

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Data Spasial**

Menurut Fotheringham A S *et al* (2000) data spasial terdiri atas pengamatan beberapa fenomena yang memiliki beberapa kecenderungan spasial. Data spasial disebut juga data dependen, karena berasal dari lokasi spasial yang berbeda dimana hal ini mengindikasikan ketergantungan antara pengukuran dan lokasi. Posisi lokasi dari suatu pengamatan memungkinkan adanya hubungan dengan pengamatan lain yang berdekatan. Hubungan antar pengamatan tersebut dapat berupa kedekatan jarak antar pengamatan maupun antar persinggungan pengamatan. Adanya efek spasial merupakan hal yang sering terjadi antara suatu wilayah dengan wilayah lainnya.

##### **2.2.1 Pengujian Efek Spasial**

Efek spasial adalah ketergantungan yang terjadi akibat adanya korelasi antar wilayah. Adanya efek spasial merupakan hal yang sering terjadi antara suatu wilayah dengan wilayah lainnya. Menurut Anselin (2010) efek spasial yang dihasilkan oleh informasi antar lokasi dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial.

#### **1. Dependensi Spasial**

Dependensi spasial atau disebut juga autokorelasi spasial adalah korelasi dengan dirinya sendiri antar pengamatan (lokasi). Pengujian autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan metode indeks Moran's. Nilai indeks moran berada pada kisaran -1 (autokorelasi negatif sempurna) sampai dengan 1 (autokorelasi positif sempurna) (Lee dan Wong, 2001: 80).

Hipotesis :

$H_0 : I=0$  (tidak ada dependensi spasial antar lokasi)

$H_1 : I \neq 0$  (ada dependensi spasial antar lokasi)

Statistik Uji :

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.1)$$

dimana :

$x_i$  = nilai amatan pada lokasi ke- $i$

$x_j$  = nilai amatan pada lokasi ke- $j$

$\bar{x}$  = rata-rata dari nilai amatan ke- $i$  dari  $n$  lokasi

$w_{ij}$  = elemen matriks pembobot spasial baris ke- $i$  kolom ke- $j$

$n$  = banyaknya pengamatan

Untuk nilai ekspektasi dari indeks moran adalah sebagai berikut:

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \quad (2.2)$$

Jika  $I > E(I)$  menyebabkan nilai autokorelasi bernilai positif. Jika  $I = E(I)$  artinya tidak terdapat autokorelasi spasial dan jika  $I < E(I)$  memiliki makna autokorelasi bernilai negatif. Untuk melihat kriteria pola spasial dari data dapat menggunakan dengan nilai ekspektasi dari indeks moran sebagai berikut.

**Tabel 2. 1 Skala Numerik untuk Indeks Moran**

Pola Spasial	Indeks Moran
Pola <i>Clustered</i>	$I > E(I)$
Pola <i>Random</i>	$I = E(I)$
Pola <i>Dispered</i>	$I < E(I)$

dimana :

- Pola *clustered* merupakan beberapa area membentuk suatu kelompok dan berdekatan.
- Pola *random* merupakan beberapa area terletak secara di beberapa lokasi.

- c. Pola *dispered* adalah setiap area berada secara merata dan berjauhan dengan area-area lainnya.

## 2. Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial disebabkan karena adanya perbedaan karakteristik antar titik lokasi pengamatan. Menurut Anselin (1988), heterogenitas spasial tercermin dari galat dalam pengukuran yang mengakibatkan heteroskedastisitas artinya variansi galat yang dihasilkan tidak konstan. Untuk mendeteksi ada atau tidaknya heterogenitas spasial dalam model dilakukan uji Breusch-Pagan.

Hipotesis:

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (tidak terjadi heterogenitas spasial antar wilayah)

$H_1 : \text{Minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$  (terjadi heterogenitas spasial antar wilayah)

Statistik Uji:

$$BP = \frac{1}{2} b^T \mathbf{Z}(\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T b \quad (2.3)$$

dimana, elemen vektor  $b$  dirumuskan dengan  $b = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$  merupakan galat atau error untuk pengamatan ke- $i$  dengan asumsi  $e \sim IIDN(0, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2$  adalah ragam dari  $e_i$ , dan Matriks  $\mathbf{Z}$  adalah matriks telah distandarisasi untuk setiap pengamatan yang berukuran  $n \times (p + 1)$ .

Kriteria Uji :

Tolak  $H_0$  jika  $BP > \chi_p^2$  atau  $P\text{-value} < \alpha$  sehingga dapat dikatakan bahwa terjadi heterogenitas spasial antar wilayah.

### 2.2.2 Koordinat Spasial

Variabel koordinat spasial yang digunakan dalam pembentukan model GWR ada dua yaitu *longitude* dan *latitude*. *Longitude* adalah garis membujur yang menghubungkan antara sisi utara dan sisi selatan bumi (kutub) yang digunakan untuk mengukur sisi barat-timur koordinat suatu titik di belahan bumi. Sedangkan *latitude* adalah melintang di antara kutub utara dan kutub selatan yang menghubungkan antara sisi timur dan barat bagian bumi yang dijadikan ukuran

dalam mengukur sisi utara-selatan koordinat suatu titik di belahan bumi (Caraka & Hasbi, 2017: 12-13).

## 2.2 Model GWR

*Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan analisis regresi yang mengalami perkembangan. Keunggulan dari analisis GWR adalah parameter dihitung untuk setiap lokasi pengamatan sehingga nilai parameter setiap lokasi pengamatan tidak sama (Fotheringham et al., 2002). Adapun Model untuk *Geographically Wighted Regression* (GWR) sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.4)$$

dimana :

- $Y_i$  : Nilai variabel respon pada titik lokasi pengamatan ke- $i$
- $\beta_0(u_i, v_i)$  : Konstanta/*intercept* GWR
- $\beta_k(u_i, v_i)$  : Koefisien regresi ke- $k$  pada titik lokasi pengamatan ke- $i$
- $u_i, v_i$  : Titik koordinat lintang dan bujur pada lokasi pengamatan ke- $i$
- $X_{ik}$  : Nilai variabel prediktor ke- $k$  pada titik lokasi pengamatan ke- $i$
- $\varepsilon_i$  : Error pada titik lokasi ke- $i$

### 2.3.1 Pembobot Model GWR

Pembobot pada model GWR memiliki peranan yang paling utama. Pembobot dari masing-masing pengamatan digunakan untuk menunjukkan posisi pengamatan yang satu dengan yang lain. Pembobot berbentuk matriks diagonal dengan elemen-elemen diagonalnya adalah fungsi pembobot dari setiap lokasi pengamatan. Faktor kedekatan titik lokasi pengamatan yang satu ke lainnya sangat diperhatikan untuk membentuk matriks pembobot. Pengaruh yang besar diberikan oleh pengamatan yang dekat dengan titik lokasi pengamatan dan begitu

sebaliknya. Oleh karena itu, jarak yang dekat antar pengamatan akan menghasilkan matriks pembobot  $W(u_i, v_i)$  yang semakin besar.

Menurut Chasco *et al.* (2007), pembobotan sendiri dapat dilakukan dengan metode yang berbeda-beda, diantaranya dengan menggunakan fungsi kernel. Estimasi parameter menggunakan fungsi kernel jika fungsi jarak ( $w_j$ ) adalah fungsi berkesinambungan dan berulang. Menurut Wheeler dan Antonio (2010), ada dua jenis fungsi kernel dalam GWR dibagi dua yaitu, fungsi kernel tetap dimana setiap amatan memiliki *bandwidth* yang sama dan fungsi kernel adaptive dimana setiap amatan memiliki *bandwidth* yang berbeda. Keunggulan dari fungsi kernel adaptive adalah dapat menyesuaikan dengan sendirinya antar amatan (Pamungkas *et al.*, 2016).

Perbedaan paling mendasar antara fungsi kernel tetap dan kernel adaptive adalah dalam penentuan *bandwidth* optimumnya. Fungsi kernel tetap, *bandwidth* optimumnya yang berupa jarak akan sama dimanapun lokasinya berada. Sedangkan kernel adaptive akan menggunakan jarak tertangga terdekat untuk menentukan berapa titik yang memiliki karakteristik yang sama dengan bidang yang akan dicari modelnya (Fotheringham, dkk., 2002).

Terdapat kelemahan yang berpotensi menjadi masalah potensial yang terjadi pada penggunaan fungsi kernel tetap, dimana untuk beberapa lokasi pada area penelitian yang hanya terdiri dari beberapa titik data yang tersedia untuk kalibrasi model atau titik data yang berjauhan disekitar pusat lokasinya akan menjadi masalah “weak data”. Fungsi kernel adaptive dapat digunakan untuk mengurangi kelemahan data tersebut. Fungsi adaptive kernel akan menyesuaikan dengan sendirinya ukuran variansi sesuai dengan kerapatan datanya. Nilai *bandwidth* yang lebar jika titik datanya jarang, dan akan menghasikan *bandwidth* yang kecil jika titik datanya lebih padat (Fotheringham, dkk., 2002).

Menurut Fotheringham (2020) terdapat tiga jenis fungsi adaptive kernel yang dijadikan sebagai pembobot spasial dalam analisis dengan GWR yaitu *adaptive gaussian kernel*, *adaptive bisquare kernel* dan *adaptive tricube kernel*.



1. *Adaptive Gaussian Kernel*

Matriks pembobot fungsi *adaptive gaussian kernel* dinyatakan dengan formula sebagai berikut.

*Adaptive Gaussian* :

$$W_{ij} = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right] \quad (2.5)$$

2. *Adaptive Bisquare Kernel*

Dalam menghitung fungsi pembobot *adaptive bisquare kernel* dapat dilakukan dengan perhitungan berikut (Chasco, et al., 2007).

*Adaptive Bisquare* :

$$W_{ij} = \begin{cases} \left( 1 - \left( \frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases} \quad (2.6)$$

3. *Adaptive Tricube Kernel*

Dalam menghitung fungsi pembobot *kernel tricube* dapat dilakukan dengan perhitungan berikut:

*Adaptive Tricube* :

$$W_{ij} = \begin{cases} \left( 1 - \left( \frac{d_{ij}}{h_i} \right)^3 \right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases} \quad (2.7)$$

dimana konstan  $b$  adalah parameter penghalus (*bandwidth*) yang mengontrol seberapa jauh radius yang masih mempengaruhi lokasi ke- $i$ .  $d_{ij}$  adalah fungsi jarak *euclidean* diantara lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  dimana  $i, j = 1, 2, \dots, n$  yang didefinisikan dengan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (2.8)$$

Jika pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel maka pemilihan *bandwidth* ini sangatlah penting. Ketika *bandwidth* terlalu besar, pembobot akan menjadi sangat kecil. Ketika *bandwidth* kecil maka, pembobot akan menjadi sangat besar. Oleh karena itu pemilihan *bandwidth* optimum menjadi penting karena akan mempengaruhi ketetapan model terhadap data. Salah satu metode yang

digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah dengan menggunakan *Cross Validation* (CV) yang secara sistematis didefinisikan sebagai berikut (Fotheringham, et al., 2002):

$$CV = \sum [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (2.9)$$

dengan  $\hat{y}_{\neq i}(b)$  adalah nilai estimasi  $\hat{y}_i$  dimana pengamatan dilokasi  $i$  dihilangkan dari proses penaksiran dan  $n$  adalah banyaknya sampel. *Bandwidth* yang optimal ditunjukkan dengan nilai CV minimum.

Proses untuk mendapatkan *bandwidth* yang meminimumkan nilai CV bisa menggunakan teknik *Golden Section Search*. Tahapannya dimulai dengan cara mengevaluasi fungsi dengan tiga nilai yang berbeda, misalnya  $p$ ,  $q$ , dan  $r$ , dimana  $p < q < r$ ,  $p$  merupakan batas bawah nilai *bandwidth* yang mungkin dan  $r$  merupakan batas atas nilai *bandwidth* yang mungkin. Nilai  $p$  diperoleh dari nilai minimum  $d_{ij}$  sedangkan  $r$  diperoleh dari nilai maksimum  $d_{ij}$ . Nilai fungsi yang dihasilkan pada tiga titik tersebut adalah  $f(p)$ ,  $f(q)$ , dan  $f(r)$ , yang disebut juga sebagai triplet. Fungsi tersebut dievaluasi lagi pada suatu nilai baru  $s$  yang bisa ditentukan di antara  $p$  dan  $q$  atau  $q$  dan  $r$  sehingga menghasilkan nilai fungsi baru, yaitu  $f(s)$ . Kemudian buang salah satu dari  $p$  atau  $r$  untuk membentuk triplet baru. Adapun aturan dari teknik *Golden Section Search* adalah sebagai berikut:

Jika  $f(q) < f(s)$  : triplet baru yang dipakai adalah  $p < q < s$

Jika  $f(q) > f(s)$  : triplet baru yang dipakai adalah  $q < s < r$

Proses tersebut berulang sampai dengan dua nilai  $f(s)$  yang dihasilkan mendekati sama atau selisihnya lebih kecil dari pada suatu nilai yang ditentukan, misal  $1 \times 10^{-6}$  (Caraka & Hasbi, 2017: 14).

### 2.3.2 Estimasi Model GWR

Estimasi parameter model GWR dilakukan dengan metode *Weighted Least Square* (WLS). Menurut Gujarati (2003), Metode WLS merupakan salah satu metode yang dapat menyelesaikan masalah heteroskedastisitas. WLS memiliki kemampuan untuk mempertahankan sifat tak bias dan konsistensinya. Metode

WLS sama halnya dengan OLS dengan meminimumkan jumlah sisaan, namun pada metode WLS dilakukan pembobotan suatu faktor yang tepat kemudian baru menggunakan metode OLS terhadap data yang telah diboboti. Kelebihan dari metode WLS adalah bisa mengatur pentingnya setiap pengamatan dalam menentukan solusi akhir karena pada OLS diasumsikan bahwa nilai duga parameter regresi bernilai sama untuk setiap pengamatan.

Pemberian bobot yang berbeda tiap lokasi amatan disebut dengan metode WLS. Pemberian bobot ini sesuai dengan Hukum I Tobler “*Everything is related to everything else, but near thin are more related than distant things* / segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat lebih mempunyai pengaruh dari pada sesuatu yang jauh” (Miller dalam Yasin, 2011). Menurut Carlton (2009) Unit observasi yang memiliki kedekatan lokasi, akan memiliki bobot lebih besar dibandingkan unit observasi yang lokasinya lebih jauh. Penaksir parameter dengan GWR untuk setiap variabel ke- $k$  pada lokasi pengamatan, dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (2.10)$$

dengan  $\mathbf{W}(u_i, v_i)$  adalah lokasi  $i$  yang berbentuk matriks pembobot spasial,  $\mathbf{Y}$  adalah data variabel respon yang berbentuk vector kolom dan  $\mathbf{X}$  adalah data variabel bebas yang berbentuk matriks rancangan (Fortheringham et al., 2002). Matrik rancangan dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{1,1} & \dots & X_{p,1} \\ 1 & X_{1,2} & \dots & X_{p,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{1,m} & \dots & X_{p,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1^T \\ X_2^T \\ \vdots \\ X_m^T \end{bmatrix}$$

### 2.3.3 Pengujian Parameter Model GWR

Setiap parameter dilakukan untuk mengetahui pengaruh signifikansi terhadap variabel terikat dimana terdiri dari dua macam, yaitu uji kesesuaian antara model GWR (Goodness of Fit) dan uji parsial model GWR.



## 1. Uji Kesesuaian Model (Goodness of Fit)

Pengujian kesesuaian model bertujuan untuk menjelaskan apakah model GWR dapat menjelaskan lebih baik dibandingkan model regresi linier atau tidak (Caraka & Hasbi, 2017: 15-16).

Hipotesis :

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, p$  (Tidak ada perbedaan yang signifikansi antara model regresi OLS dan GWR)

$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \text{ yang berhubungan dengan lokasi } (u_i, v_i)$   
(Ada perbedaan yang signifikansi antara model regresi OLS dan GWR)

Statistik Uji:

$$F^* = \frac{SSE(H_0)/df_1}{SSE(H_1)/df_2} \quad (2.11)$$

dengan

$$SSE(H_0) = Y^T(I - H)Y \text{ dimana } H = X(X^T X)^{-1}X^T$$

$$df_1 = n - p - 1$$

$$SSE(H_1) = Y^T(I - S)^T(I - S)Y$$

$$df_2 = (n - 2tr(S) + tr(S^T S))$$

$S$  adalah matriks proyeksi dari model GWR, yaitu matriks yang memproyeksikan nilai  $y$  yang menjadi  $\hat{y}$  pada lokasi  $(u_i, v_i)$ .

$$S = \begin{bmatrix} X_1^T & (X^T W(u_1, v_1)X)^{-1} & X^T W(u_1, v_1) \\ X_2^T & (X^T W(u_2, v_2)X)^{-1} & X^T W(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n^T & (X^T W(u_n, v_n)X)^{-1} & X^T W(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

adalah matriks  $n \times n$  dan  $I$  adalah matriks identitas ordo  $n$ .

Kriteria Uji :

Jika  $F^* \geq F_{tabel}$  maka tolak  $H_0$ , artinya model GWR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik dari pada model regresi OLS.  $F^*$  akan mengikuti distribusi  $F$  dengan derajat bebas  $df_1$  dan  $df_2$ . Jika diberikan tingkat signifikansi sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan dengan menolak  $H_0$  jika nilai  $F^* > F_{\alpha; df_1; df_2}$ .

## 2. Uji Parsial Model GWR

Pengujian parameter model secara parsial diperlukan dalam model GWR. Pengujian ini dilakukan untuk memperoleh hasil parameter-parameter yang berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat. (Caraka & Hasbi, 2017: 16).

Hipotesis :

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$  dengan  $k, i = 1, 2, \dots, p$  (Tidak ada pengaruh antara variabel bebas terhadap variabel terikat)

$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$  dengan  $k, i = 1, 2, \dots, p$  (Ada pengaruh antara variabel bebas terhadap variabel terikat)

Statistik Uji:

Penaksir parameter  $\beta(u_i, v_i)$  akan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata  $\beta(u_i, v_i)$  dan matriks varian kovarian  $\mathbf{GG}^T \sigma^2$ , sehingga diperoleh

$$\frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i) - \beta_k(u_i, v_i)}{\sigma \sqrt{g_{kk}}} \sim N(0, 1) \quad (2.12)$$

dengan  $g_{kk}$  adalah elemen diagonal ke- $k$  dari matriks  $\mathbf{GG}^T$ . Sehingga statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$T = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\sigma \sqrt{g_{kk}}} \quad (2.13)$$

$T$  akan mengikuti distribusi  $t$  dengan derajat bebas  $df_2$ . Jika tingkat signifikansi diberikan sebesar  $\alpha$ , maka diambil keputusan tolak  $H_0$  atau dengan kata lain parameter  $\beta_k(u_i, v_i)$ , signifikan terhadap model jika  $|T_{hitung}| > t_{\alpha/2, df_2}$ . Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa ada pengaruh antara variabel bebas terhadap variabel terikat.

## 2.3 Pemilihan Model Terbaik

### 1. Koefisien Determinasi ( $R^2$ )

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) merupakan sebuah pengaruh yang diberikan variabel bebas terhadap variabel terikat. Besaran yang paling sering digunakan untuk melihat kecocokan suatu model adalah dengan melihat nilai  $R^2$ . Koefisien determinasi merupakan salah satu alat yang dapat digunakan untuk mengetahui

besarnya kesanggupan model dalam menerangkan variansi variabel terikat (Ghozali, 2012: 97). Nilai  $R^2$  yang kecil atau mendekati 0 artinya sangat kecil kesanggupan dari variabel bebas dalam menerangkan variabel terikat. Nilai  $R^2$  yang besar atau mendekati 1 artinya sangat besar kesanggupan dari variabel bebas dalam menerangkan variabel terikat (Putri, 2013). Rumusnya adalah sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.14)$$

## 2. Akaike Information Criterion (AIC)

AIC (*Akaike Information Criterion*) merupakan salah satu kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter (Aswi dan Sukarna, 2006). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil (Fortheringham, et al, 2002). Kriteria AIC dapat dituliskan sebagai berikut:

$$AIC = 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + tr(S) \quad (2.15)$$

dimana :

$\ln$  = Natural log

$\hat{\sigma}$  = Nilai estimator standar deviasi dari bentuk residual

$n$  = Banyaknya pengamatan

$\pi$  = 3,14

$S$  = Matriks proyeksi

### 2.4 Pengertian Kriminalitas

Menurut Ariusni, dkk (2019), kriminalitas adalah segala tindakan atau sesuatu yang dilakukan individu, kelompok, maupun komunitas yang melanggar hukum, atau suatu tindak kejahatan, yang mengganggu keseimbangan atau stabilitas sosial dalam masyarakat. Dalam pembahasan lain menurut Kartono (2009) Kriminalitas adalah segala macam bentuk tindakan dan perbuatan yang merugikan secara ekonomis dan psikologis yang melanggar hukum yang berlaku dalam Negara Indonesia, serta norma-norma sosial dan agama. Kriminalitas dapat diartikan sebagai tindak kejahatan. Tingkah laku kriminal ini dapat dilakukan siapa saja, baik pria maupun wanita, tua maupun muda. Tindak kriminal dalam

praktiknya dapat dilakukan dalam keadaan sadar maupun tidak sadar. Dalam keadaan sadar tindak kriminal ini sudah dipikirkan dan direncanakan, sedangkan dalam keadaan tidak sadar, tindak kriminal ini bisa saja terjadi karena dalam keadaan mabuk dari penggunaan obat-obatan terlarang atau minuman keras.

Perbuatan ini banyak merugikan diri sendiri maupun orang lain. Kerugian yang dialami diri sendiri berupa terjerat kasus hukum, sedangkan untuk orang lain berupa kerugian barang berharga, gangguan mental, serta jatuhnya korban meninggal. Pelaku kejahatan ini disebut seorang kriminal. Seseorang yang melakukan tindak kejahatan, secara hukum pelaku kejahatan akan dikenakan sanksi sesuai dengan kejahatan yang dilakukannya. Menurut Maschiliah (2012: 1) pelaku kejahatan bisa dikenakan sanksi pidana atau denda. Tindak kejahatan ini menjadi masalah yang meresahkan di setiap wilayah. Keresahan ini terjadi karena tindak kejahatan memiliki dampak buruk terhadap korban, bahkan dalam beberapa kasus tindak kejahatan memakan banyak korban. Hal ini mendasari bahwa tindak kejahatan merupakan masalah sosial yang harus diatasi, agar angka kriminalitas dapat menurun semaksimal mungkin.

## **2.5 Faktor – Faktor Penyebab Terjadinya Kriminalitas**

Adapun faktor-faktor yang digunakan dalam penelitian ini yang menjadi penyebab terjadinya tindak kriminalitas adalah sebagai berikut.

### **1. Penduduk**

Menurut Kartono (2009) menyebutkan bahwa salah satu penyebab kejahatan antara lain dipengaruhi oleh faktor sosial yaitu kepadatan penduduk. Kepadatan penduduk pada dasarnya dipengaruhi oleh faktor demografi yaitu kelahiran, kematian, dan migrasi. Kelahiran dan kematian dinamakan faktor alami, sedangkan migrasi dinamakan faktor non alami. Migrasi dapat diartikan sebagai perubahan tempat tinggal baik secara permanen maupun semi permanen, dan tidak ada batasan jarak bagi perubahan tempat tinggal tersebut (Lee, 1996). Penduduk melakukan permintaan atas suatu barang untuk memenuhi atau memuaskan kebutuhan hidup. Semakin meningkat jumlah penduduk, maka kebutuhan akan barang-barang pemuas kebutuhan akan meningkat. Apabila barang yang

digunakan untuk memenuhi kebutuhan tersebut sulit didapatkan, maka akan melakukan tindakan ilegal hingga kriminal untuk memenuhi kebutuhan akan barang tersebut untuk dapat bertahan hidup.

## 2. Pengangguran

Pengangguran merupakan keadaan dimana seseorang dalam usia angkatan kerja, tetapi tidak memiliki pekerjaan atau belum memiliki pekerjaan. Pengangguran merupakan salah satu masalah sosial yang sampai saat ini masih belum teratasi. Hal yang paling dikhawatirkan dari peningkatan jumlah pengangguran adalah dapat menjadi pemicu semakin tingginya kasus kriminalitas. Hal ini terjadi karena kesulitan dalam memenuhi kebutuhan hidup sehari-hari.

Untuk menghitung tingkat pengangguran menggunakan rumus sebagai berikut :

$$TP = \frac{\text{Jumlah orang yang mencari kerja}}{\text{Jumlah angkatan kerja}} \times 100\%$$

Pengangguran terbuka tercipta sebagai akibat pertambahan lowongan pekerjaan yang lebih rendah dari pertambahan tenaga kerja. Hal ini berakibat seseorang tidak memiliki pekerjaan dikarenakan kurangnya jumlah lapangan kerja. Efek dari keadaan ini terjadi dalam jangka waktu yang cukup panjang mereka tidak melakukan sesuatu pekerjaan. Jadi mereka menganggur secara nyata dan sepenuh waktu oleh karenanya dinamakan pengangguran terbuka (Anata, 2013).

## 3. Pendidikan

Pendidikan merupakan sumber daya yang memiliki manfaat terbesar jika dibandingkan dengan faktor produksi lainnya. Seseorang membutuhkan kemampuan yang cukup untuk mendapatkan pekerjaan. Kemampuan itu sendiri dapat diperoleh salah satunya dari faktor pendidikan. Pendidikan yang tinggi akan mempengaruhi seseorang untuk mendapatkan pekerjaan yang legal. Semakin tinggi pendidikan maka semakin tinggi upah yang akan didapat, sehingga memberikan ekspektasi utilitas kriminalitas yang lebih kecil kepada calon pelaku kriminalitas dan memilih pekerjaan yang legal (Priatna, 2015).



#### 4. Pengeluaran Per Kapita

Pengeluaran per kapita merupakan biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi semua anggota dalam rumah tangga selama satu bulan dibagi dengan banyaknya anggota dalam suatu rumah tangga yang telah diselaraskan dengan paritas daya beli. Ada dua macam pengeluaran rumah tangga yaitu menurut kelompok makanan dan non makanan. Pergeseran pola pengeluaran seseorang dipengaruhi oleh pendapatannya. Semakin tinggi pendapatan seseorang, semakin tinggi pula pengeluaran non makanan. Pola pengeluaran dapat dijadikan sebagai salah satu alat ukur tingkat kesejahteraan penduduk, dimana perubahan komposisinya digunakan sebagai petunjuk perubahan tingkat kesejahteraan penduduk suatu daerah (Sirusa, BPS).

