left. - \mathbf{P}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \right] \mathbf{W}(u_i, v_i) \end{aligned}$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Akibat 4.3 Jika $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ dan $\hat{\delta}(u_i, v_i)$ diberikan oleh Teorema 4.2 maka estimator untuk kurva regresi \hat{f} diberikan oleh:

$$\hat{f} = \mathbf{X} \hat{\beta}(u_i, v_i) + \mathbf{P} \hat{\delta}(u_i, v_i) = \mathbf{C}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}},$$

dimana

$$\mathbf{C}(\mathbf{K}) = \mathbf{X} \mathbf{A}(\mathbf{K}) + \mathbf{P} \mathbf{B}(\mathbf{K})$$

(Sifriyani, et al. 2018a).

Bukti:

Berdasarkan Teorema 4.2 didapat:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = \mathbf{A}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}}$$

Teorema 4.2 juga membarikan:

$$\hat{\delta}(u_i, v_i) = \mathbf{B}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}}$$

Akibatnya diperoleh estimator \hat{f} :

$$\begin{aligned} \hat{f} &= \mathbf{X} \hat{\beta}(u_i, v_i) + \mathbf{P} \hat{\delta}(u_i, v_i) \\ &= \mathbf{X} \mathbf{A}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}} + \mathbf{P} \mathbf{B}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}} \\ &= [\mathbf{X} \mathbf{A}(\mathbf{K}) + \mathbf{P} \mathbf{B}(\mathbf{K})] \tilde{\mathbf{Y}} \\ &= \mathbf{C}(\mathbf{K}) \tilde{\mathbf{Y}} \end{aligned}$$

Matriks $\mathbf{C}(\mathbf{K}) = \mathbf{X} \mathbf{A}(\mathbf{K}) + \mathbf{P} \mathbf{B}(\mathbf{K})$ merupakan matriks hat yang memuat titik knot \mathbf{K} untuk Model GWSNR■

Estimator kurva regresi \hat{f} memuat komponen polinomial yang direpresentasikan oleh matriks \mathbf{X} dan komponen *truncated* yang direpresentasikan oleh matriks \mathbf{P} . Apabila matriks $\mathbf{P} = \mathbf{0}$ maka estimator kurva regresi GWSNR \hat{f} akan menuju estimator kurva regresi parametrik polinomial dalam model GWR. Selanjutnya jika $\mathbf{P} = \mathbf{0}$ dan matriks \mathbf{X} memuat fungsi linear maka

estimator kurva regresi GWSNR \hat{f} akan menjadi estimator kurva regresi parametrik linier dalam model GWR yang dikembangkan oleh banyak peneliti misalnya Brusdon dan Fotheringham (1999), Fotheringham, et al. (2003), Demsar, et al. (2008), Yan Li, et al. (2016), Shan-shan Wu, et al. (2017) dan Benassi, dan Naccarato (2017).

4.4.2. Membangun Inferensi dan Validasi Model GWSNR

Dalam sub bab ini akan dibahas mengenai bagaimana membangun inferensi khususnya pengujian hipotesis tentang kesesuaian model dan uji simultan model GWSNR. Dalam membangun inferensi menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Diberikan model GWSNR seperti pada persamaan (4.3).

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m + \varepsilon_i,$$

dimana $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2(u_i, v_i))$, $i = 1, 2, \dots, n$. Model regresi pada persamaan diatas dapat disajikan dalam bentuk lain:

$$\begin{aligned} \tilde{Y} &= [X \ P] \begin{bmatrix} \tilde{\beta}(u_i, v_i) \\ \tilde{\delta}(u_i, v_i) \end{bmatrix} + \tilde{\varepsilon} \\ &= Q_{n \times [1+(l \times m)+(l \times r)]} \tilde{\eta}(u_i, v_i)_{[1+(l \times m)+(l \times r)] \times 1} + \tilde{\varepsilon}_{n \times 1} \end{aligned}$$

matriks Q memuat komponen polinomial dan komponen spline *truncated*.

$$\tilde{\eta}(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \tilde{\beta}(u_i, v_i) \\ \tilde{\delta}(u_i, v_i) \end{bmatrix},$$

Akan dirancang suatu uji hipotesis kesesuaian model GWSNR dengan menggunakan rumusan hipotesis:

$$H_0: \beta_{pk}(u_i, v_i) = \beta_{pk} \text{ dan } \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) = \delta_{p,m+h},$$

$$p = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m; h = 1, 2, \dots, r; i = 1, 2, \dots, n$$

(tidak ada perbedaan yang signifikan GWSNR dengan regresi nonparametrik spline *truncated*)

$$H_1: \text{Paling tidak ada satu } \beta_{pk}(u_i, v_i) \neq \beta_{pk} \text{ atau}$$

$$\delta_{p,m+h}(u_i, v_i) \neq \delta_{p,m+h},$$

$$p = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m; h = 1, 2, \dots, r; i = 1, 2, \dots, n$$

(Ada perbedaan yang signifikan antara GWSNR dengan regresi nonparametrik spline *truncated*).

Untuk menurunkan uji hipotesis ini menggunakan metode MLRT didefinisikan ruang-ruang parameter dibawah H_0 (ω) dan dibawah populasi (Ω). Statistik test untuk uji hipotesis kesesuaian model dapat diperoleh dengan menggunakan Lemma 4.4. Lemma 4.5. dan Lemma 4.6. Langkah selanjutnya akan ditunjukkan rasio likelihood untuk statistik test yang akan disajikan dalam Lemma 4.7.

Lemma 4.4 Jika $\tilde{\eta}_\Omega(u_i, v_i)$ merupakan parameter pada ruang dibawah populasi (Ω) dari Model GWSNR (5.1.1), maka estimator $\hat{\eta}_\Omega(u_i, v_i)$ diberikan oleh:

$$\hat{\eta}_\Omega(u_i, v_i) = (Q^T W(u_i, v_i) Q)^{-1} Q^T W(u_i, v_i) \tilde{Y}$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Lemma 4.5 Jika $\sigma_\Omega^2(u_i, v_i)$ merupakan parameter pada ruang dibawah populasi (Ω) dari Model GWSNR (5.1.1), maka estimator $\hat{\sigma}_\Omega^2(u_i, v_i)$ yang diperoleh dari fungsi likelihood:

$$L(\Omega) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \left(\sigma_{\Omega}^2(u_i, v_i) \right)^{-\frac{n}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_{\Omega}^2(u_i, v_i)} \sum_{j=1}^n \left[y_j - \left(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{p=1}^l \sum_{k=1}^m \beta_{pk}(u_i, v_i) x_{pi}^k + \sum_{p=1}^l \sum_{h=1}^r \delta_{p,m+h}(u_i, v_i) (x_{pi} - K_{ph})_+^m \right) \right]^2 \right)$$

diberikan oleh:

$$\hat{\sigma}_{\Omega}^2(u_i, v_i) = \frac{(\tilde{Y} - Q\hat{\eta}_{\Omega}(u_i, v_i))^T (\tilde{Y} - Q\hat{\eta}_{\Omega}(u_i, v_i))}{n}$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Lemma 4.6 Jika $\tilde{\eta}_{\omega}$ dan σ_{ω}^2 merupakan parameter dibawah H_0 dari Model GWSNR maka estimator untuk $\hat{\eta}_{\omega}$ diberikan oleh:

$$\hat{\eta}_{\omega} = (Q^T Q)^{-1} Q^T \tilde{Y}$$

dan estimator untuk σ_{ω}^2 diberikan oleh:

$$\hat{\sigma}_{\omega}^2 = \frac{(\tilde{Y} - Q\tilde{\eta}_{\omega})^T (\tilde{Y} - Q\tilde{\eta}_{\omega})}{n}$$

(Sifriyani, et al. 2018b)

Lemma 4.7 Jika $L(\hat{\Omega})$ dan $L(\hat{\omega})$ masing-masing diberikan oleh Lemma (4.6) dan (4.7) maka rasio likelihood Λ diberikan oleh:

$$\Lambda = \frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}$$

dimana

$$S = (I - Q(Q^T Q)^{-1} Q^T)$$

$$D(u_i, v_i) = (I - W(u_i, v_i) Q(Q^T W(u_i, v_i) Q)^{-1} Q^T)$$

$$(I - Q(Q^T W(u_i, v_i) Q)^{-1} Q^T W(u_i, v_i))$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Berikut ini diberikan Statistik Test untuk menguji

hipotesis kesesuaian model, yang secara lengkap disajikan oleh Teorema 4.8

Teorema 4.8 Jika rasio likelihood Λ diberikan oleh Lemma 4.7 maka statistik test untuk menguji hipotesis H_0 lawan H_1 diberikan oleh:

$$V = \frac{\frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{n - lm - 1}}{\frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}}$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Selanjutnya akan dicari distribusi dari statistik test V . Untuk membuktikan distribusi dari statistik test V , terlebih dahulu kita akan membuktikan $\tau = \frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{\sigma^2} \sim \chi^2_{(n-lm-1)}$ dan $\frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\sigma^2 \left(\frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2}{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))} \right)} \sim \chi^2 \left(\frac{(\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))^2)}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right)$.

Pembuktian tersebut akan disajikan pada Teorema 4.9 dan Teorema 4.10 sebagai berikut:

Teorema 4.9 Jika S adalah matriks yang diberikan oleh Teorema 4.8 maka statistik:

$$\tau = \frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{\sigma^2} \sim \chi^2_{(n-lm-1)}.$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Teorema 4.10 Jika $D(u_i, v_i)$ adalah matriks yang diberikan oleh Lemma 5.1.4 maka statistik:

$$\tau^* = \frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\sigma^2 \left(\frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2}{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))} \right)} \sim \chi^2 \left(\frac{(\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))^2)}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right)$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Akibat 4.11 Jika statistik V diberikan oleh Teorema 5.1.5. maka

$$V = \frac{\frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{n - lm - 1}}{\frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}} \sim F \left((n - lm - 1), \frac{(\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi)))^2}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right)$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Berikut ini akan diturunkan daerah penolakan untuk hipotesis kesesuaian model. daerah kritis untuk uji ini diberikan oleh Lemma 4.12

Lemma 4.12 Jika diberikan statistik uji V seperti pada Akibat 4.11 maka daerah penolakan untuk hipotesis H_0 diberikan oleh:

$$C(y, x_1, x_2, \dots, x_l) = \{(y, x_1, x_2, \dots, x_l); V > c\}$$

Untuk suatu konstanta c yang diperoleh berdasarkan persamaan:

$$P(V > c) = \alpha, \quad 0 < \alpha < 1,$$

dimana α adalah tingkat signifikansi yang ditentukan dan

$$V \sim F \left(n - lm - 1, \left(\frac{(\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi)))^2}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right) \right).$$

(Sifriyani, Kartiko S.H., Budiantara I N., et al 2019).

Bukti.

Berdasarkan Teorema 5.1.5. didapat hubungan:

$$\frac{\frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{n - lm - 1}}{\frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\left(\frac{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2}\right)^2}} > c^{-\frac{2}{n}} \frac{n - lm - 1}{\left(\frac{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2}\right)^2}$$

$$= c^*$$

Untuk suatu konstatnta c^* . Berdasarkan Akibat 5.1.8. statistik:

$$V = \frac{\frac{\tilde{Y}^T S \tilde{Y}}{n - lm - 1}}{\frac{\tilde{Y}^T D(u_i, v_i) \tilde{Y}}{\left(\frac{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2}\right)^2}} \sim F \left((n - lm - 1), \frac{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right)$$

Untuk tingkat signifikansi α yang diberikan hipotesis H_0 ditolak jika

$$V > F \left(\alpha, (n - lm - 1), \frac{\text{tr}((I - \xi)^T (I - \xi))}{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2} \right) \blacksquare$$

Setelah mendapatkan formulasi uji hipotesis kesesuaian model antara Model GWSNR versus regresi nonparametrik multivariabel spline *truncated* (global).

4.5. Keutamaan Model GWSNR dengan model spasial lainnya

Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) merupakan pendekatan regresi nonparametrik yang menggabungkan metode geographically weighted regression (GWR) dengan teknik spline smoothing. Model ini dikembangkan untuk menangani hubungan spasial yang bersifat lokal dan nonlinear tanpa harus menetapkan bentuk fungsi

regresi secara eksplisit. Dibandingkan dengan model spasial parametris seperti GWR, Spatial Autoregressive Model (SAR), atau Kriging, GWSNR menawarkan fleksibilitas lebih besar dalam menangkap pola spasial yang kompleks.

Salah satu keunggulan utama GWSNR adalah kemampuannya menangani hubungan nonlinear antar variabel. Model spasial parametris, seperti GWR, mengasumsikan hubungan antara variabel dependen dan independen dalam bentuk tertentu (misalnya linier atau kuadratik), yang bisa jadi tidak sesuai dengan kenyataan. Dengan pendekatan spline, GWSNR dapat menyesuaikan bentuk hubungan secara otomatis, sehingga memberikan estimasi yang lebih akurat, terutama ketika pola hubungan dalam data berubah di berbagai lokasi geografis.

Selain itu, GWSNR lebih unggul dalam menangkap heterogenitas spasial dibandingkan model global seperti SAR atau SEM (Spatial Error Model). Model parametris biasanya mengasumsikan bahwa hubungan antar variabel berlaku secara global, sedangkan GWSNR memungkinkan parameter berubah di setiap titik lokasi. Hal ini penting dalam analisis spasial karena hubungan antar variabel sering kali bersifat lokal dan dipengaruhi oleh karakteristik wilayah tertentu. Dengan kata lain, GWSNR memungkinkan pemodelan yang lebih realistis terhadap fenomena spasial.

Keunggulan lain dari GWSNR adalah kemampuannya dalam mengatasi multikolinearitas, yang sering menjadi masalah dalam model spasial parametris. Dalam regresi spasial berbasis parametris, variabel independen yang saling berkorelasi dapat menyebabkan bias dalam estimasi parameter. Dengan penggunaan spline, GWSNR dapat melakukan regularisasi terhadap hubungan antar variabel, sehingga estimasi menjadi lebih stabil dan dapat diandalkan. Hal ini menjadikan GWSNR pilihan yang

lebih baik untuk data spasial yang kompleks dengan variabel yang saling berkaitan.

Dalam konteks estimasi dan prediksi, GWSNR lebih fleksibel dibandingkan dengan model interpolasi spasial seperti Kriging. Meskipun Kriging sangat baik dalam interpolasi nilai pada titik yang tidak teramati, model ini tidak secara langsung menangkap hubungan antara variabel independen dan dependen. Sebaliknya, GWSNR memungkinkan analisis hubungan variabel dengan mempertimbangkan aspek spasial dan nonlinearitas secara simultan. Hal ini menjadikannya lebih efektif dalam analisis prediktif, terutama dalam aplikasi seperti pemetaan risiko lingkungan, prediksi harga pangan, dan analisis perubahan lahan.

Terakhir, GWSNR dapat diperluas ke dalam model spatio-temporal untuk menangkap perubahan fenomena dalam dimensi waktu. Dengan menambahkan komponen temporal ke dalam model, GWSNR dapat digunakan untuk menganalisis pola dinamika spasial dalam jangka waktu tertentu, menjadikannya lebih unggul dibandingkan model spasial statis. Dengan semua keunggulan tersebut, GWSNR menjadi alat yang sangat berguna dalam analisis data spasial yang kompleks dan dinamis, memberikan hasil yang lebih akurat dan dapat diinterpretasikan dengan baik.

E. PENERAPAN REGRESI NONPARAMETRIK SPASIAL DALAM KETAHANAN PANGAN DAN ANALISIS BIG DATA.

Model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR) merupakan pendekatan regresi nonparametrik yang mampu menangkap hubungan antara variabel dengan mempertimbangkan efek spasial dan fleksibilitas bentuk fungsi regresi. Model ini sangat relevan untuk menganalisis fenomena kompleks yang dipengaruhi oleh faktor geografis dan bersifat dinamis dalam ruang serta waktu. Berbeda

dengan model regresi klasik yang mengasumsikan hubungan global yang seragam di seluruh wilayah, GWSNR memungkinkan variasi lokal dalam pola hubungan antar variabel, sehingga lebih akurat dalam menangkap pola yang tidak linier dan tidak homogen.

Dalam konteks ketahanan pangan, GWSNR dapat digunakan untuk memodelkan fluktuasi harga pangan berdasarkan faktor lingkungan, sosial-ekonomi, dan geografis. Misalnya, harga beras di suatu daerah mungkin dipengaruhi oleh produktivitas pertanian lokal, aksesibilitas distribusi, serta kondisi cuaca yang berbeda-beda di setiap lokasi. Dengan pendekatan ini, kebijakan yang dihasilkan akan lebih tepat sasaran, karena mempertimbangkan karakteristik unik dari setiap wilayah.

Selain dalam bidang pangan, GWSNR juga memiliki aplikasi luas dalam lingkungan, epidemiologi, dan ekonomi. Dalam studi perubahan iklim, misalnya, model ini dapat digunakan untuk memprediksi dampak kenaikan suhu dan curah hujan terhadap produktivitas pertanian atau penyebaran penyakit. Dalam epidemiologi, GWSNR dapat membantu mengidentifikasi pola penyebaran penyakit berbasis lokasi dan faktor risiko spesifik di setiap daerah. Dengan kemampuan adaptasi terhadap pola lokal, model ini menjadi alat yang sangat efektif dalam analisis fenomena kompleks yang bersifat dinamis dan heterogen.

5.1. Pemodelan Ketahanan Pangan dengan Regresi Nonparametrik Spasial GWSNR

Dalam banyak studi yang menggunakan regresi berbasis spasial, pemilihan bobot geografis sering kali bergantung pada fungsi kernel yang digunakan. Sementara itu, dalam regresi spline nonparametrik, pemilihan jumlah dan lokasi titik simpul menjadi faktor krusial yang memengaruhi keakuratan model. Kombinasi kedua aspek ini dalam GWSNR memerlukan strategi optimasi yang sistematis untuk

memastikan bahwa model yang dihasilkan mampu menangkap pola data dengan baik dan memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional.

Penelitian ini dilakukan dalam konteks meningkatnya kebutuhan analisis data spasial di berbagai bidang, seperti ekonomi, lingkungan, dan kesehatan, di mana hubungan antar variabel dapat berbeda dari satu lokasi ke lokasi lainnya. Dengan menemukan metode seleksi optimal untuk titik simpul dan bobot geografis, penelitian ini berkontribusi dalam memperbaiki teknik pemodelan regresi berbasis spasial dan meningkatkan kualitas hasil analisis (Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).

Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan metode optimasi dalam pemilihan titik simpul (knot points) yang paling sesuai dalam model Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR).
2. Menentukan bobot geografis (geographic weighting) terbaik yang dapat meningkatkan akurasi estimasi model regresi spline nonparametrik berbasis spasial.
3. Membandingkan performa model GWSNR dengan metode regresi spasial lainnya untuk menilai efektivitas pendekatan yang diusulkan.
4. Memberikan rekomendasi praktis dalam pemodelan regresi nonparametrik berbasis spasial guna meningkatkan ketepatan analisis dalam berbagai bidang aplikasi.

Dengan penelitian ini, diharapkan diperoleh metode yang lebih akurat dan efisien dalam menangani data spasial yang kompleks, serta memperkuat pemahaman tentang hubungan variabel yang bervariasi secara geografis.

Metodologi Penelitian

Penelitian ini berfokus pada Indeks Ketahanan Pangan (Food Security Index) sebagai ukuran kondisi ketahanan pangan suatu wilayah yang mencerminkan ketersediaan, aksesibilitas, dan kualitas pangan yang aman, bergizi, serta terjangkau bagi masyarakat. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang mencakup Indeks Ketahanan Pangan tahun 2022, yang diperoleh dari Badan Pangan Nasional melalui publikasi *Food Security Statistics 2023*. Selain itu, variabel prediktor yang dipertimbangkan dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Badan Pangan Nasional, dengan unit analisis yang mencakup 34 provinsi di Indonesia (Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).

Dalam menganalisis hubungan antara indeks ketahanan pangan dan faktor-faktor yang memengaruhinya secara spasial, penelitian ini menggunakan metode Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression (GWSNR). Proses analisis meliputi beberapa tahap, yaitu pemetaan spasial (spatial mapping) untuk melihat distribusi geografis indeks ketahanan pangan dan variabel prediktor, analisis statistik deskriptif untuk memahami karakteristik data, serta pengujian efek spasial guna memastikan adanya perbedaan hubungan antar wilayah. Selanjutnya, dilakukan pemodelan menggunakan GWSNR untuk menangkap variasi hubungan antar variabel di berbagai lokasi secara lebih fleksibel dibandingkan dengan metode regresi konvensional. Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan memberikan pemahaman lebih mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan pangan serta meningkatkan ketepatan analisis dalam pengambilan keputusan terkait kebijakan pangan di Indonesia.

Tabel 5.1. Variabel Penelitian dan Sumber Data

Variable	Symbol	Variable Description	Unit	Source
Respond	y	Food Security Index	Index	National Food

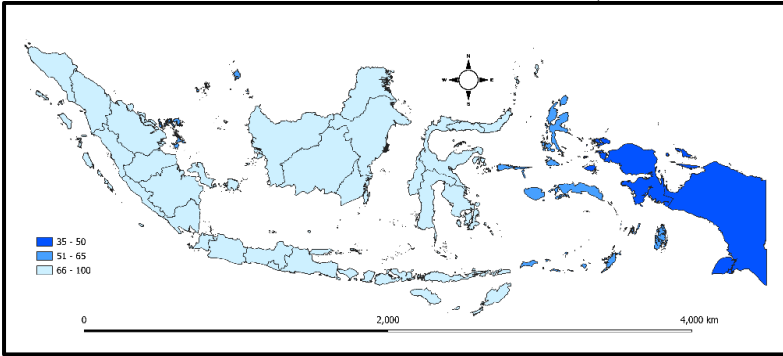
Variable	Symbol	Variable Description	Unit	Source
Predictor	x_1	Rice Production	Ton(s)	Agency of Ministry of Agriculture, Statistics Indonesia, and Department of Agriculture throughout Indonesia
	x_2	Red Chili Production	Ton(s)	Statistics Indonesia and Directorate General of Horticulture
	x_3	Shallot Production	Ton(s)	Statistics Indonesia and Directorate General of Horticulture
	x_4	Palm Oil Production	Ton(s)	Directorate General of Plantations
	x_5	Beef Production	Ton(s)	Directorate General of Livestock and Animal Health
	x_6	Production of chicken meat	Ton(s)	Directorate General of Livestock and Animal Health
	x_7	Expenditure For Food	Rupiah(s)	National Socioeconomic Survey on March by Statistics Indonesia
	x_8	Percentage of Poor Population	Percent	National Socioeconomic Survey on March by Statistics Indonesia
	x_9	Percentage of Population According to Inadequate Consumption Status	Percent	National Socioeconomic Survey on March by Statistics Indonesia
	x_{10}	Percentage of Population with Food Insecurity	Percent	National Socioeconomic Survey on March by Statistics Indonesia

(Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).

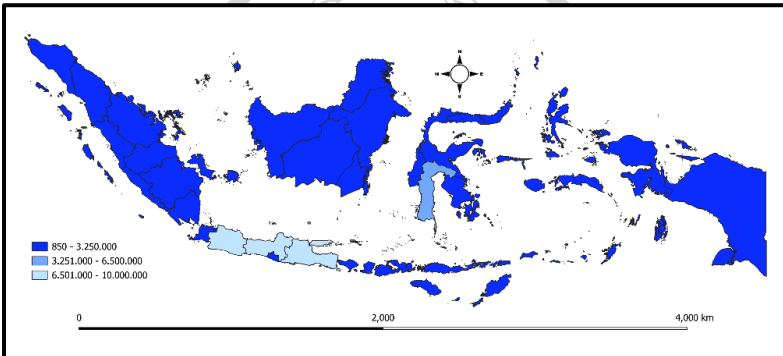
Distribusi Spasial Indeks Ketahanan Pangan dan Variabel Prediktor

Distribusi spasial dari setiap variabel ditampilkan dalam Gambar 1 hingga Gambar 11. Nilai dari setiap variabel ditampilkan dalam rentang nilai yang

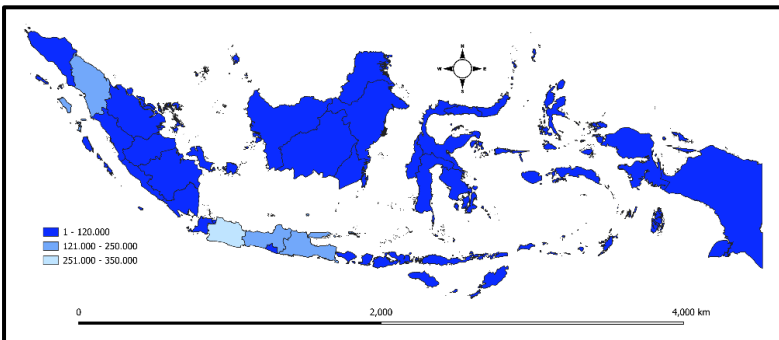
disediakan pada masing-masing gambar (Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).



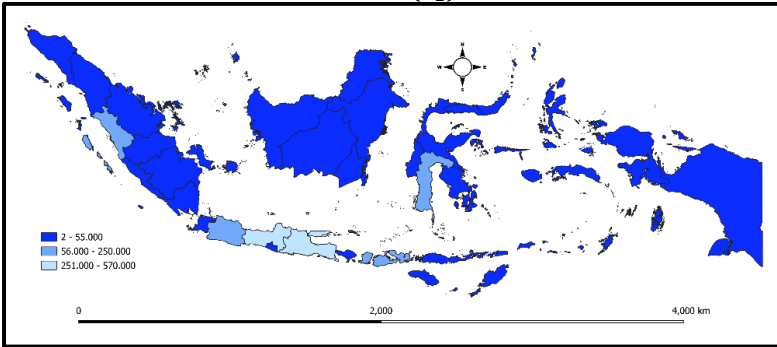
Gambar 5.1 Spatial Distribution of Food security index in 2022 (y)



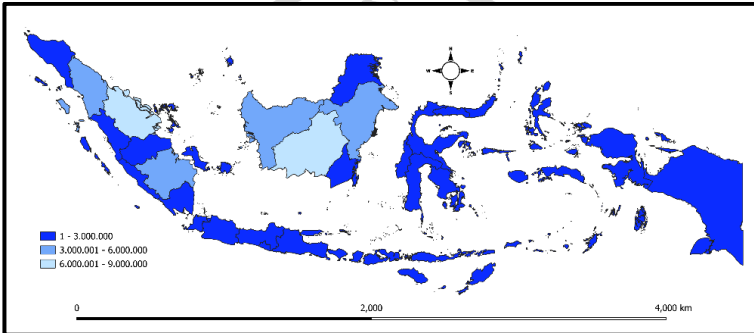
Gambar 5.2 Spatial Distribution of Rice production in 2022 (x_1)



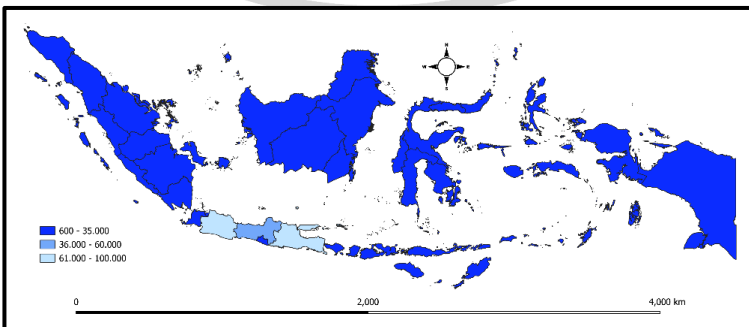
Gambar 5.3 Spatial Distribution of Red chili production in 2022 (x_2)



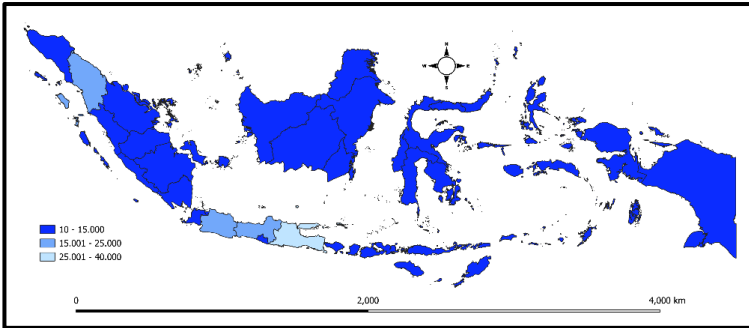
Gambar 5.4 Spatial Distribution of Shallot production (x_3)



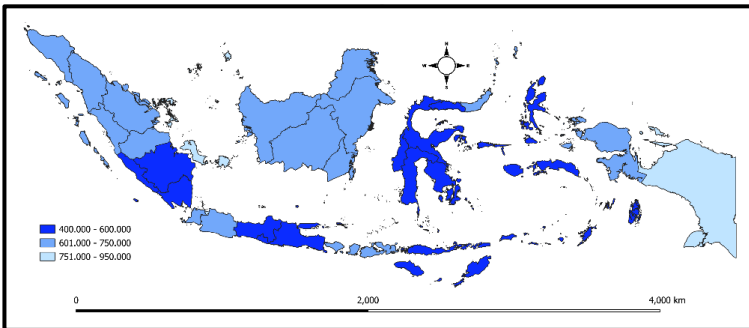
Gambar 5.5 Spatial Distribution of Palm oil production (x_4)



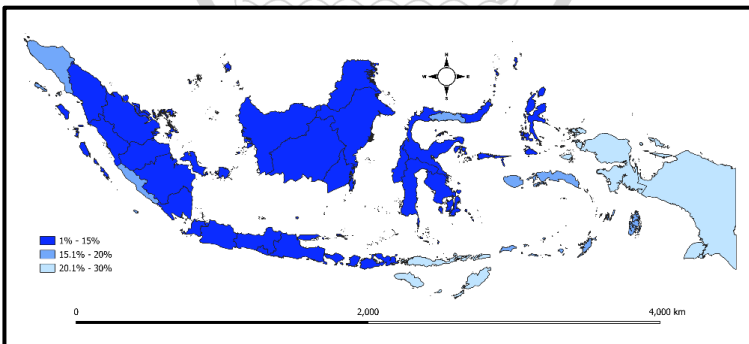
Gambar 5.6 Spatial Distribution of Beef production (x_5)



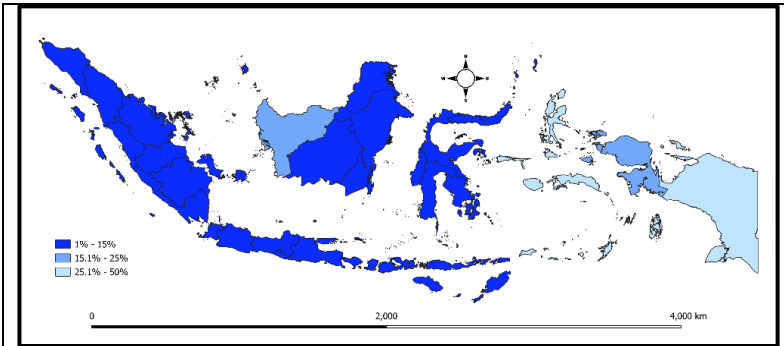
Gambar 5.7 Spatial Distribution of Production of laying chicken meat (x_6)



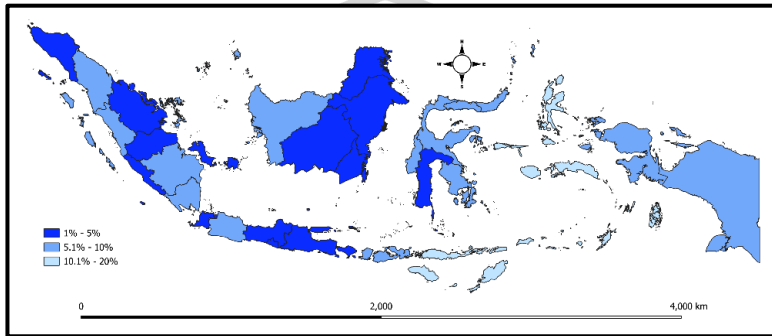
Gambar 5.8 Spatial Distribution of Average monthly food expenditure per capita (x_7)



Gambar 5.9 Spatial Distribution of Percentage of poor population (x_8)



Gambar 5.10. Spatial Distribution of Percentage of population by status of inadequate food consumption (x_9)



Gambar 5.10. Spatial Distribution of Percentage of population with moderate or severe food insecurity, scale of experience of food security (x_{10})

Statistik Deskriptif

Data statistik deskriptif pada variabel penelitian mencakup nilai rata-rata, nilai minimum, dan nilai maksimum. Hasil perhitungan statistik deskriptif disajikan dalam Tabel 5.2.

Tabel 5.2. Descriptive Statistics of Research Data

Variable	Minimum	Maximum	Mean
y	35.48	83.82	72.43
x_1	855	9,789,588	1,600,450
x_2	1	343,067	40.017
x_3	2	564,255	58,958.6
x_4	1	8,785,327	1,378,073

Variable	Minimum	Maximum	Mean
x_5	627	93,303	12,876
x_6	10	38,874	4,267.8
x_7	453,031	923,933	634,229
x_8	4,45	26,56	10,243
x_9	1,78	37,37	11,324
x_{10}	2,87	15,31	6,04

(Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).

Uji Efek Spasial

Uji heterogenitas spasial menggunakan Breusch-Pagan menunjukkan adanya efek spasial pada Indeks Ketahanan Pangan ($p\text{-value} = 0.0091 < 0.05$).

Pemodelan GWSNR

Pemodelan dimulai dengan pemilihan pembobot geografis terbaik, yaitu fungsi kernel Gaussian dengan bandwidth 19.34 karena memiliki nilai CV (1,214.49) dan GCV (161.30) terkecil.

Pemilihan Titik Knot Optimal

Titik knot optimal ditentukan berdasarkan nilai GCV minimum, dengan hasil terbaik pada satu titik knot (GCV = 27.333).

Estimasi Model GWSNR

Model GWSNR diterapkan pada 34 provinsi dengan estimasi parameter yang menghasilkan model spesifik untuk setiap wilayah. Hasil estimasi menunjukkan pola distribusi estimator \hat{y} mendekati data asli y .

Uji Signifikansi Parameter Model

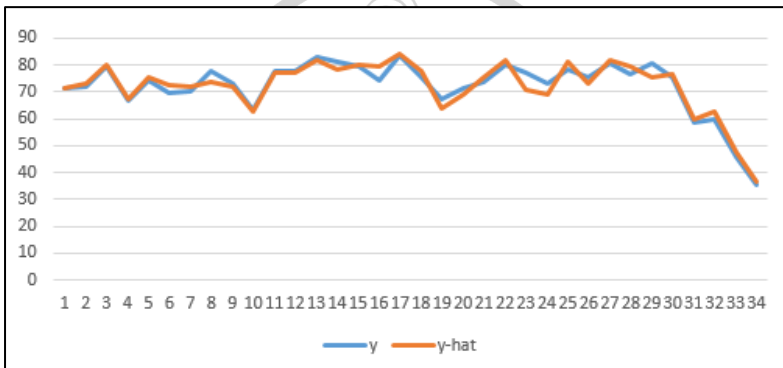
1. Uji Simultan: Uji F menunjukkan semua variabel prediktor ($x_1 - x_{10}$) secara simultan berpengaruh signifikan terhadap indeks ketahanan pangan ($p\text{-value} = 4.68 \times 10^{-5} < 0.05$).
2. Uji Parsial: Berdasarkan uji t, diperoleh 10 klasifikasi provinsi berdasarkan variabel signifikan terhadap indeks ketahanan pangan.

3. Uji Kecocokan Model: Model GWSNR lebih sesuai dibandingkan model global ($p\text{-value} = 0.0097 < 0.05$).

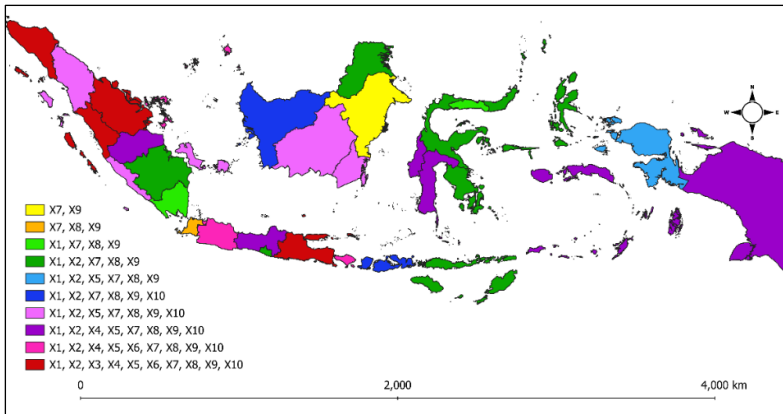
Goodness-of-Fit dan Akurasi Model

Perbandingan model menunjukkan bahwa GWSNR memiliki performa terbaik dengan $R^2 = 95.16\%$ dan $RMSE = 2.57$, lebih baik dibandingkan regresi nonparametric ($R^2 = 24.02\%$) dan dan GWR ($R^2 = 92.78\%$).

Model GWSNR lebih unggul dalam menangkap efek spasial dan temporal dalam analisis Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia.



Gambar 5.11. Distribution pattern of estimator \hat{y} and data variable y



Gambar 5.12. Distribusi Spasial Berdasarkan Variabel Signifikan

Pada Gambar 5.12, wilayah-wilayah yang telah dipetakan berdasarkan kelompok beberapa variabel prediktor yang signifikan terhadap Indeks Ketahanan Pangan berada dalam pemetaan yang sama karena memiliki karakteristik yang seragam. Hal ini sesuai dengan hukum pertama geografi oleh W. Tobler.

Tabel 5.3 Model Goodness-of-Fit and Accuracy Measures

Model	R^2 Value	RMSE
Nonparametric Regression	24.02	4.28
GWR	92.78	3.41
GWSNR	95.16	2.57

Koefisien determinasi untuk model GWSNR adalah 95.16%, yang menunjukkan bahwa model GWSNR dengan variabel $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$ dan x_{10} dapat menjelaskan keragaman Indeks Ketahanan Pangan di 34 provinsi di Indonesia sebesar 95.16% dengan nilai RMSE sebesar 2.57 (Sifriyani, Budiantara I N., Krishna P. C., et al 2024).

DAFTAR PUSTAKA

- Sifriyani**, I Nyoman Budiantara, Krishna Purnawan Candra, Marisa Putri, "Selection of Optimal Knot Point And Best Geographic Weighted On Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression Model", Vol 13, 2024.
<https://www.Sciencedirect.com/Science/Article/Pii/S2215016124002553>
- Sifriyani**^{a*}, Syaripuddin^b, M. Fathurahman^c, Nariza Wanti Wulan Sari^c, Meirinda Fauziyah^c, Andrea Tri Rian Dani^b, Raudhatul Jannah^c, S. Dwi Juriani^c, Ratna Kusuma^d, "Nonparametric Spatio-Temporal Modeling: Contruction of A Geographically And Temporally Weighted Spline Regression", Vol 14, 2025,
<https://Doi.Org/10.1016/J.Mex.2024.103098>
- Sifriyani.**, Budiantara, I.N., Mardianto, M.F.F., "Determination Of The Best Geographic Weighted Function And Estimation Of Spatio Temporal Model-Geographically Weighted Panel Regression Using Weighted Least Square", Vol 12, 102605, 2024.
<https://www.Sciencedirect.com/Science/Article/Pii/S2215016124000591>
- Sifriyani.**, Budiantara, I.N., Kartiko, S.H., And Gunardi., "A New Method Of Hypothesis Test For Truncated Spline Nonparametric Regression Influenced By Spatial Heterogeneity And Application", 2018.
<https://doi.Org/10.1155/2018/9769150>
- Sifriyani.**, Kartiko, S.H., Budiantara, I.N., And Gunardi., "Development Of Nonparametric Geographically Weighted Regression Using Truncated Spline Approach", 40(4), Pp. 909-920, 2018.
[Http://Repository.Unmul.Ac.Id/Handle/123456789/1782](http://Repository.Unmul.Ac.Id/Handle/123456789/1782)

- Sifriyani.,** Rasjid, M., Rosadi, D., Anwar, S., And Syatirah, R.D.W., “Spatial-Temporal Epidemiology Of Covid-19 Using A Geographically And Temporally Weighted Regression Model”, 14(4), Pp. 742, 2022. <https://www.Mdipi.Com/2073-8994/14/4/742>
- Sifriyani,** Kapita Selektta Statistika Spasial Spatio-Temporal Models, Mulawarman University Press, 2023
- Sifriyani,** Statistika Spasial: Geographically Weighted Models, Mulawarman University Press, 2020
- Sifriyani,** Dani A.T.R, Meirinda Fauziyah, Pengantar Regresi Nonparametrik, Mulawarman University Press, 2023
- Sifriyani,** Ar Rum Mia Sari, Andrea Tri Rian Dani, Syatirah Jalaluddin, “Bi-Response Truncated Spline Nonparametric Regression With Optimal Knot Point Selection Using Generalized Cross-Validation In Diabetes Mellitus Patient's Blood Sugar Levels”, 48, 2023.
- Sifriyani,** I Nyoman Budiantara, M. Fariz Fadillah Mardianto, Eka Riche Febriyani, Nurul Rizky Chairunnisa, Asyifa Charmadya Putri, “Implementation of Data Mining And Spatial Mapping In Determining National Food Security Clusterization”, 8(3), Pp. 800-810, 2024.
- Sifriyani,** S., “Estimasi Smoothing Spline Pada Fungsi Variansi Berdistribusi Gamma Dalam Pendekatan Regresi Nonparametrik”, Vol. 2, Pp. 236-244, 2011.
- Sifriyani,** S., Mulawarman, U., & Rosadi, D., “Pemodelan Susceptible Infected Recovered (Sir) Untuk Estimasi Angka Reproduksi Covid-19 Di Kalimantan Timur Dan Samarinda”, Pp. 1-13, 2020.
- Sifriyani.,** “Evaluation of Factors Affecting Increased Unemployment In East Java Using Ngwr-Ts Method”, 49(1), Pp. 123-142, 2019.

[Http://Repository.Unmul.Ac.Id/Handle/123456789/2978](http://Repository.Unmul.Ac.Id/Handle/123456789/2978)

- Sifriyani.**, “Simultaneous Hypothesis Testing Of Multivariable Nonparametric Spline Regression In The Gwr Model”, 8(4), Pp.123-142, 2019. [Https://Doi 10.5539/Ijisp.V8n4p32](https://doi.org/10.5539/Ijisp.V8n4p32)
- Sifriyani.**, and Hidayat, R., “Application Of Nonparametric Truncated Spline Regression on Infant Mortality Rate In Kalimantan”, 2022. [Https://Doi.Org/10.1063/5.0104011](https://doi.org/10.1063/5.0104011)
- Sifriyani.**, and Rosadi, D., “Susceptible Infected Recovered (Sir) Model For Estimating Covid-19 Reproduction Number In East Kalimantan And Samarinda”, 13(2), Pp. 170-181, 2021. [Https://Doi:10.14710/Medstat.13.2.170-181](https://doi.org/10.14710/Medstat.13.2.170-181)
- Sifriyani.**, and Ruslan., “Analysis Of The Causes Of Flooding In Samarinda City Using Spatial Statistics: Geographically Weighted Regression”, 2022. [Https://Doi.Org/10.1063/5.0104009](https://doi.org/10.1063/5.0104009)
- Sifriyani.**, Dani, A.T.R., Fauziah, Budiantara, I., Nyoman., “Statistical Modeling: A New Regression Curve Approximation Using Mixed Estimators Truncated Spline And Epanechnikov Kernel”, 31(4), Pp. 1649 – 1655, 2023.
- Sifriyani.**, Dani, A.T.R., Fauziah, M., And Budiantara, I.N., “Statistical Modelling: A New Regression Curve Approximation Using Mixed Estimators Truncated Spline And Epanechnikov Kernel”, 31(4), Pp. 1649-1655, 2023.
- Sifriyani.**, Dani, A.T.R., Fauziah, M., And Mar’ah, Z., “[Mixed Estimators Of Truncated Spline-Epanechnikov Kernel On Nonparametric Regression And Its Applications](#)”, 17(4), 2023.
- Sifriyani.**, Dani, A.T.R., Fauziah, M., Hayati, M.N., Wahyuningsih, S., And Prangga, S., “Spline And Kernel Mixed Estimators In Multivariable Nonparametric Regression For Dengue Hemorrhagic Fever Models”, 2023. [Https://Doi.Org/10.28919/Cmbn/7790](https://doi.org/10.28919/Cmbn/7790)

- Sifriyani.,** Diu, M.Y., Mar'ah, Z., Anggraini, D., And Jalaluddin, S., "Modeling Of Dengue Hemorrhagic Fever Cases In Aws Hospital Samarinda Using Bi-Responses Nonparametric Regression With Estimator Spline Truncated", 2023. <https://doi.org/10.28919/Cmbn/7888>
- Sifriyani.,** Fauziyah, M., Dani, A.T.R., Wahyuningsih, S., Prangga, S., Istiqomah, N., And Solikhah, A., "[Pelatihan Penggunaan Software Q-Gis Pemetaan Spasial Dan Pengenalan Program Regresi Nonparametrik Di Bps Provinsi Kalimantan Timur](#)", 2(4), Pp. 105-109, 2023.
- Sifriyani.,** Haryatmi., Budiantara, I.N., And Gunardi., "Geographically Weighted Regression With Spline Approach", 101(6), Pp. 1183-1196, 2017. <http://dx.doi.org/10.17654/MS101061183>
- Sifriyani.,** Ilmi, H., And Mar'ah, Z., "[Application Of Nonparametric Geographically Weighted Spline Regression Model For Spatial Mapping Of Open Unemployment Rate In Kalimantan](#)", 2021.
- Sifriyani.,** Ilmi, H., And Zakiyah., "Application Of Nonparametric Geographically Weighted Spline Regression Model For Spatial Mapping Of Open Unemployment Rate In Kalimantan", 2022. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2123/1/012038/meta>
- Sifriyani.,** Mandang, I., Amijaya, F.D.T., And Ruslan., "Developing Geographically Weighted Panel Regression Model For Spatio-Temporal Analysis Of Covid-19 Positive Cases In Kalimantan, Indonesia", 57(3), Pp. 113-126, 2022. <https://doi.org/10.35741/Issn.0258-2724.57.3.10>
- Sifriyani.,** Mandang, I., Amijaya, F.D.T., Sholihin, M., And Dani, A.T.R., "A Spatio-Temporal Description Of Covid-19 Cases In East Borneo Using Improved Geographically And Temporally Weighted Regression (I-GTWR)", 2022. <https://doi.org/10.28919/Cmbn/7572>

- Sifriyani.,** Mandang, I., And Amijaya, F.D.T., “Gis Mapping Based On Spatial-Temporal Model Estimation Affecting Covid-19 Outbreak In Kalimantan”. Pp. 217-225, 2021.
<https://doi.org/10.2991/aer.k.211222.035>
- Sifriyani.,** Mandang, I., And Amijaya, F.D.T., “Geographically Temporally Weighted Regression Model For Gis Mapping Of Influence Covid-19 In East Kalimantan”, 2022.
<https://aip.scitation.org/doi/10.1063/5.0111808>
- Sifriyani.,** Ruslan., And Susanty, F.H., “Evaluation Of Forest Productivity And Governance On The Preservation Of Tropical Rain Forests In Kalimantan Using The Ngwr-Ts Nonparametric Geospatial Method”, 13(2), Pp .2373-2379, 2019.
<http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3468>
- Sifriyani.,** Ruslan., And Susanty, F.H., “Mapping And Analysis Factors Of Affecting Productivity Tropical Rain Forests In East Kalimantan”, 13(10), Pp. 112-121, 2019.
<http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3210>
- Sifriyani.,** Sari, A.R.M., Dani, A.T.R., And Jalaluddin, S., “[Bi-Response Truncated Spline Nonparametric Regression With Optimal Knot Point Selection Using Generalized Cross-Validation In Diabetes Mellitus Patient's Blood Sugar Levels](#)”, 2023.
- Sifriyani.,** Suyitno., And Rizki, N.A., “Identification Of Factors Affecting Food Productivity Improvement In Kalimantan Using Nonparametric Spatial Regression Method”, 13(11), 2019.
<http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3211>
- Sihotang, F.R., **Sifriyani.,** And Prangga, S., “[Aplikasi Regresi Nonparametrik Spline Birespon Pada Data Kualitas Air Di Das Mahakam](#)”, 16(3), Pp. 6515-6526, 2021.

- Syaripuddin., A'yun, Q.Q., Indarsih., Solikhatun., Isnaini, U., Wahyuni, S., Amijaya, F.D.T., Sandariria, H., Gunardi., Effendie, A.R., **Sifriyani.**, Dani, A.T.R., Wahyujati, M.F., Mulyadi, T.K., And Putra, F.B., "[Pelatihan Geogebra Untuk Peningkatan Kompetensi Guru Mgmp Matematika Sma/Ma Kota Samarinda](#)", 2(4), Pp. 119-128, 2022.
- Tutik Handayani, **Sifriyani**, Andrea Tri Rian Dani, "Stunting Prevalence Modeling Using Nonparametric Regression of Quadratic Splines", 7(2), 149-160, 2024.
- Zarkasi, R.N., **Sifriyani.**, And Prangga, S., "[Identifikasi Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Di Kalimantan Menggunakan Regresi Panel](#)", 15(2), Pp. 277-282, 2021.
- Ahmad Rizky Kesuma, Farikah Ayu Rinanda, Ilyas Astafira, Nur Afriani, Rizki Dwi Fadlirhohim, Tri Septi Ayu Lestari, **Sifriyani**, "Pemodelan Produk Domestik Regional Bruto (Pdrb) Di Indonesia Periode 2018-2021 Dengan Analisis Regresi Data Panel", 5(2), Pp. 216-229, 2024.
- Angrgraini, S., **Sifriyani.**, And A'yun, Q.Q., "[Tuberculosis Case Model Using Gcv And Ubr Knot Selection Methods In Truncated Spline Nonparametric Regression](#)", 17(3), Pp. 1565-1574, 2023.
- Anisar A.P., **Sifriyani.**, And Dani, A.T.R., "[Estimation Of A Bi-Response Truncated Spline Nonparametric Regression Model On Life Expectancy And Prevalence Of Underweight Children In Indonesia](#)", 17(4), Pp. 2011-2022, 2023.
- Arjun, D. A., **Sifriyani**, S., & Syaripuddin, S., "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka Di Kalimantan Menggunakan Regresi Nonparametrik Spline Truncated", Vol. 1, Pp. 115-121, 2019.

- Arles, C., **Sifriyani.**, And Amijaya, F.D.T., “[Model Nonparametric GWR Untuk Identifikasi Faktor Yang Mempengaruhi Mahakam](#)”, 21(1), Pp.5-10, 2021.
- Asnita., **Sifriyani.**, Fauziyah, M., “Estimation of Geographically Weighted Panel Regression Model With Bisquare Kernel Weighting Function On Percentage Of Stunting Toddlers In Indonesia”, 18(1), Pp. 0383-0394, 2024.
- Azizah, N., Goejantoro, R., & **Sifriyani**, S., “Metode Naive Bayes Dengan Pendekatan Distribusi Gauss Untuk Klasifikasi Peminatan Peserta Didik”, Vol 1, Pp. 8-14, 2019.
- D Khoirotunnisa, **S Sifriyani**, M Huda, “Spline Nonparametric Regression With Generalized Maximum Likelihood (Gml) Knot Point Selection Method On Tuberculosis Cases”, 3095 (1), 2024.
- Dani, A.T.R., Putra, F.B., Fauziyah, M., **Sifriyani.**, Suyitno., And Fathurahman, M., “[K-Means Algorithm For Grouping Provinces In Indonesia Based On Macroeconomic And Criminality Indicators](#)”, 11(2), Pp.12-21, 2023.
- Dani, A.T.R., Putra, F.B., Zen, M.A., **Sifriyani.**, Fauziyah, M., Ratnasari, V., And Adrianingsih, N.Y., 2023. “[Pemodelan Kadar Hemoglobin Pada Pasien Demam Berdarah Di Kota Samarinda Menggunakan Regresi Semiparametrik Spline Truncated](#)”,4(2), Pp.56-64, 2023.
- Faisol. A., Fitriani., And **Sifriyani.**, “Determining The Noetherian Property Of Generalized Power Series Modules By Using X-Sub-Exact Sequence”, 2021. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012028>
- Fatimah, F., **Sifriyani.**, Sunaryo, D., And Lestari, E.P., “[Analysis Of The Effect Of Net Profit, Operational Cash Flow, Free Cash Flow, Previous Year Cash Dividends On Cash Dividends In The Indonesia Stock](#)”, 3(1), Pp.56-72, 2022.

- Fauziyah, M., **Sifriyani.**, Wahyuningsih, S., Suyitno., Dani, A.T.R., Mahmuda, S., And Koirudin, H., "[Pengenalan Pojok Statistik Sejak Dini Dan Ilmu Data Sains Bagi Siswa Dan Guru Di Sman Kota Samarinda](#)", 2(3), Pp.79-85, 2023.
- Fitri, N., **Sifriyani**, S., & Yuniarti, D., "Nonparametric Geographically Weighted Regression Dengan Pendekatan Spline Truncated Pada Data Produktivitas Tanaman Padi", Vol. 1, Pp. 98-105, 2019.
- Frans Karta Sayoga Sitohang, **Sifriyani**, Siti Mahmuda, "Application Of Nonparametric Regression Spline Truncated For Modeling The Height Of Yeop Chagi Kicks Of Taekwondo Athletes In Samarinda City", 18(2), Pp. 0657-0666, 2024.
- Handayani, T., **Sifriyani.**, And Dani, A.T.R., "[Nonparametric Spline Truncated Regression With Knot Point Selection Method Generalized Cross Validation And Unbiased Risk](#)", 7(3), 2023.
- Huda, M.N., **Sifriyani.**, And Fitriani., "Real Time Epidemic Modeling Using Richards Model: Application For The Covid-19 Outbreak In East Kalimantan, Indonesia", 2021.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012025>
- Ilmi, H., And **Sifriyani.**, "[Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression Dengan Fungsi Pembobot Bisquare Dan Gaussian Pada Tingkat Pengangguran Terbuka Di Pulau Kalimantan](#)", 14(2), Pp.84-92, 2022.
- Khotimah, A. K., Rahman, A. A., Alam, M. Z., Nur, Y. H., Aofi, T. R., **Sifriyani.**, "Analisis Regresi Linier Berganda Dalam Estimasi Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia", 15(2), Pp. 90-99, 2024.
<https://doi.org/10.30872/Eksponensial.V15i2.1318>
- Lestari, V. K., & **Sifriyani**, D. A., "Model Regresi Data Panel Untuk Mengetahui Konsumsi Listrik Pada Industri Besar Dan Sedang Di Kalimantan.

- Mar'ah, Z., And **Sifriyani.**, "[Geographically Weighted Panel Regression \(Gwpr\) For Covid-19 Case In Indonesia](#)", 17(2), Pp.0879-0886, 2023.
- Masitah, N., & **Sifriyani, D. Y.**, "Rancangan Petak Teralur Pada Hasil Panen Tanaman Buncis Di Fakultas Pertanian Universitas Mulawarman".
- Messakh, G.C., Hayati, M.N., And **Sifriyani.**, "[Comparison K-Means And Fuzzy C-Means In Regencies/Cities Grouping Based On Educational Indicators](#)", 7(1) Pp.99-114, 2023.
- Messakh, G.C., Hayati, M.N., And **Sifriyani.**, "[Penerapan Metode K-Means Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Kalimantan Berdasarkan Indikator Pendidikan](#)", 14(2), Pp. 57-66, 2023.
- Novalia, V., Goejantoro, R., And **Sifriyani.**, "[Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor](#)", 11(2), Pp. 159-166, 2021.
- Noviani, W., **Sifriyani.**, Purnamasari, I., "Pemodelan Regresi Nonparametrik Spline Linear Persentase Penduduk Miskin Di Kalimantan", 1(2), Pp. 35-41, 2020.
- Padatuan, A.B., **Sifriyani.**, And Prangga, S., "[Pemodelan Angka Harapan Hidup Dan Angka Kematian Bayi Di Kalimantan Dengan Regresi Nonparametrik Spline Birespon](#)", 15(2) Pp. 283-296, 2021.
- Paradilla, Y.S., Hayati, M.N., And **Sifriyani.**, "[Implementation Of The Fuzzy Gustafson-Kessel Method On Grouping Districts/Cities In Kalimantan Island Based On Poverty Issues Factors](#)", 17(1), Pp. 0125-0134, 2023.
- Pasarella, M.D., **Sifriyani.**, And Amijaya, F.D.T., "[Nonparametrik Regression Model Estimation With The Fourier Series The Fourier Series Approach And Its Application To The Accumulative Covid-19 Data In Indonesia](#)", 16(4), Pp. 1167-1174, 2022.

- Polanagau, I. Y. A. F., **Sifriyani**, S., & Wasono, W., “Pemodelan Regresi Nonparametrik Spline Truncated Dan Aplikasinya Pada Indeks Pembangunan Manusia Di Pulau Kalimantan”, Vol. 1, Pp. 130-137, 2019.
- Purnaraga, T., **Sifriyani**., Prangga, S., “Regresi Nonparametrik Spline Pada Data Laju Pertumbuhan Ekonomi Di Kalimantan”, 14(3), Pp. 343-356, 2020.
- Rahmania., **Sifriyani**., Fauziyah, M., “Modeling Open Unemployment Rate In Kalimantan Island Using Nonparametric Regression With Fourier Series Estimator”, 18(1) Pp. 0245-0254, 2024.
- Rahmat Hidayat, Muhammad Ilyas, Yuliani, **Sifriyani**, Denysia, “Mathematical Model of The Unemployment Rate With Multiple Spline Regression”, 3235(1), 2024.
- Raihani, R., **Sifriyani**., And Prangga, S., “[Geographically Weighted Panel Regression Modelling Of Dengue Hemorrhagic Fever Data Using Exponential Kernel Function](#)”, 7(4), Pp. 961-975, 2023.
- Rizki Dwi Fadlirhohim, **Sifriyani**, Andrea Tri Rian Dani, “Modeling Stunting Prevalence In Indonesia Using Spline Truncated Semiparametric Regression”, 18(3), Pp. 2015-2028, 2024.
- S Prangga, Da Nohe, M Fathurahman, S **Sifriyani**, M Siringoringo, “Pelatihan Visualisasi Data Menggunakan Ggplot2 Bagi Dosen Dan Mahasiswa Se-Kota Samarinda”, 3(1), Pp. 134-141, 2024.
- Saputri, M.N., **Sifriyani**., And Wasono., “[Application Of Nonparametric Geographically Weighted Regression Method On Open Unemployment Rate Data In Indonesia](#)”, 17(4), Pp. 2071-2080, 2023.
- Sari, A.R.M., **Sifriyani**., and [Huda](#), M.N., “[Regression Nonparametric Spline Estimation On Blood Glucose Of Inpatients Diabetes Mellitus At Samarinda Hospital](#)”, 17(1). Pp. 0147-0154, 2023.

Esmar, Sifriyani, Dani A.T.R., Studi Simulasi:
Perbandingan Model Regresi Nonparametrik
Dengan Fungsi Kernel Gauss Dan Kuartik, 2025



UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillah robbil'alamin, segala puji dan syukur tak henti-hentinya kami panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya, sehingga saya dapat mencapai posisi akademik yang terhormat ini serta berdiri di hadapan forum yang mulia ini untuk menyampaikan Orasi Ilmiah Guru Besar. Salawat dan Salam Semoga Allah SWT limpahkan Kepada Nabi Besar Muhammad SAW Beserta Keluarga, Sahabat Dan Pengikutnya Sampai Akhir Zaman.

Pada kesempatan yang penuh berkah ini, perkenankan saya menyampaikan penghargaan dan terima kasih kepada beberapa pihak. Ucapan penghargaan dan terimakasih kepada Pemerintah Republik Indonesia, khususnya Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia, yang telah memberikan kepercayaan kepada saya untuk mengemban amanah sebagai Guru Besar dalam bidang Regresi Nonparametrik dan Statistika Spasial, terhitung mulai 1 Desember 2024. Kepercayaan ini merupakan anugerah yang luar biasa yang akan saya jalankan dengan penuh tanggung jawab demi kemajuan ilmu pengetahuan dan pendidikan di Indonesia.

Penghargaan dan terima kasih setinggi-tingginya kepada Bapak Rektor Prof. Dr. Ir. H. Abdunnur, M.Si., IPU., ASEAN Eng. dan Wakil Rektor Universitas Mulawarman. Ketua, Sekretaris, serta seluruh anggota Senat Universitas Mulawarman, atas kepercayaan dan dukungannya.

Penghargaan dan terima kasih kepada Dekan FMIPA Unmul Ibu Dr. Dra. Hj. Ratna Kusuma, M.Si., Wakil Dekan dan jajarannya di FMIPA Universitas Mulawarman. Ketua, Sekretaris, serta seluruh anggota Senat FMIPA Universitas Mulawarman. Terimakasih kepada Bapak/Ibu Dosen Sejawat di Jurusan Matematika dan Program Studi Statistika Universitas

Mulawarman atas kebersamaan, motivasi, dan dukungan selama ini. Kolaborasi dan sinergi dalam perjalanan akademik di Kampus.

Dengan penuh rasa hormat dan kasih, saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua saya, Bapak Drs. H. Muhammad Ishaq Husain, M.Ag. dan Mama Hj. Samini Junaidi, atas doa, kasih sayang, dan pengorbanannya yang tiada henti. Segala pencapaian ini tidak akan terwujud tanpa restu dan bimbingan mereka, yang senantiasa menjadi sumber kekuatan dalam menghadapi berbagai tantangan.

Ucapan terima kasih juga saya sampaikan kepada suami saya, Dr. Ruslan, M.Pd., serta anak-anak kami, Alya Rizki Ramadhani, Muhammad Ikhsan, dan Aisyah Ayla Rafanda, atas cinta, doa, dukungan, serta kesabaran dalam menemani perjalanan akademik saya. Kehadiran mereka menjadi motivasi terbesar dalam menjalankan tugas dan tanggung jawab sebagai akademisi.

Kepada saudara-saudara saya, Nur Hayani, M.Kes., Abd Basit, M.Pd., dr. Husnul Khatimah, dr. Sp. Orthopedi Djalaluddin Djawi, dan Zakiyah Tul Mar'ah, M.Si., saya haturkan terima kasih atas dukungan serta semangat yang selalu diberikan. Kebersamaan dan doa mereka menjadi penyemangat dalam menjalani setiap proses kehidupan dan akademik.

Kepada kerabat yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu serta sahabat yang senantiasa memberikan dukungan, baik moril maupun materil, saya ucapkan terima kasih atas doa dan kebersamaannya selama ini. Persahabatan dan silaturahmi yang terjalin memberikan warna tersendiri dalam perjalanan hidup saya.

Terima kasih yang mendalam saya sampaikan kepada guru-guru kami di SD Inpres Malengkeri, SMP Pondok Pesantren Ummul Mukminin, dan MAN Model Makassar yang telah memberikan dasar ilmu yang kuat dan membentuk karakter saya hingga saat ini.

Juga kepada dosen-dosen kami di Jurusan Pendidikan Matematika Universitas Negeri Makassar, Magister Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, dan Doktoral Matematika Universitas Gadjah Mada yang telah membimbing, menginspirasi, dan menuntun saya dalam dunia akademik.

Terkhusus, kepada promotor saya, Prof. Dr. Sri Haryatmi Kartiko, M.Sc. (alm), Prof. Dr. I Nyoman Budiantara, M.Si, dan Prof. Gunardi, M.Sc, saya haturkan penghormatan dan terima kasih atas bimbingan, arahan, serta kontribusi ilmiah dalam perjalanan akademik saya. Mereka adalah sosok yang telah mengasah kemampuan akademik saya dan membentuk cara berpikir saya dalam bidang statistika.

Ucapan terima kasih juga saya sampaikan kepada rekan-rekan di Forum Pendidikan Tinggi Statistika (FORSTAT) dan Ikatan Statistisi Indonesia (ISI), yang selalu menjadi inspirasi dalam mengembangkan ilmu pengetahuan dan memajukan bidang statistika di Indonesia. Diskusi dan kolaborasi yang terjalin memberikan wawasan yang lebih luas dalam keilmuan yang saya tekuni.

Serta terima kasih kepada seluruh mahasiswa Program Studi Statistika yang telah menjadi bagian dari perjalanan akademik saya, memberikan semangat, serta tantangan intelektual yang berharga. Semangat mereka dalam belajar dan berkembang menjadi motivasi bagi saya untuk terus berkontribusi dalam dunia akademik.

Kepada Bapak/Ibu dan hadirin sekalian, saya menghaturkan terima kasih atas kesediaannya untuk menghadiri acara orasi ilmiah ini. Semoga Allah SWT membalas amal kebaikan Bapak/Ibu sekalian dengan pahala yang berlipat ganda. Kehadiran dan doa dari hadirin semua memberikan arti mendalam dalam momen bersejarah ini.

Akhirnya, saya berserah diri kepada Allah SWT, serta memohon perlindungan dan ketulusan niat dalam menjalankan tugas sebagai dosen dan peneliti,

agar ilmu yang saya miliki dapat didarmabaktikan demi kemaslahatan masyarakat dan negara. Semoga amanah ini dapat saya jalankan dengan penuh tanggung jawab dan dedikasi. Aamiin Allahumma Aamiin.

Wabillahi Taufiq Wal Hidayah, Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.



CURRICULUM VITAE

Nama : Prof. Dr. Sifriyani, S.Pd. M.Si.
NIP : 198211232008122005
NIDN : 002311823
Tempat, Tanggal
Lahir : Raha, 23 November 1982
Agama : Islam
Email : sifriyani@fmipa.unmul.ac.id
sifriyanistatistika@gmail.com
No HP : +6285242592527
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan
Alam
Pangkat, Gol. : Pembina, IVa
Jabfung, TMT : Guru Besar (Profesor)
TMT Golongan : 1 Oktober 2024
ID SINTA : 6654491
ID SCOPUS : 57193702096

RIWAYAT PENDIDIKAN

1. (2004) Sarjana (S1) Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Makassar, Indonesia
2. (2007) Magister (S2) Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (Statistika), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya, Indonesia
3. (2018) Doktor (S3) Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (Matematika), Universitas Gajah Mada, Yogyakarta, Indonesia

RIWAYAT PENELITIAN

1. (2021) Penelitian Kompetitif Nasional, Penelitian Dasar dengan Judul Pengembangan Model Nonparametric-Geographically Weighted Timeseries Regression dan Sistem Aplikasi Komputasi untuk Deteksi Penyebaran Covid-19 dalam Konteks Geospasial dan Waktu (Ketua).

2. (2023) Penelitian Kompetitif Nasional, Penelitian Kerjasama-Dalam Negeri dengan Judul Pengembangan Spatio-Temporal Model pada Regresi Nonparametrik Berbasis Machine Learning dan Digitalisasi Prediksi Harga Komoditas Pangan Strategis Nasional pada Pasar Tradisional untuk Memperkuat Ketahanan Pangan Indonesia (Ketua).
3. (2024) Penelitian Kompetitif Nasional, Penelitian Fundamental-Reguler dengan Judul Pengembangan Spatio-Temporal Model pada Regresi Nonparametrik Berbasis Machine Learning dan Digitalisasi Prediksi Harga Pangan untuk Memperkuat Ketahanan Pangan (Lanjutan) (Ketua).
4. (2020) Penelitian Kompetitif Nasional, Penelitian Terapan dengan Judul Model Penilaian Multi Group Decision Making (MGDM) untuk Kesesuaian Lahan Perkebunan Sawit (Anggota).
5. (2021) Penelitian PNBPFMIPA UNMUL, Statistika dengan Judul Pengembangan Geographically Temporally Weighted Regression dengan Fungsi Jarak Improved Spatial-Timeseries dan Aplikasi Pemodelan Covid-19 di Kalimantan Timur (Ketua).
6. (2021) Hibah ISDB UNMUL, Penelitian Dasar dengan Judul Analisis Spatiotemporal Epidemiologi Dan Gis pada Pemodelan Akumulatif COVID-19 (Ketua).
7. (2022) Penelitian PNBPFMIPA UNMUL, Statistika dengan Judul Pengembangan Regresi Nonparametrik dengan Estimator Campuran Spline Truncated dan Kernel Epanechnikov serta Penerapan Berbasis Program Komputasi pada Data Demam Berdarah Dengue (DBD) (Ketua).
8. (2023) SKIM Pembiayaan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat, SKIM Pembiayaan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat dengan Judul Pemodelan Permasalahan Kriminalitas di Indonesia sebagai Upaya untuk Mempotret Target SDGs 16 "Peace Justice, and

- Strong Institutions" dengan Regresi Nonparametric Spline Truncated Longitudinal (Anggota).
9. (2024) SKIM Pembiayaan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat, SKIM Pembiayaan Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat dengan Judul Estimasi dan Pengujian Hipotesis Model Nonparametric Geographically Temporally Weighted Regression dengan Pendekatan Spline (Ketua).
 10. (2020) Hibah ISDB UNMUL, Mitigasi Bencana Banjir di Kota Samarinda dengan Pemodelan Spasial (Ketua).
 11. (2019) Penelitian Kompetitif Nasional, Skema Penelitian Terapan, Model Penilaian Multi Group Decision Making (MGDM) Untuk Kesesuaian Lahan Perkebunan Sawit (Anggota).
 12. (2019) Hibah ISDB UNMUL, Evaluasi Peningkatan Produktivitas Hutan Hujan Tropis di Kalimantan dengan Menggunakan Metode Regresi Geospasial (Ketua).
 13. (2017) Penelitian Kompetitif Nasional, Penelitian Disertasi Doktor, Regresi Nonparametrik Spline Truncated dalam Model Geographically Weighted Regression (Ketua).

RIWAYAT PENGABDIAN MASYARAKAT

1. (2022) Hibah PNBPN dengan judul Pelatihan Penggunaan Software Q-GIS Pemetaan Spasial dan Pengenalan Program Regresi Nonparametrik di BAPPEDA dan Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Timur (Ketua).
2. (2023) Hibah PNBPN dengan judul Pengenalan Pojok Statistik Sejak Dini dan Diseminasi Pengembangan Ilmu Data Sains bagi Siswa dan Guru di SMAN Kota Samarinda (Anggota).
3. (2024) SKIM Pembiayaan Pengabdian kepada Masyarakat dengan judul Pelatihan Analisis Data

dengan Software R bagi Siswa SMA N 8 Samarinda (Anggota).

RIWAYAT JABATAN

1. (2008-sekarang) Dosen Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Universitas Mulawarman, Samarinda, Indonesia
2. (2019-2023) Koordinator Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Universitas Mulawarman, Samarinda, Indonesia
3. (2023-sekarang) Sekretaris Jurusan Matematika, Universitas Mulawarman, Samarinda, Indonesia

RIWAYAT ORGANISASI

1. Forum Pendidikan Tinggi Statistika Indonesia (FORSTAT)
2. Ikatan Statistisi Indonesia (ISI)

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
2025	Sifriyani ^{a*} , Syaripuddin ^b , M. Fathurahman ^c , Nariza Wanti Wulan Sari ^c , Meirinda Fauziyah ^c , Andrea Tri Rian Dani ^b , Raudhatul Jannah ^c , S. Dwi Juriani ^c , Ratna Kusuma ^d , Nonparametric spatio-temporal modeling: Contruction of a geographically and temporally weighted spline regression, <i>MethodsX</i> , Vol 14, Juni 2025, 103098, https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.103098 (Q1 Scopus)
2024	Sifriyani , I Nyoman Budiantara, Krishna Purnawan Candra, Marisa Putri. Selection of optimal knot point and best geographic weighted on geographically weighted spline nonparametric regression model, <i>MethodsX</i> , Vol 13, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215016124002553 (Q1 Scopus)
2024	Sifriyani. , Budiantara, I.N., Mardianto, M.F.F., 2024. Determination of The Best Geographic

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
	Weighted Function and Estimation of Spatio Temporal Model-Geographically Weighted Panel Regression Using Weighted Least Square. MethodsX, Vol 12, 102605, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215016124000591 (Q1 Scopus)
2024	Rahmat Hidayat, Muhammad Ilyas, Yuliani, Sifriyani , Denysia, Mathematical model of the unemployment rate with multiple spline regression, AIP Conference Proceedings, 3235(1).
2024	D Khoirotunnisa, S Sifriyani , M Huda, Spline nonparametric regression with generalized maximum likelihood (GML) knot point selection method on tuberculosis cases, AIP Conference Proceedings 3095 (1)
2023	Sifriyani. , Dani, A.T.R., Fauziyah, Budiantara, I., Nyoman., 2023. Statistical Modeling: A New Regression Curve Approximation using Mixed Estimators Truncated Spline and Epanechnikov Kernel, <i>Engeneering Letter</i> , 31 (4), 1649 - 1655
2023	Sifriyani. , Diu, M.Y., Mar'ah, Z., Anggraini, D., and Jalaluddin, S., 2023. Modeling of Dengue Hemorrhagic Fever Cases In Aws Hospital Samarinda Using Bi-Responses Nonparametric Regression With Estimator Spline Truncated. <i>Communications in Mathematical Biology and Neuroscience</i> , 2023(27). https://doi.org/10.28919/cmbn/7888
2023	Sifriyani. , Dani, A.T.R., Fauziyah, M., Hayati, M.N., Wahyuningsih, S., and Prangga, S., 2023. Spline And Kernel Mixed Estimators In Multivariable Nonparametric Regression For Dengue Hemorrhagic Fever Models. <i>Communications in Mathematical Biology and Neuroscience</i> , 2023(11). https://doi.org/10.28919/cmbn/7790
2023	Sifriyani , Ar Rum Mia Sari, Andrea Tri Rian Dani, Syatirah Jalaluddin, Bi-response truncated spline nonparametric regression with optimal knot point selection using generalized cross-validation in

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
	diabetes mellitus patient's blood sugar levels, <i>Communications in Mathematical Biology and Neuroscience</i> , 2023(48).
2023	Sifriyani. , and Hidayat, R., 2022. Application of Nonparametric Truncated Spline Regression on Infant Mortality Rate in Kalimantan. <i>AIP Proceedings</i> . https://doi.org/10.1063/5.0104011
2023	Sifriyani. , and Ruslan., 2022. Analysis of The Causes of Flooding in Samarinda City Using Spatial Statistics: Geographically Weighted Regression. <i>AIP Proceedings</i> . https://doi.org/10.1063/5.0104009
2022	Sifriyani. , Rasjid, M., Rosadi, D., Anwar, S., and Syatirah, R.D.W., 2022. Spatial-Temporal Epidemiology of COVID-19 Using a Geographically and Temporally Weighted Regression Model. <i>Journal Symmetry</i> , 14(4), pp.742. https://www.mdpi.com/2073-8994/14/4/742
2022	Sifriyani. , Mandang, I., Amijaya, F.D.T., and Ruslan., 2022. Developing Geographically Weighted Panel Regression Model For Spatio-Temporal Analysis Of Covid-19 Positive Cases In Kalimantan, Indonesia. <i>Journal of Southwest Jiaotong University</i> , 57(3), pp.113-126. https://doi.org/10.35741/issn.0258-2724.57.3.10
2022	Sifriyani. , Mandang, I., and Amijaya, F.D.T., 2022. Geographically Temporally Weighted Regression Model for GIS Mapping of Influence COVID-19 in East Kalimantan. <i>AIP Proceedings</i> . https://aip.scitation.org/doi/10.1063/5.0111808
2022	Sifriyani. , Mandang, I., Amijaya, F.D.T., Sholihin, M., and Dani, A.T.R., 2022. A Spatio-Temporal Description of COVID-19 Cases in East Borneo Using Improved Geographically and Temporally Weighted Regression (I-GTWR). <i>Communications in Mathematical Biology</i>

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
	<i>and Neuroscience, 2022(2). https://doi.org/10.28919/cmbn/7572</i>
2022	Sifriyani., Ilmi, H., and Zakiyah., 2022. Application of Nonparametric Geographically Weighted Spline Regression Model for Spatial Mapping of Open Unemployment Rate in Kalimantan. <i>Jornal of Physics, Conference Series, IOP Publishing Conf. Ser 2123 012038.</i> https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2123/1/012038/meta
2021	Faisol. A., Fitriani., and Sifriyani., 2021. Determining the Noetherian Property of Generalized Power Series Modules by Using X-Sub-Exact Sequence. <i>Journal of Physics: Conferences Series 1751 012028.</i> https://doi:10.1088/1742-6596/1751/1/012028
2021	Huda, M.N., Sifriyani., and Fitriani., 2021. Real time epidemic modeling using Richards model: application for the Covid-19 outbreak in East Kalimantan, Indonesia. <i>Journal of Physics: Conferences Series 1751 012025.</i> https://doi:10.1088/1742-6596/1751/1/012025
2021	Sifriyani., Mandang, I., and Amijaya, F.D.T., 2021. GIS Mapping Based on Spatial-Temporal Model Estimation Affecting COVID-19 Outbreak in Kalimantan. <i>Atlantis Press International B.V.Springer Nature,</i> 211 pp.217-225. https://doi.org/10.2991/aer.k.211222.035
2020	Sifriyani., and Rosadi, D., 2020. Susceptible Infected Recovered (SIR) Model For Estimating Covid-19 Reproduction Number In East Kalimantan and Samarinda. <i>Media Statistika, 13(2)</i> pp.170-181. https://DOI:10.14710/medstat.13.2.170-181
2019	Sifriyani., 2019. Evaluation of Factors Affecting Increased Unemployment in East Java using NGWR-TS Method. <i>International Journal of Sciences: Basic and Applied Research, 49(1),</i> pp.123-142.

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
	http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/2978
2019	Sifriyani., Ruslan., and Susanty, F.H., 2019. Mapping and Analysis Factors of Affecting Productivity Tropical Rain Forests in East Kalimantan. <i>Modern Applied Science</i> , 13(10), pp.112-121. http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3210
2019	Sifriyani., 2019. Simultaneous Hypothesis Testing of Multivariable Nonparametric Spline Regression in the GWR Model. <i>International Journal of Statistics and Probability</i> , 8(4), pp.123-142. https://doi.org/10.5539/ijsp.v8n4p32
2019	Sifriyani., Suyitno., and Rizki, N.A., 2019. Identification of Factors Affecting Food Productivity Improvement in Kalimantan using Nonparametric Spatial Regression Method. <i>Modern Applied Science</i> , 13(11). http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3211
2019	Sifriyani., Ruslan., and Susanty, F.H., 2019. Evaluation of Forest Productivity and Governance on the Preservation of Tropical Rain Forests in Kalimantan Using The NGWR-TS Nonparametric Geospatial Method. <i>EurAsian Journal of BioSciences</i> , 13(2) pp.2373-2379. http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/3468
2018	Sifriyani., Kartiko, S.H., Budiantara, I.N., and Gunardi., 2018. Development Of Nonparametric Geographically Weighted Regression Using Truncated Spline Approach. <i>Songklanakarinn Journal of Science And Technology</i> , 40(4), pp.909-920. http://repository.unmul.ac.id/handle/123456789/1782
2018	Sifriyani., Budiantara, I.N., Kartiko, S.H., and Gunardi., 2018. A New Method of Hypothesis Test for Truncated Spline Nonparametric Regression Influenced by Spatial Heterogeneity and

JOURNAL INTERNATIONAL BEREPUTASI (SCOPUS)	
	Application. <i>Absract and Applied Analysis</i> , 2018. https://doi.org/10.1155/2018/9769150
2017	Sifriyani., Haryatmi., Budiantara, I.N., and Gunardi., 2017. Geographically Weighted Regression with Spline Approach. <i>Far East Journal of Mathematical Sciences</i> , 101(6), pp.1183-1196. http://dx.doi.org/10.17654/MS101061183

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
2024	Tutik Handayani, Sifriyani, Andrea Tri Rian Dani, Stunting Prevalence Modeling Using Nonparametric Regression of Quadratic Splines, <i>Jurnal Varian</i> , 7(2), 149-160
2024	Frans Karta Sayoga Sitohang, Sifriyani, Siti Mahmuda, Application of Nonparametric Regression Spline Truncated For Modeling The Height Of Yeop Chagi Kicks Of Taekwondo Athletes In Samarinda City, Barekeng: <i>Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> , 18(2), 0657-0666
2024	Sifriyani, I Nyoman Budiantara, M. Fariz Fadillah Mardianto, Eka Riche Febriyani, Nurul Rizky Chairunnisa, Asyifa Charmadya Putri, Implementation of Data Mining and Spatial Mapping in Determining National Food Security Clusterization, <i>JTAM (Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika)</i> , <i>JTAM (Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika)</i> , 8(3), 800-810
2024	Ahmad Rizky Kesuma, Farikah Ayu Rinanda, Ilyas Astafira, Nur Afriani, Rizki Dwi Fadlirhohim, Tri Septi Ayu Lestari, Sifriyani, Pemodelan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) di Indonesia Periode 2018-2021 dengan Analisis Regresi Data Panel, <i>ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application</i> , 5(2). 216-229.
2024	Rizki Dwi Fadlirhohim, Sifriyani, Andrea Tri Rian Dani, Modeling Stunting Prevalence In Indonesia Using Spline Truncated Semiparametric Regression, Barekeng: <i>Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> , 18(3), 2015-2028.

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
2024	Asnita., Sifriyani. , Fauziyah, M., 2024. Estimation Of Geographically Weighted Panel Regression Model With Bisquare Kernel Weighting Function On Percentage Of Stunting Toddlers In Indonesia. Berekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan. 18(1) pp.0383-0394.
2024	Rahmania., Sifriyani. , Fauziyah, M., 2024. Modeling Open Unemployment Rate In Kalimantan Island Using Nonparametric Regression With Fourier Series Estimator. Berekeng: <i>Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 18(1) pp.0245-0254.
2024	S Prangga, DA Nohe, M Fathurahman, S Sifriyani, M Siringoringo, Pelatihan Visualisasi Data Menggunakan Ggplot2 Bagi Dosen Dan Mahasiswa Se-Kota Samarinda, <i>Jurnal Mulia</i> 3 (1), 134-141
2023	Sandariria, H., Syaripuddin., Gunardi., Effendie, A.R., Sifriyani. , Dani, A.T.R., Wahyujati, M.F., Indarsih., A'yun, Q.Q., Putra, F.B., and Mulyadi, T.K., 2023. Peningkatan Kompetensi Guru MGMP Matematika SMA/MA Kota Samarinda dalam Pembelajaran Statistika Menggunakan Aplikasi RStudio Cloud . <i>Journal of Research Applications in Community Service</i> , 2(4) pp.129-137.
2023	Sifriyani. , Fauziyah, M., Dani, A.T.R., Wahyuningsih, S., Prangga, S., Istiqomah, N., and Solikhah, A., 2023. Pelatihan Penggunaan Software Q-GIS Pemetaan Spasial dan Pengenalan Program Regresi Nonparametrik di BPS Provinsi Kalimantan Timur . <i>Journal of Research Applications in Community Service</i> , 2(4) pp.105-109.
2023	Syaripuddin., A'yun, Q.Q., Indarsih., Solikhathun., Isnaini, U., Wahyuni, S., Amijaya, F.D.T., Sandariria, H., Gunardi., Effendie, A.R., Sifriyani. , Dani, A.T.R., Wahyujati, M.F., Mulyadi, T.K., and Putra, F.B., 2022. Pelatihan Geogebra untuk Peningkatan Kompetensi Guru MGMP Matematika SMA/MA Kota Samarinda . <i>Journal of Research Applications in Community Service</i> , 2(4) pp.119-128.

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
2023	Saputri, M.N., Sifriyani. , and Wasono., 2023. Application Of Nonparametric Geographically Weighted Regression Method On Open Unemployment Rate Data In Indonesia . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(4) pp.2071-2080.
2023	Sifriyani. , Dani, A.T.R., Fauziyah, M., and Mar'ah, Z., 2023. Mixed Estimators Of Truncated Spline-Epanechnikov Kernel On Nonparametric Regression And Its Applications . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(4).
2023	Anisar A.P., Sifriyani. , and Dani, A.T.R., 2023. Estimation Of A Bi-Response Truncated Spline Nonparametric Regression Model On Life Expectancy And Prevalence Of Underweight Children In Indonesia . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(4) pp.2011-2022.
2023	Dani, A.T.R., Putra, F.B., Zen, M.A., Sifriyani. , Fauziyah, M., Ratnasari, V., and Adrianingsih, N.Y., 2023. Pemodelan Kadar Hemoglobin pada Pasien Demam Berdarah di Kota Samarinda Menggunakan Regresi Semiparametrik Spline Truncated . <i>BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 4(2) pp.56-64.
2023	Dani, A.T.R., Putra, F.B., Fauziyah, M., Sifriyani. , Suyitno., and Fathurahman, M., 2023. K-Means Algorithm for Grouping Provinces in Indonesia Based on Macroeconomic and Criminality Indicators . <i>Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang</i> . 11(2) pp.12-21.
2023	Messakh, G.C., Hayati, M.N., and Sifriyani. , 2023. Penerapan Metode K-Means Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Kalimantan Berdasarkan Indikator Pendidikan . <i>Jurnal EKSPONENSIAL</i> . 14(2) pp.57-66.
2023	Messakh, G.C., Hayati, M.N., and Sifriyani. , 2023. Comparison K-Means and Fuzzy C-Means In Regencies/Cities Grouping Based on Educational Indicators . <i>Jurnal Varian</i> . 7(1) pp.99-114.
2023	Raihani, R., Sifriyani. , and Prangga, S., 2023. Geographically Weighted Panel Regression

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
	Modelling of Dengue Hemorrhagic Fever Data Using Exponential Kernel Function . <i>Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika</i> . 7(4) pp.961-975.
2023	Fauziyah, M., Sifriyani. , Wahyuningsih, S., Suyitno., Dani, A.T.R., Mahmuda, S., and Koirudin, H., 2023. Pengenalan Pojok Statistik Sejak Dini dan Ilmu Data Sains Bagi Siswa dan Guru di SMAN Kota Samarinda . <i>Journal of Research Applications in Community Service</i> . 2(3) pp.79-85.
2023	Anggraini, S., Sifriyani. , and A'yun, Q.Q., 2023. Tuberculosis Case Model Using Gcv And Ubr Knot Selection Methods In Truncated Spline Nonparametric Regression . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(3) pp.1565-1574.
2023	Mar'ah, Z., and Sifriyani. , 2023. Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) For Covid-19 Case In Indonesia . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(2) pp.0879-0886.
2023	Sifriyani. , Sari, A.R.M., Dani, A.T.R., and Jalaluddin, S., 2023. Bi-response truncated spline nonparametric regression with optimal knot point selection using generalized cross-validation in diabetes mellitus patient's blood sugar levels . <i>Commun. Math. Biol. Neurosci</i> .
2023	Sari, A.R.M., Sifriyani. , and Huda, M.N., 2023. Regression Nonparametric Spline Estimation On Blood Glucose Of Inpatients Diabetes Mellitus At Samarinda Hospital . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(1) pp.0147-0154.
2023	Paradilla, Y.S., Hayati, M.N., and Sifriyani. , 2023. Implementation of The Fuzzy Gustafson-Kessel Method On Grouping Districts/Cities In Kalimantan Island Based On Poverty Issues Factors . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 17(1) pp.0125-0134.
2023	Sifriyani. , Dani, A.T.R., Fauziyah, M., and Budiantara, I.N., 2023. Statistical Modelling: A New Regression Curve Approximation Using Mixed Estimators Truncated Spline and Epanechnikov Kernel. <i>Engeneering Letter</i> . 31(4) pp.1649-1655.

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
2023	Handayani, T., Sifriyani. , and Dani, A.T.R., 2023. <u>Nonparametric Spline Truncated Regression with Knot Point Selection Method Generalized Cross Validation and Unbiased Risk</u> . <i>Jurnal Teori dan Aplikasi Matematika</i> . 7(3).
2022	Pasarella, M.D., Sifriyani. , and Amijaya, F.D.T., 2022. <u>Nonparametrik Regression Model Estimation With The Fourier Series The Fourier Series Approach And Its Application To The Accumulative Covid-19 Data In Indonesia</u> . <i>Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> . 16(4) pp.1167-1174.
2022	Fatimah, F., Sifriyani. , Sunaryo, D., and Lestari, E.P., 2022. <u>Analysis of The Effect Of Net Profit, Operational Cash Flow, Free Cash Flow, Previous Year Cash Dividends On Cash Dividends In The Indonesia Stock</u> . <i>International Journal of Science, Technology & Management</i> , 3(1) pp.56-72.
2022	Ilmi, H., and Sifriyani. , 2022. <u>Geographically Weighted Spline Nonparametric Regression dengan Fungsi Pembobot Bisquare dan Gaussian Pada Tingkat Pengangguran Terbuka Di Pulau Kalimantan</u> . <i>Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi</i> , 14(2) pp.84-92.
2021	Sifriyani. , Ilmi, H., and Mar'ah, Z., 2021. <u>Application of Nonparametric Geographically Weighted Spline Regression Model for Spatial Mapping of Open Unemployment Rate in Kalimantan</u> . <i>Journal of Physics: Conferences Series</i> 2123 012038.
2021	Sihotang, F.R., Sifriyani. , and Prangga, S., 2021. <u>Aplikasi regresi nonparametrik spline birespon pada data kualitas air di das mahakam</u> . <i>Jurnal Media Bina Ilmiah</i> , 16(3) pp.6515-6526.
2021	Arles, C., Sifriyani. , and Amijaya, F.D.T., 2021. <u>Model Nonparametric GWR untuk Identifikasi Faktor yang Mempengaruhi Mahakam</u> . <i>Jurnal Statistika</i> , 21(1) pp.5-10.
2021	Padatuan, A.B., Sifriyani. , and Prangga, S., 2021. <u>Pemodelan angka harapan hidup dan angka kematian bayi di kalimantan dengan regresi</u>

JOURNAL PUBLICATIONS (SINTA 2020 - 2024)	
	nonparametrik spline birespon . <i>Jurnal Statistika</i> , 15(2) pp.283-296.
2021	Zarkasi, R.N., Sifriyani. , and Prangga, S., 2021. Identifikasi Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Di Kalimantan Menggunakan Regresi Panel . <i>BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> , 15(2) pp.277-282.
2021	Novalia, V., Goejantoro, R., and Sifriyani. , 2021. Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor . <i>Jurnal Eksponensial</i> , 11(2) pp.159-166.
2020	Amaliah, E.N., Darnah., Sifriyani., 2020. Regresi data panel dengan pendekatan common effect model (CEM), fixed effect model (FEM) dan random effect model (REM) (Studi kasus: persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di kalimantan timur tahun 2015-2018). <i>ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application</i> , pp.106-115.
2020	Purnaraga, T., Sifriyani., Prangga, S., 2020. Regresi nonparametrik spline pada data laju pertumbuhan ekonomi di kalimantan. <i>BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan</i> , 14(3) pp.343-356.
2020	Noviani, W., Sifriyani., Purnamasari, I., 2020. Pemodelan regresi nonparametrik spline linear persentase penduduk miskin di kalimantan. <i>Jurnal Siger Matematika</i> , 1(2), pp. 35-41.

INTERNATIONAL CONFERENCE PRESENTATION	
2023	<i>The 4th International Conference on Mathematics and Natural Sciences (ICOnMNS) 2023</i> . Nusa Dua Bali, 9 – 10 October 2023. (Presenter, and first author)
2022	<i>The 11th International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications (IECMSA) 2022</i> . Istanbul, 29 Agustus-1 September 2022. Yildiz University. Turkey (Presenter, and first author)
2021	<i>The 5th International Conference on Science and Engineering (ICSE)</i> , 10-11 November 2021. State

INTERNATIONAL CONFERENCE PRESENTATION	
	Islamic University Sunan Kalijaga. (Presenter, and first author)
2021	<i>The 4th International Conference on Mathematics and Sciences (ICMSc)</i> , 12-13 Oktober 2021. Mulawarman University. (Presenter, and first author)
2021	<i>ICTROPS</i> . Daring, 5-6 Oktober 2021. Mulawarman University. (Presenter, and first author)
2021	<i>ICOWOBAS</i> . Daring, 25-26 Agustus 2021. Erlangga University. (Presenter, and first author)
2021	<i>International Conference on Science and Technology</i> . 3 Juli 2021. Syiah Kuala University. (Presenter, and first author)
2020	<i>3th International Conference on Applied Science Mathematics and Informatics</i> . 3-4 September 2020. Lampung University. (Presenter, and first author)
2019	The 3 rd International Conference on Tropical Studies and its Application. Samarinda, 26-27 Agustus 2019. Mulawarman University. (Presenter, and first author)
2017	<i>International Conference on Robust Statistics 2017</i> . Australia, 3-7 Juli 2017. University of Sydney. (Presenter, and first author)
2016	<i>AMC The Asian Mathematical Conference 2016</i> . Bali, 25-29 Juli 2016. Bali Nusa Dua Convention Center. (Presenter, and first author)
2015	<i>International Conference on Science and Technology (ICST) 2015</i> . Yogyakarta, 11-12 November 2015. Gadjah Mada University. (Presenter, and first author)
2015	<i>The 3rd IndoMS International Conference on Mathematics and Its Applications</i> . Depok, 3-4 November 2015. University of Indonesia. (Presenter, and first author)
2015	<i>International Conference on Mathematics, Statistics, Computer Sciences, Mathematics Education (ICMSCSME) 2015</i> . Makassar, 2-3 Oktober 2015. Hasanuddin University. (Presenter, and first author)
2015	<i>SEAMS UGM International Conference on Mathematics and Its Applications 2015</i> .

INTERNATIONAL CONFERENCE PRESENTATION	
	Yogyakarta, 18-21 Agustus 2015. Gadjah Mada University. (Presenter, and first author)

BUKU PUBLIKASI	
2023	Sifriyani. (2023). Kapita Selekta Statistika Spasial Spatio-Temporal Models. Mulawarman University Press.
2023	Sifriyani, Dani, A. T. R., & Fauziah, M. (2023). Pengantar Regresi Nonparametrik. Mulawarman University Press.
2020	Sifriyani. (2020). Statistika Spasial Geographically Weighted Models. Mulawarman University Press.

