BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi

Analisis regresi adalah sebuah metode Statistika menjelaskan tentang pola hubungan (model) antara dua variabel atau lebih (Draper dan Smith, 1992). Variabel-variabel tersebut meliputi variabel yang dipengaruhi (variabel respon/ variabel Y) dan variabel yang mempengaruhi (variabel prediktor/variabel X). Tujuan dari analisis regresi adalah mencari atau memprediksi estimasi untuk bentuk kurva regresi.

Analisis regresi dalam mengestimasi kurva regresi terdapat tiga pendekatan, yaitu pendekatan regresi parametrik, regresi nonparametrik dan regresi semiparametrik. Apabila sebuah data membentuk pola tertentu maka akan cocok menggunakan pendekatan regresi parametrik (Budiantara, 2005). Namun, apabila pola data tidak membentuk pola tertentu maka digunakan regresi nonparametrik. Dan apabila terdapat komponen parametrik dan komponen nonparametrik maka menggunakan regresi semiparametrik.

2.2 Regresi Nonparametrik

Regresi nonparametrik merupakan metode statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor apabila bentuk dari kurva regresi yang terbentuk tidak membentuk pola atau tidak terdapat informasi mengenai polanya. Dalam regresi nonparametrik kurva yang terbentuk hanya diasumsikan sebagai fungsi yang smooth (mulus) yang artinya dalam fungsi tersebut memuat fungsi tertentu. Karena hal tersebut regresi nonparametrik memiliki fleksibilatas yang tinggi (Eubank, 1988). Dalam statistika nonparametrik sebaran yang digunakan bebas, sehingga dapat diterapkan pada data yang memiliki sebaran normal atau tidak. Berikut ini adalah model regresi nonparametrik secara umum (Eubank, 1988):

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i \, , \; i = 1,2,3, \dots, n \qquad (2.\ 1)$$

dimana y_i merupakan variabel respon, x_i merupakan variabel prediktor, $f(x_i)$ merupakan fungsi regresi yang tidak diketahui pola datanya dan ε_i merupakan error yang diasumsikan berdistribusi N $(0,\sigma^2)$.

Regresi nonparametrik tidak memerlukan asumsi seperti yang ada pada regresi parametrik. Dalam beberapa pengamatan yang dilakukan tidak selalu memenuhi asumsi-asumsi pada regresi parametrik sehingga regresi nonparametrik memenuhi kebutuhan hal tersebut. Pada regresi nonparametrik, data dapat mencari sendiri bentuk estimasi kurva regresinya tanpa dipengaruhi faktor subyektifitas peneliti (Budiantara, 2009)

2.3 Regresi Spline

Spline merupakan salah satu metode yang ada di regresi nonparametrik. Spline adalah potongan-potongan (*piecewise*) polinomial yang bersifat tersegmen. Sifat tersegmen pada spline inilah yang membedakan dengan polinom biasa karena memberikan fleksibilitas yang lebih tinggi, sehingga proses penyesuaiannya terhadap karakteristik dari sebuah data lebih efektif. Menurut Hardle (1990), spline memiliki kelebihan untuk mengatasi pola data yang menunjukkan perubahan naik/turun yang tajam menggunakan titik-titik knot yang akan menghasilkan kurva yang relatif mulus. Titik knot adalah titik yang menunjukan perubahan pola perilaku dari suatu fungsi spline interval yang berbeda (Hardle, 1990). Knot menjadi titik fokus pada regresi spline sebab kurva yang dibentuk tersegmen pada titik tersebut.

Menurut Eubank (1988), estimasi fungsi spline $f(x_i)$ merupakan fungsi yang bersifat mulus. Berikut ini adalah fungsi spline secara umum dengan orde-m dengan titik knot $(K_1, K_2, K_3, \dots, K_p)$:

$$f(x_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i^1 + \cdots + \beta_m x_i^m + \sum_{q=1}^{p} \beta_{(m+q)} \left(x_i - k_q\right)_+^m \qquad (2.\ 2)$$

dari persamaan (2.2) apabila dijumlahkan akan menjadi:

$$f(x_i) = \sum_{j=0}^{m} \beta_j x_i^j + \sum_{q=1}^{p} \beta_{(m+q)} \left(x_i - k_q\right)_+^m \qquad (2.\ 3)$$

apabila persamaan (2.3) disubstitusikan ke persamaan (2.1) maka akan diperoleh persamaan regresi nonparametrik spline seperti di bawah ini:

$$y_i = \sum_{j=0}^{m} \beta_j x_i^j + \sum_{q=1}^{p} \beta_{(m+q)} \left(x_i - k_q\right)_+^m + \varepsilon_i\,, \quad i = 1,2,3, \dots, n \qquad (2.\ 4)$$

dengan :

$$\left(x_i - k_q\right)^m = \begin{cases} \left(x_i - k_q\right)_+^m, & x_i \geq k_q \\ 0\,, & x_i < k_q \end{cases} \qquad (2.\ 5)$$

dimana β merupakan parameter-parameter dari model, x_i merupakan variabel prediktor dan m merupakan orde dari spline (Budiantara, 2001).

Apabila terdapat pengamatan sejumlah n, maka fungsi regresi spline dapat ditulis sebagai berikut:

$$f(x_1) = \beta_0 + \beta_1 x_1^1 + \cdots + \beta_m x_1^m + \beta_{(m+1)}(x_1 - k_1)_+^m + \cdots + \beta_{(m+p)}\left(x_1 - k_p\right)_+^m$$

$$f(x_2) = \beta_0 + \beta_1 x_2^1 + \cdots + \beta_m x_2^m + \beta_{(m+1)}(x_2 - k_1)_+^m + \cdots + \beta_{(m+p)}\left(x_2 - k_p\right)_+^m$$

$$f(x_3) = \beta_0 + \beta_1 x_3^1 + \cdots + \beta_m x_3^m + \beta_{(m+1)}(x_3 - k_1)_+^m + \cdots + \beta_{(m+p)}\left(x_3 - k_p\right)_+^m$$

$$\vdots$$

$$f(x_n) = \beta_0 + \beta_1 x_n^1 + \cdots + \beta_m x_n^m + \beta_{(m+1)}(x_n - k_1)_+^m + \cdots + \beta_{(m+p)}\left(x_n - k_p\right)_+^m$$

dan apabila model regresi spline dibentuk dalam matrik adalaah sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ f(x_3) \\ \vdots \\ f(x_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^m & (x_1-k_1)_+^m & \cdots & (x_1-k_p)_+^m \\ 1 & x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^m & (x_2-k_1)_+^m & \cdots & (x_2-k_p)_+^m \\ 1 & x_3^1 & x_3^2 & \cdots & x_3^m & (x_3-k_1)_+^m & \cdots & (x_3-k_p)_+^m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^m & (x_n-k_1)_+^m & \cdots & (x_n-k_p)_+^m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_m \\ \beta_{(m+1)} \\ \vdots \\ \beta_{(m+q)} \end{bmatrix}$$

atau $f(x) = x\beta$

Metode *Ordinary Least Square* (OLS) adalah metode yang dapat digunakan untuk memperoleh estimasi dari parameter β yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan (*error*). Penyajian matriks model regresi nonparametrik spline adalah sebagai berikut:

$$\underset{\sim}{y} = X\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon} \tag{2. 6}$$

dimana :

$$\underset{\sim}{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \; X = \begin{bmatrix} 1 & x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^m & (x_1-k_1)_+^m & \cdots & (x_1-k_p)_+^m \\ 1 & x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^m & (x_2-k_1)_+^m & \cdots & (x_2-k_p)_+^m \\ 1 & x_3^1 & x_3^2 & \cdots & x_3^m & (x_3-k_1)_+^m & \cdots & (x_3-k_p)_+^m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^m & (x_n-k_1)_+^m & \cdots & (x_n-k_p)_+^m \end{bmatrix}$$

Dari persamaan (2.6), kesalahan (*error*) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\underset{\sim}{\varepsilon} = \underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\beta} \tag{2. 7}$$

Jumlah kuadrat kesalahan (*error*) dalam bentuk matriks adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 &= \underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon} \\ &= (\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\beta})'(\underset{\sim}{y} - X\underset{\sim}{\beta}) \\ &= \underset{\sim}{y}'\underset{\sim}{y} - \underset{\sim}{y}'X\beta - X'\underset{\sim}{\beta}'\underset{\sim}{y} + X'\underset{\sim}{\beta}'X\underset{\sim}{\beta} \end{aligned} \tag{2. 8}$$

karena $\underset{\sim}{y}'X\beta$ merupakan matriks 1x1, maka $\underset{\sim}{y}'X\beta = (\underset{\sim}{y}'X\beta\,)' = X'\underset{\sim}{\beta}'\underset{\sim}{y}$. Sehingga diperoleh :

$$\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon} = \underset{\sim}{y}'\underset{\sim}{y} - 2X'\underset{\sim}{\beta}'\underset{\sim}{y} + \underset{\sim}{\beta}'X'X\underset{\sim}{\beta} \qquad (2.\,9)$$

Supaya nilai $\varepsilon'\varepsilon$ minimum, maka nilai $\varepsilon'\varepsilon$ diturunkan satu kali terhadap β sama dengan nol. Demikian diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\frac{\partial(\underset{\sim}{\varepsilon}'\underset{\sim}{\varepsilon})}{\partial\underset{\sim}{\beta}} = 0 \qquad (2.\,10)$$

Apabila persamaan (2.9) disubstitusikan ke persaman (2.10), maka persamaanya mejadi seperti di bawah ini:

$$\frac{\partial(\underset{\sim}{y}'\underset{\sim}{y} - 2X'\underset{\sim}{\beta}'\underset{\sim}{y} + \underset{\sim}{\beta}'X'X\underset{\sim}{\beta})}{\partial\underset{\sim}{\beta}} = 0 \qquad (2.\,11)$$

$$-2X'\underset{\sim}{y} + 2X'X\hat{\underset{\sim}{\beta}} = 0$$

$$X'X\hat{\underset{\sim}{\beta}} = X'\underset{\sim}{y}$$

$$(X'X)^{-1}(X'X)\hat{\underset{\sim}{\beta}} = (X'X)^{-1}X'\underset{\sim}{y}$$

$$\hat{\underset{\sim}{\beta}} = (X'X)^{-1}X'\underset{\sim}{y}$$

Sehingga, estimasi dari $\hat{y}$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = \hat{f}_K = X\underset{\sim}{\beta}$$

$$\hat{y} = \hat{f}_K = X(X'X)^{-1}X'\underset{\sim}{y} = A(k)\underset{\sim}{y} \qquad (2.\,12)$$

2.4 Pemilihan Titik Knot Optimal

Titik knot adalah titik perpaduan bersama yang menunjukan perubahan perilaku kurva atau pola data pada interval tertentu. Titik knot ini disebut juga parameter penghalus. Tepat tidaknya bentuk estimator spline dipengaruhi oleh parameter penghalus (Budiantara, 2005). Sehingga pemilihan parameter penghalus menjadi titik fokus dalam pembentukan model regresi spline. Banyak dan lokasi titik knot yang digunakan akan mempengaruhi bentuk estimator spline. Model terbaik dalam regresi spline sangat dipengaruhi oleh pemilihan titik knot yang optimal. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk memilih titik knot optimal dalam spline, antara lain: *Cross Validation* (CV) (Craven dan Wahba, 1979), *Unbiased Risk* (UBR) (Wahba, 1990 dalam Wang,1998), *Generalized Maximum Likelihood* (Eubank, 1990), dan *Generalized Cross Validation* (GCV) (Wahba, 1990). Metode yang digunakan untuk pemilihan titik knot dalam penelitian ini adalah *Unbiased Risk* (UBR) dan *Generalized Cross Validation* (GCV).

2.4.1 Metode UBR

Metode *Unbiased Risk* (UBR) merupakan metode yang dapat digunakan untuk memilih titik knot optimal. Metode ini dapat digunakan ketika σ^2 diketahui. Dalam metode ini hal yang terpenting adalah nilai estimasi σ^2. Apabila nilai estimasi σ^2 yang dihasilkan baik maka metode UBR ini akan tepat digunakan. Titik knot yang optimal menggunakan nilai UBR yang terkecil Menurut Devi (2018), berikut ini adalah perumusan metode UBR :

Fungsi *loss* adalah $L(K) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{f}_{K_i} - f_i)^2$ (2. 13)

$\hat{f}_{K_i}$ merupakan elemen ke-i dari vektor $\hat{f}$ berukuran n x 1. Selanjutnya adalah mendefinisikan fungsi *risk*. Fungsi *risk* merupakan nilai ekspektasi dari fungsi *loss*. Berikut ini adalah penjabaran dari fungsi *risk* :

$$R(K) = E\big(L(K)\big) = E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{f}_{K_i} - f_i)^2\right)$$

Dari persamaan (2.12), $\hat{f}_K = A(k)\underset{\sim}{y}$ dan Sehingga, fungsi *risk* menjadi seperti di bawah ini:

$$R(K) = \frac{1}{n}E\left\|A(k)(\underset{\sim}{f} + \underset{\sim}{\varepsilon}) - \underset{\sim}{f}\right\|^2$$

$$= \frac{1}{n}E\left\|(A(k)\underset{\sim}{f} + A(k)\underset{\sim}{\varepsilon}) - \underset{\sim}{f}\right\|^2$$

$$= \frac{1}{n}E\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{f} + A(k)\underset{\sim}{\varepsilon})\right\|^2$$

$$= \frac{1}{n}\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{f}\right\|^2 + 0 + \frac{1}{n}E(\underset{\sim}{\varepsilon}'A'(k)A(k)\underset{\sim}{\varepsilon})$$

$$= \frac{1}{n}\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{f}\right\|^2 + \frac{\sigma^2}{n}tr(A'(k)A(k)) \qquad (2.\ 14)$$

Hasil dari $R(K) = E(\hat{R}(K))$, dimana $\hat{R}(K)$ adalah kriteria dari *Unbiased Risk* (UBR). Adapun $\hat{R}(K)$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{R}(K) = \frac{1}{n}\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{y}\right\|^2 - \frac{\sigma^2}{n}tr(I - A'(k))(I - A(k)) + \frac{\sigma^2}{n}tr(A'(k))A(k))$$

$$= \frac{1}{n}\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{y}\right\|^2 - \frac{\sigma^2}{n}tr[I - A(k)]^2 + \frac{\sigma^2}{n}tr[A^2](k) \qquad (2.\ 15)$$

dimana :

$A(k) = X(X'X)^{-1}X'$

I : matriks identitas

n : banyak penelitian

estimasi σ^2 diperoleh dengan rumus seperti di bawah ini :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\left\|[I - A(k)]\underset{\sim}{y}\right\|^2}{tr[I - A(k)]}$$

Pemilihan titik knot optimal menggunakan metode UBR diperoleh dengan mencari nilai optimasi seperti di bawah ini:

$$Min\left\{R(k_1, k_2, k_3, \dots, k_j)\right\} = Min\left\{\frac{1}{n}\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{y}\right\|^2 - \frac{\sigma^2}{n}tr[I - A(k)]^2 + \frac{\sigma^2}{n}tr[A^2](k)\right\}$$

$$= Min\left\{\frac{1}{n}\left\{\left\|(I - A(k))\underset{\sim}{y}\right\|^2 - \frac{\left\|[I-A(k)]\underset{\sim}{y}\right\|^2}{n} tr[I - A(k)]^2 + \frac{tr[A^2](k)}{n}\frac{\left\|[I-A(k)]\underset{\sim}{y}\right\|^2}{tr[I-A(k)]}\right\}\right\} \quad (2.16)$$

2.4.2 Metode GCV

Metode *Generalized Cross Validation* (GCV) merupakan salah satu metode sering digunakan dalam pemilihan titik knot yang optimal. Metode GCV ini adalah hasil dari modifikasi metode CV. Menurut Budiantara (2000), titik knot optimal diperoleh dari nilai GCV yang terkecil. Berikut ini adalah fungsi dari GCV (Eubank, 1988) :

$$\mathrm{GCV(k)} = \mathrm{n}^{-1}\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{f}(x_i)\right)^2}{[1 - \mathrm{n}^{-1}\mathrm{trace(A(k)}]^2}$$

Nilai $GCV(\tilde{k})$ merupakan vektor yang memuat nilai GCV dari titik-titik knot yang didapatkan dari pembagian antara hasil penjumlahan residual-residual kuadrat dari $\hat{f}(x)$ dengan $n\{[1 - n^{-1}trace(A(\mathrm{k})]\}^2$.

Sedangkan menurut Wu dan Zhang (2006), secara umum persamaan dari GCV adalah sebagai berikut:

$$GCV(k) = \frac{MSE\ (k)}{[n^{-1}trace(I-A(k)]^2} \quad (2.17)$$

$$= n^{-1}\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{f}(x_i)\right)^2}{[n^{-1}trace(I-A(k)]^2} \quad (2.18)$$

$$= n^{-1}\frac{y\prime(I-A(k))'(I-A(k)y}{[n^{-1}trace(I-A(k)]^2} \quad (2.19)$$

dimana:

$$\hat{f}(x_i) = A(k)y = [X(X'X)^{-1}X']y \quad (2.20)$$

$$A(k) = [X(X'X)^{-1}X'] \quad (2.21)$$

n = banyak pengamatan

2.5 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Suatu pemodelan memiliki tujuan adalah untuk mendapatkan model terbaik. Apabila model yang didapatkan dari analisis regresi baik, maka model tersebut dapat digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktornya. Nilai *Mean Square Error* (MSE) adalah salah satu kriteria yang dapat digunakan untuk menentukan model terbaik. *Mean Square Error* (MSE) adalah nilai yang menunjukan selisih antara nilai estimasi dengan nilai sebenarnya. Menurut Draper dan Smith (1992), rumus untuk menghitung nilai MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n-m-1} \quad (2.\ 22)$$

dimana n merupakan banyaknya pengamatan dan m merupakan banyaknya parameter model. Apabila semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan dari suatu model, maka model tersebut akan semakin baik.

Selanjutnya setelah mendapatkan model terbaik, untuk mengetahui seberapa jauh model yang tersebut mampu menerangkan variasi dari variabel respon dapat menggunakan koefisien determinasi (R^2). Koefisien determinasi (R^2) bernilai antara 0 sampai dengan 1 (Rakhmawati *et al,* 2019)

Berikut ini adalah rumus koefisien determinasi (R^2) :

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} \quad (2.\ 23)$$

dimana :

$SSR = \hat{\underset{\sim}{\beta}}' X' \underset{\sim}{y} - n\bar{y}^2$

$SST = \underset{\sim}{y}' \underset{\sim}{y} - n\bar{y}^2$

Apabila nilai R^2 yang diperoleh mendekati satu berarti variabel-variabel prediktor dapat memberikan hampir semua informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi variasi respon (Ghozali, 2016). Semakin tinggi R^2 maka model yang terbentuk akan semakin baik.

2.6 Kematian Bayi

Kematian bayi adalah kematian yang terjadi antara saat setelah bayi lahir sampai bayi belum tepat berusia satu tahun. Terdapat banyak faktor yang menyebaban kematian bayi. Dari sisi penyebabnya, kematian bayi dibagi menjadi dua macam yaitu endogen dan eksogen (Dinkes Tengah, 2017) . Kematian bayi endogen adalah kematian pada bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan. Sedangkan kematian endogen adalah kematian yang disebabkan oleh faktor yang dibawa anak sejak lahir, dimana faktor ini diperoleh dari orang tuanya pada saat konsepsi (Abdiana, 2015) atau kematian bayi yang disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan lingkungan luar (Sudariyanto, 2011).

Kematian bayi merupakan salah satu indikator yang dapat digunakan untuk mengetahui derajat kesehatan suatu daerah dan untuk mengukur tingkat kesejahteraan bangsa. Kematian bayi terkait langsung dengan tingkat kelangsungan hidup serta merefleksikan kondisi sosial, ekonomi dan lingkungan tempat tinggal, termasuk pemeliharaan kesehatan (Kementrian Kesehatan RI, 2014). Menurut Kementrian Kesehatan RI (2004), indikator untuk mengukur kesehatan bayi itu sendiri meliputi prevalensi bayi berat lahir rendah (BBLR), penanganan komplikasi neonatal, pelayanan kesehatan neonatal, pelayanan kesehatan bayi, pemberian ASI eksklusif, pemberian vitamin A, penimbangan balita di Posyandu, imunisasi dasar, pelayanan kesehatan balita, pelayanan kesehatan pada siswa SD/setingkat, pelayanan kesehatan peduli remaja, pelayanan kesehatan pada kasus kekerasan anak, dan pelayanan kesehatan anak terlantar dan anak jalanan di panti.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Budiarso (1987), Stockwell *et al* (1988), Ashani dan Rofi (2012), dan Sutrisno dan Listyaningsih (2014), penelitian ini variabel-variabel prediktor yang digunakan terdiri dari empat faktor yaitu faktor ibu, faktor pelayanan kesehatan, faktor gizi, dan faktor ekonomi. Faktor ibu adalah faktor yang berasal dari diri yang ibu meliputi pendidikan, kesadaran akan keselatan, kesehatan, dsb. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam faktor ibu adalah variabel rata-rata lama sekolah wanita berstatus kawin dan persentase persalinan yang menggunakan tenaga non medis. Faktor pelayanan kesehatan adalah faktor yang terkait ketersediaan sarana prasarana atau tenaga di tempat layanan kesehatan. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam faktor pelayanan kesehatan adalah jumlah tenaga kesehatan. Faktor gizi adalah faktor yang berkaitan dengan asupan yang diberikan kepada bayi. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam faktor nutrisi adalah persentase bayi yang mendapat vitamin A dan persentase bayi yang tidak diberi ASI eksklusif. Dan faktor ekonomi adalah faktor yang berkaitan dengan keadaan ekonomi keluarga. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam faktor ekonomi adalah persentase penduduk miskin.

2.6.1 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kematian Bayi

Terjadinya kematian bayi disebabkan oleh beberapa faktor antara lain :

1. Persentase bayi yang mendapat vitamin A

Pemberian suplemenkapsul vitamin A merupakan salah satu indikator cakupan pelayanan kesehatan anak. Bayi yang baru lahir hanya memiliki simpanan vitamin A yang cukup untuk beberapa hari di awal kehidupannya. Pemberian vitamin A pada bayi sangat perlu untuk dilakukan karena tidak hanya untuk kesehatan mata dan mencegah kebutaan tetapi demi kelangsungan hidup, kesehatan dan pertumbuhan anak (Dinkes Jawa Tengah, 2017). Pemberian vitamin A ini diberikan pada bayi berusia 6-59 bulan.

2. Rata-rata lama sekolah wanita yang berstatus kawin

Rata-rata lama sekolah pada wanita yang berstatus kawin adalah lamanya seorang wanita yang telah menikah dalam menempuh pendidikannya. Lamanya seorang wanita bersekolah dapat mempengaruhi kematian bayi karena biasanya pengetahuan dan kesadaran yang dimiliki oleh wanita tersebut cenderung rendah. Beberapa dari mereka tidak menyadari akan menjaga kesehatan.

3. Jumlah tenaga kesehatan

Jumlah tenaga kesehatan adalah banyaknya perawat, bidan, dan dokter yang terdapat pada setiap rumah sakit, puskesmas atau sarana kesehatan lain yang tersedia di setiap Kabupaten/Kota. Apabila di suatu daerah memiliki jumlah tenaga kesehatan banyak maka semakin baik dan cepat pula dalam melayani keluhan yang dialami oleh masyarakat.

4. Persentase bayi yang tidak diberi ASI eksklusif

Pemberian ASI eksklusif adalah bayi yang hanya diberikan ASI saja tanpa tambahan cairan lain mulai setelah dilahirkan sampai berusia 6 bulan (Roesli, 2000). ASI mengandung nutrisi yang mampu melindungi bayi dari infeksi dan meningkatkan sistem kekebalan bayi. Pemberian ASI pada bayi yang baik dan benar adalah menyusui bayi secara eksklusif sejak lahir sampai dengan umur 6 bulan dan meneruskan menyusui anak sampai umur 24 bulan (Dinkes Jawa Tengah, 2017). Apabila pemberian ASI eksklusif tidak dilakukan sangat dimungkinkan akan terjadi kematian sebab sistem kekebalan bayi dan nutrisi dari bayi tersebut tidak tercukupi.

5. Persentase persalinan menggunakan tenaga non medis

Persalinan menggunakan tenaga non medis adalah persalinan yang dilakukan tanpa bantuan medis seperti dokter, suster atau bidan. Hal ini tentu dapat menyebabkan kematian pada bayi karena kurangnya pengalaman dalam melakukan penolongan pada keselamatan bayi.