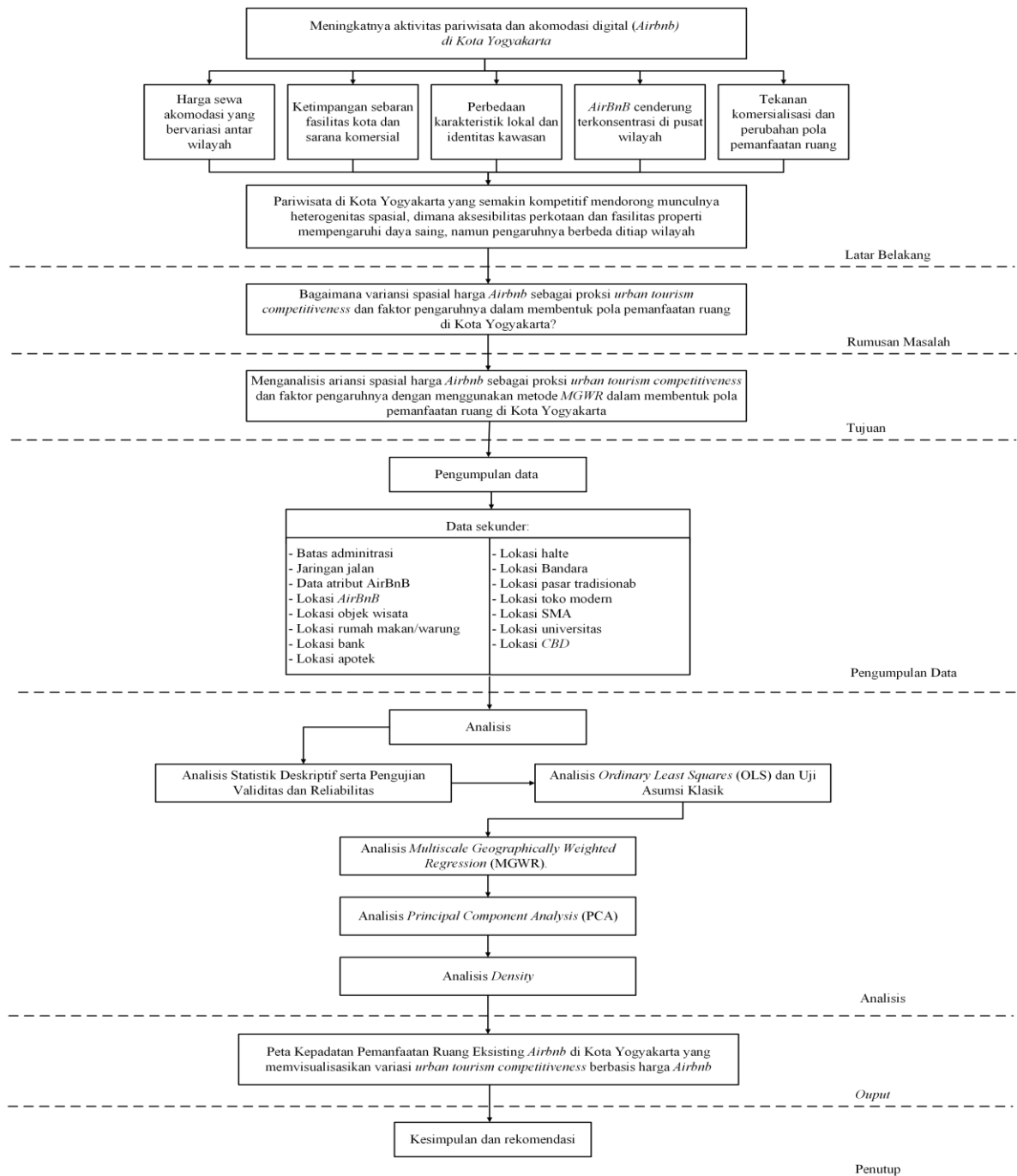


BAB 2 KONSEP PERENCANAAN

2.1. Kerangka Perencanaan

Konsep perencanaan disusun dalam bentuk diagram alur suatu penelitian agar berjalan secara sistematis. Berikut merupakan konsep perencanaan penelitian yang dilakukan.



Sumber: Penulis, 2025

Gambar 8. Kerangka Perencanaan

2.2. Kajian Teori

2.2.1. *Urban Tourism*

Belakangan ini, pariwisata telah menjadi salah satu pendorong utama pembangunan perkotaan. Pertumbuhan ini tidak terlepas dari promosi dan investasi yang kuat dalam pengembangan destinasi wisata di wilayah kota (John Heeley, 2011; Kotus dkk., 2015). Dalam konteks tersebut, pariwisata perkotaan (*urban tourism*) merupakan serangkaian aktivitas wisata berlokasi di wilayah metropolitan, di mana kota berfungsi bukan hanya sebagai wadah aktivitas tetapi juga sebagai objek konsumsi utama bagi wisatawan (Klepej & Marot, 2024). Dengan karakter ruang yang padat, keragaman fungsi ekonomi, serta kekayaan budaya dan sejarah, kota menjadi daya tarik tersendiri yang mendorong terjadinya interaksi wisatawan dengan berbagai elemen perkotaan. Alhasil, *urban tourism* berkembang menjadi sektor strategis yang mampu memberikan kontribusi signifikan terhadap dinamika ekonomi, sosial dan ruang kota.

Secara definisi, pariwisata perkotaan merujuk pada aktivitas pariwisata yang terjadi di wilayah metropolitan, yang melibatkan interaksi antara wisatawan dan lingkungan binaan (*built environment*) kota (Ashworth & Page, 2011). Dalam penelitiannya, Ashworth menggambarkan pariwisata perkotaan sebagai fenomena yang sangat kompleks karena tidak memiliki batas yang tegas antara aktivitas wisata dan aktivitas keseharian kota. Hal ini berbeda dari pariwisata resor yang memiliki struktur aktivitas yang lebih terpisah dan terdefinisi dengan jelas. Ashworth & Page (2011) menyebut perbedaan ini sebagai “paradoks pariwisata perkotaan”, Dimana fungsi wisata dan fungsi keseharian kota saling tumpang tindih, membentuk dinamika ruang yang khas dan lebih beragam dibandingkan destinasi wisata konvensional.

European Commission (2000) memperluas definisi *urban tourism* dari sisi penawaran (*supply-side*), dengan mendeskripsikan sebagai kumpulan sumber daya dan aktivitas wisata yang berlokasi di kota dan ditawarkan kepada pengunjung dari wilayah lain. Namun, definisi ini dianggap belum sepenuhnya menangkap esensi interaksi sosial yang terjadi dalam ruang kota. Kompleksitas utama dalam mendefinisikan pariwisata perkotaan terletak pada kenyataan bahwa fasilitas yang digunakan wisatawan seperti transportasi public, ruang terbuka hijau, museum, restoran dan pusat perbelanjaan merupakan fasilitas yang sama digunakan oleh masyarakat lokal (Purnomo, 2021). Ashworth & Page (2010) menekankan bahwa hanya sedikit infrastruktur kota yang dirancang secara eksklusif untuk wisatawan, sehingga aktivitas wisata tidak terlihat (*invisible*) dalam statistik ekonomi kota

karena pengeluaran wisatawan bercampur dengan konsumsi domestik. Situasi inilah yang menjadikan pariwisata perkotaan sebagai fenomena yang sulit dipisahkan dari dinamika ruang dan kehidupan sehari-hari kota.

2.2.2. Daya Saing Pariwisata Perkotaan (*Urban Tourism Competitiveness*)

Dalam era globalisasi, kota-kota bersaing secara intensif untuk menarik modal, talenta, dan wisatawan, sehingga konsep *urban tourism competitiveness* menjadi isu strategis dalam perencanaan kota dan kebijakan publik. Secara teoritis, daya saing destinasi berakar pada pembedaan antara keunggulan komparatif yakni sumber daya bawaan seperti warisan budaya, lanskap, dan lokasi serta keunggulan komparatif berkaitan dengan kemampuan kota dalam mengelola, mengembangkan, dan memasarkan sumber daya tersebut melalui infrastruktur yang efektif, kualitas layanan, inovasi, serta kebijakan yang mendukung (Marco Cucculelli & Luca Del Bene, 2023; Salinas Fernández dkk., 2020).

Model J. R. B. Ritchie & G. I. Crouch (2003) dianggap sebagai salah satu kerangka kerja paling komprehensif dalam memahami daya saing destinasi. Model ini mengelompokkan determinan daya saing dalam lima lapisan utama: (1) *Core Resources and Attractors*, yang meliputi sumber daya inti seperti budaya, Sejarah, atraksi, dan acara khusus yang memotivasi wisatawan untuk berkunjung; (2) *Supporting Factors and Resources*, seperti infrastruktur, aksesibilitas, dan fasilitas pendukung yang memungkinkan pariwisata berlangsung; (3) *Destination Management*, yaitu aktivitas operasional seperti pemasaran dan penyediaan informasi; serta (5) *Qualifying and Amplifying Determinants*, seperti keamanan, harga, dan kondisi eksternal yang mempengaruhi pengalaman wisata. Model ini menggarisbawahi bahwa daya saing merupakan hasil dari interaksi dinamis antara faktor internal dan eksternal destinasi.

Penyempurnaan lebih lanjut diberikan oleh Enright & Newton (2004) yang menekankan bahwa pariwisata perkotaan tidak berdiri sendiri, melainkan sangat bergantung pada daya saing kota secara keseluruhan sebagai pusat bisnis dan aktivitas ekonomi. Melalui studi empiris di Hong Kong dan Asia Pasifik, mereka menemukan bahwa faktor bisnis umum seperti stabilitas politik, tata kelola pemerintahan, kualitas layanan kesehatan, dan infrastruktur telekomunikasi sering kali sama pentingnya atau bahkan lebih berpengaruh, dibandingkan faktor spesifik pariwisata. Pendekatan ini menegaskan bahwa wisatawan kota modern menuntut standar layanan publik yang tinggi, sehingga lingkungan bisnis menjadi komponen kunci dalam membentuk daya saing pariwisata. Enright dan Newton kemudian

membedakan secara jelas antara *Attractors* (daya tarik wisata) dan *Bussiness Environment* (lingkungan bisnis) sebagai dua pilar utama daya saing pariwisata perkotaan.

Model Dwyer dan Kim memperluas pemahaman daya saing pariwisata dengan mengintegrasikan dimensi permintaan dan kondisi situasional ke dalam kerangka analitis. Berbeda dengan model sebelumnya yang lebih focus pada sisi penawaran, model ini menekankan bahwa persepsi dan preferensi wisatawan memainkan peran penting dalam menentukan daya saing. Selain itu, mereka menempatkan kualitas hidup (*quality of life*) sebagai *outcome* utama dari daya saing destinasi, terutama untuk konteks kota dimana interaksi antar wisatawan dan penduduk lokal berlangsung intens. Pendekatan ini relevan bagi pariwisata perkotaan yang bertujuan mencapai keberlanjutan ekonomi, sosial, dan lingkungan dengan menyeimbangkan kepentingan wisatawan dan kesejahteraan warga kota (Dwyer & Kim, 2003).

2.2.3. *Sharing Economy* dan *Airbnb* dalam Sistem Pariwisata Perkotaan

Sharing economy telah mengubah cara kerja pariwisata *modern*, terutama melalui *platform* seperti *Airbnb* yang memungkinkan pemilik rumah menyewakan kamar atau unit mereka seacara langsung kepada wisatawan (Parisi, 2025). Perubahan ini tidak hanya bersifat teknologi, tetapi juga mengubah pola penggunaan ruang kota (Adamiak dkk., 2019). *Airbnb* menyebar ke kawasan permukiman yang sebelumnya tidak tersentuh oleh akomodasi wisata, sehingga terjadi desentralisasi aktivitas pariwisata dari pusat kota (Zervas dkk., 2016). Namun, pola pusat pinggiran tetap terlihat karena jumlah *listing Airbnb* tetap paling tinggi di area pusat kota dan menurun ke arah pinggiran. Berbagai penelitian (Deboosere dkk., 2019; Guo, 2020b; Hong & Yoo, 2020) menunjukkan bahwa *Airbnb* dan hotel sering berada di lokasi yang sama karena keduanya bergantung pada faktor seperti aksesibilitas dan kedekatan dengan objek wisata, meskipun di beberapa wilayah pinggiran hanya *Airbnb* yang menawarkan akomodasi.

Pola spasial ini sejalan dengan *Hedonic Price Theory* Rosen (1974) yang menyatakan bahwa harga sebuah produk dalam hal ini harga sewa *Airbnb* terbentuk dari kumpulan karakteristik yang melekat padanya. Dalam konteks akomodasi pariwisata, karakteristik tersebut dapat berupa kedekatan dengan atraksi wisata, aksesibilitas jaringan jalan, kualitas lingkungan sekitar, serta dinamika spasial kawasan. Dengan demikian, variasi harga dan distribusi *Airbnb* di kota merupakan refleksi langsung dari nilai setiap atribut urban tersebut, sehingga kecenderungan konsentrasi *listing* dan perbedaan harga antarwilayah dapat

dipahami sebagai manifestasi dari perbedaan nilai hedonik yang ditawarkan oleh tiap lokasi (Richards dkk., 2020).

2.2.4. Faktor Penentu Harga *Airbnb* Kaitannya dengan *Urban Tourism Competitiveness*

Landasan utama analisis ini adalah Teori Harga Hedonik (*Hedonic Price Theory*) yang dikembangkan oleh Lancaster (1966) dan diformalisasi untuk pasar perumahan oleh Rosen (1974). Teori ini menjelaskan bahwa barang tidak dinilai hanya dari wujud fisiknya, tetapi dari kumpulan atribut yang memberi manfaat bagi konsumen. Dengan demikian, konsumen *Airbnb* tidak sekadar menyewa “rumah”, melainkan membeli akses terhadap jumlah kamar, jarak ke pusat kota, serta fasilitas yang ditawarkan (Cellmer dkk., 2024).

Penentuan faktor yang mempengaruhi harga *Airbnb* tidak dapat dilepaskan dari konteks daya saing wisata perkotaan. Dalam lingkungan kota yang menawarkan beragam atraksi, aksesibilitas, dan fasilitas, nilai sebuah akomodasi sangat dipengaruhi oleh seberapa menarik dan strategis lokasi tersebut bagi wisatawan. Karena itu, berbagai aspek seperti kedekatan dengan pusat kegiatan, kualitas lingkungan sekitar, serta fasilitas yang tersedia menjadi pertimbangan utama dalam membentuk harga sewa *Airbnb* (Sainaghi dkk., 2021; Wirtz & Lovelock, 2016). Faktor penentu harga *Airbnb* juga dapat dikaji sebagai berikut.

Tabel 3. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Referensi	Sumber
Y	Harga <i>Airbnb</i>	Harga <i>Airbnb</i> digunakan sebagai variabel Y dalam model spasial MGWR untuk melihat pengaruh lokasi dan fasilitas (Zhao dkk., 2023).	<i>Airbnb</i> (Data Mining)
Fasilitas Fisik Internal			
X ₁	Jumlah bedroom	Menemukan bahwa atribut seperti jumlah tempat tidur, kamar mandi, dan fasilitas seperti kolam renang, wifi, lift, berkontribusi pada harga sewa yang lebih tinggi (González Morales dkk., 2019).	<i>Airbnb</i> (Data Mining)
X ₂	Jumlah bathroom		
X ₃	Jumlah TV		
X ₅	Jumlah WiFi		
X ₆	Jumlah AC	Studi besar ini menunjukkan bahwa harga dipengaruhi oleh karakteristik properti (misalnya: <i>entire home vs shared room</i>), ukuran, fasilitas, dan lokasi listing (Wang & Nicolau, 2017)	
X ₇	Jumlah Kitchen		
X ₈	Jumlah Pool	Menemukan bahwa atribut seperti jumlah tempat tidur, kamar mandi, dan fasilitas seperti kolam renang, wifi, lift, berkontribusi pada harga sewa yang lebih tinggi (González Morales dkk., 2019).	

Variabel	Keterangan	Referensi	Sumber
X ₉	Jumlah hair dryer	Memperkuat bahwa listing dengan <i>entire place</i> , kapasitas besar, fasilitas lengkap, cenderung dihargai lebih tinggi oleh konsumen (Chen & Xie, 2017).	
X ₁₀	Jumlah bathub		
X ₁₁	Jumlah beds		
X ₁₂	Jumlah essentials		
Kualitas Lingkungan Permukiman			
X ₁₃	Jarak ke objek wisata	Membagi determinan harga ke dalam beberapa kategori (fitur properti, lokasi, reputasi, host), dan menekankan bahwa lokasi sering menjadi faktor dominan (Guo, 2020; Gyódi & Nawaro, 2021; Zhao dkk., 2023).	<i>Spatial Query</i> (QGIS)
X ₁₄	Jarak ke rumah makan		
X ₁₅	Jarak ke bank		
X ₁₆	Jarak ke apotek		
X ₁₇	Jarak ke halte		
X ₁₈	Jarak ke bandara		
X ₁₉	Jarak ke pasar		
X ₂₀	Jarak toko modern		
X ₂₁	Jarak ke sekolah		
X ₂₂	Jarak ke universitas		
X ₂₃	Jarak CBD		

Sumber: Penulis, 2025

2.2.5. Ordinary Least Squares (OLS)

Ordinary Least Squares (OLS) merupakan salah satu metode analisis regresi linear yang paling umum digunakan dalam penelitian kuantitatif. Metode ini bertujuan untuk mengetahui hubungan antara variabel *dependent* (Y) dengan satu atau lebih variabel *independent* (X) (Gunawan dkk., 2024). Dalam konteks ini, OLS bekerja dengan mencari garis regresi terbaik yang meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai observasi aktual dan nilai prediksi model (*error terms*). Semakin kecil total *error*, semakin baik model tersebut menggambarkan hubungan antar variabel. Dalam penelitian harga *Airbnb*, OLS digunakan untuk mengidentifikasi seberapa besar pengaruh variabel-variabel seperti jarak ke objek wisata, jumlah fasilitas, dan atribut lainnya terhadap harga sewa (Y. Wang dkk., 2024). OLS menjadi model dasar yang kuat sebelum diuji menggunakan model spasial seperti GWR dan MGWR. Model OLS diestimasi menggunakan persamaan umum (Gunawan dkk., 2023):

$$Y = \beta_0 + \beta X_1 + \beta X_2 + \dots + \beta_p \beta_p + \varepsilon$$

2.2.6. Uji Asumsi Klasik

Uji asumsi klasik merupakan suatu analisis yang dilakukan untuk menilai apakah di dalam sebuah model regresi linear terdapat masalah-masalah asumsi klasik (Hutagaol, 2025). Dalam uji asumsi klasi yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya mencakup:

A. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas bertujuan untuk menguji apakah model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel prediktor. Jika terdapat hubungan, maka menyebabkan pendugaan parameter dari model regresi yang dihasilkan memiliki ragam yang besar (Hutagaol, 2025). Multikolinearitas dapat dilihat dari nilai *Tolerance* dan *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai *Tolerance* digunakan untuk mengukur variabilitas variabel prediktor yang terpilih yang tidak dijelaskan oleh variabel prediktor lainnya. Nilai *Tolerance* yang rendah sama dengan nilai VIF tinggi, karena $VIF=1/Tolerance$ untuk menunjukkan adanya multikolinearitas apabila nilai $tolerance \leq 0,10$ yaitu sama dengan nilai $VIF \geq 10$ (Hutagaol, 2025). Semakin tinggi VIF, maka semakin rendah *tolerance*. Uji multikolinearitas dapat dilakukan dengan melihat nilai VIF dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Perumusan Hipotesis

H_0 : tidak terjadi multikolinearitas

H_1 : terjadi multikolinearitas

2. Statistik Uji

$$VIF = \frac{1}{1 - Ri^2}$$

3. Kriteria Pengujian

H_0 ditolak jika nilai $VIF \geq 10$

4. Kesimpulan

H_0 diterima, maka tidak terjadi multikolinearitas

H_0 ditolak, maka terjadi multikolinearitas

B. Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk melihat apakah terdapat ketidaksamaan varians dari residual satu pengamatan ke pengamatan lainnya. Model regresi dengan residual yang memiliki varians yang konstan atau homoskedastisitas adalah model yang terbaik. Salah satu uji heteroskedastisitas adalah dengan uji *Glejser* (Hutagaol, 2025). Uji ini dilakukan dengan meregresikan nilai absolut residual terhadap variabel penjelas dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Perumusan Hipotesis

$$H_0 : \sigma^2_{ei} = \sigma^2_{ej} = \sigma^2_{\varepsilon}; i, j = 1, 2, \dots, p$$

H_1 : paling sedikit ada satu tanda sama dengan yang tidak berlaku

2. Pengambilan taraf signifikansi

Mengambil taraf signifikansi $\alpha = 5\%$

3. Statistik Uji

$$|e| = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$$

$|e|$: *absolute error*

4. Kriteria Pengujian

H_0 diterima jika nilai signifikansi lebih besar dari $\alpha = 5\%$

5. Kesimpulan

H_0 diterima, maka tidak terjadi heteroskedastisitas

H_0 ditolak, maka terjadi heteroskedastisitas

C. Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi digunakan untuk melihat apakah terjadi korelasi atau hubungan antarvariabel dengan perubahan waktu. Uji autokorelasi dapat dilakukan dengan *Moran's I*. *Moran's I* mengukur apakah nilai suatu variabel pada lokasi mirip atau berbeda dengan nilai variabel pada lokasi-lokasi di sekitarnya (Hutagaol, 2025). Nilai Indeks Moran (I) berkisar -1 sampai 1 di mana nilai tinggi mendefinisikan korelasi tinggi, sedangkan nilai 0 mengindikasikan tidak ada autokorelasi atau interaksi secara spasial. Pada Indeks Moran global, nilai I perlu dibandingkan dengan nilai harapannya yaitu $E[I]$ untuk melihat ada tidaknya autokorelasi antar data. Nilai $I > E[I]$ mengindikasikan pola mengelompok, nilai $I = E[I]$ mengindikasikan tidak adanya autokorelasi spasial, dan nilai $I < E[I]$ mengindikasikan pola data yang menyebar atau pola acak (Tiefelsdorf & Boots, 1995).

Uji autokorelasi spasial *Moran's I* relevan dalam penelitian ini karena harga *Airbnb* dan faktor-faktor penentunya diduga tidak tersebar secara acak di ruang kota, melainkan menunjukkan pola keterkaitan spasial. Dalam konteks pariwisata perkotaan, lokasi properti sering membentuk kluster misalnya kawasan dekat objek wisata, pusat aktivitas, atau lingkungan dengan fasilitas lengkap yang dapat menyebabkan nilai variabel pada satu titik dipengaruhi oleh nilai pada titik di sekitarnya. Dengan demikian, *Moran's I* digunakan untuk menguji apakah data harga *Airbnb* memiliki pola pengelompokan (*clustered*), persebaran acak, atau menyebar (*dispersed*). Hasil pengujian ini sangat penting sebelum membangun

model regresi spasial seperti GWR atau MGWR, karena keberadaan autokorelasi spasial akan memengaruhi validitas asumsi klasik OLS. Apabila terdapat autokorelasi signifikan, maka pendekatan analisis spasial lebih tepat digunakan agar hubungan antara variabel lokasi, fasilitas, dan harga *Airbnb* dapat dianalisis secara akurat sesuai karakteristik keruangan Kota Yogyakarta.

2.2.7. Geographically Weighted Regression (GWR)

Geographically Weighted Regression (GWR) merupakan metode analisis regresi spasial yang dikembangkan oleh (Brunsdon dkk., 1996) untuk menangkap variasi hubungan antarvariabel yang berubah dari satu lokasi ke lokasi lain (*spatial non-stationarity*). Berbeda dengan OLS yang menghasilkan satu koefisien global untuk seluruh wilayah, GWR menghasilkan koefisien regresi lokal pada setiap titik observasi berdasarkan pembobotan spasial (Huang dkk., 2017). Pembobotan tersebut biasanya menggunakan fungsi kernel (misalnya *Gaussian* atau *bisquare*) yang memberikan bobot lebih besar kepada titik yang berada lebih dekat (Voltes-Dorta & Sánchez-Medina, 2020).

Model GWR dapat dituliskan sebagai berikut (Brunsdon dalam Ardhani dkk., 2023).

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)X_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n$$

dengan

Y_i : Variabel respon pada pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

$\beta_0(u_i, v_i)$: *Intercept*/konstanta

$\beta_k(u_i, v_i)$: Koefisien regresi dari variabel prediktor X ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, p$)

X_{ik} : Variabel prediktor X ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, p$) pada pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

ε_i : Nilai error pada titik lokasi ke- i yang diasumsikan dengan rata-rata nol dan varians σ^2

n : Banyak pengamatan

GWR dalam penelitian ini dapat digunakan untuk faktor penentu harga *Airbnb* karena harga akomodasi berbasis lokasi pada dasarnya dipengaruhi oleh kondisi spasial yang tidak seragam (Deliar dkk., 2023). Atribut seperti kedekatan dengan objek wisata, aksesibilitas, jumlah fasilitas sekitar, dan karakteristik lingkungan memiliki pengaruh yang dapat berbeda antara satu kecamatan atau kelurahan dengan wilayah lain dalam suatu kota. Dengan GWR, penelitian dapat mengidentifikasi perbedaan kekuatan pengaruh tiap variabel

secara lokal, bukan hanya rata-rata seluruh kota seperti pada model OLS. Hasil GWR memungkinkan kita melihat, misalnya, bahwa variabel jarak ke objek wisata mungkin berpengaruh kuat di pusat kota tetapi tidak terlalu signifikan di area pinggiran. Hal ini memberi pemahaman lebih mendalam tentang pola spasial harga *Airbnb* (Voltes-Dorta & Sánchez-Medina, 2020).

2.2.8. *Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR)*

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) merupakan pengembangan menganalisis hubungan spasial yang bersifat multiskala. Pada GWR, seluruh variabel *independent* diasumsikan memiliki satu *bandwidth* atau skala spasial yang sama, sehingga seluruh hubungan antara variabel X dan Y dianggap bekerja pada tingkat kedekatan ruang yang seragam. Namun, asumsi ini sering tidak realistis karena setiap variabel dapat mempengaruhi variabel *dependen* pada rentang geografi yang berbeda (Fotheringham dkk., 2017). MGWR mengatasi keterbatasan tersebut dengan memperkenankan setiap variabel memiliki *bandwidth* berbeda, sehingga model mampu menangkap variasi spasial yang lebih akurat dan realistis. Dalam MGWR, variabel yang bekerja pada skala lokal akan memiliki *bandwidth* kecil, sedangkan variabel yang pengaruhnya lebih luas secara global akan memiliki *bandwidth* yang lebih besar (Zhao dkk., 2023).

Model MGWR dapat dituliskan sebagai berikut (Fotheringham dkk., 2017).

$$Y_i = \beta_{bw0}(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_{bwk}(u_i, v_i)X_{ik} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n$$

dengan

Y_i : Variabel respon pada pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

$\beta_{bw0}(u_i, v_i)$: *Intercept*/konstanta

$\beta_{bwk}(u_i, v_i)$: Koefisien regresi dari variabel prediktor X ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, p$)

X_{ik} : Variabel prediktor X ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, p$) pada pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

ε_i : Nilai error pada titik lokasi ke- i yang diasumsikan dengan rata-rata nol dan varians σ^2

n : Banyak pengamatan

MGWR sangat relevan digunakan dalam penelitian yang menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi harga *Airbnb* karena setiap variabel penentu harga tidak bekerja pada skala ruang yang sama. Dengan MGWR, penelitian dapat mengidentifikasi variabel mana

yang memiliki efek lokal dan variabel mana yang berpengaruh secara global, sehingga pemodelan harga menjadi lebih akurat dibandingkan hanya menggunakan model GWR atau OLS (Murakami dkk., 2017). Selain itu, MGWR memungkinkan peneliti memahami variasi spasial yang kompleks dalam struktur harga *Airbnb*, terutama di kota tujuan wisata seperti Kota Yogyakarta, di mana karakteristik wilayah, aksesibilitas, dan daya tarik wisata sangat beragam.

A. *Bandwidth*

Bandwidth dapat dianalogikan sebagai radius dari suatu lingkaran sehingga sebuah titik yang berada di dalam radius lingkaran masih dianggap memiliki pengaruh. *Bandwidth* juga dianggap sebagai parameter penghalus (*smoothing*). Nilai *bandwidth* yang kecil akan mengakibatkan variansi yang dihasilkan semakin besar, sehingga model yang diperoleh *undersmoothed*. Nilai *bandwidth* yang besar mengakibatkan bias semakin besar sehingga model yang diperoleh *oversmoothed*. Model yang *undersmoothed* akan menghasilkan parameter dengan banyak variasi lokal, sehingga sulit untuk melihat pola yang terbentuk. Sedangkan model yang *oversmoothed* akan menghasilkan parameter yang nilainya hamper sama di seluruh lokasi pengamatan. Sehingga untuk menghindari kedua hal tersebut diperlukan metode yang menghasilkan nilai *bandwidth* optimum. Salah satunya menggunakan metode *Aike Information Criterion Corrected* (AICc).

AICc merupakan pengembangan dari *Akaike Information Criterion* (AIC) yang digunakan untuk menilai kualitas relative suatu model statistik berdasarkan data yang tersedia, sehingga dapat dipilih model yang paling sesuai. Karena AICc sangat berhubungan dengan regresi spasial, khususnya dalam proses penentuan *bandwidth*, maka kriteria yang dipilih adalah nilai AICc yang palig kecil untuk meminimalkan kesalahan model dan mengurangi hilangnya informasi dalam proses estimasi. AICc digunakan ketika ukuran sampel relatif kecil, yaitu ketika perbandingan antara jumlah sampel dan jumlah parameter memenuhi ketentuan $\frac{n}{k} < 40$ sehingga diperlukan koreksi tambahan melalui AICc.

Proses pemilihan *bandwidth* menggunakan AICc dilakukan secara iteratif dengan mengevaluasi nilai AICc pada berbagai *bandwidth* dalam rentang jarak minimum hingga maksimum antar titik pengamatan. Dari proses ini, *bandwidth* yang menghasilkan nilai AICc paling rendah dianggap sebagai *bandwidth* optimum. Secara sistematis, AICc dapat dinyatakan sebagai berikut (Wagenmakers dkk., 2004).

$$AIC_c = AIC + \frac{2k(k+1)}{n-k-1}$$

dengan

$$AIC = 2k - 2\ln(\text{likelihood})$$

n : banyak parameter yang akan ditaksir

\ln : nilai maksimum *likelihood* model

n : ukuran sampel

B. Fungsi Pembobot

Fungsi pembobot digunakan untuk memberikan hasil penaksiran parameter yang berbeda untuk tiap Lokasi pengamatan. Pembobot salah satunya dapat ditentukan dengan menggunakan fungsi Kernel. Berikut merupakan jenis fungsi kernel:

1. Fungsi *Kernel Gaussian*, memberikan bobot pada seluruh titik data tetapi meluruh secara eskponensial.
2. Fungsi *Kernel Bisquare*, fungsi dengan compact support (bobot nol di luar bandwidth).

Setelah diperoleh nilai *bandwidth* yang dianggap optimum, langkah berikutnya adalah melakukan proses pembobotan dengan membentuk matriks bobot menggunakan fungsi kernel. Pembobotan ini berfungsi menghasilkan estimasi parameter yang berbeda disetiap lokasi pengamatan. Fungsi kernel akan memberikan bobot berdasarkan *bandwidth* optimum, dimana besar kecilnya bobot sangat dipengaruhi oleh karakteristik data. Pada penelitian ini digunakan fungsi

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right]$$

Dengan b adalah bandwidth dan d_{ij} adalah jarak *euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) yang diperoleh dari persamaan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$$

2.2.9. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik reduksi dimensi yang digunakan untuk menyederhanakan sekumpulan variabel dengan cara mengubahnya menjadi beberapa komponen utama (*principal component*) yang mampu mewakili sebagian besar informasi

dalam data. PCA bekerja dengan mengidentifikasi pola keterhubungan antar variabel melalui matriks kovarians atau korelasi, kemudian mengekstraksi komponen yang memiliki nilai eigen terbesar. Setiap komponen merupakan kombinasi linear variabel awal yang dirancang untuk memaksimalkan variasi data, sehingga mampu mengurangi multikolinearitas dan meningkatkan efisiensi analisis (Murakami dkk., 2017).

Dalam penelitian ini, PCA digunakan untuk merangkum banyak variabel yang berpotensi saling berkorelasi, terutama variabel jarak yang memiliki hubungan antar satu sama lain. Dengan mereduksi variabel ke dalam beberapa komponen utama, analisis menjadi lebih sederhana, menghindari multikolinearitas, dan meningkatkan keakuratan model spasial seperti GWR atau MGWR. PCA juga membantu mengidentifikasi faktor struktural yang paling berpengaruh terhadap variasi harga *Airbnb*, sehingga hasil analisis menjadi lebih stabil dan interpretatif.