

BAB II

TEORI PENUNJANG

Dalam mengestimasi $m(x)$ diperlukan beberapa definisi tentang fungsi densitas, fungsi densitas gabungan, fungsi densitas marginal

karena $m(x) = E(Y|X=x) = \frac{\int yf(x,y)dy}{f(x)}$, dimana $f(x,y)$ merupakan fungsi densitas gabungan dan $f(x)$ merupakan fungsi densitas marginal dari X .

2.1. Fungsi Densitas

Fungsi distribusi dari peubah acak kontinyu X adalah fungsi $F(x) = P\{X \leq x\}$ dinyatakan untuk setiap x dari $-\infty$ sampai ∞ .

Definisi 2.1. : Turunan dari $F(x)$ yaitu $f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$ disebut sebagai fungsi densitas dari peubah acak kontinyu di $X = x$.

2.2. Fungsi Densitas Gabungan

Bila X dan Y adalah dua peubah acak, distribusi peluang terjadinya secara serempak X dan Y dinyatakan dengan fungsi $f(x,y)$ untuk setiap nilai pasangan (x,y) dalam rentang peubah acak X dan Y .

Fungsi $f(x,y)$ adalah fungsi densitas gabungan dari peubah acak kontinyu X dan Y bila :

1. $f(x,y) \geq 0$ untuk semua (x,y)

$$2. \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx dy = 1$$

$$3. P[(X,Y) \in A] = \iint_A f(x,y) dx dy \text{ untuk setiap daerah } A \text{ dibidang } xy.$$

Contoh :

$$f(x,y) = \begin{cases} \frac{2}{5}(2x+3y), & \text{untuk } 0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1 \\ 0 & , \text{ untuk } x,y \text{ yang lain} \end{cases}$$

adalah fungsi densitas gabungan dari X dan Y.

Dapat ditunjukkan bahwa ketiga syarat fungsi densitas gabungan terpenuhi :

(i). Untuk $0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1$ terbukti bahwa $f(x,y) = \frac{2}{5}(2x+3y) \geq 0$ dan $f(x,y) = 0$ untuk x,y yang lain, sehingga syarat pertama terpenuhi.

$$(ii). \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx dy = \int_0^1 \int_0^1 \frac{2}{5}(2x+3y) dx dy \\ = \frac{2}{5} + \frac{3}{5} = 1.$$

Syarat kedua terpenuhi.

(iii), Karena A adalah daerah $\{(x,y) \mid 0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1\}$ maka

$$P[(x,y) \in A] = P[0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1] \\ = \int_0^1 \int_0^1 \frac{2}{5}(2x+3y) dx dy \\ = \frac{2}{5} + \frac{3}{5} = 1$$

Karena $f(x,y)$ memenuhi ketiga syarat fungsi densitas gabungan maka $f(x,y)$ merupakan fungsi densitas gabungan.

2.3. Fungsi Densitas Marginal

Bila diketahui fungsi densitas gabungan $f(x,y)$ dari peubah acak kontinyu X dan Y , maka distribusi peluang $g(x)$ dari X diperoleh dengan mengintegrasikan $f(x,y)$ terhadap Y , begitu pula distribusi peluang $l(y)$ dapat diperoleh dengan mengintegrasikan $f(x,y)$ terhadap X . Selanjutnya $g(x)$ dan $l(y)$ masing – masing sebagai fungsi densitas marginal dari X dan Y .

Fungsi densitas marginal dari X dan Y dinyatakan sebagai :

$$g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dy \quad \text{dan} \quad l(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx$$

serta

$$\int_{-\infty}^{\infty} g(x) dx = 1 \quad \text{dan} \quad \int_{-\infty}^{\infty} l(y) dy = 1$$

Kedua syarat terpenuhi.

2.4. Deret Taylor dan suku sisa

Jika $f(x)$ mempunyai sejumlah $(n+1)$ turunan yang kontinyu pada $[a,b]$ dan c merupakan suatu titik pada $[a,b]$, maka untuk semua $x \in [a,b]$ terdapat :

$$f(x) = f(c) + f'(c)(x-c) + \frac{f''(c)(x-c)^2}{2!} + \dots + \frac{f^{(n)}(c)(x-c)^n}{n!} + R_n$$

suku sisanya dimasukkan untuk memperhitungkan semua suku dari $n+1$ sampai tak hingga :

$$R_n = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} (x-c)^{n+1}$$

dimana $\xi = c + o(x-c)$

Seringkali untuk memudahkan Deret Taylor dengan mendefinisikan

$h = x - c$ sehingga Deret Taylor menjadi :

$$f(c+h) = f(c) + hf'(c) + \frac{f''(c)h^2}{2!} + \dots + \frac{f^{(n)}(c)h^n}{n!} + \frac{h^{n+1}}{(n+1)!} f^{(n+1)}(c + o(h))$$

2.5. Konvergensi

Definisi 2.2. :

Misalkan a_n dan β_n barisan bilangan riil

$$a_n = O(\beta_n), \text{ jika } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{a_n}{\beta_n} = \text{konstanta}$$

$$a_n = o(\beta_n), \text{ jika } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{a_n}{\beta_n} = 0$$

$$a_n \sim O(\beta_n), \text{ jika } \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{a_n}{\beta_n} = c + o(1), c \neq 0$$

Definisi 2.3. :

Misalkan A_n dan B_n barisan peubah acak riil

$A_n = O_p(B_n)$, jika untuk setiap $\varepsilon > 0$, ada bilangan riil M dan ada

bilangan bulat positif N sedemikian hingga

$$P\{|A_n/B_n| > M\} < \varepsilon, \text{ bila mana setiap } n > N.$$

$A_n = o_p(B_n)$, jika untuk setiap $\varepsilon > 0$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|A_n/B_n| > \varepsilon\} = 0$$

$A_n \xrightarrow{p} A$, jika $\lim_{n \rightarrow \infty} A_n - A = o_p(1)$

2.6. Fungsi Indikator

Fungsi indikator dari himpunan S didefinisikan sebagai berikut :

$$I_S(x) = \begin{cases} 1 & , \text{jika } x \in S \\ 0 & , \text{jika } x \notin S \end{cases}$$

2.7. Rataan Bersyarat

Definisi 2.4. :

Bila $F_{Y|X}(y|x)$ kontinu atau diskrit, maka rataan bersyarat dari Y ,

bila X diketahui masing-masing adalah

$$E(Y|X = x) = \int_{-\infty}^{\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$$

$$E(Y|X = x) = \sum y f_{Y|X}(y|x)$$

2.8. Sifat – sifat Estimator

Terdapat beberapa sifat penduga yaitu : konsisten, tak bias, dan

MSE yang digunakan dalam bab pembahasan.

2.8.1. Konsisten

Definisi 2.5.:

Jika X_1, X_2, \dots, X_n merupakan peubah acak dengan fungsi distribusi $F(x_1, x_2, \dots, x_n | \theta)$ dengan θ tak diketahui, maka barisan X_1, X_2, \dots, X_n dinamakan barisan penduga konsisten untuk θ jika :

$$X_n \xrightarrow{p} \theta$$

2.8.2. Tak bias

Definisi 2.6. :

$X_n(x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah penduga tak bias (unbias) untuk θ , jika $E[X_n]$ sama dengan θ .

Jika $X_n(x_1, x_2, \dots, x_n)$ penduga bias . Jika $X_n(x_1, x_2, \dots, x_n) \neq \theta$.

Definisi 2.7. :

$X_n(x_1, x_2, \dots, x_n)$ dikatakan penduga tak bias asyotik untuk θ , jika:

$$\lim_{x \rightarrow \infty} X_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0.$$

2.8.3. Mean Square Error atau MSE

$X_n(x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah penduga untuk θ berdasarkan peubah acak X_1, X_2, \dots, X_n maka MSE didefinisikan sebagai berikut :

$$MSE [X_n] = E [(X_n - \theta)^2]$$

Atau dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut :

$$MSE [X_n] = E[(X_n - E[X_n] + E[X_n] - \theta)^2]$$

$$= E[((X_n - E[X_n]) + (E[X_n] - \theta))^2]$$

$$= E[(X_n - E[X_n])^2 + 2(X_n - E[X_n])\theta + (E[X_n] - \theta)^2]$$

$$\begin{aligned}
 &= E[(X_n - E[X_n])]^2 + (E[X_n] - \theta)^2 \\
 &= \text{Var}[X_n] + (\text{bias})^2[X_n]
 \end{aligned}$$

Jadi $\text{MSE}[X_n]$ sama dengan varian ditambah bias kuadrat. Jika X_n adalah penduga yang tak bias maka $\text{MSE}[X_n]$ merupakan variannya.

2.9. Estimasi Densitas Kernel

Kernel K didefinisikan sebagai berikut :

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right)$$

dengan h merupakan penghalus kernel yang dikenal dengan bandwidth. Rataan keseluruhan fungsi kernel dalam suatu pengamatan dinyatakan dengan penduga densitas kernel :

$$\begin{aligned}
 \hat{f}_h(x) &= \frac{1}{n} \sum K_h(x - X_i) \\
 &= \frac{1}{nh} \sum K\left(\frac{x - X_i}{h}\right)
 \end{aligned}$$

Kernel densitas mempunyai sifat-sifat :

1. Fungsi kernel simetris disekitar 0 dan nilai integralnya sama dengan satu. Jika $\int K(s)ds = 1$ maka $\int \hat{f}_h(x)dx = 1$ dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \int \hat{f}_h(x)dx &= \int \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - X_i)dx \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int K_h(x - X_i)dx
 \end{aligned}$$

dengan mensubstitusikan $s = \frac{x - X_i}{h} \Rightarrow dx = hds$ maka :

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int h^{-1} K(s) h ds$$

$$= \int K(s) ds = 1$$

2. Karena kernel merupakan fungsi densitas maka estimasi kernel merupakan densitas pula.

$$\int K(x) dx = 1 \Rightarrow \int \hat{f}_h(x) dx = 1$$

3. Semua fungsi kernel selalu positif. Hal ini digunakan untuk memastikan bahwa $\hat{f}_h(\bullet)$ adalah fungsi densitas.

Dikenal ada 7 macam fungsi kernel sebagai berikut :

- | | |
|-----------------|--|
| 1. Uniform | $\frac{1}{2} I(U \leq 1)$ |
| 2. Triangel | $(1 - U) I(U \leq 1)$ |
| 3. Epanechnikov | $\frac{15}{16} (1 - U^2)^2 I(U \leq 1)$ |
| 4. Quartic | $\frac{15}{16} (1 - U^2)^2 I(U \leq 1)$ |
| 5. Triweight | $\frac{35}{32} (1 - U^2)^2 I(U \leq 1)$ |
| 6. Gaussian | $\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} U^2\right)$ |
| 7. Cosinus | $\frac{\pi}{4} \cos\left(\frac{\pi}{2} U\right) I(U \leq 1)$ |

Akan diselidiki sifat tak bias asymptotik dari $\hat{f}_h(x)$. Jika X_i berdistribusi identik maka :

$$\begin{aligned} E\left[\hat{f}_h(x)\right] &= E\left[\frac{1}{nh} \sum K\left(\frac{x-X_i}{h}\right)\right] \\ &= E\left[K\left(\frac{x-X}{h}\right)\right] \\ &= E\left[\frac{1}{h} \int K\left(\frac{x-u}{h}\right) f(u) du\right] \end{aligned}$$

misal :

$$\frac{x-u}{h} = -s \text{ maka } -sh = x-u, \quad hds = du$$

$$E\left[\hat{f}_h(x)\right] = \int K(s) f(x+sh) ds$$

Karena bersifat simetris, $\int K(s) ds = 1, \quad h \rightarrow 0$

$$\begin{aligned} E\left[\hat{f}_h(x)\right] &= \int K(s) f(x) ds \\ &= f(x) \int K(s) ds = f(x) \end{aligned}$$

kita ekspansikan $f(x+sh)$ ke dalam ekspansi Taylor dengan asumsi $f \in C^2$,

f dideferensialkan dua kali

$$\begin{aligned} \text{Bias}\left[\hat{f}_h(x)\right] &= \int K(s) f(x+sh) ds - f(x) \\ &= \int \left\{ K(s) f(x) + K(s) f'(x) sh + K(s) f''(x) \frac{s^2 h^2}{2} + o(h^2) \right\} ds - f(x) \end{aligned}$$

$$= f(x) + 0 + K(s)f''(x)\frac{s^2h^2}{2} + o(h^2) - f(x)$$

$$\text{Bias}[\hat{f}_h(x)] = \frac{h^2}{2}f''(x)\mu_2(K) + o(h^2)$$

$$\text{Dimana } \mu_2(K) = \int s^2K(s)ds$$

Sehingga dapat dikatakan Bias $[\hat{f}_h(x)]$ sebanding dengan fungsi kuadrat

dari h .

$$\begin{aligned} \text{Var}[\hat{f}_h(x)] &= \frac{1}{n^2} \text{Var}[\sum K_h(x - X_i)] \\ &= \frac{1}{n^2} \sum \text{Var}[K_h(x - X_i)] \\ &= \frac{1}{n} \text{Var}[K_h(x - X_i)] \\ &= \frac{1}{n} \left\{ E[K_h^2(x - X_i)] - (E[K_h(x - X_i)])^2 \right\} \\ &= \frac{1}{n} \left\{ \frac{1}{h^2} \int K^2\left(\frac{x-u}{h}\right) f(u) du - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\ &= \frac{1}{n} \left\{ \frac{1}{h} \int K^2(s) f(x+sh) ds - (f(x) + o(h))^2 \right\} \\ &= \frac{1}{n} \left\{ \frac{1}{h} \|K\|_2^2 (f(x) + o(h)) - (f(x) + o(h))^2 \right\} \end{aligned}$$

$$\text{Var}[\hat{f}_h(x)] = \frac{1}{nh} \|K\|_2^2 f(x) + o((nh)^{-1}), \quad nh \rightarrow \infty$$

Sehingga dapat dikatakan $\text{Var}[\hat{f}_h(x)]$ sebanding dengan fungsi kuadrat dari $(nh)^{-1}$.

$$\text{Jadi MSE}[\hat{f}_h(x)] = \text{Var}[\hat{f}_h(x)] + \text{Bias}^2[\hat{f}_h(x)] \quad , h \rightarrow 0, nh \rightarrow \infty$$

$$\text{MSE}[\hat{f}_h(x)] = \frac{1}{nh} \|\mathbf{K}\|_2^2 f(x) + \frac{h^4}{4} (f''(x) \mu_2(\mathbf{K}))^2 + o((nh)^{-1}) + o(h^4)$$

