

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Angka pernikahan di Indonesia mengalami penurunan setiap tahunnya. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik 2024 melaporkan angka pernikahan di Indonesia tercatat menurun sekitar 2 juta. Sementara itu angka perceraian setiap tahunnya juga dilaporkan sempat meningkat drastis. Pada tahun 2021 ada lebih dari 477.000 kasus perceraian, kemudian meningkat di tahun 2022 melampaui 448.000 kasus dan pada tahun 2023 sebanyak 408.347 kasus perceraian. Perceraian merupakan fenomena sosial yang kompleks dan memiliki dampak yang signifikan terhadap individu, keluarga, dan masyarakat secara luas. Peristiwa perceraian yang tinggi di Indonesia tidak hanya terjadi di beberapa provinsi tetapi hampir mencakup keseluruhan provinsi di Indonesia.

Dampak perceraian terutama dirasakan dalam lingkup keluarga. Perceraian sering kali mengakibatkan krisis emosional, keuangan, dan interpersonal di antara anggota keluarga yang terlibat. Perceraian juga memiliki dampak yang signifikan pada generasi muda, anak-anak yang terlibat dalam perceraian sering kali mengalami dampak psikologis yang serius, termasuk peningkatan risiko gangguan emosional, masalah perilaku, dan penurunan prestasi akademis.

Penelitian mengenai perceraian di Indonesia sebagian besar berfokus pada faktor-faktor individual dan rumah tangga, seperti alasan personal dan dinamika internal keluarga. Namun, kajian yang memperhatikan konteks wilayah atau geografis masih sangat terbatas. Padahal, faktor spasial seperti kondisi sosial-ekonomi wilayah, tingkat pendidikan, serta ketersediaan infrastruktur dapat mempengaruhi tingkat perceraian secara signifikan. Dalam konteks ini, pemahaman yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kemungkinan terjadinya perceraian dan pola serta tren perceraian dari waktu ke waktu di Indonesia sangat diperlukan. Studi tentang perceraian memerlukan pendekatan yang holistik dan komprehensif untuk memahami dinamika perceraian. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk melihat hubungan antara waktu, ruang, dan faktor-faktor yang mempengaruhi perceraian adalah pendekatan spasial temporal. Analisis spasial temporal adalah pendekatan analisis yang memungkinkan untuk memeriksa dan memahami data dari dua dimensi sekaligus, yaitu dimensi spasial (ruang/geografis) dan dimensi temporal (waktu). Jenis analisis ini sangat penting karena memungkinkan identifikasi pola, tren, dan proses dalam data, memberikan wawasan tentang proses yang mendasari data ini. Dengan menggabungkan data spasial, temporal, dan membuat unit spasial temporal yang menangkap sifat dinamis



ide terakhir pemanfaatan data spasial dan temporal meningkat seperti pada bidang ekologi, kesehatan, ekonomi, geografi, dan bidang lainnya (Jaya & Andriyana, 2020). Diantaranya

Jaya dan Folmer (2020) yang memanfaatkan model spasial dan spasial temporal untuk melakukan kajian distribusi penyebaran penyakit demam berdarah di kota Bandung, Acharya dkk (2016) melakukan kajian demam berdarah di Nepal menggunakan analisis spasial temporal, Anderson dan Ryan (2017) menggunakan model spasial temporal untuk melakukan kajian *Ischaemic Heart Disease* di New South Wales Australia. Xiong dkk (2020) menggunakan analisis data spasial untuk melakukan pemodelan COVID-19 di China, kemudian Carlos Carcach (2017) menggunakan analisis spasial temporal untuk mengetahui penyebaran kasus bunuh diri di El Salvador, serta Yunho Yeom (2021) melakukan analisis spasial temporal tentang dinamika kasus pembunuhan di Korea Selatan. Akan tetapi, belum ada penelitian terdahulu yang membahas tentang kasus perceraian. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian terkait analisis spasial temporal pada kasus perceraian di Indonesia.

Analisis pola penyebaran kasus perceraian melalui pendekatan spasial temporal tentunya akan lebih informatif dalam mengungkapkan faktor-faktor yang mempengaruhi perceraian, tidak hanya faktor yang bervariasi atas ruang juga bervariasi atas waktu. Menurut Blangiardo dan Cameletti (2015), melalui pemodelan spasial temporal, analisis data tidak hanya mengungkapkan variasi antar lokasi namun juga variasi pengamatan antar periode waktu yang dapat dimanfaatkan untuk melakukan peramalan kejadian dimasa depan (Jaya & Andriyana, 2020). Pendekatan ini memungkinkan untuk tidak hanya melihat tren perceraian dari waktu ke waktu, tetapi juga memperhatikan pola spasial perceraian di berbagai wilayah di Indonesia. Dengan demikian, dapat diidentifikasi variabilitas geografis dan temporal dalam tingkat perceraian.

Perceraian merupakan masalah kesehatan masyarakat yang dihasilkan oleh berbagai faktor, seperti faktor individual, faktor keluarga dan juga faktor wilayah (Salsabila & Rofi, 2020). Faktor wilayah berpengaruh terhadap terjadinya perceraian didasarkan pada bahwa masing-masing wilayah memiliki faktor sosial, ekonomi, demografis dan budaya yang berbeda-beda. Wilayah memiliki keragaman perkembangan kondisi sosial dan ekonomi termasuk juga tradisi mengenai pernikahan dan keluarga serta penerimaan masyarakat tentang perceraian. Variabel seperti pengangguran, pendapatan, pendidikan dan ekonomi regional memengaruhi tingkat perceraian di suatu wilayah.

Analisis Regresi dapat digunakan untuk mengetahui bentuk hubungan antara banyaknya kasus perceraian dan faktor-faktor penyebabnya. Jumlah kasus perceraian merupakan data *count* sehingga model regresi yang dapat digunakan adalah regresi Poisson. Tetapi regresi ini memiliki syarat yaitu equidispersi atau



a dengan varians. Namun kondisi yang biasa terjadi yaitu varians yang lebih dari rata-rata. Salah satu pendekatan untuk mengatasi overdispersi adalah binomial negatif (Gelman, 1989). Agar regresi yang dilakukan dapat memperhatikan varians, regresi binomial negatif dikembangkan menjadi *Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). Beberapa penelitian menggabungkan data spasial dengan GWNBR. Diantaranya Gomas

et al (2017) yang menggunakan GWNBR untuk memodelkan zona kinerja keselamatan. Sholikhah & Sutikno (2022) yang menggunakan model GWNBR pada kasus jumlah rumah tangga miskin di Kabupaten Tuban. Mar'ah *et al* (2023) yang menggunakan GWNBR dalam pemodelan faktor risiko penyakit pneumonia pada balita di Provinsi Sulawesi Tengah. Fitriani *et al* (2020) melakukan pemodelan spasial pandemic COVID-19 di Jawa Timur menggunakan GWNBR dan Park Tae Kyung *et al* (2024) yang melakukan analisis spasial temporal dan regresi binomial negatif untuk melihat potensi pengaruh COVID-19 dan kerentanan sosial terhadap penganiayaan anak di Amerika Serikat. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan pendekatan GWNBR untuk menganalisis data spasial dan temporal pada kasus perceraian di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut rumusan masalah berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan:

1. Bagaimana menentukan pola dan tren perceraian di Indonesia dari perspektif spasial dan temporal?
2. Bagaimana pemetaan dan pemodelan untuk jumlah kasus perceraian di Indonesia dengan menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR)?

1.3 Batasan masalah

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) dengan cakupan tingkat provinsi di Indonesia dari tahun 2018-2023. Provinsi-provinsi yang datanya digabungkan dalam sumber BPS adalah Kepulauan Riau dengan Riau, Bali dengan Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Utara dengan Kalimantan Timur, Sulawesi Barat dengan Sulawesi Selatan dan Papua masih menjadi satu entitas. Variabel faktor sosial-ekonomi yang digunakan terbatas pada ketersediaan data yang konsisten di setiap wilayah dan periode waktu.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan pola dan tren perceraian di Indonesia dari perspektif spasial dan temporal.
2. Memperoleh pemetaan dan pemodelan untuk jumlah kasus perceraian di Indonesia dengan menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

1.5 Manfaat Penelitian



kan memberikan manfaat sebagai berikut:

Dasar dan pengetahuan mengenai analisis Spasial Temporal digunakan pendekatan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) terutama pada studi kasus perceraian di

Temporal dapat membantu dalam memahami faktor-faktor yang mempengaruhi perceraian, mendeteksi area dengan tingkat perceraian

yang tinggi, dan mengidentifikasi tren jangka panjang yang mungkin relevan bagi pembuat kebijakan, sosiolog, dan pihak terkait lainnya.

1.6 Teori

Sub-bab teori ini membahas mengenai beberapa teori yang digunakan untuk membahas pokok pembahasan terkait analisis Spasial Temporal dengan pendekatan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

1.6.1 Analisis Spasial Temporal

Spasial Temporal mengacu pada kombinasi aspek spasial (terkait dengan ruang atau lokasi) dan temporal (terkait dengan waktu) dalam analisis dan penelitian data (Jay, 2023). Analisis Spasial Temporal mengintegrasikan dimensi spasial dan temporal untuk memahami bagaimana fenomena berkembang dan berinteraksi dalam ruang dan waktu (Bulti & Eshete, 2023). Analisis Spasial Temporal memungkinkan pemeriksaan pola spasial pada titik waktu yang berbeda dan penilaian kuantitatif tentang bagaimana pola-pola ini berkembang dari waktu ke waktu menjadi proses spasial, menekankan keterkaitan antara elemen spasial dan temporal dalam analisis data. Pendekatan analisis ini memungkinkan untuk memvisualisasikan hubungan antara pola spasial yang diamati sehingga membantu dalam memahami evolusi fenomena spasial dan keterkaitan pola spasial dari waktu yang berbeda (Jay, 2023).

Analisis data spasial temporal adalah bidang penelitian yang berkembang seiring dengan berkembangnya prosesor komputasi canggih seperti unit pemrosesan grafis (GPU) yang digunakan untuk analisis data besar. Memahami pola spasial sangat penting, tujuannya tidak hanya untuk mengidentifikasi pola spasial tetapi juga untuk menyelidiki bagaimana pola-pola ini berubah dari waktu ke waktu. Ini menyoroti pentingnya mempelajari evolusi fenomena spasial (Jay, 2023). Tujuan utama analisis spasial temporal adalah prediksi dan deskripsi.

Definisi data spasial temporal dapat dinyatakan dalam notasi sebagai berikut (Cressie 1993):

$$Y(s, t) \equiv \{y(s, t), (s, t) \in \mathbb{D} \subseteq \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}\} \quad (1)$$

dengan:

$Y(s, t)$: proses spasial temporal, yang merupakan koleksi pengamatan yang bergantung pada lokasi s dan waktu t

$y(s, t)$: pengamatan pada lokasi s dan waktu t

s : Vektor lokasi dalam domain spasial $\mathbb{R}^2$ (biasanya dua dimensi, seperti koordinat geografis)



gamatan, yang berada dalam domain waktu $\mathbb{R}$
bungan dari ruang dan waktu dimana pengamatan dilakukan,
 $\mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}$

kan bahwa data diambil dari n lokasi $s = \{s_1, \dots, s_n\}$ selama T
okasi dapat dinyatakan sebagai titik koordinat ataupun ruang
(2020).

1.6.2 Pengujian Aspek Spasial

Analisis regresi spasial merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dengan memperhatikan aspek keterkaitan wilayah atau spasial. Penentuan model pengujian spasial dibagi menjadi dua yaitu pengujian heterogenitas dan pengujian dependensi spasial.

Pengujian Heterogenitas Spasial

Perbedaan karakteristik antar satu titik pengamatan dengan titik pengamatan yang lain menyebabkan adanya heterogenitas spasial. Untuk melihat adanya heterogenitas spasial pada data dapat dilakukan pengujian *Breusch-Pagan* (Anselin, 1988). Hipotesis pengujiannya yaitu:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (variansi antar lokasi sama)

H_1 : paling sedikit ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$; $i = 1, 2, \dots, n$ (variansi antar lokasi berbeda)

Statistik uji:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(p)} \quad (2)$$

dimana:

$f = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$ dengan $f_i = \frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1$

$e_i^2 = (y_i - \hat{y}_i)^2$ (kuadrat sisaan untuk pengamatan ke- i)

$\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n \frac{e_i^2}{n}$

Z = matriks berukuran $n \times (p + 1)$ yang berisi vektor yang sudah dinormalstandarkan (z) untuk setiap pengamatan

Kriteria Pengujian : Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi^2_{(\alpha; n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ yang artinya adalah variansi antar lokasi berbeda.

Pengujian Dependensi Spasial

Pengujian dependensi spasial dilakukan untuk melihat adanya kecenderungan suatu lokasi mempengaruhi lokasi yang berdekatan (asosiatif). Statistik uji yang digunakan yaitu *Moran's I*. *Moran's I* adalah ukuran hubungan antara pengamatan yang saling berdekatan. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: I = 0$ Tidak terdapat dependensi spasial

$H_1: I \neq 0$ Terdapat dependensi spasial

Statistik Uji:

$$Z_I = \frac{1 - E(\hat{I})}{\sqrt{\text{var}(\hat{I})}} \quad (3)$$



uji Moran's I
 i's
 dari indeks Moran's I
 dari indeks Moran's I

dengan:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}) \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$W = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} & \dots & w_{1j} \\ w_{21} & 0 & w_{23} & \dots & w_{2j} \\ w_{31} & w_{32} & 0 & \dots & w_{3j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & w_{i3} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

dimana:

n = banyak pengamatan

$\bar{y}$ = nilai rata-rata dari y_i dari n lokasi

y_i = nilai pengamatan pada lokasi ke- i

y_j = nilai pengamatan pada lokasi ke- j

w_{ij} = elemen matriks pembobot kernel *adaptive bisquare*

Rumus persamaan nilai *mean* dan varians *Moran's I* adalah sebagai berikut:

$$E(\hat{I}) = \frac{-1}{(n-1)}, \quad \text{var}(\hat{I}) = \frac{n^2 s - n s_2 + 3 s_0^2}{(n^2 - 1) s_0^2} - E(\hat{I})^2 \quad (4)$$

dengan:

$$s_0^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}, \quad s = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (w_{ij} + w_{ji})^2,$$

$$s_2 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} + \sum_{j=1}^n w_{ji} \right)^2$$

Kriteria pengujian : Tolak H_0 jika nilai $|Z_I| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ yang artinya terdapat dependensi spasial.

1.6.3 Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi apabila variabel-variabel prediktor yang digunakan berkorelasi satu sama lain (Supranto, 2016). Dalam pembentukan model regresi dengan beberapa variabel prediktor, salah satu syarat yang harus dipenuhi adalah tidak adanya kasus multikolinearitas. Jika suatu model mengalami kasus multikolinearitas akan menyebabkan model tersebut mempunyai nilai varian besar dan dengan demikian standar error juga besar. Uji multikolinearitas yang dapat diketahui melalui kriteria nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). Pendeteksian kasus multikolinearitas dapat dilihat dari nilai VIF lebih besar dari 10 ($VIF > 10$) . multikolinearitas antar variabel prediktor. Nilai VIF dinyatakan



$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_k^2} \quad (5)$$

koefisien determinasi antara X_k dengan variabel prediktor
as bisa diatasi menggunakan *Principal Component Regression*

(PCR), yaitu dengan membentuk komponen-komponen utama sebagai variabel prediktor baru yang merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel prediktor sebelumnya (Hocking, 2003).

1.6.4 Pengujian Overdispersi

Overdispersi adalah suatu keadaan dimana nilai varians lebih besar dari nilai rata-rata ($Var(Y) > E(Y)$). Overdispersi dapat menyebabkan nilai standard error hasil estimasi menjadi underestimate, sehingga akibatnya estimasi parameter model menjadi bias dan tidak konsisten (Hilbe, 2011).

Untuk mendeteksi adanya kasus overdispersi pada regresi Poisson yaitu jika nilai *Pearson chi-square* atau *deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya menghasilkan nilai taksiran dispersi lebih dari satu (Agresti, 2002). Jika terjadi kasus overdispersi maka alternative yang dapat digunakan adalah dengan regresi Binomial Negatif.

1.6.5 Regresi Binomial Negatif

Pengklasifikasi Regresi Binomial negatif merupakan alternatif untuk menangani adanya kasus overdispersi pada regresi Poisson. Variabel respon (Y) yang digunakan diasumsikan mengikuti distribusi Binomial negatif dengan nilai ekspektasi yaitu $E(Y) = \mu$ dan nilai varians yaitu $var(Y) = \mu + \theta\mu^2 = \mu(1 + \theta\mu)$, dimana θ merupakan parameter dispersi (Hilbe, 2011). Fungsi probabilitas untuk variabel random diskrit (Y) mengikuti distribusi Binomial negatif ditunjukkan pada persamaan:

$$f(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) y!} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu} \right)^{\frac{1}{\theta}} \left(\frac{\theta\mu}{1 + \theta\mu} \right)^y \quad (6)$$

Bentuk persamaan dari regresi Binomial Negatif adalah sebagai berikut:

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi} \quad (7)$$

Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Estimasi parameter regresi Binomial Negatif dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Hilbe, 2011). Untuk mendapatkan nilai dari parameternya menggunakan metode *Newton-Raphson*. Metode ini membutuhkan turunan pertama dan kedua dari fungsi *Likelihood*. Variabel Y_i mempunyai fungsi massa peluang Binomial Negatif yaitu:

$$f(y_i, \mu_i, \theta) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) y_i!} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta}} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i} \right)^{y_i} \quad (8)$$



...
wa fungsinya saling bebas sehingga fungsi *likelihood*nya
it:

$$\prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta})}{\Gamma(\frac{1}{\theta}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta}} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i} \right)^{y_i} \quad (9)$$

dengan $\frac{r(y+\frac{1}{\theta})}{r(\frac{1}{\theta})} = \prod_{r=1}^{y-1} (r + \theta^{-1})$

$$L(\beta, \theta) = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta^{-1}) \right) \frac{1}{y_i!} \left(\frac{1}{1 + \theta \mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta}} \left(\frac{\theta \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right)^{y_i}$$

$$L(\beta, \theta) = \ln\{l(\beta, \theta)\}$$

$$L(\beta, \theta) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \theta^{-1}) \right) - \ln(y_i!) + y_i \ln(\theta \mu_i) - (\theta^{-1} + y_i) \ln(1 + \theta \mu_i)$$

Selanjutnya estimasi parameter untuk model regresi Binomial Negatif diperoleh dengan menurunkan fungsi *ln likelihood* terhadap parameter yang akan diestimasi kemudian disamadengkan nol. Turunan pertama terhadap koefisien β ditunjukkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_0} &= \sum_{i=1}^n \left[y_i - (y_i + \theta^{-1}) \left(\frac{\theta \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i - \left(\frac{(y_i + \theta^{-1}) \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)} \right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i - \left(\frac{y_i \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta) + \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)} \right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{y_i + y_i \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta) - y_i \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta) - \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{y_i - \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta)} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{(y_i - \mu_i)}{1 + \theta \mu_i} \right] = 0 \end{aligned}$$

⋮

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \beta_k} &= \sum_{i=1}^n \left[y_i x_{ik} - (y_i + \theta^{-1}) \left(\frac{\theta \mu_i x_{ik}}{1 + \theta \mu_i} \right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{(y_i - \mu_i) x_{ik}}{1 + \theta \mu_i} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i} \frac{(y_i - \mu_i) x_{ik}}{\mu_i} \right] = 0 \end{aligned}$$



maian matriks dari turunan pertama fungsi *log-likelihood* yaitu: $\mathbf{q} = \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{z}$, dengan $\mathbf{X}$ adalah matriks $(n \times (p + l))$ dari $\mathbf{X}$ adalah matriks *weight* dengan elemen diagonal w_i dan $\mathbf{z}$ dengan baris ke- i . w_i dan elemen $\mathbf{z}$ adalah sebagai berikut:

$$\frac{(y_i - \mu_i)}{\mu_i}; i = 1, 2, \dots, n$$

Turunan parsial pertama fungsi *likelihood* terhadap parameter θ adalah:

$$\begin{aligned} f'(\theta) &= \frac{\partial L(\beta, \theta)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n \left[-\theta^{-2} \sum_{r=0}^{y_i-1} \frac{1}{r + \theta^{-1}} + \frac{y_i}{\theta} + \theta^{-2} \ln(1 + \theta \mu_i) - \frac{(\theta^{-1} + y_i) \mu_i}{1 + \theta \mu_i} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[-\theta^{-2} \sum_{r=0}^{y_i-1} \frac{1}{r + \theta^{-1}} + \frac{y_i}{\theta} + \theta^{-2} \ln(1 + \theta \mu_i) + \left(\frac{y_i - \mu_i}{\theta(1 + \theta \mu_i)} \right) \right] = 0 \end{aligned}$$

Turunan parsial kedua untuk parameter β adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 l(\beta, \theta)}{\partial \beta_0^2} &= - \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{(1 + \theta y_i) \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right) \right] \\ \frac{\partial^2 l(\beta, \theta)}{\partial \beta_0 \partial \beta_j} &= \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{-\mu_i x_{ij} (1 + \theta \mu_i) - (y_i - \mu_i) (x_{ij} \theta \mu_i)}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right) \right] \\ \frac{\partial^2 l(\beta, \theta)}{\partial \beta_0^2} &= - \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{(1 + \theta y_i) x_{ij} \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right) \right] \end{aligned}$$

Misalkan turunan parsial pertama dari $L(\beta, \theta)$ terhadap β_j dengan $j \leq k$ adalah:

$$\frac{\partial l(\beta, \theta)}{\partial \beta_k} = \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{(y_i - \mu_i) x_{ij}}{1 + \theta \mu_i} \right) \right] = 0$$

maka turunan parsial kedua terhadap β_u , $u \leq k$ adalah:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 l(\beta, \theta)}{\partial \beta_u \partial \beta_j} &= \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{-\mu_i x_{iu} x_{ij} (1 + \theta \mu_i) - (y_i - \mu_i) (x_{iu} x_{ij} \theta \mu_i)}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right) \right] \\ &= - \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{(1 + \theta \mu_i) x_{iu} x_{ij} \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)^2} \right) \right] \end{aligned}$$

Ekspektasi dari turunan kedua log-likelihood adalah:

$$E \left(- \frac{\partial^2 l(\beta, \theta)}{\partial \beta_u \partial \beta_j} \right) = \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{x_{iu} x_{ij} \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)} \right) \right]$$

Jika ditulis dalam bentuk matriks I (matriks informasi) yaitu matriks yang mengandung ekspektasi negatif dari turunan kedua log-likelihood maka:

$$I = X^T W X$$

Dengan X adalah matriks dari variabel prediktor, W adalah matriks *weight* diagonal ke- i dengan elemen: $w_i = \frac{\mu_i}{1 + \theta \mu_i}$.

Turunan kedua fungsi *likelihood* terhadap parameter θ adalah:

$$\sum_{i=1}^n \left[\frac{y_i - 1}{(r + \theta^{-1})^2} - 2\theta^{-3} \ln(1 + \theta \mu_i) + \frac{\theta^{-2} \mu_i}{(1 + \theta \mu_i)} \frac{(y_i - \mu_i)(1 + 2\theta \mu_i)}{(\theta + \theta^2 \mu_i)^2} \right]$$

ah dalam estimasi parameter regresi binomial negatif sebagai

masi awal θ , missal $\hat{\theta}_1 = 0$



2. Menentukan estimasi maksimum *likelihood* dari parameter β menggunakan prosedur iterasi *Fisher Scoring* dengan asumsi $\theta = \hat{\theta}_1$

$$\hat{\beta}_{m+1} = \hat{\beta}_m + (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Z_i$$

Iterasi berakhir jika diperoleh $\|\hat{\beta}_{(m+1)} - \hat{\beta}_{(m)}\| \leq \varepsilon$.

3. Menggunakan $\hat{\beta}$ untuk menghasilkan estimasi dari parameter θ dengan menggunakan prosedur iterasi *Newton-Raphson* satu dimensi.

$$\hat{\theta}_{m+1} = m - \frac{f'(\theta_m)}{f''(\theta_m)}$$

Iterasi dilakukan sampai mendapat $|\hat{\theta}_{m+1} - \hat{\theta}_m| < \varepsilon$.

4. Jika $|\hat{\theta}_{m+1} - \hat{\theta}_m| < \varepsilon$ selesai; jika belum maka gunakan parameter $\theta = \hat{\theta}_{m+1}$ dan kembali ke langkah 2.

Pengujian Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Setelah didapatkan estimasi parameter model regresi Binomial negatif, maka dilakukan uji signifikansi parameter. Pengujian parameter model Binomial Negatif terdiri dari uji serentak dan uji parsial. Hipotesis untuk uji signifikansi secara serentak dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), yaitu:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_k \neq 0; \quad j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji yang digunakan adalah:

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2 [\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})] \quad (10)$$

dimana:

$L(\hat{\omega})$: fungsi likelihood untuk model tanpa melibatkan variabel prediktor

$L(\hat{\Omega})$: fungsi likelihood untuk model yang melibatkan variabel prediktor

Statistik uji yang digunakan mengikuti distribusi *chi-square* dengan derajat bebas p dengan keputusan tolak H_0 jika $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(p, \alpha)}$ yang berarti bahwa paling sedikit ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

Setelah dilakukan dengan uji serentak dilanjutkan dengan uji signifikansi secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model, hipotesis uji signifikansi secara parsial yaitu sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k = 0$$

$$H_1: \beta_k \neq 0; \quad k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji yang digunakan adalah:

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (11)$$



lel variabel prediktor ke- k
r dari estimasi maximum likelihood

Kriteria pengujian : Tolak H_0 jika uji Z atau $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha$, yang artinya bahwa parameter ke- k signifikan terhadap model.

1.6.6 Geographically Weighted Negative Binomial Regression

Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) merupakan salah satu metode yang cukup efektif menduga data yang memiliki heterogenitas spasial untuk data *count* yang memiliki overdispersi. Model GWNBR merupakan pengembangan dari model regresi Binomial Negatif. Model GWNBR akan menghasilkan parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda-beda. Model GWNBR dapat dirumuskan sebagai berikut (Ricardo & Carvalho, 2014):

$$y_i \sim NB \left[\exp \left(\sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} \right), \theta \right], i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p \quad (12)$$

dimana:

y_i : nilai observasi respon ke- i

x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada pengamatan lokasi (u_i, v_i)

$\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k untuk setiap lokasi (u_i, v_i)

θ : parameter dispersi

Fungsi sebaran Binomial Negatif untuk setiap lokasi dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$(y_i | x_{ik} \beta(u_i, v_i), \theta_i) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta_i})}{\Gamma(\frac{1}{\theta_i}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta_i}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \quad (13)$$

dengan $y_i = 0, 1, 2, \dots$

dimana, $\mu_i = \exp(x_i^T \beta(u_i, v_i))$

$\theta_i = \theta(u_i, v_i)$

Estimasi Parameter Model GWNBR

Estimasi parameter model GWNBR menggunakan metode Maksimum *Likelihood*.

Fungsi *likelihood* untuk model GWNBR ditunjukkan pada Persamaan:

$$\begin{aligned} L(\beta(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i) &= \prod_{i=1}^n \left[\frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta_i})}{\Gamma(\frac{1}{\theta_i}) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta_i}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right] \\ &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\theta_i})}{\Gamma(\frac{1}{\theta_i}) \Gamma(y_i + 1)} \right) \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{\frac{1}{\theta_i}} \right) \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right) \end{aligned} \quad (14)$$



2) ... $(c + y - 1)$, sehingga diperoleh:

$$+ 1) \left(\frac{1}{\theta_i} + 2 \right) \dots \left(\frac{1}{\theta_i} + y_i - 1 \right)$$

$$\begin{aligned}
&= \left(\frac{1}{\theta_i}\right) \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + \theta_i) \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + 2\theta_i) \dots \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + (y_i - 1)\theta_i) \\
&= \prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \frac{1}{\theta_i}\right)
\end{aligned}$$

Sehingga didapatkan fungsi *likelihood* $L(\beta(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i)$ adalah:

$$\begin{aligned}
L(\beta(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i) &= \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \frac{1}{\theta_i}\right) \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{\frac{1}{\theta_i}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{y_i} \\
\ln L(\beta(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i) &= \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln \left(r + \frac{1}{\theta_i}\right) \right) - \ln(y_i!) - \theta_i^{-1} \ln(1 + \theta_i \mu_i) + y_i \ln \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i}\right) \right] \quad (15) \\
&= \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln \left(r + \frac{1}{\theta_i}\right) \right) - \ln(y_i!) + y_i \ln \theta_i \mu_i - (y_i + \theta_i^{-1}) \ln(1 + \theta_i \mu_i) \right]
\end{aligned}$$

Proses pendugaan parameter diperoleh melalui metode iterasi numerik yaitu iterasi *Newton-Raphson* untuk menemukan solusi dari fungsi log-*likelihood* sehingga diperoleh nilai yang cukup konvergen. Berikut ini merupakan langkah-langkah optimisasi menggunakan metode *Newton-Raphson*:

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter β yaitu $\hat{\beta}_{(0)}$
2. Membentuk vektor g

$$g'_{(p+1)} = \left(\frac{\partial \ln L(.)}{\partial \theta}, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_p} \right)$$

p adalah jumlah parameter yang ditaksir.

3. Membentuk matriks Hessian H

$$H(\beta_{(m)})_{(p+1) \times (p+1)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i^2} & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i \partial \beta_p} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_0^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_p^2} \end{pmatrix}$$

4. Memasukkan nilai $\hat{\beta}_{(0)}$ ke dalam vektor gradient g dan matriks Hessian H sehingga didapatkan $g_{(0)}$ dan $H_{(0)}$.
5. Lakukan iterasi pada persamaan sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_{(m+1)} = \hat{\theta}_{(m)} - H_{(m)}^{-1}(\hat{\theta}_{(m)}) g_{(m)}(\hat{\theta}_{(m)})$$

kumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-

meter yang konvergen diperoleh jika $\|\hat{\beta}_{(m+1)} - \hat{\beta}_{(m)}\| \leq \varepsilon$, jika penaksir yang konvergen kembali ke langkah 5 dengan iterasi



Pengujian Kesamaan Model GWNBR dengan Regresi Binomial Negatif

Pengujian kesamaan model GWNBR dengan model regresi Binomial negatif dilakukan untuk melihat apakah terdapat perbedaan yang signifikan atau tidak dari kedua model tersebut. Hipotesis yang digunakan, yaitu:

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, i = 1, 2, \dots, n$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$F_{hit} = \frac{\frac{\text{Devians RBN}}{df \text{ RBN}}}{\frac{\text{Devians GWNBR}}{df \text{ GWNBR}}} \quad (16)$$

RBN merupakan kepanjangan dari Regresi Binomial Negatif. Jika digunakan taraf signifikan α maka H_0 akan ditolak jika $F > F_{\alpha; df1, df2}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ dimana $df1$ merupakan df dari model regresi Binomial negatif yaitu p dan $df2$ merupakan df dari model GWNBR yaitu np (Silva & Rodrigues, 2014).

Pengujian Parameter Model GWNBR

Selain itu, pada model GWNBR juga dilakukan uji signifikansi parameter serentak dan parsial. Hipotesis uji secara serentak, yaitu:

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2 \left(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right) \quad (17)$$

Dengan $L(\hat{\omega})$ dan $L(\hat{\Omega})$ sebagai berikut:

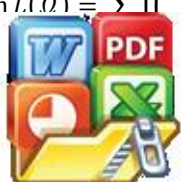
$$L(\hat{\omega}) = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} (r + \hat{\theta}_i^{-1}) \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{\frac{1}{\hat{\theta}_i}} \left(\frac{\hat{\theta}_i \hat{\mu}_i}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)$$

$$\ln L(\hat{\omega}) = \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \hat{\theta}_i^{-1}) \right) - \ln(y_i!) + y_i \ln \hat{\theta}_i \mu_i - (y_i + \hat{\theta}_i^{-1}) \ln(1 + \hat{\theta}_i \mu_i) \right]$$

dengan $\hat{\mu}_i = \exp(\hat{\beta}_0(u_i, v_i))$

$$L(\hat{\Omega}) = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} (r + \hat{\theta}_i^{-1}) \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{\frac{1}{\hat{\theta}_i}} \left(\frac{\hat{\theta}_i \hat{\mu}_i}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)$$

$$\ln L(\hat{\Omega}) = \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \hat{\theta}_i^{-1}) \right) - \ln(y_i!) + y_i \ln \hat{\theta}_i \mu_i - (y_i + \hat{\theta}_i^{-1}) \ln(1 + \hat{\theta}_i \mu_i) \right]$$



, $\hat{\beta}_0(u_i, v_i) x_{il}$

signifikan α , maka H_0 akan ditolak jika $D(\hat{\beta}(u_i, v_i)) > \chi_{\alpha, np}^2$

Jika pada uji signifikansi parameter secara serentak diperoleh maka akan dilanjutkan pada uji signifikansi parameter secara parsial:

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; \quad k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (18)$$

dimana:

$\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$: diperoleh dari nilai akar kuadrat elemen diagonal ke- $(k + 1)$ dari $var(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))$

$se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))$: standard error dari $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$

Kriteria pengujian : Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha$, artinya bahwa parameter tersebut berpengaruh signifikan terhadap variabel respon tiap-tiap lokasi.

Penentuan Bandwith dan Pembobot Optimum

Pengujian ini dilakukan untuk setiap lokasi pengamatan karena model yang dihasilkan berbeda untuk setiap lokasi. Sehingga diperlukan pembobot untuk setiap lokasi pengamatan. Pembobotan dilakukan menggunakan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* yang memiliki *Bandwidth* berbeda-beda untuk setiap lokasi pengamatan. *Bandwidth* adalah luasan dengan radius h dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar untuk menentukan bobot setiap lokasi pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut (Fotheringham *et al.*, 2002). Rumus pembobotan dengan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* ditunjukkan pada persamaan:

$$w_{j(u_i, v_i)} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (19)$$

dimana:

$i = 1, 2, \dots, n; h = 1, 2, \dots, n; \text{ dan } i \neq h$

h_i : nilai *Bandwidth* optimum untuk lokasi pengamatan ke- i

d_{ij} : jarak *euclidean* antara lokasi pengamatan ke- i dan lokasi pengamatan ke- j

Rumus yang digunakan untuk mendapatkan nilai d_{ij} adalah:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (20)$$

dimana:

u_i : koordinat lintang (longitude) lokasi pengamatan ke- i

u_j : koordinat lintang (longitude) lokasi pengamatan ke- j

v_i : koordinat bujur (latitude) lokasi pengamatan ke- i

v_j : koordinat bujur (latitude) lokasi pengamatan ke- j

h optimum diperoleh menggunakan kriteria *Cross Validation* ditunjukkan pada persamaan:



$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h_i))^2 \quad (21)$$

$\hat{y}_{\neq i}$ merupakan nilai estimasi y_i dimana nilai pengamatan pada lokasi (u_i, v_i) tidak diikutsertakan pada proses penaksiran (Sholikhah & Sutikno, 2022).

1.6.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk menentukan model yang paling sesuai dalam menjelaskan data atau untuk membandingkan beberapa model alternatif. Salah satu metode yang umum digunakan dalam seleksi model adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). AIC digunakan untuk menilai keseimbangan antara kompleksitas model dan kesesuaian model terhadap data. Nilai AIC dapat dihitung menggunakan persamaan (Collet, 2015):

$$AIC = 2K - 2 \ln \hat{L}(\hat{\theta}) \quad (22)$$

dimana $\hat{L}(\hat{\theta})$ merupakan nilai *likelihood* dari model yang diestimasi dan K adalah jumlah parameter dalam model. Model dengan nilai AIC yang lebih kecil dianggap lebih baik karena menunjukkan keseimbangan optimal antara kecocokan model dan jumlah parameter yang digunakan.

1.6.8 Perceraian di Indonesia

Perceraian merupakan pemutusan ikatan perkawinan secara hukum yang membawa konsekuensi hukum, sosial, emosional, dan perubahan dalam dinamika keluarga, dengan persepsi yang beragam di antara budaya yang berbeda. Perceraian merupakan masalah kesehatan masyarakat yang signifikan yang dihasilkan dari masalah komunikasi dan berbagai faktor seperti kekerasan, tantangan ekonomi, dan kurangnya kompatibilitas, yang menyebabkan gangguan keluarga dan bahaya individu (Dehkordi & Amiri, 2018). Perceraian dapat berasal dari berbagai alasan, termasuk faktor pribadi, emosional, sosial budaya, dan ekonomi. Hasil penelitian di Amerika Utara dan Eropa Barat menunjukkan bahwa penyebab langsung perceraian dapat beranekaragam seperti karakteristik psikologis pribadi dari salah satu atau kedua pasangan hingga tekanan kesulitan ekonomi dan perpecahan (Coontz, 2007). Menurut Kustini dan Rosidah (2016) Pergeseran budaya yang semakin terbuka, berkurangnya makna dan nilai pernikahan, serta pemahaman agama yang kurang baik menjadi salah satu pemicu/pendorong meningkatnya prevalensi perceraian di Indonesia. Faktor yang memengaruhi perceraian pada dasarnya berubah dari waktu ke waktu. Faktor eksternal seperti fluktuasi dari siklus bisnis nasional atau regional mungkin memiliki hubungan yang tidak langsung, akan tetapi dapat menjelaskan secara signifikan tren dari perceraian.



s faktor terjadinya perceraian dapat dilihat pada tiga tingkat (2), yaitu:

g mempengaruhi terjadinya perceraian adalah pendidikan, an, umur, inteligensi dan usia kawin pertama. Efek pendidikan a orang dengan pendidikan yang lebih tinggi memiliki

pernikahan yang lebih stabil dibandingkan dengan tingkat pendidikan yang lebih rendah. Mereka yang memiliki pendapatan rendah serta tingkat pendidikan rendah memiliki risiko tinggi terjadinya perceraian. Istri dengan riwayat pernah bekerja lebih mungkin untuk mengajukan perceraian daripada istri yang tidak bekerja. Dan orang-orang yang menikah muda memiliki probabilitas bercerai yang lebih tinggi.

b. Faktor Keluarga

Faktor keluarga yang memengaruhi terjadinya perceraian di antaranya adalah perselisihan orang tua, kekerasan dalam rumah tangga, jumlah anak, dan pembagian kerja dalam rumah tangga.

c. Faktor Wilayah

Faktor wilayah juga berpengaruh terhadap terjadinya perceraian, ini didasarkan bahwa masing-masing wilayah memiliki faktor sosial, ekonomi, demografis dan budaya yang berbeda-beda. Lokasi geografis adalah salah satu penentu paling penting dari kesejahteraan. Hal ini dengan asumsi bahwa tempat tinggal dapat mempengaruhi pendapatan yang akan diperoleh, orang-orang yang ditemui, lingkup pertemanan, pasangan yang dipilih, dan fasilitas yang tersedia untuk anak-anak dan keluarga. Wilayah memiliki keragaman perkembangan kondisi sosial dan ekonomi termasuk juga tradisi mengenai pernikahan dan keluarga serta penerimaan masyarakat tentang perceraian. Seperti penelitian yang dilakukan Salsabila dan Rofi (2022) yang menggunakan variabel lama sekolah, proporsi penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka (TPT) bagi laki-laki dan tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK) perempuan terhadap kasus perceraian di Provinsi Jawa Timur. Penelitian Emeng & Eteng (2022) menyatakan bahwa individu dengan status pekerjaan yang rendah, pendapatan yang rendah, dan pendidikan yang tidak tinggi memiliki probabilitas perceraian yang lebih tinggi. Clarke & Berrington (1998) juga melakukan penelitian yang membandingkan faktor demografi dan faktor sosial-ekonomi dalam memprediksi perceraian. Izzah dkk (2022) juga menghubungkan kriminalitas dengan penyebab perceraian seperti zina, mabuk, judi, kekerasan dalam rumah tangga dan dihukum penjara. Selanjutnya Nurhalisa (2021) juga menghubungkan faktor demografi seperti usia saat menikah, faktor sosial ekonomi, faktor pendidikan, faktor budaya, dan promosi kesehatan termasuk pernikahan dini sebagai faktor penyebab perceraian.

Perkembangan zaman globalisasi membawa perubahan dalam berbagai bidang kehidupan manusia, termasuk perubahan dalam berbagai bidang sosial masyarakat. Perceraian dapat menjadi salah satu dampak negatif dari perubahan tersebut yang disebabkan oleh merosotnya nilai-nilai normatif dalam masyarakat. Perceraian sendiri memiliki dampak positif dan negatif. Dampak positif dari

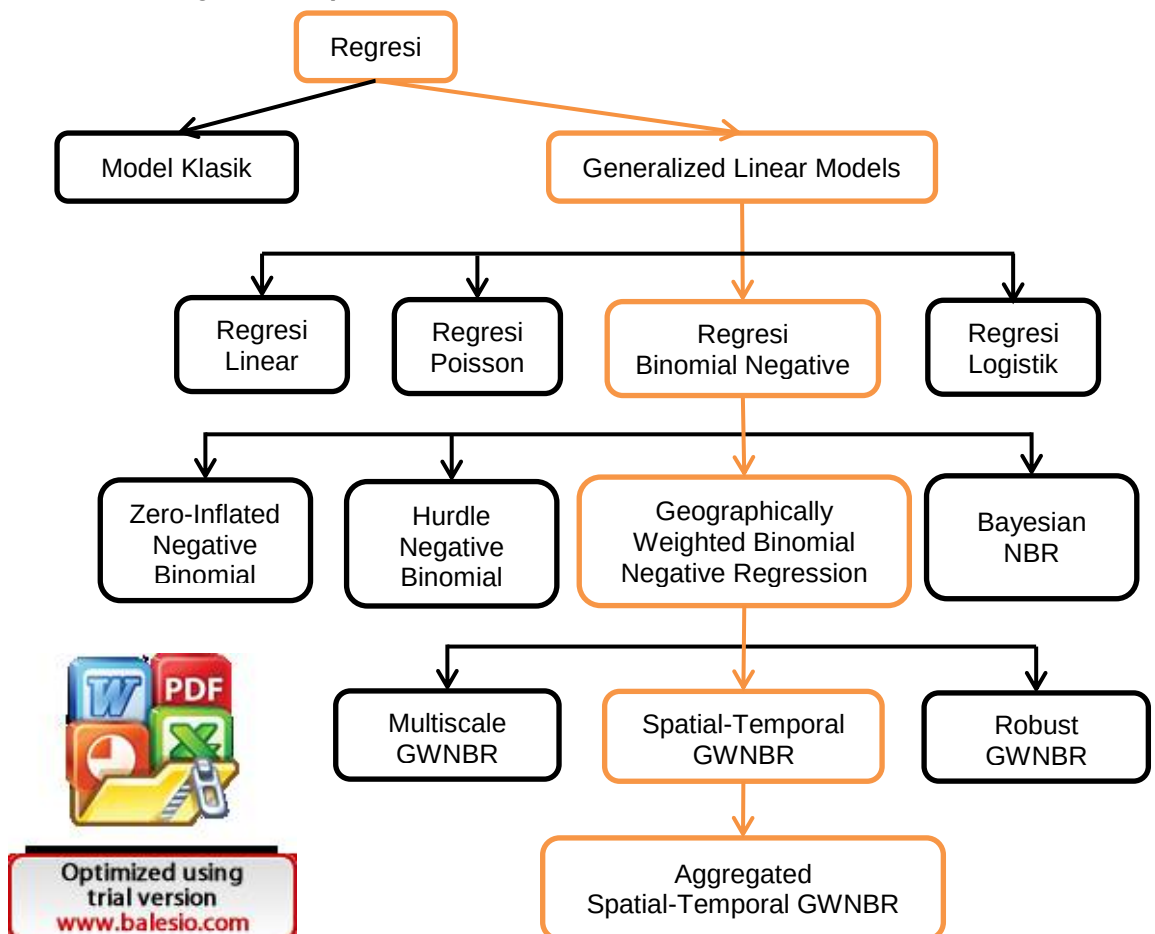


apat menyelesaikan konflik dalam rumah tangga dan menjadi r dalam penurunan fertilitas. Hal tersebut dikarenakan dapat perempuan yang mengarah pada semakin rendahnya atau gan seksual sehingga menurunkan peluang hamil (Uddin & in demikian, dampak negatif perceraian juga membawa risiko secara psikologis, kesehatan, maupun akademis. Anak-anak

dari orang tua yang bercerai dapat mengalami berbagai dampak negatif diantaranya:

- Anak-anak mungkin tidak menerima cinta dan perhatian yang mereka butuhkan, yang menyebabkan tekanan emosional dan perasaan ditinggalkan.
- Perceraian dapat mengakibatkan penurunan motivasi untuk belajar:
- Anak-anak mungkin berjuang secara akademis karena fokus dan dorongan mereka untuk unggul di sekolah berkurang dalam menghadapi gejala emosional yang disebabkan oleh perceraian.
- Perasaan sedih dan kesepian umum terjadi di antara anak-anak dari orang tua yang bercerai.
- Gangguan unit keluarga dapat membuat anak-anak merasa terisolasi dan rentan secara emosional, berdampak pada kesejahteraan dan kesehatan mental mereka secara keseluruhan.
- Prestasi belajar dapat menurun pada anak-anak dari orang tua yang bercerai.
- Stres dan pergolakan emosional yang disebabkan oleh perceraian dapat menghambat kinerja akademik anak-anak, yang menyebabkan penurunan hasil belajar dan prestasi mereka (Bahagia *et al*, 2022).

1.6.9 Kerangka Konseptual



Gambar 1. Kerangka Konseptual

BAB II METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Metode pengumpulan data dilakukan dengan melakukan observasi terhadap data sekunder yang telah diperoleh dari Badan Pusat Statistika (BPS) yang meliputi data Perceraian dan Faktor Sosial Ekonomi (Indeks Pembangunan Manusia, Perselisihan dan Pertengkaran dalam Rumah Tangga, Persentase Pernikahan Dini, Tingkat Pendidikan, Laju Ekonomi Daerah, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Pengangguran Terbuka, dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja) di tingkat provinsi di Indonesia.

2.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan terdiri dari satu variabel respon (Y) dan delapan variabel prediktor (X). Variabel respon dalam penelitian ini adalah jumlah kasus perceraian di masing-masing provinsi di Indonesia pada tahun 2018-2023. Sedangkan variabel prediktor merupakan faktor-faktor sosial ekonomi yang mempengaruhi perceraian. Variabel yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
(Y)	Jumlah kasus perceraian tiap provinsi di Indonesia
(X_1)	Indeks Pembangunan Manusia
(X_2)	Perselisihan dan Pertengkaran dalam Rumah Tangga
(X_3)	Persentase Pernikahan Dini
(X_4)	Tingkat Pendidikan
(X_5)	Laju Ekonomi Daerah
(X_6)	Persentase Penduduk Miskin
(X_7)	Tingkat Pengangguran Terbuka
(X_8)	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja

Sumber: Data Olah, 2025

Berikut merupakan penjelasan definisi dari variabel yang digunakan dalam penelitian ini:

1. Jumlah Kasus Perceraian (Y)

Merupakan banyaknya jumlah kasus perceraian tiap provinsi di Indonesia.

2. Indeks Pembangunan Manusia (X_1)

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator yang mengukur penduduk suatu wilayah berdasarkan tiga aspek utama, yaitu pendidikan, dan standar hidup layak. IPM yang tinggi umumnya kesejahteraan masyarakat yang lebih baik, yang dapat berdampak pada tingkat perceraian. Data berupa persentase Indeks Pembangunan Manusia di tiap provinsi di Indonesia.



3. Perselisihan dan Pertengkaran dalam Rumah Tangga (X_2)

Perselisihan dan pertengkaran dalam rumah tangga merupakan salah satu penyebab utama perceraian di Indonesia. Faktor ini dapat muncul akibat berbagai hal, seperti masalah ekonomi, perbedaan pendapat, ketidakseimbangan peran dalam keluarga, hingga ketidakcocokan karakter antara pasangan. Dalam banyak kasus, perselisihan yang tidak terselesaikan dengan baik dapat mengarah pada keputusan untuk bercerai. Data berupa jumlah perselisihan dan pertengkaran dalam rumah tangga yang menyebabkan perceraian di tiap provinsi di Indonesia.

4. Persentase Pernikahan Dini (X_3)

Perkawinan di usia muda sering kali berhubungan dengan ketidakmatangan emosional dan kurangnya keterampilan mengelola konflik. Hal ini meningkatkan kemungkinan perceraian karena pasangan belum sepenuhnya siap secara emosional dan finansial untuk menghadapi tantangan rumah tangga. Data berupa Persentase Perempuan umur 20-24 tahun yang berstatus kawin sebelum usia 18 tahun menurut provinsi.

5. Tingkat Pendidikan (X_4)

Rendahnya tingkat pendidikan sering dikaitkan dengan lebih tinggi kemungkinan perceraian karena faktor ekonomi dan komunikasi dalam rumah tangga. Menurut beberapa studi, individu dengan tingkat pendidikan yang lebih tinggi cenderung memiliki tingkat perceraian yang lebih rendah. Hal ini karena pendidikan dapat meningkatkan kemampuan komunikasi, keterampilan pengelolaan konflik, dan pemahaman yang lebih baik tentang hubungan, yang dapat memperkuat pernikahan. Data berupa persentase penyelesaian pendidikan tingkat menengah atas, sesuai aturan pendidikan wajib belajar 12 tahun.

6. Laju Ekonomi Daerah (X_5)

Laju ekonomi daerah merupakan indikator penting yang mencerminkan kondisi ekonomi suatu wilayah. Faktor ini berperan dalam stabilitas rumah tangga dan dapat berpengaruh terhadap angka perceraian. Produk Domestik Regional Bruto atas dasar harga konstan mengukur pertumbuhan ekonomi suatu daerah dengan menyesuaikan efek inflasi, sehingga lebih mencerminkan perubahan nyata dalam aktivitas ekonomi. Data berupa persentase laju pertumbuhan PDRB atas dasar harga konstan.

7. Persentase Penduduk Miskin (X_6)

Kemiskinan dapat menyebabkan kesulitan ekonomi dalam rumah tangga, yang seringkali menjadi penyebab utama ketegangan dan perceraian. Ketidakmampuan memenuhi kebutuhan dasar atau ketidakpuasan ekonomi berkontribusi pada hubungan. Data berupa persentase penduduk miskin menurut provinsi.



8. Pengeluaran Terbuka (X_7)

Pengeluaran yang sering kali menambah tekanan ekonomi dalam keluarga, yang memperburuk kondisi pernikahan dan meningkatkan perceraian.

Ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan dasar seperti keuangan, perumahan, atau pendidikan dapat menjadi sumber konflik dalam pernikahan. Data berupa persentase tingkat pengangguran terbuka menurut provinsi.

9. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_8)

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) mengukur persentase populasi usia kerja yang aktif secara ekonomi, baik bekerja maupun mencari pekerjaan. Variabel ini memiliki hubungan yang kompleks dengan angka perceraian. Di satu sisi, TPAK yang tinggi menunjukkan keterlibatan ekonomi yang kuat, yang dapat memberikan stabilitas finansial dalam rumah tangga dan mengurangi tekanan ekonomi yang berpotensi menyebabkan perceraian. Namun, di sisi lain, tingkat partisipasi kerja yang tinggi, terutama di kalangan perempuan, dapat meningkatkan independensi ekonomi yang memungkinkan keputusan perceraian lebih mudah diambil dalam kondisi pernikahan yang tidak harmonis. Data berupa persentase tingkat partisipasi angkatan kerja per provinsi.

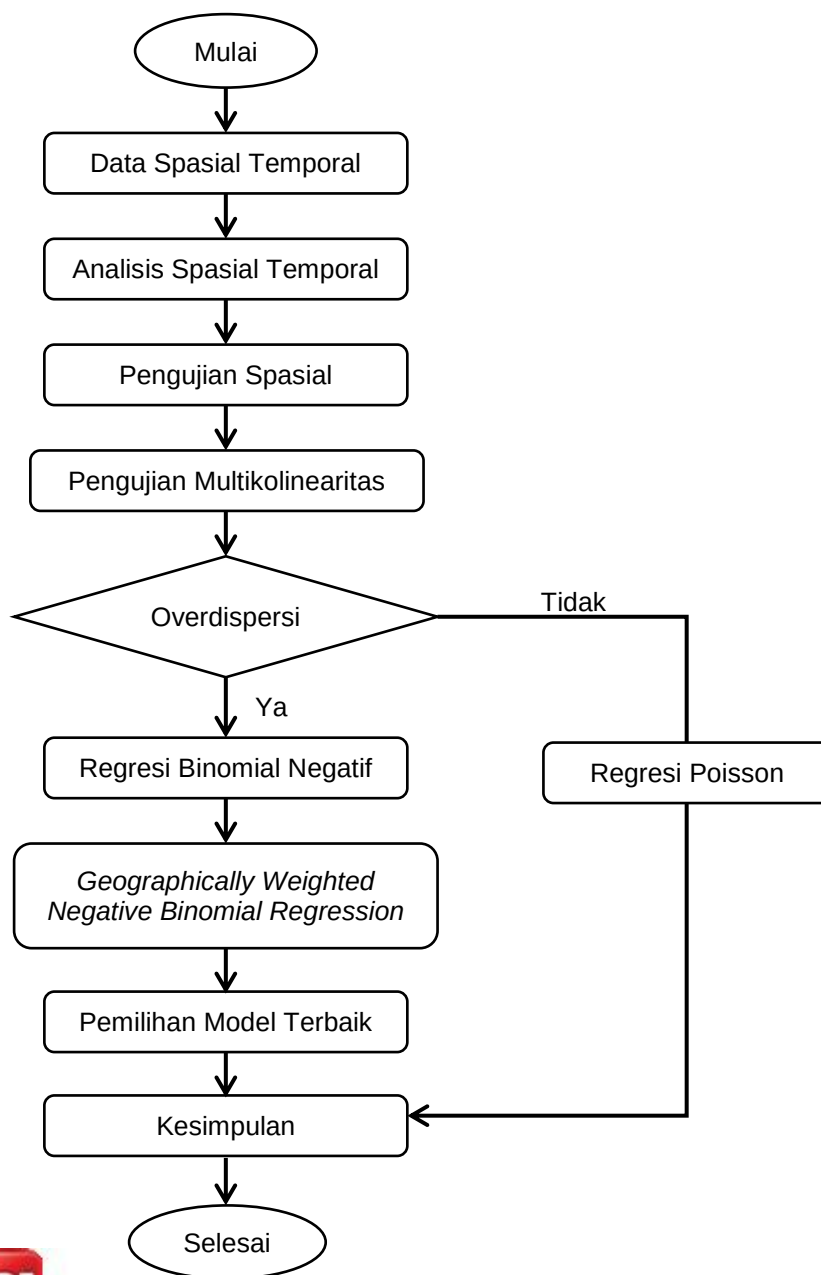
2.3 Metode Analisis Data

Adapun langkah-langkah yang dilakukan berdasarkan tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulan data kasus perceraian di Indonesia dan faktor Sosial Ekonomi yang diperoleh dari Badan Pusat Statistika.
2. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kasus perceraian di Indonesia dan variabel yang diduga mempengaruhi menggunakan statistika deskriptif.
3. Pemetaan kasus *Spatio-Temporal* untuk mengetahui pola sebaran dan tren kasus perceraian secara spasial dan temporal serta mengidentifikasi hotspot perceraian.
4. Melakukan pengujian aspek spasial.
5. Melakukan pendeteksian kasus multikolinearitas antar variabel prediktor menggunakan nilai VIF.
6. Melakukan pengujian kasus overdispersi.
7. Jika terdapat kasus overdispersi, maka analisis dilanjutkan menggunakan regresi Binomial Negatif
8. Melakukan analisis menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).
9. Membandingkan model menggunakan AIC untuk mendapat model terbaik.
10. Menyusun kesimpulan.



2.4 Diagram Alir



Gambar 2. Diagram Alir

