BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

1.1 Tuberkulosis

Tuberkulosis adalah suatu penyakit menular langsung yang disebabkan oleh kuman TB yaitu *Mycobacterium tuberculosis*. Sebagian besar kuman TB akan menyerang paru, akan tetapi kuman TB juga bisa menyerang organ tubuh yang lainnya (Depkes RI, 2007). Menurut Misnadiarly (2006), kuman dari TB ini terdapat dalam butir-butir percikan dahak yang disebut *droplet nuclei* dan melayang diudara untuk waktu yang lama sampai terhisap oleh orang atau mati dengan sendirinya kena sinar matahari langsung. Sedangkan Menurut Santa (2009), tuberkulosis merupakan penyakit infeksius yang menyerang paru-paru, ditandai dengan pembentukan granuloma dan timbulnya nekrosis jaringan. Penyakit ini bersifat menahun dan dapat menular dari penderita ke orang lainnya.

Penularan tuberkulosis dapat diketahui melalui pemeriksaan pada dahak pasien dengan mikroskop yang ditemukan adanya kuman *Tuberculosis* yang disebut dengan hasil basil tahan asam (BTA). Semakin tinggi derajat positif pada pemeriksaan dahak tersebut, maka semakin menular penyakit tersebut. Menurut Erick (2012) penyebaran tuberkulosis terjadi melalui transmisi dari manusia ke manusia saat batuk.

TBC dibagi menjadi 2 jenis antara lain :

1. TBC laten, yakni terdapat bakteri aktif didalam tubuh dan tidak muncul gejala pada awal dan tidak menular, namun dapat aktif sewaktu-waktu.

2. TBC aktif, yakni terdapat bakteri aktif didalam tubuh sehingga menyebabkan infeksi, gejala dan menular pada orang lain.

Gejala yang dialami seseorang yang mengalami TBC antara lain :

1. Batuk terus-menerus
2. Nyeri didada dan mengalami sesak nafas
3. Demam disertai tubuh menggigil berkeringat
4. Berat badan turun drastis

1.1.1 Faktor-faktor Penyebab Tuberkulosis

Penyakit tuberkulosis dapat menyerang seseorang dengan penyebab sebagai berikut :

1. Pada orang yang mengidap HIV/AIDS karenan mereka memiliki sistem kekebalan tubuh yang menurun
2. Mengalami gizi buruk
3. Pecandu narkoba jenis suntikan
4. Perokok aktif maupun pasif
5. Berinteraksi pada penderita TB secara rutin
6. Pernah menjalani transplantasi organ

1.2 Asumsi Analisis *Geographically Weighted Poisson Regression Semiparametric* (GWPRS)

1.2.1 Multikolinieritas

Uji multikolinieritas adalah uji statistik yang digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya korelasi antar variabel bebas pada model regresi. Model regresi yang baik seharusnya tidak terjadi korelasi diantara variabel prediktor. Uji multikolinieritas dilakukan dengan memperhatikan nilai matriks korelasi dan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*) dan toleransinya. Apabila nilai matriks korelasi tidak ada yang lebih besar dari 0,5 maka dapat dikatakan data yang akan dianalisis bebas dari multikolinieritas. Menurut Ghozali (2007) apabila nilai *Tolerance* lebih tinggi dari 0,10 atau *Variance Inflation Factor* (VIF) lebih kecil daripada 10, maka disimpulkan tidak terjadi multikolinearitas. Berikut ini merupakan rumus dari VIF :

$$VIF = \frac{1}{1-R_j^2} \qquad (2.1)$$

dimana :

R_j^2 : koefisien determinasi

2.2.2 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial adalah uji yang digunakan untuk melihat karakteristik di suatu lokasi pengamatan apakah terdapat pengaruh yang berbeda dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan*.

Hipotesis :

H_0 : Tidak terdapat heterogenitas spasial pada data

H_1 : Terdapat heterogenitas spasial pada data

Statistik Uji :

$$BP = \frac{1}{2} f^T X (X^T X)^{-1} X^T f \tag{2.2}$$

dengan taraf signifikansi 10%

Kriteria Penolakan :

Tolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, hal ini menunjukan bahwa terdapat heterogenitas spasial pada data.

2.2.3 Dependensi Spasial

Menurut hukum Tobler I (1979) dependensi spasial dapat terjadi karena adanya dependensi dalam data wilayah. Uji dependensi spasial dilakukan untuk melihat pengamatan di suatu lokasi apakah berpengaruh atau tidak terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan yakni dengan menggunakan global moran's. Berikut ini merupakan rumus perhitungan dependensi spasial menggunakan Indeks Moran dengan matriks pembobot W berdasarkan perkalian silang adalah sebagai berikut :

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij} \left(x_i - \bar{x}\right)\left(x_j - \bar{x}\right)}{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij} \sum_{i=1}^{n} \left(x_i - \bar{x}\right)^2} \tag{2.3}$$

Keterangan:

x_i : data variabel lokasi ke-*i* (*i* = 1,2,…,*n*)

x_j : data variabel lokasi ke-*j* (*j* = 1,2,…,*n*)

$\bar{x}$: rata-rata data

w : matriks pembobot

Ketentuan untuk menaksir signifikansi Indeks Moran di bawah pendekatan normal adalah sebagai berikut :

H_0 : $I = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial)

H_1 : $I \neq 0$ (terdapat dependensi spasial)

Taraf signifikansi yang digunakan adalah 90% atau α sebesar 0.10

StatistikUji :

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \sim N(0;1) \tag{2.4}$$

dengan nilai harapan :

$$E(I) = I_0 = -\frac{1}{n-1} \tag{2.5}$$

dengan rumus ragam sebagai berikut :

$$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - nS_2 + 3S_0^3}{\left(n^2 - 1\right)S_0^2} \tag{2.6}$$

$$S_1 = \frac{1}{2}\sum_{i \neq j}^{n}\left(w_{ji} + w_{ij}\right)^2 \qquad S_2 = \sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij} + \sum_{j=1}^{n} w_{ji}\right)^2 \qquad S_0 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}$$

Keterangan:

x_i : data variabel lokasi ke-*i* ($i = 1,2,\ldots,n$)

x_j : data variabel lokasi ke-*j* ($j = 1,2,\ldots,n$)

$\bar{x}$: rata-rata data

w : matriks pembobot

Ho ditolak atau ada autokorelasi antar lokasi jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ atau *p-value* $<\alpha/2$. Apabila nilai $I > I_0$, maka nilai terjadi autokorelasi positif (pola data membentuk kelompok/*cluster)* dan apabila $I < I_0$, maka terjadi autokorelasi bernilai negatif (pola data menyebar).

1.3 Model Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan suatu bentuk analisis regresi yang digunakan untuk memodelkan data tentang peristiwa yang jarang terjadi dan digunakan pada model dengan data cacah (*count data*). Distribusi Poisson menjadi pilihan baik untuk data cacahan karena merupakan distribusi diskrit dengan nilai variabel random berupa bilangan bulat positif. Berikut ini merupakan model regresi poisson dengan pemetaan log :

$$g(\mu_i) = \ln \mu_i = x_i'\beta \qquad (2.7)$$

Regresi Poisson memiliki fungsi peluang sebagai berikut :

$$f(y,\mu) = \frac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!}; y = 0,1,2,... \qquad (2.8)$$

Dengan parameter $\mu > 0$. Model regresi poisson dapat dinyatakan dalam model :

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip} + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij}$$

$$\mu_1 = \exp(X^T \beta) \qquad (2.9)$$

1.3.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Poisson

Pada model regresi poisson, penaksiran parameter yang dapat digunakan adalah metode MLE (*Maximum Likelihood Estimation*). Langkah awal yang harus dilakukan adalah dengan mencari persamaan *likelihood* dari fungsi peluang distribusi poisson, substitusi μ_i terhadap y_i, dengan mencari persamaan *likelihood* dalam bentuk ln.

$$\ln L(\beta) = \ln \frac{\exp(-\sum_{i=1}^{n} \exp(x_i^T \beta)(\exp(\sum_{i=1}^{n} y_i x_i^T \beta))}{\prod_{i=1}^{n} y_i !}$$

$$= -\sum_{i-1}^{n} \exp(x_i^T \beta) + \sum_{i-1}^{n} y_i x_i^T \beta - \sum_{i-1}^{n} \ln(y_i) \qquad (2.10)$$

Langkah selanjutnya adalah dengan diturunkan terhadap β^T yang merupakan bentuk vektor.

$$\frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta^T} = -\sum_{i=1}^{n} x_i \exp(x_i^T) + \sum_{i=1}^{n} y_i x_i \qquad (2.11)$$

Karena persamaan masih bersifat implisit, maka persamaan di atas disamadengankan nol lalu diselesaikan dengan iterasi numerik (*Iteratively Reweignted Least Square*) yaitu iterasi Newton-Raphson.

1.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Pengujian terhadap signifikansi parameter regresi poisson dilakukan guna untuk mengetahui apakah parameter model memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon dan terdiri dari uji serentak dan uji parsial.

1.3.2.1 Uji Serentak

Uji serentak dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh variabel prediktor secara bersama-sama terhadap variabel respon. Uji signifikansi serentak dapat dilakukan dengan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT).

Hipotesis :

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

$H_1 :$ paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0$; ; j = 1,2,…p

Dengan statistik uji :

$$\begin{aligned} D(\hat{\beta}) &= -2 \ln \Lambda \\ &= -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \\ &= 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})) \end{aligned} \qquad (2.12)$$

Dimana Λ rasio antara fungsi *likelihood* untuk himpunan parameter dibawah H$_0$ $(L(\hat{\omega}))$ dengan fungsi *likelihood* himpunan parameter selain parameter di bawah H$_0$ $(L(\hat{\Omega}))$. Tolak H_0 jika nilai devians model regresi poisson atau $D(\hat{\beta}) > x^2_{(\alpha,df)}$ artinya ada salah satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap model regresi poisson.

2.3.2.2 Uji Parsial

Uji parsial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh dari masing-masing variabel prediktor terhadap variabel respon.

Hipotesis :

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0$

Dengan statistik uji : $Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}$ (2.13)

Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{(\frac{\alpha}{2})}$ artinya parameter ke-j signifikan terhadap model regresi poisson.

dimana :

n : jumlah sampel

k : banyaknya variabel

α : taraf signifikansi

1.4 Model GWPR

Model GWPR adalah bentuk lokal dari model regresi poisson di mana suatu lokasi diperhatikan dan diasumsikan bahwa variabel respon yang digunakan merupakan data diskrit dan berdistribusi poisson (Fotheringham, dkk 2002). Model GWPR memiliki bentuk yang hampir sama dengan regresi poisson, hanya saja pada model GWPR terdapat letak geografis dan berfungsi sebagai pembobot. Menurut Fotheringham, dkk (2002) rumus model GWPR adalah sebagai berikut :

$$y_i \sim \text{Poisson } (\mu_i) \text{ dengan}$$

$$\mu_i = \exp\left(\sum_{j=0}^{k} \beta_{ij}\,(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i\right) \quad (2.14)$$

di mana :

y_i : nilai observasi variabel respon ke-*i*

x_{ij} : nilai observasi variabel prediktor pada lokasi (u_i, v_i)

$\beta_j\,(u_i, v_i)$: parameter model variabel prediktor lokal pada lokasi (u_i, v_i)

(u_i, v_i) : titik koordinat (*longitude*, *latitude*)

ε_i : nilai error regresi ke-*i*

2.4.1 Penaksiran Parameter Model GWPR

Dalam penaksiran model GWPR dapat dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan memberikan pembobot pada fungsi *ln-likelihood*, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$lnL*(\beta(u_i,v_i)) = \sum_{i=1}^{n}(-exp(x_i^T\beta(u_i,v_i)) + y_i x_i^T\beta(u_i,v_i) - ln(y_i!))w_{ij}(u_i,v_i) \quad (2.15)$$

Langkah selanjutnya agar diperoleh estimasi parameter yakni dengan cara mendiferensialkan persamaan (2.10) terhadap $\beta(u_i, v_i)$ serta harus mendapatkan persamaan yang sama dengan nol.

$$\frac{lnL*(\beta(u_i,v_i))}{\partial\beta^T(u_i,v_i)} = \sum_{i=1}^{n}[y_i x_i - x_i exp(x_i^T\beta(u_i,v_i))]w_{ij}(u_i,v_i)$$

$$\sum_{i=1}^{n}[y_i x_i - x_i exp(x_i^T\beta(u_i,v_i))]w_{ij}(u_i,v_i) = 0 \quad (2.16)$$

Dikarenakan persamaan (2.11) masih berbentuk implisit, maka langkah selanjutnya adalah dengan menggunakan iterasi numerik dengan metode Newton-Raphson sebagai berikut :

$$\beta_{(m+1)}(u_i,v_i) = \beta_m(u_i,v_i) - H_{(m)}^{(-1)}(\beta_m(u_i,v_i))g_{(m)}(\beta_m(u_i,v_i)) \quad (2.17)$$

Dimana

$$g_{(m)}(\beta_m(u_i,v_i)) = \frac{\partial lnL*(\beta_m(u_i,v_i))}{\partial\beta^T(u_i,v_i)}$$

$$= -\sum_{i=1}^{n} x_i w_i j(u_i,v_i) exp(x_i^T \beta(u_i,v_i)) + \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij}(u_i,v_i) y_i \quad (2.18)$$

$$H_{(m)}(\beta_m(u_i,v_i)) = \frac{\partial lnL^{*2}(\beta_m(u_i,v_i))}{\partial\beta(u_i,v_i)\partial\beta^T(u_i,v_i)} = -\sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij}(u_i,v_i) exp(x_i^T \beta(u_i,v_i)) \quad (2.19)$$

Iterasi akan berhenti jika sudah didapatkan keadaan konvergen yakni apabila

$\left\|\beta_{(m+1)}(u_i,v_i) - \beta_{(m)}(u_i,v_i)\right\| \leq \varepsilon$, nilai ε adalah 10^{-5} (Aulele, 2010).

2.4.2 Pengujian Parameter Model GWPR

Pengujian terhadap signifikansi parameter model GWPR dilakukan guna untuk mengetahui apakah parameter model memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon dan terdiri dari uji serentak dan uji parsial.

2.4.2.1 Uji Serentak

Uji serentak dalam model GWPR dilakukan untuk mengetahui terdapat pengaruh variabel prediktor secara bersama-sama terhadap variabel respond dan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT).

Hipotesis :

$H_0 : \beta_1(u_1,v_1) - \beta_2(u_2,v_2) - \cdots - \beta_k(u_i,v_i) = 0$

H_1 : minimal ada satu $\beta_j(u_i,v_i) \neq 0$; j = 1,2,…,n

Dengan statistik uji :

$$D(\hat{\beta})=2\left(\ln L(\hat{\Omega})-\ln L(\hat{\omega})\right) \quad (2.20)$$

Tolak H_0 jika nilai devians model regresi poisson atau $D(\hat{\beta}) > x^2_{(\alpha,df)}$ artinya ada salah satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap model GWPR.

2.4.2.2 Uji Parsial

Uji parsial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh dari masing-masing variabel prediktor terhadap variabel respon.

Hipotesis :

$H_0 : \left(\beta_j(u_i,v_i)\right) = \beta_j$

$H_0 : \left(\beta_j(u_i,v_i)\right) \neq \beta_j; i = 1,2,..,n; j = 0,1,2,..,p$

Statistik uji : $$t = \frac{\hat{\beta}_j(u_i,v_i)}{se(\hat{\beta}_j(u_i,v_i))} \quad (2.21)$$

Kriteri penolakan adalah Tolak H_0 jika $\left|t_{hitung}\right| > t_{(n-k;\frac{\alpha}{2})}$ artinya parameter ke-j pada lokasi ke-i (u_i, v_i) berpengaruh signifikan terhadap model GWPR.

2.5 Model GWPRS

Model *Geographically Weighted Poisson Regression Semiparametric* (GWPRS) adalah metode hasil pengembangan dari model GWPR yang mengkombinasikan antara parameter bersifat lokal dan parameter bersifat konstan (global) terhadap lokasi (Nakaya, dkk 2005). Atau dapat dikatakan bahwa model

GWPRS merupakan gabungan GWPR dengan variabel prediktor dipengaruhi oleh faktor lokasi (bersifat lokal) dan ada pula yang tidak dipengaruhi oleh faktor lokasi (bersifat global). Model GWPRS dapat ditulis sebagai berikut :

$$y_i \sim Poisson\left(exp\left(\sum_{j=0}^{k^*} \beta_j\,(u_i, v_i) x_{ij} \; + \sum_{g=k^*+1}^{k} \gamma_g x_{ig}\right)\right) \tag{2.22}$$

dimana :

y_i : nilai observasi variabel respon ke-*i*

x_{ij} : nilai observasi variabel prediktor pada lokasi (u_i, v_i)

$\beta_j\,(u_i, v_i)$: parameter model variabel prediktor lokal pada lokasi (u_i, v_i)

γ_g : Parameter model variabel prediktor global pada lokasi (u_i, v_i)

(u_i, v_i) : titik koordinat (*longitude*, *latitude*)

x_{ig} : nilai observasi variabel prediktor global pada lokasi (u_i, v_i)

2.5.1 Penaksiran Parameter Model GWPRS

Model GWPRS dapat ditaksir dengan metode kemungkinan maksimum dengan fungsi *likelihood* sebagai berikut :

$$L(\beta_j\,(u_i, v_i), \gamma_g\,) = \prod_{i=1}^{n} \frac{e^{-\mu_i}{\mu_i}^{y_i}}{y_i!} \tag{2.23}$$

Berikut ini merupakan persamaaan model GWPRS setelah dimasukkan pembobot:

$$\begin{aligned} \text{Ln L}^*(\beta_j\,(u_i, v_i), \gamma_g\,) = &\left(-\sum_{i=1}^{n} \exp\left(\sum_{j=0}^{k*} \beta_j\,(u_i, v_i)\, x_{ij} + \sum_{g=k*+1}^{k} \gamma_g\, x_{ig}\right)\right) \\ &+ \sum_{i=1}^{n} y_i \left(\sum_{j=0}^{k*} \beta_j\,(u_i, v_i)\, x_{ij} + \sum_{g=k*+1}^{k} \gamma_g\, x_{ig}\right) \\ &- \sum_{i=1}^{n} ln(y_i!) W_{ij}\,(u_i, v_i) \end{aligned} \tag{2.24}$$

Pembobot dari model GWPRS adalah letak geografis, sedangakan untuk memaksimumkan fungsi ln *likelihood* adalah dengan mendiferensialkan persamaan dibawah ini dan dibuat menjadi sama dengan 0, dengan hasil pendiferensialan sebagai berikut :

$$\frac{\partial ln\, L^*(\beta_j(u_i,v_i)\gamma)}{\partial\gamma\, g} = \sum_{i=1}^{n} x_{ig} W_{ij}(u_i, v_i) \exp(\sum_{j=o}^{n} \beta_j(u_i, v_i) x_{ij})$$

$$+\sum_{g=k*+1}^{k} \gamma_g\, x_{ig}) + \sum_{i=1}^{n} \gamma_i\, x_{ig} W_{ij}(u_i, v_i) = 0$$

Lalu dilakukan penyelesaian persamaan dengan iterasi Newton Raphson secara berulang agar penaksir parameter lokal dan global didapatkan. Iterasi akan dihentikan pada saat sudah konvergen, yakni $||\beta^{(t+1)}(u_i, v_i) - \beta^{(t)}(u_i, v_i)|| \leq \varepsilon$ dan $||\gamma^{(t+1)}$-$\gamma^{(t)}|| \leq \varepsilon$

2.5.2 Pengujian Parameter Model GWPRS

Dalam pengujian model GWPRS dilakukan secara parsial, untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Langkah - langkah pengujian hipotesis untuk parameter model GWPRS secara parsial pada parameter global (Ningsih, 2016) :

1. Merumuskan Hipotesis

H_0 : Y_g = 0 (Parameter prediktor yang bersifat global tidak signifikan)

H_1 : $Y_g \neq$ 0 (Parameter prediktor yang bersifat global signifikan)

2. Statistik Uji

$$Z = \frac{\hat{\gamma}_g}{SE(\hat{\gamma}_g)} \tag{2.25}$$

3. Kriteria Pengujian

Taraf signifikansi sebesar α = 10%. Tolak H_0 jika |Z$_{hitung}$| > $Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$

4. Membuat Kesimpulan

Menurut Ningsih (2016), langkah-langkah pengujian hipotesis untuk paramteter GWPRS secara parsial pada parameter lokal adalah sebagai berikut :

1. Merumuskan Hipotesis

H_0 : $\beta_j\,(u_i, v_i) = 0$ (parameter prediktor yang bersifat lokal tidak signifikan)

H_1 : $\beta_j\,(u_i, v_i) \neq 0$ (parameter prediktor yang bersifat lokal signifikan)

2. Statistik uji

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \tag{2.26}$$

3. Kriteria Pengujian

Taraf signifikansi sebesar α = 10%. Tolak H_0 jika |Z$_{hitung}$| > $Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$

4. Membuat Kesimpulan

1.6 *Bandwith* dan Matriks Pembobot

Bandwith merupakan suatu lingkaran yang digunakan sebagai dasar untuk menentukan bobot pada suatu pengamatan. Ada beberapa metode yang dapat digunakan dalam pemilihan *bandwith* optimum, salah satunya adalah metode *Cross Validation* (CV) yang dirumuskan sebagai berikut :

$$CV(h) = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \hat{y}_{\neq 1}(h))^2 \tag{2.27}$$

dimana :

$\hat{y}_{\neq 1}(h)$: nilai penaksir y_i

Untuk mendapatkan nilai h yang optimum, maka didapatkan dari nilai h yang menghasilkan nilai CV minimum.

Peran pembobot pada model GWR sangatlah penting dikarenakan nilai suatu pembobot mewakili letak data pengamatan satu dengan yang lainnya (Yasin, 2013). Apabila fungsi jarak (W_{ij}) adalah fungsi yang kontinu dan monoton turun, maka fungsi kernel yang tepat untuk mengestimasi parameter dalam model GWR. Menurut Fotheringham, dkk (2002) pembobot yang terbentuk dengan fungsi kernel diantaranya sebagai berikut :

a. Fungsi Jarak Gaussian, dengan rumus sebagai berikut :

$$w_j(u_i, v_i) = \emptyset\left(\frac{d_{ij}}{\sigma h}\right) \tag{2.28}$$

dimana :

$\emptyset$: densitas normal standar

σ : simpangan baku dari vektor jarak d_{ij}

b. Fungsi Exponential, dengan rumus sebagai berikut :

$$w_j(u_i, v_i) = \sqrt{exp - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma h}\right)^2} \tag{2.29}$$

dimana :

$\emptyset$: densitas normal standar

σ : simpangan baku dari vektor jarak d_{ij}

c. Fungsi Bisquare, dengan rumus sebagai berikut :

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right]^2 & \text{, untuk } d_y \leq h \\ 0 & , untuk\ d_y > h \end{cases} \tag{2.30}$$

d. Fungsi Tricube,dengan rumus sebagai berikut :

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_y}{h}\right)^3\right]^3 & \text{, untuk } d_y \leq h \\ 0 & , untuk\ d_y > h \end{cases} \quad (2.31)$$

1.7 Akaike Information Criterion (AIC)

Akaike Information Criterion (AIC) adalah kriteria kesesuaian model untuk menaksir parameter model secara statistik dan untuk mengetahui seberapa dekat parameter yang ditaksir dengan nilai populasi. Berikut ini merupakan rumus dalam perhitungan AIC :

$$AIC = 2k - 2\ln(likelihood) \quad (2.32)$$

dimana :

k : banyak parameter yang akan ditaksir

ln*(likelihood)* : nilai *maksimum likelihood* model