ANALISIS HOTSPOT HARGA PROPERTI DI JABODETABEK: PENDEKATAN GEOSPASIAL DENGAN KERNEL DENSITY ESTIMATION (KDE)

Bungaria Tampubolon[1], Febry Vista Kristen Tarigan[2], Nurfitri Humayro Daulay[3], Aulia Hani[4]
bungaria.4231260002@gmail.com[1], febryvista07@gmail.com[2], nurfitrihumayro@gmail.com[3], auliahani11@gmail.com[4]
Universitas Negeri Medan

ABSTRAK

Properti merupakan sektor investasi yang berperan penting dalam pertumbuhan ekonomi, terutama di kawasan metropolitan seperti Jabodetabek. Fluktuasi harga properti di wilayah ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk lokasi, aksesibilitas, dan infrastruktur. Penelitian ini menganalisis distribusi harga properti di Jabodetabek menggunakan metode Kernel Density Estimation (KDE) untuk mengidentifikasi area dengan konsentrasi harga tinggi (hotspot) dan rendah (coldspot) Hasil analisis menunjukkan bahwa harga properti di Jabodetabek memiliki pola spasial yang signifikan. Nilai Moran's I sebesar 0.1616 dengan p-value = 0.001 mengonfirmasi adanya autokorelasi spasial, yang berarti harga properti cenderung mengelompok di lokasi strategis. Korelasi antara ukuran bangunan dan harga properti mencapai 0.63, menegaskan bahwa luas bangunan merupakan faktor utama yang mempengaruhi harga. Distribusi harga menunjukkan skewness ke kanan, dengan mayoritas properti berada di rentang harga rendah hingga menengah. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi investor, pengembang properti, serta pemerintah dalam menyusun strategi perencanaan kota dan pengembangan properti di Jabodetabek.
Kata Kunci: Harga Properti, Hotspot, Kernel Density Estimation, Geospasial, Jabodetabek.

ABSTRACT

Property is an investment sector that plays an important role in economic growth, especially in metropolitan areas such as Jabodetabek. Property price fluctuations in this area are influenced by various factors, including location, accessibility, and infrastructure. This study analyzes the distribution of property prices in Jabodetabek using the Kernel Density Estimation (KDE) method to identify areas with high (hotspot) and low (coldspot) price concentrations. The results of the analysis show that property prices in Jabodetabek have a significant spatial pattern. The Moran's I value of 0.1616 with a p-value = 0.001 confirms the presence of spatial autocorrelation, which means that property prices tend to cluster in strategic locations. The correlation between building size and property price reaches 0.63, confirming that building area is the main factor influencing prices. The price distribution shows skewness to the right, with the majority of properties in the low to medium price range. The results of this study are expected to provide insight for investors, property developers, and the government in formulating city planning and property development strategies in Jabodetabek.
Keywords: *Property Prices, Hotspot, Kernel Density Estimation, Geospatial, Jabodetabek.*

PENDAHULUAN

Pasar properti di wilayah Jakarta, Bogor, Depok, Tangerang, dan Bekasi (Jabodetabek) mengalami perkembangan yang pesat seiring dengan meningkatnya urbanisasi dan pertumbuhan ekonomi. Permintaan terhadap hunian dan properti komersial terus meningkat, yang menyebabkan variasi harga properti yang signifikan di berbagai lokasi. Pemahaman terhadap distribusi spasial harga properti menjadi krusial bagi

pengembang, investor, serta pemerintah dalam perencanaan tata ruang dan pengambilan keputusan strategis.[1]

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis pola distribusi harga properti secara geospasial adalah *Kernel Density Estimation* (KDE). Metode ini memungkinkan identifikasi hotspot atau klaster harga tinggi dan rendah dengan memanfaatkan data lokasi properti serta harga jualnya. Dengan pendekatan ini, dapat diperoleh pemetaan yang lebih akurat terhadap wilayah dengan nilai properti tinggi serta daerah dengan potensi pertumbuhan harga.[2]

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis hotspot harga properti di Jabodetabek menggunakan metode KDE. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai pola distribusi harga properti, faktor yang memengaruhi pembentukan hotspot, serta implikasi kebijakan yang dapat diterapkan untuk mengoptimalkan perkembangan sektor properti di wilayah ini.

TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Geospasial dalam Studi Properti

Analisis geospasial telah menjadi pendekatan penting dalam memahami distribusi harga properti. Metode ini memungkinkan pemetaan wilayah dengan nilai properti tinggi dan rendah berdasarkan karakteristik lingkungan dan faktor-faktor ekonomi. Dengan bantuan teknologi Sistem Informasi Geografis (SIG), analisis geospasial memberikan visualisasi yang lebih jelas mengenai pola persebaran harga properti, sehingga dapat digunakan untuk mendukung perencanaan perkotaan dan strategi investasi.

Dalam konteks properti, analisis geospasial tidak hanya membantu dalam mengidentifikasi daerah dengan harga tinggi atau rendah, tetapi juga dalam mengevaluasi faktor-faktor yang memengaruhi harga tersebut. Faktor-faktor seperti jarak ke pusat bisnis, keberadaan transportasi umum, serta kondisi lingkungan sekitar dapat dianalisis secara lebih mendalam dengan metode ini. Selain itu, dengan teknologi pemetaan yang semakin canggih, analisis geospasial juga dapat memproyeksikan tren harga properti di masa mendatang, yang sangat berguna bagi investor dan perencana kota.[3]

B. Kernel Density Estimation (KDE) dalam Analisis Properti

Metode *Kernel Density Estimation* (KDE) merupakan teknik statistika non-parametrik yang digunakan untuk memperkirakan distribusi probabilitas variabel acak secara spasial. Dalam konteks analisis properti, KDE membantu dalam mengidentifikasi area dengan kepadatan harga tinggi (hotspot) dan harga rendah (coldspot). Keunggulan metode ini terletak pada kemampuannya untuk menangkap pola distribusi harga berdasarkan data lokasi properti tanpa harus bergantung pada asumsi distribusi tertentu.

Selain itu, KDE juga memungkinkan analisis lebih lanjut terkait faktor-faktor yang

---

[1] Lisnawati, I., Nugroho, A.A. (2024). Decision Tree-Based Gradient Boosting: Algorithm To Approach House Price Prediction In Jakarta, Bogor, Depok, Tangerang, And Bekasi (Jabodetabek)., *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, 12(2).,* Hal: 1-11

[2] Setiawan, E., Murfi, H., Satria, Y. (2016). Analisis Penggunaan Metode Kernel Density Estimation pada Loss Distribution Approach untuk Risiko Operasional. *Jurnal Matematika Integratif, 12(1).,* Hal: 11-18

[3] Suhariyanto., Utari, W. (2020). Analisis Implementasi Data Informasi Geospasial Sebagai Upaya Peningkatan Kebutuhan Perlengkapan Jalan Di Dinas Perhubungan Kabupaten Probolinggo., *MAP (Jurnal Manajemen dan Administrasi Publik)., 3(4)*

berkontribusi terhadap pembentukan hotspot harga properti. Dengan mempertimbangkan variabel seperti aksesibilitas, infrastruktur, dan penggunaan lahan, metode ini dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai dinamika harga di suatu wilayah. KDE juga sering digunakan dalam berbagai studi perencanaan kota dan ekonomi regional karena kemampuannya dalam menyajikan data spasial secara lebih intuitif melalui peta kepadatan.[4]

Keunggulan lain dari KDE adalah kemampuannya untuk mengakomodasi data dalam skala besar dan menangani variasi spasial yang kompleks. Dalam analisis properti, KDE dapat dikombinasikan dengan metode lain seperti regresi geospasial atau machine learning untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat mengenai perubahan harga di masa depan. Oleh karena itu, metode ini menjadi alat yang sangat berguna dalam mengidentifikasi tren dan pola distribusi harga properti.

C. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Distribusi Harga Properti

Distribusi harga properti dipengaruhi oleh berbagai faktor, di antaranya:

1. Aksesibilitas dan Infrastruktur: Kedekatan dengan jalan utama, pusat transportasi umum, serta keberadaan fasilitas seperti bandara dan stasiun kereta berkontribusi terhadap peningkatan harga properti.
2. Keberadaan Fasilitas Publik: Ketersediaan sekolah, rumah sakit, pusat perbelanjaan, dan ruang terbuka hijau dapat meningkatkan daya tarik suatu kawasan dan berdampak pada harga properti.
3. Kebijakan Tata Ruang dan Regulasi: Peraturan mengenai zonasi, perencanaan wilayah, serta kebijakan pajak properti juga memengaruhi pola harga.
4. Kondisi Sosial-Ekonomi: Tingkat pendapatan penduduk, pertumbuhan ekonomi, serta perkembangan bisnis dan industri di suatu wilayah dapat memicu kenaikan harga properti.[5]

D. Pentingnya Studi Hotspot Harga Properti

Mengidentifikasi hotspot harga properti di wilayah Jabodetabek memiliki nilai strategis bagi berbagai pihak. Bagi investor dan pengembang properti, analisis ini dapat membantu dalam menentukan lokasi yang memiliki potensi keuntungan tinggi. Bagi pemerintah, pemetaan hotspot harga dapat digunakan untuk merumuskan kebijakan perumahan yang lebih inklusif dan berkelanjutan. Selain itu, pemahaman terhadap distribusi harga properti juga dapat membantu masyarakat dalam memilih lokasi hunian yang sesuai dengan kebutuhan dan anggaran mereka.

Dengan adanya pendekatan berbasis KDE, studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam mengembangkan strategi yang lebih tepat dalam sektor properti. Bagi investor, hasil analisis ini dapat menjadi acuan dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih optimal. Sementara itu, bagi pemerintah, hasil pemetaan hotspot harga properti dapat digunakan sebagai dasar dalam merancang kebijakan tata ruang dan pengelolaan urbanisasi yang lebih efektif. Dengan demikian, studi ini berperan dalam mendukung

[4] Setiawan, E., Murfi, H., Satria, Y. (2016). Analisis Penggunaan Metode Kernel Density Estimation pada Loss Distribution Approach untuk Risiko Operasional. *Jurnal Matematika Integratif, 12(1).*, Hal: 11-18

[5] Ritonga, I.T.L. (2019). Faktor Yang Mempengaruhi Nilai Properti Pada Perumahan De Vista Medan., *Jurnal Sains dan Teknologi, 11(1).*, Hal: 62-69

keseimbangan antara pertumbuhan ekonomi, pembangunan infrastruktur, dan ketersediaan hunian yang terjangkau bagi masyarakat luas.[6]

METODE PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis data sekunder yang diperoleh dari sumber terpercaya, seperti situs Kaggle yang menyediakan informasi harga properti secara real-time. Validasi tambahan dilakukan dengan membandingkan data dari laporan industri properti dan jurnal ilmiah yang membahas penerapan geospasial dalam analisis harga rumah.

B. Eksplorasi Data Spasial

Eksplorasi data dilakukan untuk memahami pola distribusi harga properti di Jabodetabek. Tahap ini melibatkan analisis statistik deskriptif dan visualisasi data spasial menggunakan perangkat lunak Python. Visualisasi peta sebaran harga properti dibuat untuk mengidentifikasi pola awal yang dapat menunjukkan indikasi adanya hotspot harga.

C. Preprocessing Data

Sebelum analisis dilakukan, data yang dikumpulkan harus melalui beberapa tahap preprocessing agar dapat digunakan secara optimal. Tahapan ini mencakup:

- Deteksi dan Penanganan Missing Values: Data yang memiliki nilai kosong akan diimputasi menggunakan metode mean substitution atau dihapus jika persentase missing values terlalu besar.
- Normalisasi Data: Variabel numerik seperti harga rumah dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling untuk memastikan distribusi data yang lebih seimbang. metode Min-Max Scaling telah digunakan untuk normalisasi, yang mengubah nilai agar berada di antara 0 dan 1. Formula yang digunakan dalam metode ini adalah:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Metode ini paling cocok dengan hasil yang terlihat karena nilai minimum dan maksimum berada pada 0 dan 1. Metode lain seperti Z-score Standardization (yang mengubah nilai sehingga memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1) kurang mungkin digunakan, karena hasil statistik menunjukkan rata-rata yang tidak nol dan nilai maksimum yang tidak mencapai 1.

D. Penerapan Model KDE

Kernel Density Estimation (KDE) digunakan untuk mengidentifikasi area dengan kepadatan harga properti tinggi atau rendah dalam suatu wilayah. Analisis dilakukan menggunakan langkah-langkah berikut:

- Penentuan Bandwidth: Menyesuaikan bandwidth KDE agar dapat menggambarkan pola distribusi harga properti dengan optimal.
- Pembuatan Peta Hotspot: Menghasilkan peta dengan nilai densitas tinggi sebagai indikator daerah dengan harga rumah mahal.

---

[6] Sartavie, R.I.A., Noviandi., Cahyo, A.A.D., Anwar, S. (2022). Implementasi Kernel Density Pada Analisa Daerah Rawan Kecelakaan Lalu Lintas Provinsi Dki Jakarta., *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer, 27(2).,* Hal: 159-168

- Interpretasi Hotspot: Menganalisis hasil peta untuk mengidentifikasi wilayah dengan harga properti tinggi dan faktor yang mempengaruhinya.

E. Evaluasi Model

Model KDE dievaluasi menggunakan metode berikut:

- Cross-validation untuk menilai keakuratan pemetaan hotspot.
- Comparative Analysis dengan studi sebelumnya untuk memastikan validitas hasil (Anselin, 2010).

Analisis Korelasi Spasial menggunakan Moran's I untuk mengukur pola spasial harga properti.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data Spasial

1. Ringkasan Statistik

Ringkasan Statistik Data:

	price_in_rp	lat	long	bedrooms	bathrooms
count	3.552000e+03	3552.000000	3552.000000	3552.000000	3552.000000
mean	4.192020e+09	-6.324728	106.792939	3.323480	2.619932
std	1.375260e+10	0.129263	0.172148	2.659887	2.686413
min	4.200000e+07	-6.894828	106.402315	1.000000	1.000000
25%	8.000000e+08	-6.397933	106.687295	2.000000	2.000000
50%	1.500000e+09	-6.300733	106.799954	3.000000	2.000000
75%	3.592500e+09	-6.231754	106.874766	4.000000	3.000000
max	5.800000e+11	-6.102478	109.771691	99.000000	99.000000

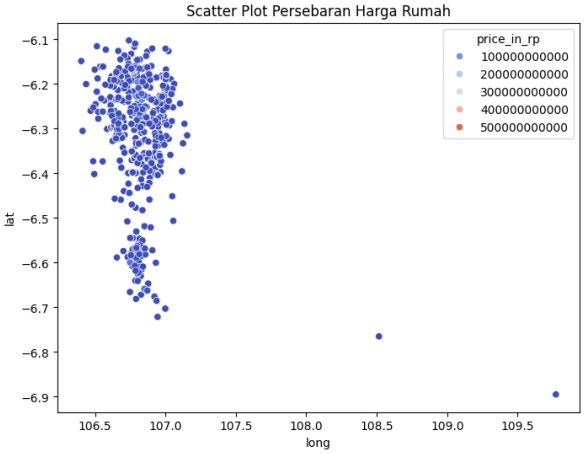
	land_size_m2	building_size_m2	carports	maid_bedrooms
count	3552.000000	3552.000000	3552.000000	3552.000000
mean	204.789696	186.564189	1.198198	0.496622
std	402.071507	248.412279	1.114972	0.685769
min	12.000000	1.000000	0.000000	0.000000
25%	75.000000	65.750000	1.000000	0.000000
50%	108.000000	112.000000	1.000000	0.000000
75%	192.000000	208.000000	2.000000	1.000000
max	8000.000000	6000.000000	15.000000	7.000000

	maid_bathrooms	floors	building_age	year_built	garages
count	3552.000000	3552.000000	3552.000000	3552.000000	3552.000000
mean	0.370495	1.764921	2.709741	2019.300957	0.709178
std	0.536063	0.636961	6.025660	6.051857	1.312009
min	0.000000	1.000000	0.000000	1870.000000	0.000000
25%	0.000000	1.000000	0.000000	2021.000000	0.000000
50%	0.000000	2.000000	1.000000	2021.000000	0.000000
75%	1.000000	2.000000	1.000000	2022.000000	1.000000
max	5.000000	5.000000	152.000000	2052.000000	50.000000

Ringkasan statistik data ini menunjukkan variasi besar dalam properti yang tercatat. Harga properti rata-rata sekitar 3,19 triliun Rupiah, dengan harga terendah 6 juta dan tertinggi 60 triliun, menunjukkan adanya distribusi harga yang condong ke harga tinggi. Lokasi properti berada di Indonesia, dengan rata-rata koordinat geografis -6,12 (latitude) dan 106,17 (longitude).Rata-rata properti memiliki 2,65 kamar tidur dan 2,68 kamar mandi. Luas tanah rata-rata 234 m², sementara luas bangunan 358 m², dengan beberapa properti memiliki ukuran sangat besar. Fasilitas lainnya termasuk rata-rata 1,6 garasi mobil dan beberapa properti dilengkapi dengan kamar tidur dan kamar mandi untuk asisten rumah tangga.

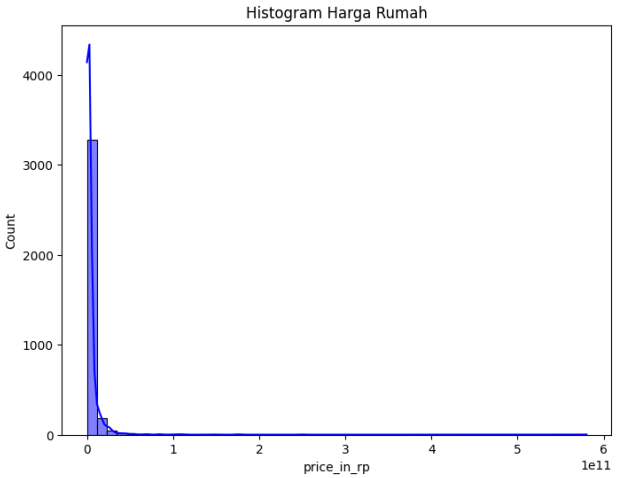
Rata-rata jumlah lantai adalah 1,6, dengan usia bangunan berkisar antara 0 hingga 152 tahun, rata-rata 17 tahun. Properti dalam dataset ini sangat bervariasi, dari rumah kecil hingga properti besar dan mewah, mencerminkan keragaman pasar properti di Indonesia.

2. Scatter Plot Persebaran Harga



Scatter plot persebaran harga rumah berdasarkan koordinat geografis (latitude dan longitude). Mayoritas properti terkonsentrasi di area dengan longitude 106,5 hingga 107,5 dan latitude -6,1 hingga -6,5, yang kemungkinan merupakan daerah perkotaan. Properti dengan harga lebih rendah (ditandai dengan warna biru) lebih terkonsentrasi, sementara properti dengan harga tinggi (warna merah/oranye) lebih tersebar. Beberapa titik yang jauh dari kelompok utama, terutama di kanan bawah plot (longitude > 109 dan latitude -6,9), kemungkinan adalah outlier yang mewakili properti di lokasi terpencil atau eksklusif. Secara keseluruhan, dataset ini menunjukkan bahwa sebagian besar properti berada di area utama dengan harga lebih rendah, sementara properti dengan harga tinggi lebih jarang dan tersebar.

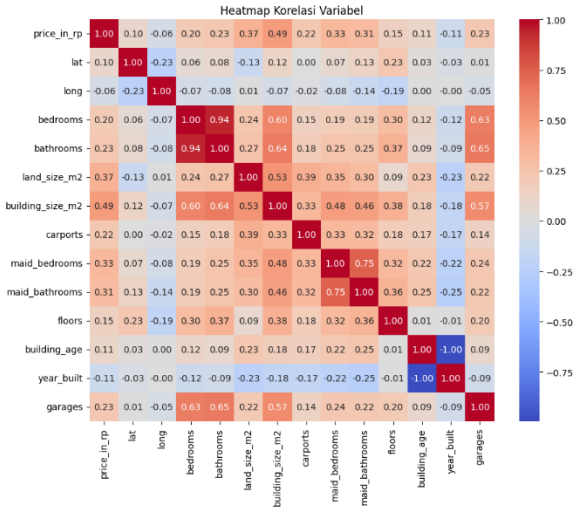
3. Histogram Harga Rumah



Histogram harga rumah menunjukkan distribusi harga yang skewed ke kanan, artinya sebagian besar rumah memiliki harga yang relatif rendah, sementara hanya sedikit rumah yang memiliki harga sangat tinggi. Puncak tajam di sisi kiri grafik menunjukkan konsentrasi harga rumah yang lebih rendah, dan jumlah properti berkurang secara drastis seiring meningkatnya harga. Sumbu X menunjukkan harga rumah dalam Rupiah dengan rentang yang sangat besar, mencapai hingga 60 triliun, meskipun sebagian besar rumah berada jauh di bawah harga maksimum ini. Ekor panjang di sisi kanan grafik

mengindikasikan adanya beberapa properti dengan harga ekstrem, yang kemungkinan besar adalah rumah mewah atau properti komersial yang sangat mahal. Dengan adanya skewness yang signifikan ini, dapat disimpulkan bahwa harga rumah dalam dataset cenderung terpusat pada harga rendah hingga menengah, dan analisis lebih lanjut, seperti transformasi logaritmik, mungkin diperlukan untuk memahami distribusi harga dengan lebih baik.

4. Heatmap Korelasi Variabel



Pada Heatmap korelasi tersebut Warna yang lebih gelap menunjukkan korelasi yang lebih kuat, baik positif (merah gelap) maupun negatif (biru gelap), sementara warna putih atau terang menunjukkan korelasi yang lemah atau tidak signifikan. Dalam hal ini, korelasi positif yang kuat terlihat antara ukuran bangunan (m2) dan harga rumah, dengan nilai korelasi 0,63. Artinya, semakin besar ukuran bangunan, semakin tinggi harga rumah. Korelasi dengan luas tanah (m2) juga positif (0,37), meskipun pengaruhnya lebih kecil dibandingkan ukuran bangunan. Jumlah kamar mandi dan jumlah kamar tidur memiliki korelasi positif dengan harga rumah (0,33 dan 0,31), tetapi hubungan ini tidak sekuat dengan ukuran bangunan.

Di sisi lain, ada korelasi rendah atau negatif dengan beberapa variabel. Tahun dibangun menunjukkan korelasi sangat rendah (-0,08) terhadap harga rumah, menunjukkan bahwa usia bangunan hampir tidak mempengaruhi harga. Begitu juga dengan koordinat geografis (latitude dan longitude), yang hanya menunjukkan korelasi kecil terhadap harga rumah, masing-masing 0,10 dan -0,02, menandakan bahwa lokasi geografis tidak banyak mempengaruhi harga properti dalam dataset ini.

Selain itu, heatmap ini juga menunjukkan hubungan antar variabel lainnya. Misalnya, ukuran bangunan (m2) dan luas tanah (m2) memiliki korelasi sedang (0,57), yang menunjukkan bahwa properti dengan luas tanah lebih besar cenderung memiliki ukuran bangunan yang lebih besar juga. Jumlah kamar tidur dan jumlah kamar mandi memiliki korelasi yang lebih tinggi (0,61), yang menunjukkan bahwa rumah dengan lebih banyak kamar tidur biasanya memiliki lebih banyak kamar mandi. Kamar tidur asisten rumah tangga dan kamar mandi asisten rumah tangga memiliki korelasi yang hampir sempurna (0,93), menunjukkan bahwa properti dengan fasilitas asisten rumah tangga hampir selalu dilengkapi dengan kamar mandi khusus juga. Selain itu, terdapat korelasi

moderat antara jumlah lantai dan ukuran bangunan (0,35), yang menunjukkan bahwa rumah bertingkat cenderung memiliki ukuran bangunan yang lebih besar.

Secara keseluruhan, faktor yang paling berpengaruh terhadap harga rumah adalah ukuran bangunan, diikuti oleh luas tanah, jumlah kamar mandi, dan jumlah kamar tidur. Sementara itu, lokasi geografis dan tahun dibangun memiliki pengaruh yang relatif kecil terhadap harga rumah. Hubungan kuat antara jumlah lantai, ukuran bangunan, dan jumlah kamar menunjukkan bahwa properti dengan lebih banyak fasilitas dan ruang cenderung memiliki nilai yang lebih tinggi.

B. Preprocessing Data

1. Deteksi Missing value

```
Jumlah missing values setelah imputasi:
price_in_rp             0
title                   0
address                 0
district                0
city                    0
lat                     0
long                    0
property_type           0
bedrooms                0
bathrooms               0
land_size_m2            0
building_size_m2        0
carports                0
certificate             0
maid_bedrooms           0
maid_bathrooms          0
floors                  0
building_age            0
year_built              0
property_condition      0
building_orientation    0
garages                 0
furnishing              0
price_scaled            0
dtype: int64
```

Pada output tersebut menunjukkan hasil deteksi nilai hilang (missing values) setelah dilakukan imputasi pada dataset properti. Imputasi adalah proses untuk menggantikan nilai yang hilang dengan nilai yang diestimasi, seperti menggunakan rata-rata (mean), median, mode, atau metode interpolasi lainnya. Dari gambar ini, dapat dilihat bahwa setelah proses imputasi, semua variabel dalam dataset telah berhasil diisi dan tidak ada lagi nilai yang hilang, yang ditandai dengan angka 0 missing values untuk setiap variabel. Ini menunjukkan bahwa imputasi telah dilakukan dengan sukses, memastikan tidak ada data yang hilang dalam dataset.

Variabel yang dicek dalam proses ini meliputi berbagai informasi penting, seperti harga, informasi lokasi (seperti title, address, district, city, latitude, dan longitude), informasi properti (termasuk property type, jumlah kamar tidur, kamar mandi, dll.), fitur tambahan (seperti jumlah garasi, furnitur, sertifikat, dll.), dan bahkan variabel hasil transformasi seperti harga yang sudah diskalakan .

Kesimpulannya, sebelum dilakukan imputasi, mungkin ada beberapa variabel yang memiliki missing values. Namun, setelah proses imputasi selesai, semua nilai hilang telah teratasi, sehingga dataset sekarang sudah bersih dan siap untuk dianalisis atau digunakan dalam pemodelan. Dengan tidak adanya missing values, kualitas data meningkat, yang mengurangi potensi risiko bias atau error yang mungkin muncul selama proses analisis

atau prediksi statistik. Hal ini sangat penting untuk memastikan hasil yang lebih akurat dan dapat dipercaya dari analisis atau model yang dibangun.

2. Normalisasi Data

```
Ringkasan harga rumah setelah normalisasi:
count    3552.000000
mean        0.007156
std         0.023713
min         0.000000
25%         0.001307
50%         0.002514
75%         0.006122
max         1.000000
```

Setelah normalisasi, harga rumah memiliki nilai min = 0 dan max = 1, yang berarti semua nilai harga telah disesuaikan dalam rentang tersebut. Rata-rata nilai harga rumah yang dinormalisasi adalah 0.007156, yang cukup kecil, menandakan bahwa sebagian besar harga rumah dalam dataset berada di kisaran rendah. Standar deviasi sebesar 0.023713 menunjukkan bahwa sebaran harga rumah setelah normalisasi masih cukup kecil, meskipun ada sedikit variasi dalam data. Kuartil (25%, 50%, 75%) menunjukkan bahwa sebagian besar harga rumah berada pada rentang bawah (lebih dekat ke 0), yang konsisten dengan distribusi harga asli yang sangat skewed, dengan sebagian besar rumah memiliki harga yang relatif rendah.

Kesimpulannya, normalisasi harga rumah menggunakan Min-Max Scaling berhasil membawa data ke rentang 0 hingga 1. Mayoritas nilai harga rumah berada sangat dekat dengan 0, yang menunjukkan bahwa harga dalam dataset ini sangat skewed ke bawah, dengan banyak rumah memiliki harga yang relatif rendah.

D. Penerapan Model KDE

```
Bandwidth KDE: 0.256008572000722
Jumlah sampel dalam KDE: 3552
```

Gambar diatas menampilkan distribusi kepadatan harga rumah (KDE) yang menggunakan metode Kernel Density Estimation (KDE) untuk memvisualisasikan kepadatan lokasi rumah berdasarkan koordinat geografis. KDE adalah metode statistik non-parametrik yang digunakan untuk memperkirakan distribusi probabilitas suatu variabel secara kontinu, tanpa membuat asumsi mengenai bentuk distribusinya. Dalam hal ini, KDE digunakan untuk mengestimasi dan memetakan kepadatan rumah berdasarkan latitude dan longitude di dataset.

Pada visualisasi ini, sumbu X (Longitude) dan Y (Latitude) menunjukkan lokasi geografis rumah, sementara titik-titik biru mewakili lokasi rumah yang tersedia dalam dataset. Kepadatan tinggi diwakili oleh area dengan banyak titik biru, yang menandakan bahwa banyak rumah terdaftar di daerah tersebut. Sebaliknya, kepadatan rendah menunjukkan wilayah dengan sedikit atau tidak ada rumah dalam dataset. Analisis

visualisasi ini mengungkapkan bahwa sebagian besar rumah terdistribusi di bagian kiri peta, yang kemungkinan besar mencerminkan konsentrasi properti di sekitar kota-kota besar atau daerah perkotaan dengan aktivitas properti yang lebih tinggi. Wilayah dengan sedikit titik biru bisa menunjukkan daerah dengan jumlah rumah yang lebih sedikit dalam dataset, atau area yang kurang aktif dalam hal transaksi properti.

Bandwidth KDE yang digunakan dalam visualisasi ini adalah 0.256, yang menentukan tingkat kelicinan dalam estimasi kepadatan. Bandwidth ini mempengaruhi seberapa sensitif KDE terhadap variasi data: bandwidth yang terlalu kecil bisa menghasilkan estimasi yang terlalu detail atau "berisik," sedangkan bandwidth yang terlalu besar dapat membuat distribusi terlihat lebih rata, kehilangan rincian penting.

E. Evaluasi Model

```
Moran's I: 0.16162418621980834
p-value: 0.001
Terdapat autokorelasi spasial yang signifikan.
```

Evaluasi model yang ditampilkan menggunakan Moran's I, yang mengukur autokorelasi spasial dalam data geografis, memberikan wawasan yang penting mengenai pola spasial harga rumah dalam dataset. Nilai Moran's I berkisar antara -1 hingga 1: jika nilai Moran's I > 0, ini menunjukkan adanya clustering positif (nilai serupa berkelompok di area tertentu); jika Moran's I < 0, menunjukkan pola dispersi atau acak; dan jika Moran's I ≈ 0, berarti tidak ada pola spasial yang jelas.

Dalam evaluasi ini, nilai Moran’s I = 0.1616, yang positif, menunjukkan adanya clustering harga rumah di wilayah tertentu. Ini berarti bahwa rumah dengan harga tinggi cenderung berkelompok di area tertentu, sementara rumah dengan harga rendah juga berkelompok di area lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa harga rumah tidak tersebar secara acak, melainkan mengikuti pola spasial yang terstruktur. Selain itu, nilai p-value = 0.001 yang sangat kecil menunjukkan bahwa pola spasial yang terdeteksi adalah signifikan secara statistik.

Dengan adanya autokorelasi spasial yang signifikan ini, penting untuk mempertimbangkan faktor spasial dalam model prediksi harga rumah. Jika model hanya mengandalkan variabel non-geografis tanpa mempertimbangkan lokasi, hasil prediksi mungkin kurang akurat. Oleh karena itu, pendekatan berbasis spasial seperti regresi spasial, yang memperhitungkan koordinat geografis sebagai faktor prediktor, atau kriging dan interpolasi spasial yang memanfaatkan pola spasial untuk memperkirakan harga di area yang tidak memiliki data, dapat membantu meningkatkan akurasi model. Clustering berbasis lokasi juga bisa digunakan untuk memisahkan area dengan pola harga yang berbeda, sehingga model dapat lebih tepat dalam memprediksi harga rumah di berbagai wilayah.

Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa harga rumah dalam dataset ini menunjukkan pola spasial yang signifikan. Dengan memanfaatkan autokorelasi spasial ini dalam pengembangan model prediksi harga rumah berbasis geospasial, seperti regresi spasial atau interpolasi spasial, hasil analisis dan prediksi dapat menjadi lebih akurat dan lebih menggambarkan kondisi pasar properti yang sebenarnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis pola distribusi harga properti di Jabodetabek menggunakan metode Kernel Density Estimation (KDE). Hasil analisis menunjukkan bahwa harga properti tidak tersebar secara acak, melainkan membentuk pola spasial yang signifikan. Nilai Moran's I sebesar 0.1616 dengan p-value 0.001 mengonfirmasi adanya autokorelasi spasial, menunjukkan bahwa harga properti cenderung mengelompok di wilayah tertentu.

Wilayah dengan harga tinggi terkonsentrasi di pusat bisnis Jakarta dan sebagian Tangerang Selatan, sedangkan daerah dengan harga lebih rendah tersebar di pinggiran kota. Korelasi antara ukuran bangunan dan harga properti sebesar 0.63, menunjukkan bahwa luas bangunan menjadi faktor dominan dalam menentukan harga rumah. Selain itu, distribusi harga rumah skewed ke kanan, yang berarti sebagian besar rumah berada pada kisaran harga rendah hingga menengah, sementara properti dengan harga sangat tinggi lebih jarang ditemukan.

Temuan ini menegaskan pentingnya analisis geospasial dalam memahami dinamika pasar properti. Hasil penelitian ini dapat digunakan oleh pengembang properti, investor, dan pemerintah dalam menyusun strategi pengembangan wilayah dan kebijakan perencanaan kota yang lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

Asyrowi, H., Saharjo, H.B., Putra, I.E. (2021). Pola Sebaran Hotspot di Taman Hutan Raya Raden Soerjo (Hotspot Distribution Patterns in Raden Soerjo Grand Forest Park). Jurnal Penelitian Hutan dan Konservasi Alam, 151-165.

Aufa, S., Santoso, R., & Suparti, S. (2022). Pemodelan Indeks Harga Properti Residensial Di Indonesia Menggunakan Metode Generalized Space Time Autoregressive. Jurnal Gaussian , 11 (1), 31-44.

Cahyani, C. F., Kusnandar, D., Debataraja, N. N., & Martha, S. (2024). Cluster Mapping Of Hotspots Using Kernel Density Estimation In West Kalimantan. BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 18(4), 2353-2362.

Elmanisa, AM, Kartiva, AA, Fernando, A., Arianto, R., Winarso, H., & Zulkaidi, D. (2017). Pemetaan harga tanah Jabodetabek, Indonesia. Geoplanning: Jurnal Geomatika dan Perencanaan , 4 (1), 53-62.

Kalinic, M., Krisp, M, J. (2018). Kernel Density Estimation (KDE) vs. Hot-Spot Analysis - Detecting Criminal Hot Spots in the City of San Francisco. AGILE, 12-15.

Lisnawati, I., & Nugroho, AA (2024). Peningkatan Gradien Berbasis Pohon Keputusan: Algoritma Pendekatan Prediksi Harga Rumah Di Jakarta, Bogor, Depok, Tangerang, Bekasi (Jabodetabek). Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang , 12 (2), 1-9.

Martin, E.G. (2016). Estimasi kepadatan kernel (KDE) dengan pemilihan lebar pita adaptif untuk kontur lingkungan dari kondisi laut ekstrem. OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey, 1-5

Masron, T., Marzuki, A., Yaakub, NF, Nordin, MN, & Jubit, N. (2021). Analisis spasial hotspot kejahatan di Distrik Pulau Penang Timur Laut dan Distrik Kuching, Malaysia. Perencanaan Malaysia , 19 .

Ritonga, I. T. L. (2019). Faktor Yang Mempengaruhi Nilai Properti Pada Perumahan De Vista Medan. Jurnal Sains dan Teknologi ISTP, 11(1), 62-69.

Safitri, J. S., & Nasrudin, N. (2024). Identifikasi dan Estimasi Bubble Harga Properti Residensial 14 Kota Indonesia 2010-2022 Pendekatan Data Panel. Jurnal Manajemen Aset Dan Penilai, 4(1).

Sartavie, R. I. A., Noviandi, N., Cahyo, A. A. D., & Anwar, S. (2022). Implementasi kernel density pada analisa daerah rawan kecelakaan lalu lintas provinsi DKI Jakarta. Jurnal Ilmiah Informatika Komputer, 27(2), 159-168.

Setiawan, E., Murfi, H., & Satria, Y. (2016). Analisis Penggunaan Metode Kernel Density Estimation pada Loss Distribution Approach untuk Risiko Operasional. Jurnal Matematika Integratif ISSN, 1412, 6184.

Suhariyanto., & Utari, W. (2020). Analisis Implementasi Data Informasi Geospasial Sebagai Upaya Peningkatan Kebutuhan Perlengkapan Jalan di Dinas Perhubungan Kabupaten Probolinggo. MAP (Jurnal Manajemen dan Administrasi Publik), 3(4), 538-548.

Tepanosyan, G., Sahakyan, L., Zhang, C., Saghatelyan, A. (2019). The application of Local Moran's I to identify spatial clusters and hot spots of Pb, Mo and Ti in urban soils of Yerevan. Applied GEochemistry,104, 116-123.

Valgunadi, N.A., Zinadarta, B.M., Rahmalia, A., Arrasyid, R. (2023). Analisis Hotspot (Getis Ord Gi*) dan Average Nearest Neighbour (ANN) pada Sebaran Pariwisata di Kabupaten Wonosobo. Jurnal Pendidikan Geografi Undiksha, 204-214.