

Pemodelan Distribusi Spasial Hotspot di Kabupaten Banjar Menggunakan Log-Gaussian Cox Process

Sigit Dwi Prabowo*, Dewi Sri Susanti, Al Hujjah Asianingrum

Jurusan Statistika, Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru 70714, Indonesia

Keywords: Elevasi, Hotspot, Kabupaten Banjar, Karhutla, Log-Gaussian Cox Process.

Abstract:

Kebakaran hutan dan lahan (Karhutla) merupakan bencana ekologis dan sosial-ekonomi yang berulang di Kabupaten Banjar, Provinsi Kalimantan Selatan, dengan pemicu yang kompleks. Pemahaman mendalam mengenai distribusi spasial risiko kebakaran menjadi krusial untuk upaya mitigasi yang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan intensitas spasial titik hotspot sebagai proksi kejadian Karhutla di Kabupaten Banjar dan menghasilkan peta permukaan risiko kebakaran. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data titik hotspot dari situs siPongi di Kabupaten Banjar selama periode 2013-2024 beserta data elevasi yang dianalisis menggunakan model statistika spasial Log-Gaussian Cox Process (LGCP). Hasil analisis menunjukkan bahwa elevasi memiliki pengaruh negatif namun tidak signifikan secara statistik terhadap intensitas hotspot, di mana risiko kebakaran cenderung lebih tinggi pada elevasi yang lebih rendah. Model LGCP terbukti efektif dalam menangkap pola spasial yang kompleks dari kejadian hotspot, memisahkan antara tren yang didorong oleh kovariat dan klusterisasi spasial residual. Peta intensitas risiko yang dihasilkan berhasil mengidentifikasi kluster-kluster kerentanan tinggi, terutama terkonsentrasi di kecamatan-kecamatan bagian barat yang didominasi oleh lahan gambut dan aktivitas pertanian

1. Pendahuluan

Kebakaran hutan dan lahan (Karhutla) telah menjadi salah satu tantangan lingkungan paling signifikan dan persisten di Indonesia. Fenomena ini bukan sekadar bencana alam, melainkan sebuah permasalahan sosio-ekologis yang kompleks, yang timbul dari interaksi rumit antara kondisi iklim, karakteristik lahan, dan aktivitas manusia (Rosalina et al., 2019). Dampak yang ditimbulkan dari karhutla bersifat merusak, mencakup kerugian ekonomi yang masif akibat hilangnya sumber daya hutan, krisis kesehatan masyarakat yang dipicu oleh kabut asap, degradasi ekosistem yang parah, serta pelepasan emisi gas rumah kaca dalam jumlah besar yang berdampak terhadap perubahan iklim global (Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Banda Aceh, 2019).

Pulau Kalimantan, dengan ekosistemnya yang unik, merupakan salah satu wilayah paling rentan terhadap Karhutla di Indonesia. Kerentanan ini secara intrinsik terkait dengan keberadaan lahan gambut yang luas terutama di Kalimantan Selatan. Ekosistem gambut, dalam kondisi alaminya yang basah, memiliki kemampuan menyimpan air dan karbon dalam jumlah besar yang mengakibatkan lahan gambut menjadi sangat rentan terbakar. Hal ini dikarenakan ketika kering, material organik yang kaya karbon pada lahan gambut menjadi bahan bakar yang ideal. Api pada karhutla di lahan gambut seringkali berjenis api bawah (*ground fire*), yang berdampak pada sulitnya pemadaman dan kebakaran yang dapat bertahan selama berminggu-minggu (Masganti, 2014).

*Corresponding author.

E-mail address: sprabowo@ulm.ac.id



Meskipun faktor alam seperti fenomena El Niño dapat menciptakan kondisi kekeringan ekstrem yang memperparah risiko kebakaran, mayoritas studi dan laporan lapangan secara konsisten mengidentifikasi aktivitas manusia sebagai sumber pemicu api utama (Rosalina et al., 2019). Praktik pembukaan lahan dengan cara membakar (*slash-and-burn*) untuk pertanian skala kecil maupun besar, konflik tenurial, serta aktivitas pembalakan liar yang meninggalkan sisa-sisa kayu kering, semuanya berkontribusi menciptakan kondisi yang ideal bagi api untuk menyebar tak terkendali.

Penelitian ini memfokuskan analisis pada Kabupaten Banjar, sebuah wilayah administrasi di Provinsi Kalimantan Selatan. Karakteristik paling menonjol dari Kabupaten Banjar adalah dualitas topografinya yang kontras secara tajam. Wilayah bagian barat merupakan dataran rendah aluvial dengan ketinggian berkisar antara 0 hingga 7 meter di atas permukaan laut (mdpl). Kawasan ini didominasi oleh lahan basah, termasuk lahan gambut yang luas, dan menjadi pusat kegiatan pertanian serta permukiman padat. Sebaliknya, wilayah bagian timur merupakan bagian dari kaki Pegunungan Meratus, dengan topografi yang bergelombang hingga bergunung-gunung, di mana ketinggian dapat mencapai lebih dari 1.800 mdpl. Kawasan ini didominasi oleh tutupan hutan dan perkebunan (Badan Pemeriksa Keuangan Republik Indonesia, 2025). Perbedaan drastis ini menjadikan elevasi sebagai variabel kovariat yang sangat relevan untuk diinvestigasi, karena berpotensi menjadi proksi bagi berbagai faktor lingkungan lain seperti jenis tanah, tutupan lahan, dan pola aktivitas manusia.

Kabupaten Banjar secara historis tercatat mengalami kejadian Karhutla secara berulang. Laporan dari berbagai lembaga, termasuk Pusat Krisis Kesehatan dan Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD), mengonfirmasi adanya kejadian kebakaran di berbagai kecamatan, seperti di Kecamatan Gambut, Martapura, dan Sungai Tabuk (Dinas Komunikasi dan Informatika Kabupaten Banjar, 2025). Sebuah studi sebelumnya telah melakukan pemetaan tingkat kerawanan kebakaran di Kabupaten Banjar menggunakan metode skoring dan tumpang susun, yang memberikan dasar penting bagi penelitian ini (Bahrul Ilmi et al., 2024). Namun, penelitian ini bertujuan untuk melangkah lebih jauh dengan menerapkan metode statistik spasial yang lebih canggih untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam dan kuantitatif.

Pendekatan umum yang sering digunakan dalam upaya mitigasi bencana Karhutla adalah pemetaan deskriptif, seperti memplotkan lokasi titik hotspot pada peta atau menggunakan analisis densitas kernel (*Kernel Density Estimation*) untuk visualisasi (Ballo, 2023). Meskipun berguna untuk memberikan gambaran awal mengenai sebaran kejadian, metode ini memiliki keterbatasan signifikanyaitu kurang mampu mengkuantifikasi hubungan antara kejadian kebakaran dengan faktor-faktor pendorong (kovariat), serta gagal memisahkan antara pola yang disebabkan oleh faktor terukur (seperti topografi) dan klusterisasi yang disebabkan oleh faktor-faktor tak terukur.

Untuk mengatasi keterbatasan ini, diperlukan pendekatan yang lebih formal melalui metode statistika proses titik spasial (*spatial point process*). Salah satu model dasar dalam kerangka ini adalah Inhomogeneous Poisson Process (IPP). Model IPP mengasumsikan bahwa intensitas atau laju kejadian di suatu lokasi dipengaruhi oleh kovariat spasial, namun setelah memperhitungkan efek kovariat tersebut, lokasi kejadian dianggap independen satu sama lain (Baddeley et al., 2016). Asumsi independensi ini seringkali tidak realistis untuk fenomena seperti Karhutla. Kebakaran cenderung menunjukkan pola teragregasi atau mengelompok (*clustering*) yang tidak sepenuhnya dapat dijelaskan oleh kovariat yang tersedia. Klusterisasi ini dapat timbul dari berbagai proses yang tidak teramati, seperti kondisi kekeringan mikro-lokal, kontinuitas bahan bakar di lahan, atau bahkan aktivitas pembakaran berantai oleh manusia.

Pada kasus karhutla pada penjelasan di atas, metode Log-Gaussian Cox Process (LGCP) menawarkan keunggulan yang signifikan. LGCP adalah model proses titik yang lebih fleksibel dan realistis, yang secara eksplisit mengakomodasi adanya klusterisasi residual tersebut LGCP dikategorikan sebagai proses "*doubly stochastic*" atau stokastik ganda. Metode ini memodelkan lokasi titik sebagai realisasi dari proses Poisson, namun dengan fungsi intensitas yang bukan merupakan fungsi deterministik, melainkan sebuah realisasi dari proses acak lain di mana dalam hal ini, sebuah Gaussian Process (GP) yang ditransformasi secara logaritmik (Møller et al., 1998). Komponen GP ini, yang dikenal sebagai *latent Gaussian random field* (GRF), yang berfungsi untuk menangkap semua sumber variasi spasial dan autokorelasi yang tidak dapat dijelaskan oleh kovariat yang dimasukkan ke dalam model. Dengan demikian, LGCP mampu memberikan representasi yang lebih akurat mengenai proses yang mendasari sebaran hotspot kebakaran.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Spatial Point Pattern

Spatial point pattern (SPP) adalah metode statistika spasial yang mempelajari sebaran titik acak di bidang kontinu seperti sebaran pohon, kasus penyakit, atau peristiwa lainnya (Baddeley et al., 2016)). Analisis SPP dimulai dengan mendefinisikan ruang pengamatan (*window*), kemudian memeriksa apakah titik-titik tersebut muncul mengikuti pola acak, kluster, atau teratur. Kerangka teori pada SPP mencakup penentuan fungsi jarak (pair correlation, K-function) dan pemodelan intensitas $\lambda(s)$ (homogen, inhomogen, atau kluster). Pendekatan ini bersifat fleksibel dan menjadi fondasi banyak riset ekologis, epidemiologis, dan geografi manusia (Illian et al., 2008).

2.2. Uji Chi-Squared (Quadrat Test)

Uji kuadrat χ^2 membagi *window* ke dalam sel grid berukuran sama lalu membandingkan jumlah titik per sel dengan distribusi Poisson, di mana penyimpangan signifikan menolak hipotesis acak homogen (Baddeley et al., 2016). Meski sederhana, metode ini efektif sebagai deteksi awal non-homogenitas.

2.3. Pair Correlation Function

Pair correlation function (PCF) $g(r)$ menilai kepadatan relatif pasangan titik yang terpisah tepat sejauh r dibanding ekspektasi acak; $g(r) = 1$ berarti acak, $g(r) > 1$ kluster, dan $g(r) < 1$ inhibisi (Møller & Waagepetersen, 2003). Karena bersifat tak-kumulatif, PCF sensitif mendeteksi pola pada skala jarak spesifik yang mungkin tersamar pada fungsi-K kumulatif.

2.4. K-Function

Fungsi $K(r)$ (Ripley, 1977) menghitung ekspektasi kumulatif jumlah titik dalam radius r dari titik acuan, dinormalisasi intensitas. Ekstensi K-inhomogen mengoreksi variasi intensitas ruang sehingga deviasi dari garis Poisson menunjukkan kluster/inhibisi setelah efek kepadatan dasar dihilangkan (Baddeley et al., 2016).

2.5. Inhomogeneous Log-Gaussian Cox Process

Log-Gaussian Cox processes (LGCP) biasanya digunakan untuk memodelkan fenomena yang didorong oleh lingkungan (D'Angelo et al., 2022)(Moraga, 2023). LGCP didefinisikan sebagai model hierarkis dengan dua tingkatan utama:

- 1) Tingkat 1: Proses Kejadian (Process Level): Pada tingkat ini, diasumsikan bahwa kemunculan titik-titik kejadian $S_n = \{s_i\}$ dalam sebuah domain studi D , jika diberikan sebuah permukaan intensitas spasial $\lambda(s)$, mengikuti sebuah *Inhomogeneous Poisson Process* (IPP). Hal ini berarti bahwa jumlah kejadian dalam suatu sub-wilayah $A \subset D$ adalah variabel acak yang terdistribusi Poisson dengan nilai harapan (*mean*) sebesar $\int_A \lambda(s)ds$.
- 2) Tingkat 2: Proses Lapangan Laten (Latent Field Level): Perbedaan fundamental LGCP dari IPP terletak pada tingkat kedua ini. Fungsi intensitas $\lambda(s)$ tidak dianggap sebagai fungsi deterministik yang diketahui, melainkan sebagai sebuah proses stokastik. Secara spesifik, logaritma dari intensitas, $\log(\lambda(s))$, dimodelkan sebagai sebuah *Gaussian Process* (GP) atau Medan Acak Gaussian (*Gaussian Random Field*, GRF). Struktur ini memungkinkan model untuk secara fleksibel menangkap variasi spasial yang mulus dan autokorelasi dalam risiko kejadian.

Log-Gaussian Cox Process (LGCP) memodelkan intensitas spasial sebagai berikut.

$$\log \lambda(s) = \beta_0 + \beta_1 Z_1(s) + \dots + \beta_p Z_p(s) + Y(s) \quad (1)$$

di mana $Z_i(s)$ kovariat terukur dan $Y(s) \sim GP(\mu(s), K(s, s'))$ adalah *field Gaussian* bermatriks kovariansi Matérn dengan $\mu(s)$ bernilai nol (Møller et al., 1998). Fungsi $Y(s)$ berguna untuk menangkap sisa autokorelasi spasial atau pola pengelompokan yang tidak dapat dijelaskan oleh kovariat. Struktur korelasi dari GP ini ditentukan oleh fungsi

kovariansi $K(s, s')$, Fungsi kovariansi Matérn dikendalikan oleh dua hiperparameter: varians marjinal (σ^2) yang mengukur besarnya variasi spasial residual, dan parameter jangkauan spasial (ρ) yang mengukur jarak di mana korelasi spasial antara lokasi-lokasi menjadi tidak signifikan.

2.6. Estimasi Parameter

Penyesuaian (*fitting*) model LGCP secara statistik merupakan tantangan karena fungsi *likelihood* marginalnya tidak memiliki bentuk tertutup (*closed-form*) akibat adanya medan Gaussian laten yang tidak teramati. Untuk mengatasi hal ini, digunakan pendekatan estimasi dua tahap.

Pertama, untuk mengestimasi parameter efek tetap (β), digunakan aproksimasi Berman-Turner. Metode ini secara cerdas mengubah fungsi *likelihood* proses Poisson menjadi *pseudolikelihood* yang setara dengan *likelihood* dari model linier umum (GLM) Poisson berbobot. Hal ini diperoleh dengan membuat serangkaian titik *dummy* di seluruh wilayah studi dan memberikan bobot pada titik data dan titik *dummy* tersebut, sehingga memungkinkan estimasi β menggunakan perangkat lunak GLM standar.

Kedua, setelah efek tren dari kovariat dihilangkan, parameter dari fungsi kovarians *Gaussian Process* (yaitu varians σ^2 dan parameter jangkauan γ) diestimasi. Untuk tahap ini, digunakan metode *second-order composite likelihood*. Metode ini memaksimalkan fungsi *likelihood* komposit yang dibangun berdasarkan *pair correlation function* (PCF), yang menangkap interaksi orde kedua antar titik. Pendekatan ini efisien secara komputasi karena hanya mempertimbangkan pasangan titik, bukan keseluruhan pola, dan menghasilkan estimator yang konsisten untuk parameter kovarians (Sakdiyah & Choiruddin, 2021).

2.7. Keterbaikan Model

Pada penelitian ini untuk mengetahui kebaikan model menggunakan *envelope*. *Envelope* membandingkan hasil dari model *inhomogeneous Log-Gaussian Cox Process* dengan plot *K-function* data. Apabila *K-function* data berada pada interval *envelope K-function* maka model dapat dikatakan baik (Baddeley et al., 2016).

3. Metode Penelitian

3.1. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Analisis dalam penelitian ini didasarkan pada tiga jenis data spasial utama yang diintegrasikan dalam sebuah *platform* Sistem Informasi Geografis (SIG). Setiap dataset memiliki peran spesifik dalam kerangka pemodelan LGCP.

- 1) Data Titik Hotspot (Y): Data ini merupakan variabel respon dalam model, yang merepresentasikan lokasi kejadian kebakaran. Data hotspot yang digunakan adalah data titik dengan informasi geolokasi (lintang dan bujur). Sumber data ini berasal dari situs siPongi (sipongi.menlhk.go.id) yang menyediakan data deteksi api aktif dari sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) di Kabupaten Banjar selama periode 2013-2024.
- 2) Data Kovariat Elevasi (X): Variabel ini berfungsi sebagai prediktor atau kovariat tetap (*fixed effect*) dalam model. Data elevasi direpresentasikan dalam format raster sebagai Digital Elevation Model (DEM).
- 3) Data Batas Wilayah (D): Data ini digunakan untuk mendefinisikan *window* atau wilayah studi (D). Data yang digunakan adalah poligon vektor batas administrasi Kabupaten Banjar.

3.2. Langkah Analisis

Langkah-langkah analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

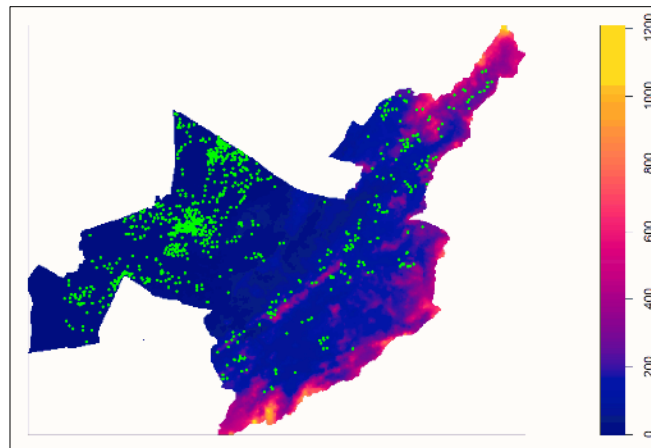
1. Menentukan batas observation window kabupaten Banjar
2. Melakukan visualisasi pada data hotspot dan elevasi dengan menggunakan paket spatstat melalui *Software R*
3. Melakukan analisis eksplorasi data dengan langkah sebagai berikut.
 - a) Melakukan identifikasi stasioneritas pada data menggunakan chi-Squared test

- b) Jika hasil Chi-Squared test memberikan hasil bahwa data memiliki pola yang tidak stasioner maka dilakukan identifikasi korelasi spasial menggunakan inhomogeneous K-function dengan package kinhom Software R
4. Estimasi parameter menggunakan Berman-turner dan second order composite likelihood
5. Mendapatkan model
6. Mendapatkan kebaikan model menggunakan envelope K function
7. Melakukan pemetaan risiko hasil pemodelan
8. Menarik kesimpulan dan saran

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Pola Sebaran Spasial dan Karakteristik Hotspot

Analisis awal dimulai dengan visualisasi dan eksplorasi data titik hotspot yang terkumpul selama periode 2013-2024). Gambar 1 menyajikan peta distribusi titik-titik hotspot yang ditumpangkan di atas peta administrasi Kabupaten Banjar. Secara visual, sebaran hotspot tidak merata di seluruh wilayah. Terdapat konsentrasi atau kluster yang jelas di beberapa area, sementara area lain tampak relatif bebas dari hotspot. Secara khusus, pengamatan visual awal menunjukkan bahwa kepadatan hotspot cenderung lebih tinggi di bagian barat kabupaten, yang secara geografis merupakan dataran rendah, dan lebih jarang di bagian timur yang berbukit-bukit.



Gambar 1. Peta titik lokasi hotspot terhadap elevasi

4.2. Eksplorasi Data

Untuk menguji secara formal apakah pola sebaran hotspot menyimpang dari keacakan murni, dilakukan uji *Chi-Squared* (χ^2) untuk *Complete Spatial Randomness* (CSR). Hipotesis nol (H_0) dari uji ini adalah bahwa pola titik mengikuti proses Poisson homogen, yang berarti intensitas kejadian konstan di seluruh wilayah studi. Wilayah studi dibagi menjadi kuadrat-kuadrat (petak), dan jumlah titik yang diamati di setiap petak dibandingkan dengan jumlah yang diharapkan di bawah CSR.

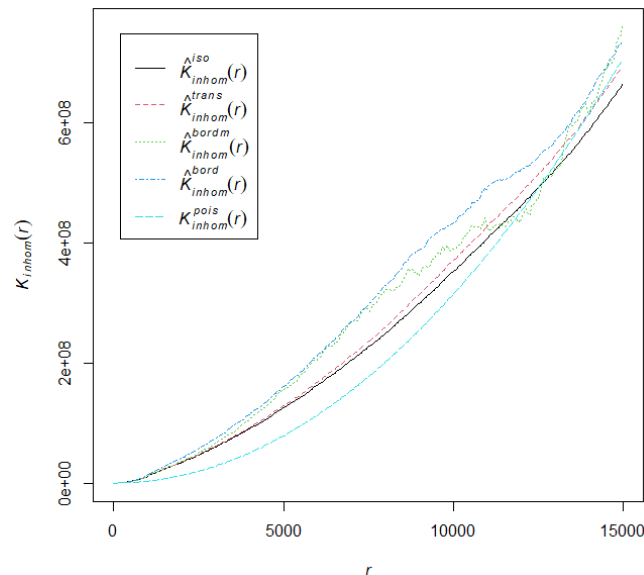
Tabel 1. Hasil Pengujian Data Spasial

χ^2	p-value	Hipotesis	Keputusan
1102.4	0.000	H_0 : SPP dibangkitkan dari proses yang stasioner	Tolak H_0
		H_1 : SPP dibangkitkan dari proses yang tidak stasioner	

Hasil uji *Chi-Squared* pada tabel 1 menunjukkan nilai statistik uji yang sangat besar dengan $p\text{-value} < 0.001$. Nilai $p\text{-value}$ yang sangat kecil ini memberikan bukti kuat untuk menolak hipotesis nol. Dengan demikian, dapat disimpulkan

bahwa pola sebaran hotspot di Kabupaten Banjar tidak stasioner atau tidak homogen. Pola ini menunjukkan adanya heterogenitas spasial, di mana intensitas kejadian bervariasi secara signifikan di seluruh wilayah, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh kovariat spasial seperti elevasi.

Dikarenakan uji CSR menunjukkan bahwa pola data tidak stasioner, analisis korelasi spasial orde kedua harus memperhitungkan heterogenitas intensitas ini. Untuk tujuan ini, digunakan *Inhomogeneous K-function* (K_{inhom}), yang diimplementasikan melalui fungsi K_{inhom} di R. Fungsi ini menilai adanya klusterisasi atau keteraturan setelah memperhitungkan tren intensitas yang disebabkan oleh kovariat (elevasi).



Gambar 2. K-function plot untuk mendeteksi sebaran data

Berdasarkan analisis pola titik spasial menggunakan Fungsi K-Ripley Inhomogen, diperoleh hasil yang disajikan pada gambar 2. Pola di mana kurva observasi berada di atas kurva teoretis mengindikasikan bahwa pada jarak r manapun, jumlah rata-rata titik tetangga lebih banyak daripada yang diharapkan dalam kondisi sebaran acak. Fenomena ini meyakinkan adanya pola spasial yang mengelompok (*cluster*). Artinya, titik-titik dalam data cenderung berdekatan satu sama lain daripada tersebar secara acak di seluruh area studi. Dengan demikian, hipotesis nol tentang adanya pola acak spasial dapat ditolak, dan dapat disimpulkan bahwa terdapat mekanisme atau faktor tertentu yang menyebabkan terjadinya pengelompokan titik-titik pada lokasi hotspot.

Hasil disajikan pada gambar 3 dalam bentuk plot $K_{inhom}(r)$ terhadap jarak r . Kurva empiris dari data (garis hitam) secara konsisten berada di atas batas atas selubung simulasi (garis abu-abu) untuk rentang jarak yang signifikan. Ini mengindikasikan bahwa nilai $K_{inhom}(r)$ secara signifikan lebih besar dari nilai teoretisnya (r). Interpretasinya adalah bahwa bahkan setelah memperhitungkan efek tren dari elevasi, titik-titik hotspot masih menunjukkan pola mengelompok (klaster) yang signifikan. Adanya klusterisasi residual ini membenarkan penggunaan model yang lebih kompleks seperti LGCP, yang dapat menangkap korelasi spasial orde kedua ini melalui komponen efek acak.

4.3. Estimasi Parameter dan Model Final

Berdasarkan analisis eksplorasi, model *Log-Gaussian Cox Process* (LGCP) dengan kovariat elevasi dipilih untuk memodelkan intensitas hotspot. Model ini diestimasi menggunakan fungsi *kppm* dalam paket *spatstat* menggunakan aplikasi R, yang menerapkan metode estimasi dua tahap: aproksimasi Berman-Turner untuk parameter efek tetap (β) dan *second-order composite likelihood* untuk parameter kovarians dari *Gaussian Process* (σ^2 dan ρ).

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter Model LGCP

Parameter	Estimate	Std. Error	Lower 95% CI	Upper 95% CI	Ztest
Intercept (β_0)	-14.8767	0.5511	-15.9569	-13.7965	***
Koefisien Elevasi (β_1)	-0.0078	0.0041	-0.0158	0.0003	
Varian GP (σ^2)	1.3903	-	-	-	-
Jangkauan Spasial GP (ρ, m)	10591.10	-	-	-	-

Interpretasi dari tabel 2 hasil estimasi model menunjukkan bahwa pada parameter efek tetap, koefisien *intercept* (β_0) bernilai -14.8767 dan signifikan secara statistik, yang menandakan adanya hubungan yang kuat antara faktor-faktor deterministik terhadap model dan intensitas titik hotspot. Sementara itu, koefisien elevasi (β_1) bernilai -0.0078, yang mengindikasikan adanya tren penurunan intensitas hotspot seiring dengan meningkatnya elevasi. Namun, meski adanya tren negatif, interval kepercayaan 95% untuk parameter ini adalah [-0.0158, 0.0003], yang mencakup nilai nol. Hal ini menunjukkan bahwa efek elevasi tidak signifikan secara statistik setelah memperhitungkan efek klusterisasi spasial dalam model LGCP. Dengan kata lain, meskipun elevasi tampak mempengaruhi pola hotspot, faktor ini tidak cukup kuat untuk menjelaskan penyebaran titik api secara keseluruhan.

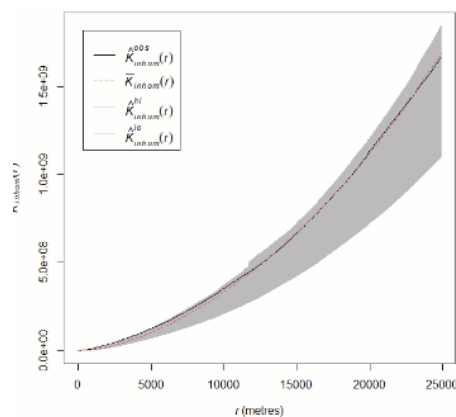
Pada parameter efek acak, estimasi varians (σ^2) dari Gaussian Process sebesar 1.3903 menunjukkan adanya variabilitas spasial yang signifikan yang tidak dapat dijelaskan oleh elevasi. Ini mengindikasikan bahwa ada faktor lain yang berkontribusi pada pola penyebaran hotspot yang tidak tercakup oleh kovariat elevasi. Selain itu, estimasi jangkauan spasial (ρ) sebesar 10,591.1 meter atau sekitar 10.6 km menunjukkan bahwa autokorelasi spasial residual terjadi pada skala yang cukup besar. Artinya, titik-titik hotspot yang terletak dalam radius sekitar 10.6 km memiliki pola distribusi yang serupa dan saling berhubungan, meskipun tidak berhubungan langsung dengan elevasi. Temuan ini menunjukkan bahwa faktor-faktor spasial lainnya berperan dalam penyebaran hotspot, dan ini perlu diperhitungkan dalam model untuk pemahaman yang lebih mendalam.

Berdasarkan hasil estimasi ini, model final untuk log-intensitas hotspot ($\log(\lambda(s))$) di lokasi s adalah:

$$\log(\lambda(s)) = -14.88 - 0.0078 \cdot \text{elevasi}(s) + Y(s)$$

di mana $Y(s)$ adalah komponen efek acak spasial dengan $\sigma^2 = 1.39$ dan $\rho = 10.6$ km.

Dalam mengevaluasi model LGCP yang dihasilkan terkait kemampuan dalam mereplikasi struktur korelasi spasial dari data asli, dilakukan uji kebaikan menggunakan *simulation envelope* untuk K -function. Sebanyak 99 pola titik disimulasikan dari model LGCP yang telah diestimasi. K -function dihitung untuk setiap simulasi, dan dari hasilnya, sebuah selubung yang berisi 95% dari kurva simulasi dibuat.

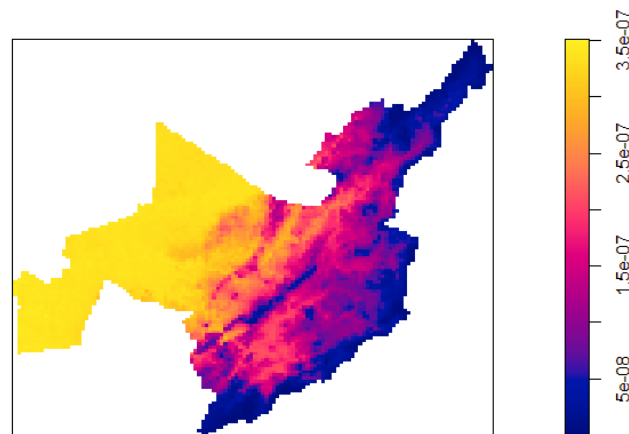
**Gambar 3. Hasil Envelope K Function LGCP**

Hasil simulasi *envelope* pada gambar 3 menampilkan plot K -function dari data asli bersama dengan selubung simulasi. Hasil menunjukkan bahwa kurva K -function dari data asli berada sepenuhnya di dalam selubung simulasi untuk semua

jarak yang relevan. Ini menandakan bahwa model LGCP yang diestimasi memberikan kecocokan yang baik dengan data. Model tersebut berhasil menangkap baik tren orde pertama maupun struktur korelasi orde kedua yang ada dalam pola sebaran hotspot.

4.4. Estimasi Parameter dan Model Final

Langkah terakhir adalah menggunakan model LGCP yang telah divalidasi untuk membuat peta prediksi intensitas risiko kebakaran di seluruh Kabupaten Banjar. Peta ini dihasilkan dengan memprediksi nilai intensitas ($\lambda(s)$) pada setiap piksel dalam grid yang halus di seluruh wilayah studi.



Gambar 4. Prediksi Intensitas Risiko Kebakaran di Kabupaten Banjar

Peta hasil prediksi intensitas risiko kebakaran ditunjukkan pada gambar 4. Hasil pada peta secara visual mengidentifikasi zona-zona kritis dengan risiko kebakaran tertinggi, yang ditandai dengan warna hangat (merah dan oranye). Meskipun pengaruh elevasi tidak signifikan secara statistik dalam model akhir, komponen trennya masih berkontribusi pada permukaan risiko secara keseluruhan. Namun, pola kluster yang kuat, yang ditangkap oleh komponen efek acak spasial ($Y(s)$), menjadi fitur yang dominan dalam peta risiko ini. Area dengan risiko tertinggi secara jelas terkonsentrasi di wilayah dataran rendah bagian barat Kabupaten Banjar, khususnya di kecamatan-kecamatan seperti Gambut, Aluh-Aluh, Kertak Hanyar, dan Sungai Tabuk. Peta menunjukkan bahwa risiko tidak hanya tinggi karena elevasi rendah, tetapi juga karena adanya faktor-faktor pendorong lain yang terstruktur secara spasial di area tersebut. Sebaliknya, wilayah perbukitan di bagian timur menunjukkan risiko yang jauh lebih rendah.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan model *Log-Gaussian Cox Process* (LGCP) untuk menganalisis dan memodelkan distribusi spasial titik hotspot kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Banjar, Kalimantan Selatan. Melalui pendekatan statistik spasial, model ini mampu memberikan dekomposisi dan pemahaman kuantitatif yang mendalam mengenai faktor-faktor yang mendorong risiko kebakaran di wilayah tersebut.

Beberapa kesimpulan utama dapat ditarik dari hasil analisis. Pertama, model LGCP terbukti efektif dalam menangkap pola spasial yang kompleks dari kejadian hotspot, memisahkan antara tren yang didorong oleh kovariat dan klusterisasi spasial residual. Kedua, meskipun terdapat tren negatif antara elevasi dan risiko kebakaran, analisis model penuh menunjukkan bahwa pengaruh elevasi tidak signifikan secara statistik setelah memperhitungkan adanya autokorelasi spasial yang kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun lokasi dataran rendah cenderung memiliki lebih banyak hotspot, pola sebaran yang sebenarnya lebih didominasi oleh faktor-faktor klusterisasi spasial yang tidak terukur, seperti kontinuitas bahan bakar atau pola aktivitas manusia yang terkelompok. Terakhir, analisis secara definitif menunjukkan adanya komponen autokorelasi spasial residual yang sangat signifikan, yang menyiratkan bahwa faktor-faktor pendorong yang tidak terukur dalam model ini memainkan peran yang dominan dalam membentuk lanskap risiko kebakaran.

Berdasarkan temuan dan kesimpulan dari penelitian ini, model yang ada dapat diperkaya dengan memasukkan variabel-variabel penjelas lain yang dihipotesiskan memengaruhi risiko kebakaran seperti data tutupan lahan dan jenis tanah. Selain itu, langkah logis berikutnya adalah memperluas model LGCP spasial saat ini menjadi model LGCP spatio-temporal. Model semacam itu akan mampu menganalisis bagaimana permukaan risiko kebakaran berevolusi dari bulan ke bulan atau dari tahun ke tahun, menangkap dinamika musim kemarau dan tren jangka panjang yang mungkin terkait dengan perubahan iklim atau perubahan penggunaan lahan.

References

- Badan Pemeriksa Keuangan Republik Indonesia. (2025, 26. June). *Profil Kabupaten Banjar*. <https://kalsel.bpk.go.id/profil-kabupaten-banjar/>.
- Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kota Banda Aceh. (2019). *Dampak serta kerugian yang diakibatkan pembakaran hutan*. <https://bpbdbandaacehkota.go.id/2019/09/17/dampak-serta-kerugian-yang-diakibatkan-pembakaran-hutan/>.
- Baddeley, A., Rubak, E. & Turner, R. (2016). *Spatial point patterns: methodology and applications with R* (Vol. 1). CRC press Boca Raton.
- Bahrul Ilmi, Rosalina Kumalawati, Nurlina & Inu Kencana Hadi. (2024). Pemetaan Tingkat Kerawanan Kebakaran Berdasarkan Sebaran Hotspot Di Kabupaten Banjar. *Gudang Jurnal Multidisiplin Ilmu*, 2(5), 128–139. <https://doi.org/10.59435/gjmi.v2i5.443>
- Ballo, A. (2023). Analisis Spasial Titik Kebakaran Hutan dan Lahan di Kota Kupang dan Sekitarnya dengan Metode Kernel Density. *Jurnal Penelitian Geografi (JPG)*, 11(2), 119–127.
- D'Angelo, N., Siino, M., D'Alessandro, A. & Adelfio, G. (2022). Local spatial log-Gaussian Cox processes for seismic data. *AStA Advances in Statistical Analysis*, 106(4), 633–671. <https://doi.org/10.1007/s10182-022-00444-w>
- Dinas Komunikasi dan Informatika Kabupaten Banjar. (2025, 26. June). *Bencana Alam (BPBD) - Satu Data Kabupaten Banjar*. <https://satudata.banjarkab.go.id/Elemen/112>.
- Illian, J., Penttinen, A., Stoyan, H. & Stoyan, D. (2008). *Statistical analysis and modelling of spatial point patterns*. John Wiley & Sons.
- Masganti, E. M. N. W. (2014). *Degradasi Lahan Gambut*. <https://repository.pertanian.go.id/bitstreams/41421bf5-918e-4ab1-b653-2266014fcfe5/download>
- Møller, J., Syversveen, A. R. & Waagepetersen, R. P. (1998). Log gaussian cox processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 25(3), 451–482.
- Moller, J. & Waagepetersen, R. P. (2003). *Statistical inference and simulation for spatial point processes*. CRC press.
- Moraga, P. (2023). *Spatial statistics for data science: theory and practice with R*. CRC Press.
- Ripley, B. D. (1977). Modelling spatial patterns. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(2), 172–192.
- Rosalina, K., Dianita, A. & Elisabeth, E. (2019). Penyebab Kebakaran Hutan Dan Lahan Gambut Di Kabupaten Barito Kuala Provinsi Kalimantan Selatan. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Sosial, Lingkungan Dan Tata Ruang (Semnas Islt) Manajemen Bencana Di Era Revolusi Industri 5.0*.
- Sakdiyah, K. & Choiruddin, A. (2021). Model Inhomogeneous Log-Gaussian Cox Process (LGCP) untuk Pemetaan Risiko Gempa Bumi di Sumatra. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 9(2), D108–D114.