

## BAB III

### ISI

#### 4.2 Kepadatan Normal Multivariat dan Sifat-sifatnya

Kepadatan normal multivariat merupakan generalisasi dari kepadatan normal univariat untuk dimensi  $p \geq 2$ .

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-[(x-\mu)/\sigma]^2/2} \quad -\infty < x < \infty \quad (3-1)$$

$$\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2 = (x-\mu)(\sigma^2)^{-1}(x-\mu). \quad (3-2)$$

Bentuk (3-2) di atas pada fungsi kepadatan normal univariat menunjukkan besaran jarak yang dikuadratkan dari  $x$  ke  $\mu$  pada satuan standar deviasi. Bentuk ini dapat digeneralisasi untuk vektor  $\mathbf{x}$  ( $p \times 1$ ) dari suatu observasi pada beberapa variabel sebagai

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \quad (3-3)$$

Vektor  $\boldsymbol{\mu}$  dengan  $p \times 1$  menunjukkan nilai harapan (ekspektasi) dari vektor acak  $\mathbf{X}$ , dan matrik  $\boldsymbol{\Sigma}$  dengan  $p \times p$  merupakan varian-covarian matrik. Disini diasumsikan  $\boldsymbol{\Sigma}$  terbatas positif, sehingga (3-3) merupakan generalisasi jarak yang dikuadratkan dari  $\mathbf{x}$  ke  $\boldsymbol{\mu}$ .

Kepadatan normal multivariat didapat dengan mengganti jarak pada univariat (3-2) jarak multivariat hasil generalisasi (3-3) pada fungsi kepadatan (3-1). Saat pergantian terjadi, konstanta normal univariat  $(2\pi)^{-1/2} (\sigma^2)^{-1/2}$  juga harus diganti dengan konstanta umum yang membuat suatu *volume* dibawah permukaan fungsi kepadatan multivariat untuk setiap  $p$ . Hal ini diperlukan karena pada multivariat, probabilitas digambarkan oleh volume dibawah permukaan pada daerah yang didefinisikan oleh interval dari nilai  $x_i$ . Konstanta yang menggantikannya adalah  $(2\pi)^{-p/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2}$ , kepadatan normal pada dimensi  $p$  untuk vektor acak  $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_p]'$  memiliki bentuk

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})/2} \quad (3-4)$$

dimana  $-\infty < x_i < \infty$ , bentuk ini akan diotasikan dengan  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ .

Pada persamaan (3-4) jelaslah bahwa alur atau garis edar dari nilai  $\mathbf{x}$  yang merupakan konstanta ketinggian untuk kepadatan adalah sebuah elipsoid. Sehingga kepadatan normal multifariat adalah sebuah konstanta dimana:

$$\text{Peta kepadatan kemungkinan konstan} = \{ \text{all } \mathbf{x} \ni (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) = c^2 \}$$

= permukaan dari elipsoida dengan titik pusat  $\boldsymbol{\mu}$ .

Titik-titik pada elipsoid dari suatu kepadatan normal adalah suatu vektor eigen berarah dari  $\Sigma^{-1}$  dan panjangnya adalah akar nilai eigen dari  $\Sigma$  dikali dengan akar dari  $c$ .

**Akibat 1.** Jika  $\Sigma$  terbatas positif sehingga terdapat  $\Sigma^{-1}$ ,

$$\Sigma \mathbf{e} = \lambda \mathbf{e} \text{ menyebabkan } \Sigma^{-1} \mathbf{e} = \frac{1}{\lambda} \mathbf{e}$$

jadi  $(\lambda, \mathbf{e})$  adalah pasangan nilai dan vektor eigen dari  $\Sigma$  yang berhubungan dengan pasangan  $(1/\lambda, \mathbf{e})$  untuk  $\Sigma^{-1}$ . Dimana  $\Sigma^{-1}$  juga terbatas positif.

*Proof.* Untuk  $\Sigma$  terbatas positif dan  $\mathbf{e} \neq \mathbf{0}$  adalah vektor eigen, kita punya  $0 < \mathbf{e}' \Sigma \mathbf{e} = \mathbf{e}' (\Sigma \mathbf{e}) = \mathbf{e}' (\lambda \mathbf{e}) = \lambda \mathbf{e}' \mathbf{e} = \lambda$ . Selain itu  $\mathbf{e} = \Sigma^{-1} \Sigma \mathbf{e} = \Sigma^{-1} \lambda \mathbf{e} = \lambda \Sigma^{-1} \mathbf{e}$  dan jika dibagi dengan  $\lambda > 0$  memberikan  $\Sigma^{-1} \mathbf{e} = (1/\lambda) \mathbf{e}$ . Sekarang untuk

$$\begin{aligned} \mathbf{x}' \Sigma^{-1} \mathbf{x} &= \mathbf{x}' \left( \sum_{i=1}^p \left( \frac{1}{\lambda_i} \right) \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' \right) \mathbf{x} \\ &= \sum_{i=1}^p \left( \frac{1}{\lambda_i} \right) (\mathbf{x}' \mathbf{e}_i)^2 \geq 0 \end{aligned}$$

$\lambda_i^{-1} (\mathbf{x}' \mathbf{e}_i)^2 \geq 0$  sehingga  $\mathbf{x}' \mathbf{e}_i = \mathbf{0}$  untuk setiap  $i$  jika dan hanya jika  $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ . Jadi

$\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ , menyebabkan  $\sum_{i=1}^p (1/\lambda_i) (\mathbf{x}' \mathbf{e}_i)^2 > 0$  dan  $\Sigma^{-1}$  terbatas positif.

**Dibawah ini merupakan ringkasan konsep diatas**

Kontur dari kepadatan konstan untuk distribusi normal pada dimensi  $p$  adalah sebuah elipsoid dengan  $\mathbf{x}$  variabelnya sehingga

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = c^2 \quad (3-5)$$

Ellipsoid ini berpusat pada  $\boldsymbol{\mu}$  dan memiliki titik koordinat  $\pm c\sqrt{\lambda_i} \mathbf{e}_i$  dimana

$$\boldsymbol{\Sigma} \mathbf{e} = \lambda \mathbf{e},$$

$$i = 1, 2, \dots, p.$$

**Contoh soal**

Kita harus mendapatkan titik koordinat dari contour probabilitas density saat  $\sigma_{11} = \sigma_{22}$  dari (3-5) titik yang kita cari diberikan oleh nilai eigen dan vektor eigen  $\boldsymbol{\Sigma}$ . Disini  $|\boldsymbol{\Sigma} - \lambda \mathbf{I}| = 0$  menjadi

$$\begin{aligned} 0 &= \begin{vmatrix} \sigma_{11} - \lambda & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_{11} - \lambda \end{vmatrix} = (\sigma_{11} - \lambda)^2 - \sigma_{12}^2 \\ &= (\lambda - \sigma_{11} - \sigma_{12})(\lambda - \sigma_{11} + \sigma_{12}) \end{aligned}$$

Konsekuensinya, nilai eigennya  $\lambda_1 = \sigma_{11} + \sigma_{12}$  dan  $\lambda_2 = \sigma_{11} - \sigma_{12}$ . Vektor eigennya didapat dari

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = (\sigma_{11} + \sigma_{12}) \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix}$$

atau

$$\sigma_{11}e_1 + \sigma_{12}e_2 = (\sigma_{11} + \sigma_{12})e_1$$

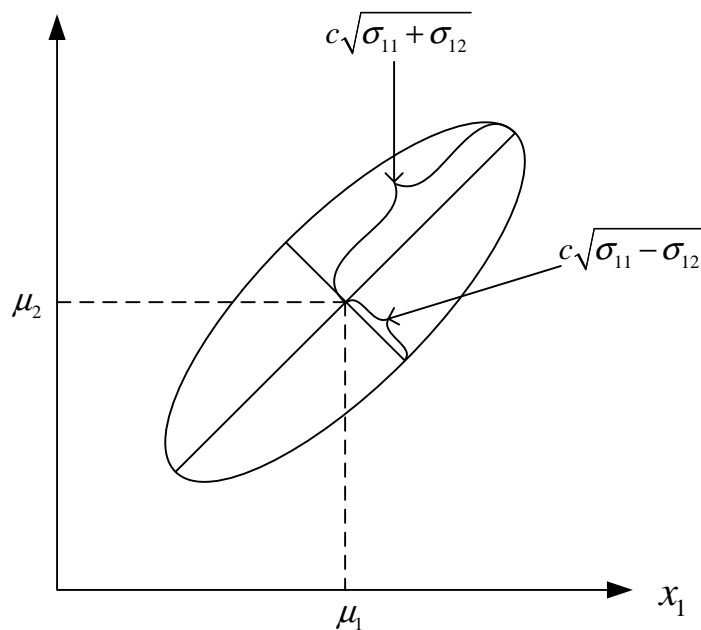
$$\sigma_{12}e_1 + \sigma_{11}e_2 = (\sigma_{11} + \sigma_{12})e_2$$

Persamaan ini mengakibatkan  $e_2 = e_1$  dan setelah normalisasi pasangan nilai eigen dan vektor eigen adalah

$$\lambda_1 = \sigma_{11} + \sigma_{12}, \quad e_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

Dengan cara yang sama  $\lambda_1 = \sigma_{11} - \sigma_{12}$  menghasilkan  $e'_2 = [1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2}]$ .

Saat kovarian  $\sigma_{12}$  (korelasi  $\rho_{12}$ ) bernilai positif,  $\lambda_1 = \sigma_{11} + \sigma_{12}$  adalah nilai eigen terbesar dan dihubungkan dengan  $e'_1 = [1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2}]$  terletak bersama dalam  $45^\circ$  melewati titik  $\boldsymbol{\mu}' = [\mu_1, \mu_2]$ . Hal ini akan benar untuk setiap nilai positif dari kovarian.



**Gambar 1.** Kontur untuk distribusi normal bivariat dengan  $\sigma_{11} = \sigma_{22}$  dan  $\sigma_{12} > 0$

Untuk merangkumnya, titik pada elips dari suatu kepadatan konstan untuk distribusi normal bivariat dengan  $\sigma_{11} = \sigma_{22}$  dapat ditentukan oleh

$$\pm c\sqrt{\sigma_{11} + \sigma_{22}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad \pm c\sqrt{\sigma_{11} - \sigma_{22}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

**Akibat 2.** Jika  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ , maka setiap kombinasi linier dari variabel  $\mathbf{a}'\mathbf{X} = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_pX_p$  akan berdistribusi

$N_p(\mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}, \mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a})$ . Demikian juga jika  $\mathbf{a}'\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_p(\mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}, \mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a})$  untuk setiap  $\mathbf{a}$ , maka  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ .

*Proof.* Disini hanya akan dibuktikan untuk  $E(aX_1) = \mathbf{a}'\boldsymbol{\mu}$

$$\begin{aligned} E(aX_1) &= aE(X_1) = a\mu_1 \cdot E(\mathbf{a}'\mathbf{X}) = E(a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n) \\ &= E(a_1X_1) + E(a_2X_2) + \dots + E(a_nX_n) \\ &= a_1E(X_1) + a_2E(X_2) + \dots + a_nE(X_n) \\ &= a_1\mu_1 + a_2\mu_2 + \dots + a_n\mu_n \\ &= [a_1, a_2, \dots, a_n] \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{a}'\boldsymbol{\mu} \end{aligned}$$

Contoh

$$\mathbf{a}' = [1, 0, \dots, 0]$$

$$\mathbf{a}'\mathbf{X} = [1, 0, \dots, 0] \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix} = X_1$$

$$\mathbf{a}'\boldsymbol{\mu} = [1, 0, \dots, 0] \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} = \mu_1$$

$$\mathbf{a}'\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{a} = [1, 0, \dots, 0] \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \sigma_{11}$$

Melalui akibat 2 kita dapatkan bahwa  $X_1$  berdistribusi  $N(\mu_1, \sigma_{11})$ . Hal ini dapat diperumum jika untuk  $X_i$  maka distribusinya akan  $N(\mu_i, \sigma_{ii})$ .

**Akibat 3.** Jika  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ,  $q$  kombinasi linier dari

$$\mathbf{A} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_{11}X_1 + \dots + a_{1p}X_p \\ a_{21}X_1 + \dots + a_{2p}X_p \\ \vdots \\ a_{q1}X_1 + \dots + a_{qp}X_p \end{bmatrix}$$

akan berdistribusi  $N_p(\mathbf{A}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{A}')$ . Begitu juga untuk  $\mathbf{X} + \mathbf{d}$ , dimana  $\mathbf{d}$  adalah vektor konstanta, akan berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu} + \mathbf{d}, \boldsymbol{\Sigma})$ .

Contoh:

Diberikan  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_3(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ , cari distribusi untuk

$$\begin{bmatrix} X_1 - X_2 \\ X_2 - X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \mathbf{A}\mathbf{X}$$

Dari akibat 3, distribusi dari  $\mathbf{A}\mathbf{X}$  adalah normal multivariat dengan rata-rata

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 - \mu_2 \\ \mu_2 - \mu_3 \end{bmatrix}$$

dan kovariannya

$$\begin{aligned} \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{A}' &= \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{13} & \sigma_{23} & \sigma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} - 2\sigma_{12} + \sigma_{22} & \sigma_{12} + \sigma_{23} - \sigma_{22} - \sigma_{13} \\ \sigma_{12} + \sigma_{23} - \sigma_{22} - \sigma_{13} & \sigma_{22} - 2\sigma_{23} + \sigma_{33} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Alternatif lainnya kita dapat mencari vektor rata-rata dan covarian kita dapat mengubah terlebih dahulu dalam bentuk  $Y_1 = X_1 - X_2$  dan  $Y_2 = X_2 - X_3$ .

**Akibat 4.** Semua subset dari  $\mathbf{X}$  berdistribusi normal. Jika kita partisi  $\mathbf{X}$ , rata-rata dan kovariannya akan berbentuk

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \hline \mathbf{X}_2 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \hline \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{11} & \boldsymbol{\Sigma}_{12} \\ \hline \boldsymbol{\Sigma}_{21} & \boldsymbol{\Sigma}_{22} \end{bmatrix}$$

$(q \times 1)$                        $(q \times 1)$                        $(q \times q)$                        $(q \times (p-q))$   
 $(p \times 1)$                        $((p-q) \times 1)$                        $((p-q) \times q)$                        $((p-q) \times (p-q))$

maka  $\mathbf{X}_1$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}_{11})$ .

Dari akibat di atas kita punya bahwa semua subset dari vektor acak  $\mathbf{X}$  yang berdistribusi normal adalah berdistribusi normal pula.

Contoh

Jika  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_5(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ , cari distribusi dari  $\begin{bmatrix} X_2 \\ X_4 \end{bmatrix}$ . Kita himpun

sebelumnya  $\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} X_2 \\ X_4 \end{bmatrix}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_1 = \begin{bmatrix} \mu_2 \\ \mu_4 \end{bmatrix}$ , dan  $\boldsymbol{\Sigma}_{11} = \begin{bmatrix} \sigma_{22} & \sigma_{24} \\ \sigma_{24} & \sigma_{44} \end{bmatrix}$  dari  $N_5(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  kita punya

$\mathbf{X}$ ,  $\boldsymbol{\mu}$ , dan  $\boldsymbol{\Sigma}$  yang kemudian akan kita susun kembali dan kita partisi menjadi

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_2 \\ X_4 \\ \hline X_1 \\ X_3 \\ X_5 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_2 \\ \mu_4 \\ \hline \mu_1 \\ \mu_3 \\ \mu_5 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{22} & \sigma_{24} & \sigma_{12} & \sigma_{23} & \sigma_{25} \\ \sigma_{24} & \sigma_{44} & \sigma_{14} & \sigma_{34} & \sigma_{45} \\ \hline \sigma_{12} & \sigma_{14} & \sigma_{11} & \sigma_{13} & \sigma_{15} \\ \sigma_{23} & \sigma_{34} & \sigma_{13} & \sigma_{33} & \sigma_{35} \\ \sigma_{25} & \sigma_{45} & \sigma_{15} & \sigma_{35} & \sigma_{55} \end{bmatrix}$$

atau

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \hline \mathbf{X}_2 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \hline \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{11} & \boldsymbol{\Sigma}_{12} \\ \hline \boldsymbol{\Sigma}_{21} & \boldsymbol{\Sigma}_{22} \end{bmatrix}$$

$(2 \times 1)$                        $(2 \times 1)$                        $(2 \times 2)$                        $(2 \times 3)$   
 $(3 \times 1)$                        $(3 \times 1)$                        $(3 \times 2)$                        $(3 \times 3)$

dengan menggunakan akibat 4 untuk  $\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} X_2 \\ X_4 \end{bmatrix}$ ,

kita akan memiliki distribusi dengan bentuk

$$N_2(\boldsymbol{\mu}_2, \boldsymbol{\Sigma}_{11}) = N_2\left(\begin{bmatrix} \mu_2 \\ \mu_4 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_{22} & \sigma_{24} \\ \sigma_{24} & \sigma_{44} \end{bmatrix}\right).$$

Dari contoh disini jelas bahwa untuk setiap bagian (subset) dari distribusi normal dapat diekspresikan dengan pemilihan yang tepat rata dan kovarian dari  $\mu$  dan  $\Sigma$  awal.

**Akibat 5.**

(a) Jika  $\mathbf{X}_1$  dan  $\mathbf{X}_2$  independen, maka akan selalu benar bahwa

$$Cov(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \mathbf{0}, \quad q_1 \times q_2 \text{ menghasilkan matrik nol.}$$

(b) Jika  $\begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ - \\ \mathbf{X}_2 \end{bmatrix}$  berdistribusi  $N_{q_1+q_2} \left( \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \right)$ , maka  $\mathbf{X}_1$  dan

$\mathbf{X}_2$  independen jika dan hanya jika  $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$ .

(c) Jika  $\mathbf{X}_1$  dan  $\mathbf{X}_2$  independen dan berdistribusi  $N_{q_1}(\boldsymbol{\mu}_1, \Sigma_{11})$  dan

$N_{q_2}(\boldsymbol{\mu}_2, \Sigma_{22})$ , maka  $\begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ - \\ \mathbf{X}_2 \end{bmatrix}$  merupakan multivariat normal.

$$N_{q_1+q_2} \left( \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}' & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \right)$$

Contoh

Diberikan  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_3(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$  dengan  $\Sigma = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$ . Apakah

$X_1$  dan  $X_2$  independent? Bagaimana dengan  $(X_1, X_2)$  dan  $X_3$ ?

Karena  $X_1$  dan  $X_2$  memiliki  $\sigma_{12} = 1$ ,  $X_1$  dan  $X_2$  tidak independent. Tetapi

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

$\begin{matrix} (2 \times 2) & (2 \times 1) \\ (1 \times 2) & (1 \times 1) \end{matrix}$



Kita lihat bahwa  $\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix}$  dan  $X_3$  memiliki matrik kovarian  $\Sigma_{12} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ . Hal ini menyebabkan  $(X_1, X_2)$  dan  $X_3$  independent menurut akibat 5. Hal ini juga mengimplikasikan bahwa  $X_3$  independent terhadap  $X_1$  dan  $X_2$ .

**Akibat 6.** Misal  $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \end{bmatrix}$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$  dengan  $\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix}$   
 $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$ , dan  $|\Sigma| > 0$ . Maka distribusi bersyarat dari  $\mathbf{X}_1$ , memberikan  $\mathbf{X}_2 = x_2$ , berdistribusi normal dengan

$$\text{Rata-rata} = \boldsymbol{\mu}_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (\mathbf{x}_2 - \boldsymbol{\mu}_2), \text{ dan}$$

$$\text{Kovarian} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21}$$

Catat bahwa kovarian tidak tergantung ada nilai  $\mathbf{x}_2$  dari variabel bersyarat.

*Proof.* Akan dibuktikan dengan pembuktian tak langsung, ambil

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{(q \times q)} & -\Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \\ \mathbf{0}_{(p-q) \times q} & \mathbf{I}_{(p-q) \times (p-q)} \end{bmatrix} \text{ sehingga}$$

$$\mathbf{A}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{A} \begin{bmatrix} X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 \\ X_2 - \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \boldsymbol{\mu}_2) \\ X_2 - \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} \text{ dan}$$

$$\mathbf{A} \Sigma \mathbf{A}' = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} & \mathbf{I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

Karena  $X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \boldsymbol{\mu}_2)$  dan  $X_2 - \boldsymbol{\mu}_2$  memiliki kovarian nol, sehingga keduanya independent. Lebih lagi  $X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \boldsymbol{\mu}_2)$  memiliki distribusi  $N_q(\mathbf{0}, \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21})$ . Diberikan  $X_2 = x_2$ ,  $\boldsymbol{\mu}_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \boldsymbol{\mu}_2)$  adalah suatu konstanta. Karena  $X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \boldsymbol{\mu}_2)$  dan  $X_2 - \boldsymbol{\mu}_2$  independent, distribusi bersyarat dari  $X_1 - \boldsymbol{\mu}_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \boldsymbol{\mu}_2)$  adalah sama dengan distribusi tak

bersyarat dari  $X_1 - \mu_1 - \sum_{12} \sum_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)$ . Di awal kita sudah tahu bahwa  $X_1 - \mu_1 - \sum_{12} \sum_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)$  berdistribusi  $N_q(\mathbf{0}, \Sigma_{11} - \sum_{12} \sum_{22}^{-1} \sum_{21})$ , sehingga vektor acak  $X_1 - \mu_1 - \sum_{12} \sum_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2)$  ada saat  $X_2$  memiliki nilai khusus  $x_2$ . Hal ini equivalen juga untuk  $X_1$ , sehingga nantinya distribusinya akan berbentuk  $N_q(\mu_1 + \sum_{12} \sum_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2), \Sigma_{11} - \sum_{12} \sum_{22}^{-1} \sum_{21})$

**Akibat 7.** Jika  $\mathbf{X}$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$  dengan  $|\Sigma| > 0$ . Maka:

- (a)  $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  berdistribusi  $\chi_p^2$  dimana  $\chi_p^2$  dinotasikan berdistribusi chi-kuadrat dengan derajat kebebasan  $p$ .
- (b) Distribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$  memberikan kemungkinan  $1 - \alpha$  untuk elipsoid padat  $\{\mathbf{x} : (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \leq \chi_p^2(\alpha)\}$ , dimana  $\chi_p^2(\alpha)$  menotasikan persentil ke  $(100\alpha)$  dari distribusi  $\chi_p^2$ .

*Proof.* Kita tahu bahwa  $\chi_p^2$  didefinisikan sebagai distribusi dari jumlah  $Z_1^2 + Z_2^2 + \dots + Z_p^2$ , dimana  $Z_1, Z_2, \dots, Z_p$  independent  $N(0,1)$  variabel random. Selanjutnya, melalui *spectral decomposition* [lihat persamaan (2-16) dan (2-21)

dengan  $\mathbf{A} = \Sigma$ , dan melihat ke akibat 4.1]  $\Sigma^{-1} = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i} \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i'$ ,

dimana  $\Sigma \mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i$  sehingga  $\Sigma^{-1} \mathbf{e}_i = (1/\lambda_i) \mathbf{e}_i$ . Akibatnya,

$$\begin{aligned} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) &= \sum_{i=1}^p (1/\lambda_i) (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \sum_{i=1}^p (1/\lambda_i) (\mathbf{e}_i' (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}))^2 \\ &= \sum_{i=1}^p \left[ (1/\sqrt{\lambda_i}) \mathbf{e}_i' (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \right]^2 = \sum_{i=1}^p Z_i^2, \text{ ini untuk singkatnya.} \end{aligned}$$

$$\text{Sekarang } \mathbf{Z} = \mathbf{A}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}), \text{ dimana } \mathbf{Z}_{(p \times 1)} = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_p \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_{(p \times p)} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} e_1' \\ \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} e_2' \\ \vdots \\ \frac{1}{\sqrt{\lambda_p}} e_p' \end{bmatrix}$$

dan  $X - \mu$  berdistribusi  $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ . Karenanya, dengan menggunakan akibat 3,

$\mathbf{Z} = \mathbf{A}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})$  berdistribusi  $N_p(\mathbf{0}, \mathbf{A} \Sigma \mathbf{A}')$ , dimana

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{(p \times p)} \Sigma_{(p \times p)} \mathbf{A}'_{(p \times p)} &= \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \mathbf{e}_1' \\ \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \mathbf{e}_2' \\ \vdots \\ \frac{1}{\sqrt{\lambda_p}} \mathbf{e}_p' \end{bmatrix} \left[ \sum_{i=1}^p \lambda_i \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i' \right] \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} e_1 & \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} e_2 & \cdots & \frac{1}{\sqrt{\lambda_p}} e_p' \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} \mathbf{e}_1' \\ \sqrt{\lambda_2} \mathbf{e}_2' \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_p} \mathbf{e}_p' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} e_1 & \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} e_2 & \cdots & \frac{1}{\sqrt{\lambda_p}} e_p' \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{I} \end{aligned}$$

Oleh akibat 5  $Z_1, Z_2, \dots, Z_p$  variabel independent normal standar dan kita simpulkan

bahwa  $(X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu)$  memiliki distribusi  $\chi_p^2$ .

Sampai sini kita bisa menyimpulkan dari akibat-akibat di atas 2 hal penting:

1. Menyangkut dengan kemungkinan isi sebuah elipsoid suatu konstanta kepadatan.
2. Berkenaan dengan bentuk lain dari kombinasi linier.

Distribusi chi-kuadrat dapat menentukan variabilitas dari varian sampel  $s^2 = s_{11}$  untuk sampel yang berasal dari populasi normal univariat. Dasar ini juga akan memainkan hal penting ada distribusi multivariat.

**Akibat 8.** Diberikan  $X_1, X_2, \dots, X_n$  saling bebas dengan  $\mathbf{X}_i$  berdistribusi  $N_p(\boldsymbol{\mu}_j, \Sigma)$ . (Perhatikan bahwa setiap  $\mathbf{X}_j$  memiliki kovarian matrik  $\Sigma$  yang sama.) Maka  $\mathbf{V}_1 = c_1\mathbf{X}_1 + c_2\mathbf{X}_2 + \dots + c_n\mathbf{X}_n$

Berdistribusi  $N_p\left(\sum_{j=1}^n c_j \boldsymbol{\mu}_j, \left(\sum_{j=1}^n c_j^2\right) \Sigma\right)$ .  $\mathbf{V}_1$  dan  $\mathbf{V}_2 = b_1\mathbf{X}_1 + b_2\mathbf{X}_2 + \dots + b_n\mathbf{X}_n$  juga merupakan normal multivariat dengan kovarian matrik.

$$\begin{bmatrix} \left(\sum_{j=1}^n c_j^2\right) \Sigma & (\mathbf{b}'\mathbf{c}) \Sigma \\ (\mathbf{b}'\mathbf{c}) \Sigma & \left(\sum_{j=1}^n b_j^2\right) \Sigma \end{bmatrix}$$

Konsekuensinya,  $\mathbf{V}_1$  dan  $\mathbf{V}_2$  independent jika  $\mathbf{b}'\mathbf{c} = \sum_{j=1}^n c_j b_j = 0$ .