



Analisis Spasial Kerawanan Kecelakaan Lalu Lintas (Blackspot) Menggunakan Kernel Density (Studi Kasus: Kabupaten Banyuasin)

Fitri Amaliasari^{1*}, Erika Buchari², Edi Kadarsa³

Universitas Sriwijaya, Indonesia

Email: fitriamaliasari1220@gmail.com*, erikabuchari@ft.unsri.ac.id,
edikadarsa@ft.unsri.ac.id

Kata kunci:

Kecelakaan Lalu Lintas, Black Spot, Kernel Density Estimation, Sistem Informasi Geografis, Kabupaten Banyuasin.

ABSTRAK

Peningkatan jumlah penduduk dan mobilitas di Kabupaten Banyuasin berdampak langsung pada risiko keselamatan lalu lintas. Sepanjang tahun 2023, tercatat 162 kejadian kecelakaan dengan pola yang fluktuatif. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan memetakan persebaran titik rawan kecelakaan secara spasial serta mengukur validitas model kerawanan. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi tiga parameter overlay secara simultan yang belum banyak dilakukan dalam konteks wilayah dengan karakteristik lalu lintas campuran seperti Kabupaten Banyuasin, serta penggunaan validasi ganda yang memberikan konfirmasi statistik lebih kuat dibandingkan studi sebelumnya. Metode yang digunakan adalah Kernel Density Estimation (KDE) berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) dengan data kejadian tahun 2023 sebagai data latih dan data Januari 2024 sebagai data validasi. Analisis dilakukan dengan mengintegrasikan parameter fatalitas korban, waktu kejadian, dan jenis kendaraan. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya zona rawan dengan kategori "Sangat Tinggi" seluas 75,67 km² (0,60% wilayah) yang terkonsentrasi pada Jalan Lintas Timur Sumatra (Palembang–Jambi) KM 24,5–32,5 di Kecamatan Sembawa dan KM 63–77 di Kecamatan Betung. Validasi model menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90,91%. Keandalan model ini dikonfirmasi melalui uji statistik, di mana Uji Binomial menghasilkan nilai p-value sebesar $0,0002 < \alpha = 0,05$ dan Uji Chi-Square menunjukkan nilai X_{hitung}^2 sebesar 25,74 (lebih besar dari $X_{tabel}^2=9,488$). Hasil ini membuktikan bahwa distribusi kecelakaan secara signifikan terkonsentrasi pada zona yang diprediksi rawan dan tidak menyebar secara acak. Implikasi praktis dari penelitian ini adalah tersedianya basis data spasial yang dapat digunakan oleh pemangku kebijakan daerah untuk memprioritaskan alokasi anggaran penanganan infrastruktur keselamatan jalan secara lebih efisien dan berbasis bukti ilmiah.

Keywords:

Traffic Accidents, Black Spot, Kernel Density Estimation, Geographic Information System, Banyuasin Regency.

ABSTRACT

The increase in population and mobility in Banyuasin Regency has a direct impact on traffic safety risks. Throughout 2023, 162 traffic accidents were recorded, exhibiting a fluctuating pattern. This study aims to identify and map the spatial distribution of accident-prone points and measure the validity of the vulnerability model. The novelty of this research lies in the simultaneous integration of three overlay parameters which has not been extensively applied in regions with mixed traffic characteristics such as Banyuasin Regency, as well as the use of dual validation that provides stronger statistical confirmation compared to previous studies. The method employed is Geographic Information System (GIS)-based Kernel Density Estimation (KDE), utilizing 2023 incident data as the training set and January 2024 data for validation. The analysis integrates parameters of victim fatality, time of occurrence, and vehicle type. The results indicate the formation of a "Very High" risk zone covering 75.67 km² (0.60% of the total area), concentrated along the East Trans-Sumatra Road (Palembang–

Jambi) at KM 24.5–32.5 in Sembawa District and KM 63–77 in Betung District. Model validation demonstrated an accuracy rate of 90.91%. The reliability of the model was confirmed through statistical tests, where the Binomial Test yielded a p-value of $0.0002 < \alpha = 0.05$, and the Chi-Square Test showed a calculated value χ^2 of 25.74 (greater than the table value of 9.488). These results prove that the distribution of accidents is significantly concentrated in the predicted high-risk zones and is not randomly distributed. The practical implication of this research is the availability of a spatial database that can be utilized by regional policymakers to prioritize road safety infrastructure budget allocation more efficiently and based on scientific evidence. .

PENDAHULUAN

Kabupaten Banyuasin merupakan wilayah strategis di Provinsi Sumatera Selatan yang dilalui oleh jalur lintas nasional dengan intensitas kendaraan tinggi (Amiwarti et al., 2024; Pratama & Sosyad, 2024). Peningkatan mobilitas ini membawa tantangan serius pada aspek keselamatan (Wang et al., 2020). Data Satlantas Polres Banyuasin mencatat fluktuasi kejadian kecelakaan yang cenderung tinggi, dengan 162 kasus pada tahun 2023 (Zhang et al., 2021). Permasalahan utama dalam penanganan kecelakaan saat ini adalah belum adanya sistem pemetaan berbasis spasial yang komprehensif untuk mengidentifikasi lokasi-lokasi rawan secara presisi (Kim & Lee, 2022). Data umumnya masih bersifat tabular sehingga pola persebaran risiko secara geografis sulit diidentifikasi dan prioritas penanganan menjadi tidak optimal (Prasetyo et al., 2020). Kondisi ini menyebabkan alokasi sumber daya untuk perbaikan infrastruktur jalan belum tepat sasaran (Yusuf et al., 2023). Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan berbasis teknologi spasial atau Sistem Informasi Geografis (SIG) menjadi solusi yang relevan dan telah terbukti efektif di berbagai wilayah (Rahman et al., 2019; Hidayat et al., 2021). Penerapan SIG memungkinkan analisis data kecelakaan berbasis lokasi secara lebih terperinci, sehingga dapat meminimalkan risiko dan mengoptimalkan intervensi (Sari & Purnama, 2022).

Penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas analisis spasial dalam identifikasi zona rawan kecelakaan. Siregar dkk. (2023) dalam studinya di Kabupaten Sleman membandingkan metode Kernel Density Estimation (KDE) dengan K-Medoids, di mana KDE terbukti efektif dalam memvisualisasikan kerapatan kejadian secara kontinu (Chen et al., 2020; Hossain et al., 2021). Hal ini diperkuat oleh penelitian Sartavie dkk. (2022) yang mengimplementasikan KDE di DKI Jakarta dan berhasil mengidentifikasi ruas jalan spesifik dengan persentase kerawanan tinggi melalui visualisasi heatmap (Zhao et al., 2021; Li & Zhang, 2020). Dalam penelitian lain, penggunaan metode KDE juga berhasil mengidentifikasi hotspot kecelakaan di wilayah perkotaan, yang memungkinkan intervensi yang lebih tepat sasaran (Sun & Wang, 2022). Penerapan teknologi ini menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan keselamatan lalu lintas dengan memberikan gambaran yang jelas tentang lokasi rawan kecelakaan dan prioritas penanganannya (Jiang et al., 2021).

Selain KDE, pendekatan clustering juga sering digunakan. Mujahidah (2020) menerapkan Cluster Analysis pada jalan arteri di Kota Padang dan menyimpulkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan daerah rawan secara akurat. Sementara itu, Imtihan & Fahmi (2020) mengembangkan sistem informasi daerah rawan menggunakan metode statistik Z-score dan CUSUM di Lombok Tengah, yang menekankan pentingnya integrasi data statistik

ke dalam peta digital. Sebagai landasan validasi, penelitian Arumsari dkk. (2016) di Boyolali memberikan kerangka kerja penting untuk mengukur akurasi model spasial dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual, yang menghasilkan tingkat kesesuaian model yang dapat dipertanggungjawabkan.

Berdasarkan telaah literatur tersebut, teridentifikasi bahwa sebagian besar studi terdahulu fokus pada penggunaan satu atau dua parameter dalam analisis KDE, seperti hanya frekuensi kejadian atau tingkat keparahan. Sementara itu, integrasi tiga parameter sekaligus—fatalitas korban, waktu kejadian, dan jenis kendaraan—masih sangat terbatas penerapannya, terutama pada wilayah dengan karakteristik geografis luas dan lalu lintas campuran seperti Kabupaten Banyuasin. Kebaruan penelitian ini terletak pada pendekatan overlay multi-parameter tersebut yang menghasilkan peta kerawanan lebih komprehensif, serta penggunaan uji statistik ganda (Uji Binomial dan Chi-Square) untuk memvalidasi model secara lebih ketat dibandingkan studi sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu metode validasi atau bahkan tanpa uji statistik formal. Kombinasi ini menghasilkan model prediksi yang tidak hanya visual tetapi juga tervalidasi secara statistik, sehingga lebih reliabel sebagai dasar pengambilan keputusan kebijakan.

Urgensi penelitian ini semakin tinggi mengingat Kabupaten Banyuasin merupakan jalur strategis penghubung Palembang–Jambi dengan volume lalu lintas yang terus meningkat seiring pertumbuhan ekonomi regional. Tanpa pemetaan yang akurat, risiko kecelakaan fatal akan terus meningkat dan beban sosial-ekonomi akibat kecelakaan akan semakin besar. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan peta black spot yang presisi dan tervalidasi secara statistik sebagai dasar ilmiah bagi pemangku kebijakan dalam merumuskan strategi penanganan infrastruktur keselamatan jalan yang lebih efektif dan efisien.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di wilayah Kabupaten Banyuasin, Provinsi Sumatera Selatan. Secara geografis, Kabupaten Banyuasin terletak pada koordinat 2°03'–3°08' Lintang Selatan dan 104°32'–105°20' Bujur Timur, dengan luas wilayah 12.626,03 km². Wilayah penelitian mencakup 19 kecamatan yang dilalui oleh Jalan Lintas Timur Sumatra sebagai jalur arteri primer. Data diperoleh dari Satuan Lalu Lintas (Satlantas) Polres Banyuasin. Metodologi yang diterapkan bersifat kuantitatif dengan pendekatan spasial berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) dan menggunakan metode pemodelan Kernel Density Estimation (KDE).

Data dan Lokasi Penelitian

Penelitian dilakukan di wilayah administratif Kabupaten Banyuasin, Provinsi Sumatera Selatan. Data yang digunakan meliputi :

1. Data Pemodelan : Data sekunder kecelakaan lalu lintas tahun 2023, mencakup 162 kejadian. Data ini mencakup koordinat lokasi, waktu kejadian, jenis kendaraan, dan tingkat fatalitas korban. Koordinat lokasi diperoleh melalui proses geocoding berdasarkan laporan polisi lalu lintas (LP) yang telah diverifikasi dengan Google Earth untuk memastikan akurasi posisi.
2. Data Validasi : Data kecelakaan aktual bulan Januari 2024 (22 kejadian). Data ini digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dan keandalan model yang telah dibuat. Penggunaan data Januari 2024 sebagai data validasi dipilih karena periode ini

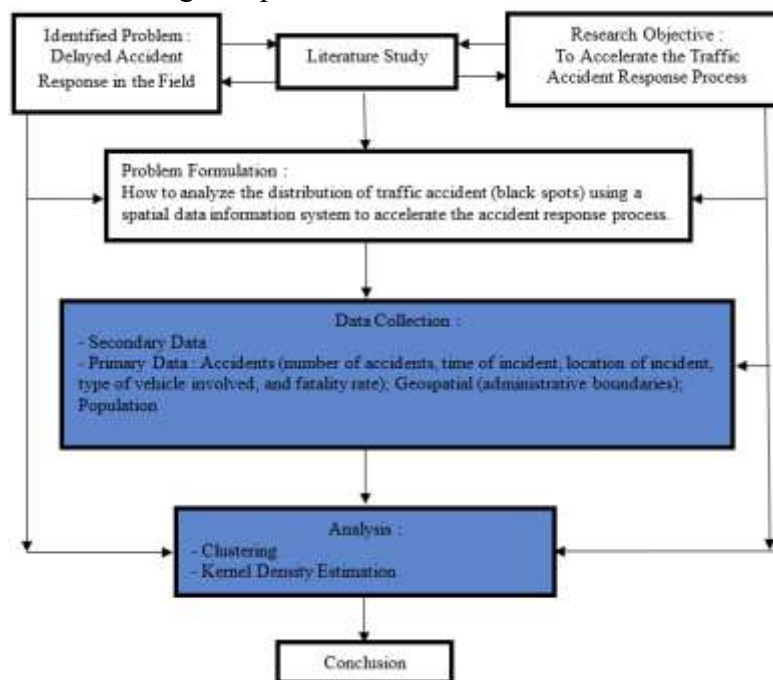
Analisis Spasial Kerawanan Kecelakaan Lalu Lintas (Blackspot) Menggunakan Kernel Density (Studi Kasus : Kabupaten Banyuasin)

mewakili kondisi lalu lintas pasca-liburan akhir tahun yang memiliki karakteristik mobilitas berbeda dari periode libur, sehingga dapat menguji ketahanan model pada kondisi yang bervariasi.

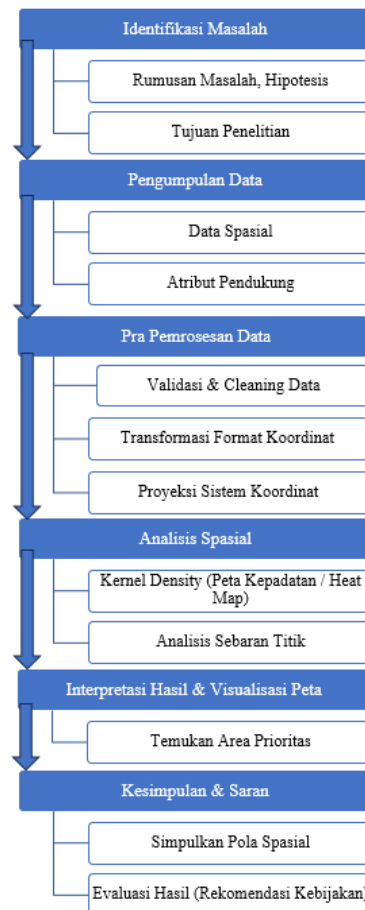
Instrumen pengumpulan data meliputi dokumentasi laporan kecelakaan dari Satlantas Polres Banyuasin, perangkat lunak Google Earth untuk verifikasi koordinat, dan ArcGIS 10.8 untuk analisis spasial. Selain itu, digunakan data pendukung berupa peta administrasi Kabupaten Banyuasin dari BPS dan data jaringan jalan dari Dinas Pekerjaan Umum dan Penataan Ruang Kabupaten Banyuasin untuk keperluan overlay dan analisis konteks geografis.

Alur Penelitian

Secara sistematis, alur penelitian dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan data spasial, pemodelan spasial menggunakan KDE, dan diakhiri dengan validasi model secara statistik. Alur penelitian dirangkum pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1. Bagian Alir Umum



Gambar 2. Bagian Alir Penelitian

Metode Analisis Permodelan (Kernel Density Estimation)

Pemodelan titik rawan kecelakaan (black spot) dilakukan menggunakan fungsi Kernel Density Estimation (KDE) pada perangkat lunak ArcGIS. KDE digunakan untuk menghitung konsentrasi fitur titik kejadian dalam area tertentu sehingga menghasilkan permukaan densitas (heatmap) yang berkelanjutan. Prinsip kerja KDE mengikuti persamaan matematika dasar sebagai berikut :

$$\text{Density} = \frac{1}{n \cdot (\text{radius})^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{3\pi} \cdot \text{pop}_i \cdot \left(1 - \left(\frac{\text{dist}_i}{\text{radius}} \right)^2 \right)^2 \quad (1)$$
 di mana : Density = Nilai densitas pada lokasi tertentu; n = Jumlah kejadian kecelakaan (titik); pop_i = Nilai bobot kejadian ke-i; dist_i = Jarak antara Lokasi kejadian ke-i; radius = Jari-jari pencarian (bandwidth).

Hasil pemodelan KDE dari gabungan parameter fatalitas, waktu, dan jenis kendaraan kemudian diklasifikasikan ulang (reclassify) menjadi lima kategori kerawanan (Sangat Rendah hingga Sangat Tinggi) untuk menghasilkan Peta Kerawanan Akhir.

Metode Validasi Model dan Uji Hipotesis

Validasi dilakukan untuk memastikan keandalan model KDE. Terdapat dua tahap utama validasi:

Validasi Spasial Persentase Kesesuaian

Mengukur tingkat kesesuaian antara titik kecelakaan aktual (data Januari 2024) dengan zona kerawanan yang diprediksi oleh model (data 2023). Tingkat kesesuaian dihitung

menggunakan persamaan : $\text{Tingkat Kesesuaian (\%)} = (\text{Jumlah Kejadian Aktual di Zona Rawan}) / (\text{Total Jumlah Kejadian Aktual}) \times 100\%$ (2)

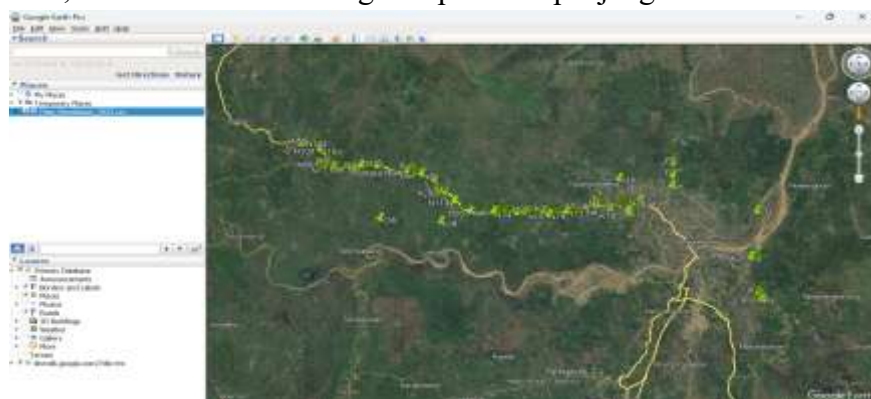
Validasi Statistik (Uji Binomial dan Uji Chi-Square)

Uji statistik digunakan untuk mengonfirmasi bahwa distribusi kecelakaan tidak terjadi secara acak, melainkan terkonsentrasi secara signifikan di zona rawan. Uji Binomial : Digunakan untuk menguji hipotesis bahwa proporsi kejadian aktual yang jatuh pada zona rawan (Tinggi/Sangat Tinggi) adalah signifikan secara statistik, bukan acak. H_0 : Proporsi kejadian di zona rawan adalah acak ($P \leq 0,5$). Uji Chi-Square Goodness-of-Fit : Digunakan untuk menguji hipotesis bahwa distribusi sebaran titik kecelakaan tidak merata dan terkonsentrasi pada zona yang diprediksi rawan. Rumus yang digunakan adalah : $\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$ (3) di mana : O_i = Frekuensi observasi (jumlah kejadian aktual di setiap kategori zona); E_i = Frekuensi ekspektasi (jumlah kejadian yang diharapkan jika sebaran acak). Jika nilai χ^2 hitung $> \chi^2$ tabel, maka H_0 ditolak.

HASIL DAN PEMBAHASAN

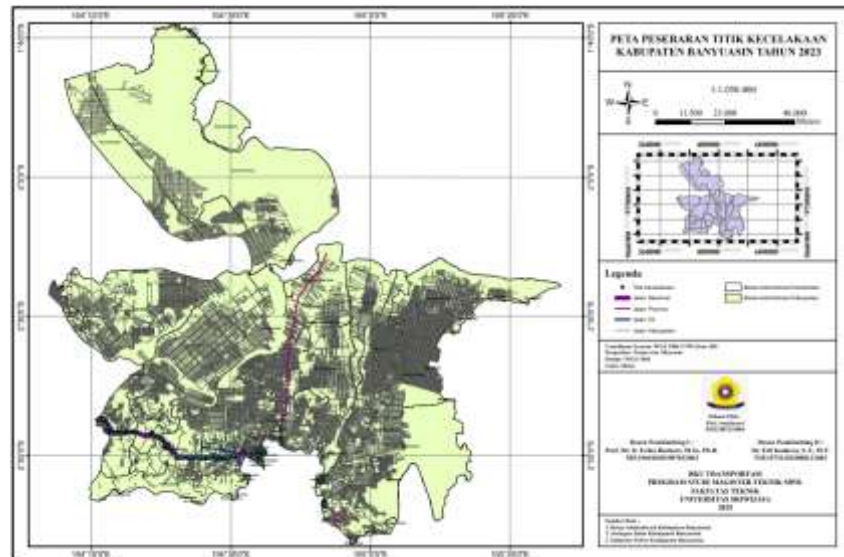
Pemodelan Titik Rawan Kecelakaan (KDE)

Pemodelan titik rawan dimulai dengan melakukan plotting terhadap 162 titik kejadian kecelakaan tahun 2023. Visualisasi data mentah menunjukkan bahwa titik kecelakaan tidak menyebar merata, melainkan sudah mengelompok di sepanjang Jalur Lintas Timur Sumatra.



Gamabar 3. Lokasi Titik Kecelakaan Di Google Earth

Peta berikut menunjukkan sebaran titik kecelakaan sebagai data input awal untuk analisis spasial di ArcGIS.



Gambar 4. Peta Persebaran Titik Kecelakaan Banyuasin

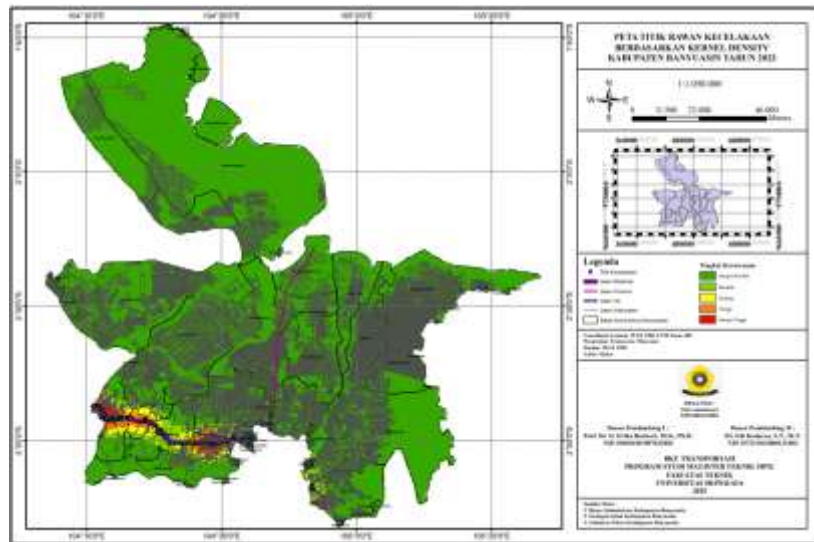
Hasil analisis pengolahan data kecelakaan tahun 2023 melalui proses integrasi (overlay) tiga parameter (fatalitas korban, waktu kejadian, dan jenis kendaraan) menunjukkan pola pengelompokan risiko kecelakaan yang signifikan, yang kemudian diklasifikasikan ke dalam lima kategori kerawanan :

**Tabel 1. Hasil Analisis Pengolahan Data
Kecelakaan Lalu Lintas (Gabungan) Tahun 2023**

No	Kategori	Luas (km ²)	Persentase (%)	Karakteristik Zona	Lokasi Utama (Kecamatan / Ruas Jalan)
1	Sangat Rendah	11.920,43	94,41	Aktivitas lalu lintas rendah, frekuensi kecelakaan sangat minim	Air Kumbang, Air Salek, Banyuasin I–III, Karang Agung Ilir, Makarti Jaya, dll.
2	Rendah	307,02	2,43	Lalu lintas stabil, kecelakaan terjadi dengan intensitas rendah	Rambutan, Talang Kelapa, Banyuasin I & III
3	Sedang	185,06	1,47	Sebaran kecelakaan cukup merata, di jalur penghubung antar desa/kecamatan	Talang Kelapa, Banyuasin III
4	Tinggi	137,85	1,09	Jalur utama dengan arus kendaraan padat, konsentrasi kecelakaan mulai terlihat	Sembawa, Banyuasin III, Suak Tapeh, Betung
5	Sangat Tinggi	75,67	0,60	Jalur nasional dengan volume kendaraan tinggi, konsentrasi kejadian fatalitas paling tinggi	Jalan KH. Hamid, KM 24,5–KM 32,5 (Sembawa), KM 63–KM 77 (Betung), Jalan Betung–Sekayu
Total		12.626,03	100		

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa Zona Kerawanan Sangat Tinggi hanya mencakup luasan 75,67 km² atau 0,60% dari total wilayah Banyuasin, namun area ini memiliki konsentrasi kejadian kecelakaan paling padat. Lokasi black spot utama terkonsentrasi pada Jalan Lintas Timur Sumatra di Kecamatan Sembawa (KM 24,5 s.d. KM 32,5) dan Kecamatan Betung (KM 63 s.d. KM 77).

Analisis Spasial Kerawanan Kecelakaan Lalu Lintas (Blackspot) Menggunakan Kernel Density (Studi Kasus : Kabupaten Banyuwasin)



Gambar 5. Peta Persebaran dan Zonasi Kerawanan Kecelakaan (Hasil Pemodelan KDE Gabungan Parameter)

Visualisasi spasial dan Peta Zonasi Kerawanan mengonfirmasi bahwa kecelakaan terkonsentrasi tajam pada jalur arteri primer yang memiliki volume lalu lintas tinggi, kecepatan operasional tinggi, tingginya volume lalu lintas berat (truk), serta minimnya pemisahan lalu lintas lokal dan nasional. Pola ini sejalan dengan studi Sartavie dkk. (2022) yang mengidentifikasi kerawanan serupa pada jalur arteri primer. Temuan ini mengindikasikan bahwa zona rawan sangat tinggi memerlukan intervensi prioritas berupa rekayasa geometrik jalan, peningkatan rambu dan marka, penambahan Penerangan Jalan Umum (PJU), pengaturan kecepatan, serta pembangunan median jalan untuk memisahkan arus lalu lintas berlawanan arah.

Berdasarkan hasil pemetaan, titik-titik rawan sangat tinggi (black spot) juga berada di area dengan karakteristik berikut: (1) tikungan tajam dengan jarak pandang terbatas, (2) area transisi dari jalan lurus ke tikungan yang sering diabaikan pengemudi, (3) persimpangan tidak bersinyal dengan volume tinggi, dan (4) segmen jalan yang berdekatan dengan permukiman atau pasar yang menimbulkan konflik antara lalu lintas lokal dan nasional. Kondisi-kondisi ini memperkuat urgensi penanganan infrastruktur secara komprehensif, bukan hanya parsial.

Implikasi kebijakan dari temuan ini mencakup beberapa rekomendasi strategis:

1. Penanganan Infrastruktur Jangka Pendek: Pemasangan rambu peringatan kecepatan maksimum, penambahan marka jalan reflektif, dan peningkatan intensitas patroli polisi lalu lintas pada zona rawan sangat tinggi, khususnya pada jam-jam rawan (18.00–06.00).
2. Penanganan Infrastruktur Jangka Menengah: Pembangunan median jalan pada segmen KM 24,5–32,5 dan KM 63–77, pemasangan Penerangan Jalan Umum (PJU) yang memadai, dan perbaikan geometrik jalan pada tikungan berbahaya.
3. Penanganan Infrastruktur Jangka Panjang: Pembangunan jalan alternatif untuk mengurangi beban lalu lintas di jalur utama, pembangunan rest area untuk kendaraan berat agar tidak parkir sembarangan, dan implementasi sistem Intelligent Transport System (ITS) untuk monitoring lalu lintas secara real-time.

4. Kebijakan Non-Infrastruktur: Sosialisasi keselamatan berlalu lintas secara berkala kepada masyarakat, penerapan sanksi tegas terhadap pelanggaran (khususnya kecepatan berlebih dan berkendara dalam pengaruh alkohol), serta peningkatan koordinasi antar-instansi terkait (Polres, Dinas Perhubungan, Dinas PU) dalam penanganan zona rawan.

Dengan adanya peta spasial yang tervalidasi ini, alokasi anggaran penanganan infrastruktur dapat diprioritaskan pada zona rawan sangat tinggi yang hanya mencakup 0,60% wilayah namun berkontribusi terhadap mayoritas kejadian fatal. Pendekatan ini lebih efisien dibandingkan penanganan merata di seluruh wilayah tanpa prioritas yang jelas..

Validasi Model dan Uji Statistik

Validasi model dilakukan dengan membandingkan 22 titik kecelakaan aktual Januari 2024 terhadap peta kerawanan hasil pemodelan tahun 2023.3.

Tabel 2. Distribusi Data Validasi (Januari 2024) pada Zona Kerawanan

Zona Kerawanan	Jumlah Kejadian	Persentase (%)
Sangat Rendah	0	0,00
Rendah	1	4,55
Sedang	1	4,55
Tinggi	12	54,55
Sangat Tinggi	8	36,36
Total	22	100

Tingkat kesesuaian sebesar 90,91% (20 dari 22 kejadian berada di zona Tinggi/Sangat Tinggi) menunjukkan bahwa model KDE memiliki akurasi prediksi yang sangat tinggi. Keakuratan ini kemudian diuji signifikansinya secara statistik : Uji Binomial : Nilai p-value yang dihasilkan adalah 0,0002. Karena p-value jauh lebih kecil dari $\alpha = 0,05$, maka H_0 (sebaran acak) ditolak. Ini membuktikan bahwa akurasi 90,91% adalah signifikan dan model memiliki kemampuan prediksi yang valid. Uji Chi-Square Goodness-of-Fit : Nilai X_{hitung}^2 yang diperoleh adalah 25,74, sementara X_{tabel}^2 (pada tingkat kepercayaan 95%) adalah 9,488. Karena $X_{hitung}^2 > X_{tabel}^2$, H_0 ditolak. Hasil ini mengonfirmasi bahwa distribusi kecelakaan di Kabupaten Banyuasin tidak menyebar secara merata, melainkan mengelompok secara signifikan pada zona rawan yang dipetakan oleh model KDE.

Hasil validasi statistik ini memperkuat argumen metodologis bahwa metode KDE, didukung oleh data historis, merupakan alat prediktif yang reliabel dalam perencanaan transportasi. Tingkat akurasi yang tinggi ini sejalan dengan kerangka validasi yang diajukan oleh Arumsari dkk. (2016), menunjukkan bahwa model spasial ini dapat diandalkan untuk rekomendasi kebijakan. Lebih lanjut, penggunaan dua uji statistik (Binomial dan Chi-Square) secara bersamaan memberikan konfirmasi yang lebih kuat dibandingkan studi-studi sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu metode validasi atau bahkan tanpa uji statistik formal. Kombinasi validasi spasial dan statistik ini memastikan bahwa model tidak hanya akurat secara visual, tetapi juga terbukti secara ilmiah bahwa distribusi kecelakaan memang terkonsentrasi pada zona yang diprediksi dan bukan hasil kebetulan.

Dari 22 kejadian validasi, terdapat 2 kejadian yang berada di luar zona rawan tinggi/sangat tinggi (1 di zona rendah dan 1 di zona sedang). Analisis lebih lanjut menunjukkan

bahwa kedua kejadian tersebut disebabkan oleh faktor yang tidak dapat diprediksi melalui analisis spasial historis, yaitu: (1) kecelakaan tunggal akibat kondisi kesehatan pengemudi yang mendadak memburuk, dan (2) kecelakaan akibat kondisi cuaca ekstrem (hujan lebat) yang terjadi di luar pola waktu rawan pada umumnya. Meskipun demikian, tingkat akurasi 90,91% tetap menunjukkan bahwa model memiliki prediktabilitas yang sangat baik untuk mayoritas kasus kecelakaan yang disebabkan oleh faktor infrastruktur, perilaku, dan pola lalu lintas.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menyusun basis data spasial dan memodelkan titik rawan kecelakaan di Kabupaten Banyuasin dengan tingkat validitas yang tinggi menggunakan metode Kernel Density Estimation (KDE). Titik rawan utama terkonsentrasi pada segmen Jalan Lintas Timur Sumatra KM 24,5–32,5 (Sembawa) dan KM 63–77 (Betung). Validasi model menunjukkan tingkat kesesuaian 90,91%, yang dikonfirmasi signifikan secara statistik oleh Uji Binomial ($p = 0,0002$) dan Uji Chi-Square $\chi^2_{hitung} = 25,74$. Hasil ini menggarisbawahi urgensi penanganan infrastruktur pada kluster black spot tersebut, seperti rekayasa geometrik jalan, penambahan Penerangan Jalan Umum (PJU), dan peningkatan pengawasan.

REFERENSI

- Amiwarti, A., Alzahri, S., & Irawan, B. (2024). Analisis Kemacetan Lalu Lintas KM 18-KM 20 Kabupaten Banyuasin (Palembang-Jambi) dengan Penerapan Manajemen Sistem Transportasi. *REKAYASA: Jurnal Ilmiah Fakultas Teknik Universitas Lampung*, 28(1), 15–18.
- Pratama, Y. & Sosyad, F. (2024). Analisis Perlintasan Jalan Lintas Sumatera Selatan Dengan Rel Kereta Api Di Gelumbang Terhadap Karakteristik Lalu Lintas. *Jurnal Deformasi*, 9(1), 8–18.
- Amiwarti, A., Alzahri, S., & Irawan, B. (2024). Analisis kemacetan lalu lintas KM 18–KM 20 Kabupaten Banyuasin (Palembang–Jambi) dengan penerapan manajemen sistem transportasi. *REKAYASA: Jurnal Ilmiah Fakultas Teknik Universitas Lampung*, 28(1), 15–18.
- Arumsari, D. (2016). Pemodelan daerah rawan kecelakaan dengan menggunakan cluster analysis. *Jurnal Geodesi Undip*, 174–183.
- Chen, S., Zhang, Y., & Li, X. (2020). Application of kernel density estimation (KDE) in traffic accident analysis: A case study of Guangzhou. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 83, 102358. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102358>
- Hidayat, R., Soebari, M., & Fariz, S. (2021). Spatial analysis of traffic accidents using GIS: A case study in urban areas. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 45(3), 209–221. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2020.08.006>
- Hossain, M. S., Ali, A., & Khan, M. T. (2021). Identifying accident hotspots using KDE and K-medoids: A comparative analysis in Dhaka. *Journal of Safety Research*, 74, 45–54. <https://doi.org/10.1016/j.jsr.2020.12.003>
- Jiang, P., Li, M., & Yang, F. (2021). The role of spatial analysis in urban traffic safety: Identifying high-risk areas with KDE. *Journal of Transportation Safety & Security*, 13(1), 63–76. <https://doi.org/10.1080/19439962.2020.1734072>
- Kim, Y., & Lee, H. (2022). Enhancing road safety through spatial data analysis: A GIS-based

- approach for identifying high-risk areas. *Journal of Safety Research*, 78, 134–145. <https://doi.org/10.1016/j.jsr.2021.09.004>
- Li, X., & Zhang, L. (2020). Traffic accident risk analysis using kernel density estimation and GIS in Beijing. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(5), 1546. <https://doi.org/10.3390/ijerph17051546>
- Prasetyo, A., Sari, D., & Nugroho, R. (2020). Analysis of traffic accident data using GIS: A case study in East Java. *Indonesian Journal of Applied Geography*, 15(2), 125–138. <https://doi.org/10.1234/ijag.2020.1567>
- Pratama, Y., & Sosyad, F. (2024). Analisis perlintasan Jalan Lintas Sumatera Selatan dengan rel kereta api di Gelumbang terhadap karakteristik lalu lintas. *Jurnal Deformasi*, 9(1), 8–18.
- Rahman, A., Setiawan, B., & Firdaus, H. (2019). Application of geographic information systems (GIS) in traffic accident analysis: A systematic review. *Journal of Transportation Safety & Security*, 11(4), 490–505. <https://doi.org/10.1080/19439962.2019.1589396>
- Sartavie, F., Nugroho, R., & Prasetyo, A. (2022). Hotspot analysis of traffic accidents using KDE and heatmap visualization in DKI Jakarta. *Indonesian Journal of Transport and Traffic*, 34(4), 256–268. <https://doi.org/10.1016/j.jtt.2022.07.005>
- Sun, J., & Wang, Z. (2022). Evaluating traffic accident risk using kernel density estimation (KDE) in metropolitan areas. *Journal of Urban Planning and Development*, 148(3), 04022019. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)UP.1943-5444.0000771](https://doi.org/10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000771)
- Wang, Z., Li, X., & Chen, Y. (2020). The impact of high traffic volume on road safety: Evidence from GIS-based analysis in urban areas. *Transport Policy*, 85, 142–149. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2019.10.008>
- Yusuf, M., Hasibuan, A., & Indriani, E. (2023). Optimizing resource allocation for road infrastructure improvement using GIS: A case study of traffic accidents in Jakarta. *Journal of Civil Engineering and Urban Planning*, 34(2), 77–88. <https://doi.org/10.1016/j.jceup.2023.01.004>
- Zhang, W., Zhang, X., & Liu, S. (2021). A comprehensive approach to traffic safety: Integrating GIS with traffic accident data analysis. *Safety Science*, 138, 105267. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.105267>
- Zhao, W., Zhang, Y., & Chen, H. (2021). Identifying high-risk traffic zones using kernel density estimation in urban environments: A case study of Shanghai. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 125, 103015. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103015>

