

## Η πολυδιάστατη κανονική κατανομή

Ορίζουμε την τυπική πολυδιάστατη κανονική, σαν την κατανομή του τυχαίου διανύσματος  $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ , όπου  $X_i \sim N(0,1)$  και όλα τα  $X_i$  μεταξύ τους ανεξάρτητα. Τότε

$$\begin{aligned} f_X(x) &= f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) = N(x_1 | 0,1) \cdots N(x_n | 0,1) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i^2\right) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} x^T x\right). \end{aligned}$$

Εμφανώς οι περιθώριες είναι όλες τυπικές κανονικές εφόσον

$$\begin{aligned} f_{X_i}(x_i) &= \int_{\mathbb{R}^{n-1}} f_X(x) \prod_{j \neq i} dx_j = N(x_i | 0,1) \int_{\mathbb{R}^{n-1}} \prod_{j \neq i} N(x_j | 0,1) dx_j \\ &= N(x_i | 0,1) \prod_{j \neq i} \int_{\mathbb{R}} N(x_j | 0,1) dx_j = N(x_i | 0,1). \end{aligned}$$

Η μέση τιμή του  $X$  είναι το μηδενικό διάνυσμα  $\mathcal{O}^T = (0, \dots, 0)$

$$\mu_X = \mathbb{E}(X) = \mathbb{E}\left((X_1, \dots, X_n)^T\right) = (\mathbb{E}(X_1), \dots, \mathbb{E}(X_n))^T = (0, \dots, 0)^T = \mathcal{O}.$$

Ορίζουμε τον πίνακα συνδιασποράς του τυχαίου διανύσματος  $X$ , σαν τον πίνακα  $\mathbb{V}(X)$  (εναλλακτικός συμβολισμός  $\Sigma_X$ ) με  $ij$ -στοιχείο

$$(\mathbb{V}(X))_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j) = \sigma_{ij}.$$

Επειδή  $X - \mu \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  και  $(X - \mu)^T \in \mathbb{R}^{1 \times n}$ , το γινόμενο (outer product) του διανύσματος  $X - \mu$  με το διάνυσμα  $(X - \mu)^T$ , θα έχει διάσταση  $n \times n$

$$(X - \mu)(X - \mu)^T = ((X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)) \in \mathbb{R}^{n \times n}.$$

Παίρνοντας την μέση τιμή έχουμε:

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(X) &= \mathbb{E}\left[\left((X_i - \mu_{X_i})(X_j - \mu_{X_j})\right)\right] \\ &= \left(\mathbb{E}\left[(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)\right]\right) = (\text{Cov}(X_i, X_j)) = (\sigma_{ij}). \end{aligned}$$

Παρατηρούμε ότι ο πίνακας  $\mathbb{V}(X)$  είναι συμμετρικός, με διαγώνια στοιχεία τις περιθώριες διασπορές  $\sigma_{ii} = \sigma_i^2$ .

Πιο συγκεκριμένα, για την τυπική πολυδιάστατη κανονική έχουμε

$$\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}[XX^T] = \mathbb{E}[(X_i X_j)] = (\mathbb{E}[X_i X_j]) = (\delta_{ij}) = \mathbb{I}_n$$

Συμβολίζουμε την τυπική πολυδιάστατη κανονική ως

$$N_n(x | \mathcal{O}_n, \mathbb{I}_n) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}x^T x\right) \Leftrightarrow X \sim N_n(\mathcal{O}_n, \mathbb{I}_n).$$

Θέτοντας για  $A = (a_{ij})$  με  $\det(A) \neq 0$  και  $A^{-1} = (b_{ij})$

$$Y = T(X) = \mu + AX \Leftrightarrow X = T^{-1}(Y) = A^{-1}(Y - \mu),$$

ή ισοδύναμα σε συντεταγμένες, για  $i = 1, \dots, n$

$$Y_i = T(X_1, \dots, X_n) = \mu_i + \sum_{k=1}^n a_{ik} X_k \Leftrightarrow X_i = T^{-1}(Y_1, \dots, Y_n) = \sum_{k=1}^n b_{ik} (Y_k - \mu_k).$$

Η ιακωβιανή ορίζουσα του αντίστροφου μετασχηματισμού

$$Jac(T^{-1}) = \frac{\partial(x_1, \dots, x_n)}{\partial(y_1, \dots, y_n)} = \frac{\partial x}{\partial y}, \text{ είναι η ορίζουσα των μερικών παραγώγων}$$

$$\frac{\partial x_i}{\partial y_j} = \frac{\partial}{\partial y_j} \left[ \sum_{k=1}^n b_{ik} (y_k - \mu_k) \right] = b_{ij} \Rightarrow Jac(T^{-1}) = \det(A^{-1}) = \det(A)^{-1}.$$

Έτσι

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_X(T^{-1}(y)) |Jac(T^{-1})| = \frac{1}{|\det(A)|} f_X(A^{-1}(y - \mu)) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \frac{1}{|\det(A)|} \exp\left(-\frac{1}{2}(A^{-1}(y - \mu))^T (A^{-1}(y - \mu))\right). \end{aligned}$$

Παρατηρούμε ότι

$$|\det(A)| = \sqrt{\det(A)^2} = \sqrt{\det(A)\det(A^T)} = \sqrt{\det(AA^T)},$$

και

$$\begin{aligned} (A^{-1}(y-\mu))^T (A^{-1}(y-\mu)) &= (y-\mu)^T A^{-T} A^{-1} (y-\mu) \\ &= (y-\mu)^T (AA^T)^{-1} (y-\mu), \end{aligned}$$

που δίνουν

Συμβολίζοντας με  $\Sigma = \Sigma_Y = AA^T$  τον πίνακα συνδιασποράς, η πυκνότητα γίνεται

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi\Sigma)}} \exp\left(-\frac{1}{2}(y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu)\right) = N_n(y | \mu, \Sigma)$$

ή ότι  $Y \sim N_n(\mu, \Sigma)$ . Ο πίνακας συνδιασποράς  $\Sigma$  είναι συμμετρικός και θετικά ορισμένος, το τελευταίο σημαίνει ότι εάν  $Q(y) = (y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu)$  τότε  $\min_{y \in \mathbb{R}^n} (y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu) = Q(\mu) = 0$ .

### Εφαρμογή

Εάν  $Y \sim N_n(\mu, \Sigma)$ , και τα  $Y_i$  είναι μεταξύ τους ασυσχέτιστα, δηλαδή

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = \begin{cases} \sigma_i^2, & j = i \\ 0, & j \neq i \end{cases} \text{ τότε τα } Y_i \text{ είναι μεταξύ τους ανεξάρτητα}$$

Ο πίνακας συνδιασποράς είναι:

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2) \Leftrightarrow \Sigma^{-1} = \text{diag}\left(\frac{1}{\sigma_1^2}, \dots, \frac{1}{\sigma_n^2}\right)$$

$$(y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu) = (y-\mu)^T \text{diag}\left(\frac{1}{\sigma_1^2}, \dots, \frac{1}{\sigma_n^2}\right) (y-\mu)$$

$$\left(\frac{y_1 - \mu_1}{\sigma_1^2}, \dots, \frac{y_n - \mu_n}{\sigma_n^2}\right) (y-\mu) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2$$

Έτσι έχουμε

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi\Sigma)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2\right)$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{(\sigma_1 \sqrt{2\pi}) \cdots (\sigma_n \sqrt{2\pi})} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2\right) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2\right) \\
&= \prod_{i=1}^n \underbrace{\frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2\right)}_{N(y_i | \mu_i, \sigma_i^2)} = \prod_{i=1}^n f_{Y_i}(y_i)
\end{aligned}$$

### Άσκηση

Δίνεται ότι η τ.μ.  $(X, Y)$  ακολουθεί την δισδιάστατη κανονική κατανομή

$$(X, Y) \sim N_2\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}\right).$$

Δείξτε ότι

- $X \sim N(0,1)$  και  $Y \sim N(0,1)$
- $[X | Y = y] \sim N(\rho y, 1 - \rho^2)$  και  $[Y | X = x] \sim N(\rho x, 1 - \rho^2)$
- $M_{X,Y}(t, s) = \exp\left\{\frac{1}{2}(t^2 + 2\rho ts + s^2)\right\}$
- Η παλινδρόμηση του  $X$  στο  $Y$  είναι  $\hat{X} = \mathbb{E}[X | Y = y] = \rho y$
- Η γραμμική παλινδρόμηση του  $X$  στο  $Y$  ταυτίζεται με την παλινδρόμηση του  $X$  στο  $Y$

$$f_{X,Y}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}(x^2 - 2\rho xy + y^2)\right\}$$

$$\begin{aligned}
f_X(x) &= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}(x^2 - 2\rho xy + y^2)\right\} dy \\
&= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2(1-\rho^2)}\right\} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{(-2\rho xy + y^2)}{2(1-\rho^2)}\right\} dy \\
&= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2(1-\rho^2)}\right\} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{((y-\rho x)^2 - \rho^2 x^2)}{2(1-\rho^2)}\right\} dy \\
&= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2(1-\rho^2)} + \frac{\rho^2 x^2}{2(1-\rho^2)}\right\} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{(y-\rho x)^2}{2(1-\rho^2)}\right\} dy
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2}\right\} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} \exp\left\{-\frac{(y-\rho x)^2}{2(1-\rho^2)}\right\} dy \\
&= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2}\right\} = N(x|0,1)
\end{aligned}$$

Ενώ από συμμετρία έχουμε ότι  $f_Y(y) = N(y|0,1)$

$$\begin{aligned}
f_{X|Y}(x|y) &= \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)} \propto f_{X,Y}(x,y) \propto \exp\left\{-\frac{(x^2-2\rho xy)}{2(1-\rho^2)}\right\} \\
&\propto \exp\left\{-\frac{(x-\rho y)^2}{2(1-\rho^2)}\right\} \propto N(x|\rho y, 1-\rho^2) \Rightarrow f_{X|Y}(x|y) = N(x|\rho y, 1-\rho^2)
\end{aligned}$$

Ενώ από συμμετρία έχουμε ότι  $f_{Y|X}(y|x) = N(y|\rho x, 1-\rho^2)$ .

Για την δισδιάστατη ροπογεννήτρια έχουμε:

$$\begin{aligned}
M_{X,Y}(t,s) &= \mathbb{E}[e^{tX+sY}] = \mathbb{E}\{\mathbb{E}[e^{tX+sY} | Y]\} = \mathbb{E}\{e^{sY} \mathbb{E}[e^{tX} | Y]\} \\
&= \mathbb{E}\{e^{sY} M_{X|Y}(t)\}
\end{aligned}$$

Γνωρίζουμε ότι  $[X | Y = y] \sim N(\rho y, 1-\rho^2)$

Έτσι η δεσμευμένη ροπογεννήτρια για  $Y = y$  είναι

$$\mathbb{E}[e^{tX} | Y = y] = \exp\left\{\rho yt + (1-\rho^2)t^2/2\right\} \Rightarrow M_{X|Y}(t) = \exp\left\{\rho tY + \frac{1}{2}(1-\rho^2)t^2\right\}$$

Έτσι

$$\begin{aligned}
M_{X,Y}(t,s) &= \mathbb{E}\{e^{sY} M_{X|Y}(t)\} = \mathbb{E}\left\{\exp\left\{(s+\rho t)Y + (1-\rho^2)t^2/2\right\}\right\} \\
&= \exp\left\{(1-\rho^2)t^2/2\right\} \mathbb{E}\left\{\exp\left\{(s+\rho t)Y\right\}\right\}
\end{aligned}$$

Η περιθώρια ως προς  $Y$  είναι τυπική κανονική έτσι

$$\mathbb{E}\left\{\exp\left\{(s+\rho t)Y\right\}\right\} = M_Y(s+\rho t) = \exp\left\{\frac{1}{2}(s+\rho t)^2\right\}$$

Τελικά έχουμε:

$$M_{X,Y}(t,s) = \exp\left\{\frac{1}{2}(1-\rho^2)t^2\right\} \exp\left\{\frac{1}{2}(s+\rho t)^2\right\} = \exp\left\{\frac{1}{2}(t^2 + 2\rho ts + s^2)\right\}$$

$$\widehat{X} = \mathbb{E}[X|Y=y] = \int_{\mathbb{R}} x N(x|\rho y, 1-\rho^2) = \rho y$$

$$\widehat{\alpha} = \mathbb{E}[X] - \widehat{\beta} \mathbb{E}[Y] = 0, \quad \widehat{\beta} = \rho_{X,Y} \frac{\sigma_X}{\sigma_Y} = \rho \Rightarrow \widehat{X} = \widehat{\alpha} + \widehat{\beta} y = \rho y.$$

Ορισμός: Ένας πίνακας  $\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$  λέμε ότι είναι **θετικά ορισμένος** εάν είναι συμμετρικός και η τετραγωνική μορφή<sup>1</sup>  $Q_{\Sigma}(x) = x^T \Sigma x$ , όπου  $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ , είναι θετική για κάθε  $x \in \mathbb{R}_*^{n \times 1} = \mathbb{R}^{n \times 1} \setminus \{\mathcal{O}_n\}$

1.  $\Sigma = \Sigma^T$ .

2.  $Q_{\Sigma}(x) = x^T \Sigma x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sigma_{ij} x_i x_j > 0, \forall x \in \mathbb{R}_*^{n \times 1}$ .

Στην περίπτωση θετικά ημιορισμένου πίνακα ζητάμε  $Q_{\Sigma}(x) \geq 0, \forall x \in \mathbb{R}_*^{n \times 1}$ .

Στον πιο πάνω ορισμό το 2 είναι ισοδύναμο με το να ζητήσουμε η συνάρτηση  $Q_{\Sigma}(x_1, \dots, x_n)$  να έχει ολικό ελάχιστο στο  $\mathcal{O}_n$ , ή ότι,

$$0 = Q_{\Sigma}(\mathcal{O}_n) < Q_{\Sigma}(x_1, \dots, x_n), \forall x \in \mathbb{R}_*^{n \times 1} \text{ (να είναι δηλαδή γνησίως κυρτή)}.$$

Οι θετικά ορισμένοι και ημιορισμένοι πίνακες είναι πολύ σημαντικοί στην στατιστική εφόσον αντιστοιχούν σε **πίνακες συνδιασποράς**.

Από την γραμμική άλγεβρα γνωρίζουμε ότι **εάν ο πίνακας  $M$  είναι συμμετρικός, τότε όλες οι ιδιοτιμές του είναι πραγματικές**, δηλαδή<sup>2</sup>  $spec(M) \subset \mathbb{R}$ , με  $spec(M) = \{\lambda \in \mathbb{C} : \det(M - \lambda I) = 0\}$ . Έστω ιδιοτιμή  $\lambda \in spec(M)$  με αντίστοιχο ιδιοδιάνυσμα  $v$ , τότε  $Mv = \lambda v$  που σημαίνει ότι εάν ο  $M$  είναι και θετικά ορισμένος  $Q_M(v) > 0$  ή ότι

$$Q_M(v) = v^T M v = \lambda v^T v = \lambda \|v\|^2 > 0 \Rightarrow \lambda > 0.$$

<sup>1</sup> The purely quadratic form associated with  $M$

<sup>2</sup> Με  $spec$  συμβολίζουμε το spectrum – φάσμα, δηλαδή το σύνολο ιδιοτιμών ενός πίνακα.

Έτσι όλες οι ιδιοτιμές ενός συμμετρικού και θετικά ορισμένου πίνακα  $M$  είναι θετικές, δηλαδή  $\text{spec}(M) \subset \mathbb{R}^+$ , με αποτέλεσμα ο  $M$  να είναι και αντιστρέψιμος εφόσον  $\det(M) = \prod_{\lambda \in \text{spec}(M)} \lambda > 0$ .

Έστω ότι ο  $M$  είναι συμμετρικός. Εάν υπάρχουν  $n$  διαφορετικά ζεύγη  $(\lambda_i, v_i)$  τέτοια ώστε  $M v_i = \lambda_i v_i$ , τότε  $M [v_1, \dots, v_n] = [v_1, \dots, v_n] D$  όπου  $D = (\lambda_i \delta_{ij})$ . Ο πίνακας  $P = [v_1, \dots, v_n]$  είναι ορθογώνιος, δηλαδή  $P^{-1} = P^T \Leftrightarrow P = P^{-T}$  και

$$D = P^T M P.$$

Επειδή  $PP^T = \mathbb{I}$  θα έχουμε και  $\det(P)^2 = 1 \Leftrightarrow |\det(P)| = 1$ . Εάν επιπροσθέτως ο  $M$  είναι και θετικά ορισμένος, θα έχουμε  $\det(P) = 1$ .

### Άσκηση

Να βρεθούν οι ελάχιστες συνθήκες κάτω από τις οποίες ο  $2 \times 2$  συμμετρικός πίνακας  $M = (m_{ij})$  είναι θετικά ορισμένος.

$$\begin{aligned} Q_M(x, y) &= (x \ y) \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{12} & m_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = m_{11}x^2 + 2m_{12}xy + m_{22}y^2 \\ &= m_{11} \left\{ \left( x + \frac{m_{12}}{m_{11}} y \right)^2 + \frac{m_{22}}{m_{11}} y^2 - \left( \frac{m_{12}}{m_{11}} y \right)^2 \right\} = m_{11} \left( x + \frac{m_{12}}{m_{11}} y \right)^2 + \left( m_{22} - \frac{m_{12}^2}{m_{11}} \right) y^2 \end{aligned}$$

$$Q_M(x, y) > 0, \forall (x, y) \in \mathbb{R}_*^2 \Leftrightarrow \begin{cases} m_{11} > 0 \\ m_{22} - \frac{m_{12}^2}{m_{11}} > 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} m_{11} > 0 \\ \det(M) > 0 \end{cases}.$$

### Άσκηση

Δίνεται δ.τ.μ.  $X = (X_1, \dots, X_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ . Εάν  $M = (m_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  ορίζουμε την δ.τ.μ.

$$Y = MX. \text{ Δείξτε ότι } \mathbb{E}[Y] = M \mathbb{E}[X]$$

$$\mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[MX] = \mathbb{E} \left[ \left( \sum_j m_{ij} X_j \right) \right] = \left( \sum_j m_{ij} \mathbb{E}[X_j] \right) = M \mathbb{E}[X].$$

Εάν ο  $M$  είναι θετικά ορισμένος τότε μπορεί να παραγοντοποιηθεί σαν  $M = LL^T$  όπου  $L$  είναι πίνακας κάτω τριγωνικός, με θετικά διαγώνια στοιχεία. Ο πίνακας  $L$  καλείται **Cholesky παράγοντας του  $M$**  είτε τετραγωνική ρίζα του  $M$ . Τότε ο

$M^{-1}$  έχει Cholesky παράγοντα  $L^{-1}$ , εφόσον  $M^{-1} = (L^{-1})^T L^{-1}$ , και για αυτό το λόγο είναι και αυτός θετικά ορισμένος.

Είναι προφανές ότι εάν  $M = LL^T$  τότε ο  $M$  είναι συμμετρικός και θετικά ορισμένος, πράγματι:

$$M^T = (LL^T)^T = LL^T = M,$$

$$Q_M(x) = x^T LL^T x = (L^T x)^T L^T x = \|L^T x\|^2 > 0, \forall x \in \mathbb{R}^{n \times 1*}.$$

Επίσης  $M^{-1} = (LL^T)^{-1} = L^{-T} L^{-1}$  διότι  $MM^{-1} = (LL^T)(L^{-T} L^{-1}) = L(L^T L^{-T}) L^{-1} = LL^{-1} = \mathbb{I}$ .  
Παρόμοια και  $M^{-1}M = \mathbb{I}$ .

Τα επόμενα έως το τέλος του PDF είναι εκτός

### Παράδειγμα

Να αποδειχθεί ότι ο πίνακας

$$M = \begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix},$$

είναι θετικά ορισμένος.

Αρκεί να δείξουμε ότι  $M = LL^T$  με  $L = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{bmatrix}$  και  $l_{ii} > 0$  για  $i = 1, 2, 3$ .

$$LL^T = \begin{bmatrix} (l_{11}^2) & (l_{11}l_{21}) & (l_{11}l_{31}) \\ l_{21}l_{11} & (l_{21}^2 + l_{22}^2) & (l_{21}l_{31} + l_{22}l_{32}) \\ l_{31}l_{11} & l_{31}l_{21} + l_{32}l_{22} & (l_{31}^2 + l_{32}^2 + l_{33}^2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix} \Rightarrow$$

Λύνοντας τις εξισώσεις στις παρενθέσεις παίρνουμε:  $L = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 0 \\ -1 & 1 & 3 \end{bmatrix}$ .

### Άσκηση

Να βρεθεί ο αντίστροφος του πίνακα  $L = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{bmatrix}$  με  $l_{ii} > 0$  για  $i = 1, 2, 3$ . Στη

συνέχεια να αντιστραφεί ο πίνακας  $L$  του προηγούμενου παραδείγματος.



Ο  $L$  είναι αντιστρέψιμος εφόσον  $\det(L) = l_{11}l_{22}l_{33} > 0$ <sup>3</sup>. Έστω  $L^{-1} = (r_{ij})$ , τότε από την εξίσωση  $(l_{ij})(r_{ij}) = \mathbb{I}$  έχουμε

$$L^{-1} = (r_{ij}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{l_{11}} & 0 & 0 \\ -\frac{l_{21}}{l_{11}l_{22}} & \frac{1}{l_{22}} & 0 \\ \frac{l_{32}l_{21}}{l_{11}l_{22}l_{33}} - \frac{l_{31}}{l_{11}l_{33}} & -\frac{l_{32}}{l_{22}l_{33}} & \frac{1}{l_{33}} \end{bmatrix}$$

Αντικαθιστώντας  $L = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 0 \\ -1 & 1 & 3 \end{bmatrix}$  παίρνουμε  $L^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{5} & 0 & 0 \\ -\frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 0 \\ \frac{2}{15} & -\frac{1}{9} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$ .

### Πρόταση

Δίνεται η δ.τ.μ.  $X = (X_1, \dots, X_n)^T$  όπου τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα και  $X_i \sim N(0, \sigma_i^2)$  για  $1 \leq i \leq n$ . Η ροπογεννήτρια της δ.τ.μ.  $Y = \mu + BX$  όπου  $\mu \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  και  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  αντιστρέψιμος πίνακας (δηλαδή  $\det(B) \neq 0$ ) είναι

$$M_Y(t) = \exp\left(t^T \mu + \frac{1}{2} t^T (BDB^T) t\right).$$

$$M_Y(t) = \mathbb{E}\left[\exp(t^T Y)\right] = \exp(t^T \mu) \mathbb{E}\left[\exp(t^T BX)\right] = \exp(t^T \mu) M_X(B^T t)$$

$$\begin{aligned} M_X(u) &= \mathbb{E}\left[\exp(u^T X)\right] = \mathbb{E}\left[\exp\left(\sum u_i X_i\right)\right] = \prod \mathbb{E}\left[\exp(u_i X_i)\right] \\ &= \prod M_{X_i}(u_i) = \prod \exp\left(\frac{1}{2} \sigma_i^2 u_i^2\right) = \exp\left(\frac{1}{2} \sum \sigma_i^2 u_i^2\right) \end{aligned}$$

Ορίζουμε τον διαγώνιο πίνακα  $D = (\sigma_i^2 \delta_{ij})$ , τότε,  $u^T D u = \sum \sigma_i^2 u_i^2$ . Έτσι η ροπογεννήτρια του  $X$  μπορεί να αναπαρασταθεί σαν

$$M_X(u) = \exp\left(\frac{1}{2} u^T D u\right)$$

<sup>3</sup> Είναι πολύ εύκολο να δείξουμε ότι οι ιδιοτιμές του  $L$  είναι τα διαγώνια στοιχεία του.

Για τη ροπογεννήτρια της  $Y$  έχουμε

$$\begin{aligned} M_Y(t) &= \exp(t^T \mu) M_X(B^T t) = \exp(t^T \mu) \exp\left(\frac{1}{2}(B^T t)^T D (B^T t)\right) \\ &= \exp\left(t^T \mu + \frac{1}{2} t^T (BDB^T) t\right). \end{aligned}$$

Παρατηρούμε ότι:

$$\Sigma_X = \mathbb{E}[XX^T] = \mathbb{E}[(X_i X_j)] = (\mathbb{E}[X_i X_j]) = (\sigma_i^2 \delta_{ij}) = D$$

$$\Sigma_Y = \mathbb{E}[(Y - \mu)(Y - \mu)^T] = \mathbb{E}[(BX)(BX)^T] = B\mathbb{E}[XX^T]B^T = BDB^T$$

### Άσκηση

Δείξτε ότι ο  $\Sigma_Y$  είναι θετικά ορισμένος

Πράγματι

$$(BDB^T)^T = (B^T)^T D^T B^T = BDB^T$$

Εάν  $t = B^{-T}u$  τότε η τετραγωνική μορφή  $Q_{BDB^T}(t) = t^T BDB^T t$  γίνεται

$$Q_{BDB^T}(B^{-T}u) = (B^{-T}u)^T BDB^T (B^{-T}u) = u^T D u = \sum_i \sigma_i^2 u_i^2 > 0.$$

Κάνοντας τον αντίστροφο μετασχηματισμό  $u = B^T t = \left(\sum_j b_{ji} t_j\right)$  έχουμε ότι

$$Q_{BDB^T}(t) = \sum_i \sigma_i^2 \left(\sum_j b_{ji} t_j\right)^2 > 0.$$

### Πρόταση

Εάν γνωρίζουμε ότι  $M_Y(t) = \exp\left(t^T \mu + \frac{1}{2} t^T \Sigma t\right)$  τότε υπάρχει δ.τ.μ.

$X = (X_1, \dots, X_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  όπου τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα και  $X_i \sim N(0, \sigma_i^2)$  για

$1 \leq i \leq n$  και  $X = P^T (Y - \mu) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ , όπου  $P$  είναι ο πίνακας που διαγωνιοποιεί τον

$\Sigma$ , δηλαδή  $D = P^T \Sigma P$  με  $D = (\sigma_i^2 \delta_{ij})$ .

$$M_X(u) = \mathbb{E}[\exp(u^T X)] = \mathbb{E}[\exp(u^T P^T (Y - \mu))] = \exp(-u^T P^T \mu) \mathbb{E}[\exp(u^T P^T Y)]$$

$$= \exp(-u^T P^T \mu) M_Y(Pu)$$

Επειδή  $M_Y(t) = \exp\left(t^T \mu + \frac{1}{2} t^T \Sigma t\right)$ , θέτοντας  $t = Pu$  έχουμε

$$M_Y(Pu) = \exp\left(u^T P^T \mu + \frac{1}{2} u^T P^T \Sigma Pu\right) = \exp(u^T P^T \mu) \exp\left(\frac{1}{2} u^T P^T \Sigma Pu\right)$$

$$\Leftrightarrow \exp(-u^T P^T \mu) M_Y(Pu) = \exp\left(\frac{1}{2} u^T P^T \Sigma Pu\right)$$

Που δίνει

$$M_X(u) = \exp\left(\frac{1}{2} u^T P^T \Sigma Pu\right) = \exp\left(\frac{1}{2} u^T D u\right) = \exp\left(\frac{1}{2} \sum \sigma_i^2 u_i^2\right)$$

$$= \prod \exp\left(\frac{1}{2} \sigma_i^2 u_i^2\right) = \prod M_{X_i}(u_i).$$

Δηλαδή η δ.τ.μ.  $X = (X_1, \dots, X_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  είναι τέτοια ώστε τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα και  $X_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ .

### Παράδειγμα

Δίνεται δ.τ.μ.  $X = (X_1, \dots, X_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  όπου τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα και  $X_i \sim N(0, \sigma_i^2)$  για  $1 \leq i \leq n$ , επίσης θέτουμε  $D = (\sigma_i^2 \delta_{ij})$ .

1. Να βρεθεί η πυκνότητα  $f_Y$  της δ.τ.μ.  $Y = BX + \mu$  για  $\det(B) \neq 0$ .

2. Δείξτε ότι  $f_Y(y) < f_Y(\mu) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi \Sigma)}}$ ,  $\forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mu\}$ .

1. Εάν  $Y = T(X) = BX + \mu$  τότε  $X = T^{-1}(Y) = B^{-1}(Y - \mu)$ . Η Ιακωβιανή του  $T^{-1}$  είναι

$$Jac(T^{-1}) = \det\left(\frac{\partial x}{\partial y}\right) = \det(B^{-1}) = \frac{1}{\det(B)}$$

$$f_X(x) = \prod_i f_{X_i}(x_i) = \prod_i N(x_i | 0, \sigma_i^2) = \prod_i \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} x_i^2\right)$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\sigma_1^2 \dots \sigma_n^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_i \frac{1}{\sigma_i^2} x_i^2\right) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi D)}} \exp\left(-\frac{1}{2} x^T D^{-1} x\right).$$

Όμως  $f_Y(y) = f_X(T^{-1}(y)) |Jac(T^{-1})|$  που δίνει

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_X(B^{-1}(Y - \mu)) \left| \frac{1}{\det(B)} \right| \\ &= \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi D) \det(B)^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (Y - \mu)^T B^{-T} D^{-1} B^{-1} (Y - \mu)\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi BDB^T)}} \exp\left(-\frac{1}{2} (Y - \mu)^T (BDB^T)^{-1} (Y - \mu)\right) \end{aligned}$$

Θέτοντας  $\Sigma = BDB^T$  τον πίνακα συνδιασποράς του  $Y$  παίρνουμε τελικά

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi \Sigma)}} \exp\left(-\frac{1}{2} (Y - \mu)^T \Sigma^{-1} (Y - \mu)\right).$$

$$2. Q_{\Sigma^{-1}}(y - \mu) = (y - \mu)^T \Sigma^{-1} (y - \mu)$$

Επειδή εάν  $\Sigma$  είναι θετικά ορισμένος τότε και  $\Sigma^{-1}$  θετικά ορισμένος έχουμε ότι η τετραγωνική μορφή  $Q_{\Sigma^{-1}}(y - \mu)$  είναι αυστηρά κυρτή με ελάχιστο 0 στο  $y = \mu$ .

Δηλαδή

$$0 = Q_{\Sigma^{-1}}(0^T) < Q_{\Sigma^{-1}}(y - \mu), \forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mu\} \Leftrightarrow -\frac{1}{2} Q_{\Sigma^{-1}}(y - \mu) < 0, \forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mu\}$$

$$\Leftrightarrow \exp\left(-\frac{1}{2} Q_{\Sigma^{-1}}(y - \mu)\right) < 1, \forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mu\}$$

$$\Leftrightarrow f_Y(y) < f_Y(\mu) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi \Sigma)}}, \forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mu\}.$$

### Παρατήρηση

Η συμβολική αναπαράσταση των προηγούμενων είναι

Εάν τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα και  $X_i \sim N(0, \sigma_i^2)$  για  $1 \leq i \leq n$ , με  $D = (\sigma_i^2 \delta_{ij})$  τότε γράφουμε

$$X \sim N_n(0^T, D).$$

Επειδή  $Y = BX + \mu$  με  $\det(B) \neq 0$  γράφουμε

$$Y = BX + \mu \sim B \cdot N_n(0^T, D) + \mu \sim N_n(\mu, BDB^T).$$

Τότε είναι εμφανές ότι

$$\begin{aligned} Y \sim N_n(\mu, BDB^T) &\Leftrightarrow Y - \mu \sim N_n(0^T, BDB^T) \\ &\Leftrightarrow X = B^{-1}(Y - \mu) \sim N_n(0^T, B^{-1}(BDB^T)B^{-T}) = N_n(0^T, (B^{-1}B)D(B^{-1}B)^T) \\ &= N_n(0^T, D). \end{aligned}$$

Δηλαδή

$$X \sim N_n(0^T, D) \Leftrightarrow Y = BX + \mu \sim N_n(\mu, BDB^T).$$

Εάν  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  με  $\det(A) \neq 0$  τότε η δ.τ.μ.  $Z = AY + \mu'$  έχει κατανομή

$$Z = AY + \mu' \sim N_n(A\mu + \mu', A(BDB^T)A^T) = N_n(A\mu + \mu', (AB)D(AB)^T).$$

### Παράδειγμα

Δίνεται ότι τα  $X_i$  είναι ανεξάρτητα με  $X_i \sim N(0,1)$  για  $1 \leq i \leq n$ . Να βρεθεί η κατανομή της δ.τ.μ.  $Z = (Z_1, \dots, Z_n)^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ , όπου  $Z_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}X_j + b_i, 1 \leq i \leq n$  με  $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  αντιστρέψιμο πίνακα, καθώς και ο πίνακας συνδιασποράς  $\Sigma_Z$ .

$$Z = AX + b \sim A \cdot N_n(0^T, \mathbb{I}) + b = N_n(b, AA^T)$$

$$\Sigma_Z = \mathbb{E}[(Z - b)(Z - b)^T] = \mathbb{E}[(AX)(AX)^T] = A \mathbb{E}[XX^T]A^T = A \mathbb{I}_n A^T = AA^T.$$