

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Variabel Random

Definisi 2.1.1

Variabel random adalah sebuah fungsi X yang memetakan setiap elemen dalam ruang sampel $c \in \Omega$, pada satu dan hanya satu bilangan riil $X(c)=x$, dimana ruang sampel dari X adalah bilangan riil $A = \{x: x=X(c), c \in \Omega\}$.

Dengan Ω adalah ruang sampel dari eksperimen random

2.2 Ekspektasi

Definisi 2.2

misalkan X adalah variabel random dan memiliki pdf $f(x)$ sedemikian sehingga memiliki konvergen absolut. Pada kasus X variabel random diskrit

$$\sum_x |x| f(x), \quad \text{limitnya konvergen menuju nilai tertentu}$$

atau pada kasus X variabel random kontinu

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) dx, \quad \text{limitnya konvergen menuju nilai tertentu}$$

sehingga ekspektasi X adalah

$$E(X) = \sum_x xf(x), \text{ apabila } X \text{ adalah variabel random diskrit}$$

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) dx, \text{ apabila } X \text{ adalah variabel random kontinu}$$

Sifat 2.2.1

$$E(aX) = aE(X)$$

Bukti: a. $E(aX) = \sum_x axf(x)$

definisi ekspektasi untuk X variabel

random diskrit

$$= a \sum_x xf(x)$$

sifat penjumlahan

b. $E(aX) = \int_{-\infty}^{\infty} axf(x) dx$

definisi ekspektasi untuk X variabel

random kontinu

$$= a \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) dx$$

sifat integral

2.3 Variansi

Simbol : σ^2

Definisi 2.3.1

$$\sigma^2 = E[(x - \mu)^2] = E(X^2 - 2\mu E(X) + \mu^2)$$

Karena E adalah operator linier, maka

$$\begin{aligned}\sigma^2 &= E(X^2) - 2\mu E(X) + \mu^2 \\ &= E(X^2) - 2\mu^2 + \mu^2 \\ &= E(X^2) - \mu^2\end{aligned}$$

Sifat 2.3.1

$\text{var}(aX) = a^2 \text{var}(X)$, dengan a adalah sebuah konstanta

Bukti: $\text{var}(aX) = E([aX - a\mu]^2)$	Definisi variansi
$= E([a\{X - \mu\}]^2)$	sifat bilangan riil
$= E([a^2\{X - \mu\}^2])$	sifat pangkat
$= a^2 E(\{X - \mu\}^2)$	sifat ekspektasi
$= a^2 \text{var}(X)$	definisi variansi

2.4 Regresi linier sederhana

Regresi linier sederhana adalah salah satu cara untuk mencari hubungan antara 2 variabel sehingga dapat dicari besarnya pengaruh kenaikan nilai X terhadap kenaikan nilai Y, terdapat beberapa asumsi untuk menggunakan regresi linier ini.

- Asumsi :**
1. Errornya berdistribusi normal
 2. Errornya saling independen
 3. Errornya memiliki variansi yang sama
 4. Errornya linier independent

Metode : Metode penaksiran parameter yang akan dipakai pada skripsi ini

adalah least square.

Taksiran: 1. Taksiran parameter

Misalkan Y adalah variabel dependen dan X adalah variabel independen, maka model regresinya adalah $y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$.

Karena metode yang digunakan adalah least square atau kuadrat terkecil, maka untuk mencari taksiran-taksiran parameter akan dicari melalui kuadrat errornya terkecil, dimana kuadrat errornya

adalah $\sum_{i=1}^n [y - \hat{y}]^2$,

dengan \hat{y} adalah taksiran dari y.

Misalkan $H(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n [y - \hat{y}]^2$, untuk mencari taksiran

dari α dan β , maka $H(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n [y - \hat{y}]^2$ diturunkan secara parsial

terhadap α menjadi

$$\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = 2 \sum_{i=1}^n [y_i - \alpha - \beta(x_i - \bar{x})] [-1]$$

dan diturunkan terhadap β menjadi

$$\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \beta} = 2 \sum_{i=1}^n [y_i - \alpha - \beta(x_i - \bar{x})] [-(x_i - \bar{x})]$$

oleh karena itu ingin meminimumkan kuadrat errornya maka

dibuat $\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = 0$ dan

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} \right) &= \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(2 \sum_{i=1}^n [y_i - \alpha - \beta(x_i - \bar{x})] [-1] \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(-2 \sum_{i=1}^n y_i + 2n\alpha + 2 \sum_{i=1}^n \beta(x_i - \bar{x}) \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(-2 \sum_{i=1}^n y_i \right) + \frac{\partial}{\partial \alpha} (2n\alpha) + \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(2 \sum_{i=1}^n \beta(x_i - \bar{x}) \right) = 2n > 0 \end{aligned}$$

Karena n adalah bilangan asli maka n tidak mungkin negatif, maka $2n > 0$

$$\text{sehingga } \frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n y_i - n\alpha - \sum_{i=1}^n \beta(x_i - \bar{x}) = 0$$

$$\text{karena } \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) = 0, \text{ maka } \sum_{i=1}^n y_i - n\alpha = 0, \text{ sehingga}$$

$$E(\beta) = E \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right) \sum_{i=1}^n y_i = n\alpha$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} = \alpha$$

$$E \left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \right) = E(\alpha)$$

$$\bar{Y} = \hat{\alpha}$$

dan apabila hasil $\hat{\alpha} = \bar{Y}$ disubstitusi ke dalam persamaan

$$\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \beta} = 0, \text{ maka } \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x}) - \beta \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = 0$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

$$E(\beta) = E\left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}\right)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

dan karena $\frac{\partial}{\partial \beta} \left(\frac{\partial H(\alpha, \beta)}{\partial \beta} \right) = \frac{\partial}{\partial \beta} \left(2 \sum_{i=1}^n [y_i - \alpha - \beta(x_i - \bar{x})] [-(x_i - \bar{x})] \right)$

$$= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 > 0$$

maka taksiran dari $\hat{\beta}$ yang didapat telah memiliki kuadrat error minimum

2. Taksiran Variansi $\hat{\beta}$

$$\text{var}(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right]^2 \text{var}(Y_i)$$

$$\text{var}(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right]^2 \sigma^2$$

$$\text{var}(\hat{\beta}) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

2.5 Distribusi dari $\frac{nS^2}{\sigma^2}$

Misalkan terdapat distribusi gabungan

$$Y_1 = \bar{X}, Y_2 = X_2 - \bar{X}, Y_3 = X_3 - \bar{X}, \dots, Y_n = X_n - \bar{X}$$

Maka transformasi inversnya adalah

$$x_1 = y_1 - y_2 - y_3 - \dots - y_n$$

$$x_2 = y_1 + y_2$$

$$\vdots$$

$$\vdots$$

$$\vdots$$

$$x_n = y_1 + y_n$$

Invers distribusi gabungan tersebut memiliki jacobian n, sedangkan

$$\begin{aligned} \sum_i^n (x_i - \mu)^2 &= \sum_i^n (x_i - \bar{x} + \bar{x} - \mu)^2 \\ &= \sum_i^n (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu)^2 \end{aligned}$$

Dan karena $2(\bar{x} - \mu) \sum_1^n (x_i - \bar{x}) = 0$, pdf gabungan dari $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ dapat

ditulis menjadi $\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left[-\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{2\sigma^2} - n\left(\frac{n(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)\right]$, dimana \bar{x} mewakili

$\left(\frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}\right)$ dan $-\infty < x_i < \infty, i=1,2,\dots,n$. Maka, dengan $y_1 = \bar{x}$ dan

$x_1 - \bar{x} = -y_2 - y_3 - \dots - y_n$, pdf gabungan dari

$$Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n \text{ adalah } (n) \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left[-\frac{(-y_2 - \dots - y_n)^2}{2\sigma^2} - \frac{\sum_{i=2}^n y_i^2}{2\sigma^2} - \frac{n(y_1 - \mu)^2}{2\sigma^2} \right],$$

$-\infty < y_i < \infty, i=1,2,\dots,n$.

Maka Y_1 independent dari $n-1$ variabel random Y_2, Y_3, \dots, Y_n , sehingga bila

$Y_1 = \bar{X}$ maka $\frac{n(Y_1 - \mu)^2}{\sigma^2} = \frac{n(\bar{X} - \mu)^2}{\sigma^2} = W_1$ akan independent dari

$$\frac{(-Y_2 - Y_3 - \dots - Y_n)^2 + Y_1^2}{\sigma^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma^2} = W_2$$

Karena W_1 adalah kuadrat dari distribusi normal standar, distribusinya adalah

χ^2_1 . dan juga karena $W = \sum_{i=1}^n \left(\frac{(X_i - \mu)^2}{\sigma} \right) = W_1 + W_2$ adalah χ^2_n .

Karena W_1 dan W_2 independent, maka $E(e^{iW}) = E(e^{iW_1})E(e^{iW_2})$

atau $(1-2t)^{-\frac{n}{2}} = (1-2t)^{-1/2} E(e^{iW_2})$, $t < 1/2$

sehingga $E(e^{iW_2}) = (1-2t)^{-(n-1)/2}$, $t < 1/2$.

$$W_2 = nS^2 / \sigma^2 \sim \chi^2(n-1)$$

2.6 S^2 adalah penaksir yang bias untuk bias untuk σ^2

Akan dibuktikan bahwa S^2 adalah penaksir yang bias untuk bias untuk σ^2

Bukti: $E(S^2) = \frac{\sigma^2}{n} \frac{n}{\sigma^2} E(S^2)$

$$E(S^2) = \frac{\sigma^2}{n} E\left(\frac{nS^2}{\sigma^2}\right)$$

$$E(S^2) = \frac{\sigma^2}{n} (n-1) \quad E(S^2) = \frac{\sigma^2(n-1)}{n}$$

$$E(S^2) = \frac{\sigma^2(n-1)}{n}$$