

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

فرآیندهای تصادفی

مقدمه ای بر فرآیندهای تصادفی
دکتر آقاجانی



۵- بردار تصادفی



ماتریس

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nm} \end{bmatrix} = [a_{ij}]_{n \times m}$$

- ماتریس یک مجموعه مرتب در دو بعد

$$\mathbf{A} = \text{Diag} (a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn})$$

- ماتریس قطری

$$\mathbf{I} = \text{Diag} (1, 1, \dots, 1)$$

- ماتریس همانی

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}^t = [b_{ij}]_{m \times n}, \quad b_{ij} = a_{ji}$$

- برگردان (transpose)

- هر میشن

$$\mathbf{C} = \mathbf{A}^h = (\mathbf{A}^*)^t = (\mathbf{A}^t)^*$$



روابط ماتریسی

- ضرب چند ماتریس

$$(\mathbf{ABC})^t = \mathbf{C}^t \mathbf{B}^t \mathbf{A}^t$$

$$(\mathbf{ABC})^{-1} = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{B}^{-1} \mathbf{A}^{-1}$$

$$(\mathbf{ABC})^h = \mathbf{C}^h \mathbf{B}^h \mathbf{A}^h$$

$$\|\mathbf{A}\|^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2$$

$$= \text{trace}(\mathbf{A}^h \mathbf{A}) = \text{trace}(\mathbf{A} \mathbf{A}^h)$$

- مربع اندازه

- رد (trace) ماتریس

$$\text{trace}(\mathbf{A}) = \sum_{j=1}^n a_{jj}$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}^t$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}^h$$

- ماتریس متقارن

- ماتریس متقارن هرمیتی



بردار

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = [a_1, a_2, \dots, a_n]^t$$

• بردار یک مجموعه مرتب یک بعد

$$\mathbf{a}^h \mathbf{b} = 0 \quad \mathbf{a} \perp \mathbf{b}$$

• تعامد دو بردار

$$\mathbf{q}_A(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n a_{ij} \mathbf{z}_i \mathbf{z}_j$$

• فرم درجه دوم Z (با ماتریس A)

$$\mathbf{h}_A(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n a_{ij} \mathbf{z}_i^* \mathbf{z}_j$$

• فرم هرمیتی بردار Z (با ماتریس A)

• دو رابطه معادل

$$\mathbf{q}_A(\mathbf{z}) = \mathbf{z}^t \mathbf{A} \mathbf{z} = \text{trace}(\mathbf{A} \mathbf{z} \mathbf{z}^t)$$

$$\mathbf{h}_A(\mathbf{z}) = \mathbf{z}^h \mathbf{A} \mathbf{z} = \text{trace}(\mathbf{A} \mathbf{z} \mathbf{z}^h)$$



مقدار ویژه

- معادله روبرو یک جواب همیشگی $\mathbf{v} = \mathbf{0}$ دارد
- $\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$
- جوابهای غیر صفر بردار ویژه هستند و ضرایب متناظر λ را مقدار ویژه گویند.
- اگر \mathbf{A} تقارن هرمیتی داشته باشد کلیه مقادیر ویژه حقیقی هستند. و بردارهای متفاوت ویژه متعامد هستند.
- اگر \mathbf{A} حقیقی باشد و متقارن بردارهای ویژه نیز حقیقی هستند.
- در حالت کلی داریم:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = \text{trace}(\mathbf{A})$$

$$\prod_{i=1}^n \lambda_i = \det(\mathbf{A})$$



چند قراداد

$$\mathbf{a} \leq \mathbf{b} \equiv \{a_1 \leq b_1, a_2 \leq b_2, \dots, a_n \leq b_n\}$$

$$\int_{\mathbf{a}}^{\mathbf{b}} \cdot \equiv \int_{a_1}^{b_1} \int_{a_2}^{b_2} \dots \int_{a_n}^{b_n} \cdot$$

$$d\mathbf{x} = dx_1 dx_2 \dots dx_n$$

$$\frac{\partial^n}{\partial \mathbf{X}} = \frac{\partial^n}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_n}$$

$$g(\mathbf{x}) \equiv g(x_1, x_2, \dots, x_n)$$



بردار تصادفی

- مجموعه ای از n متغیر تصادفی

$$\left. \begin{array}{l} \Omega \xrightarrow{X_1} \mathbb{R} \\ \Omega \xrightarrow{X_2} \mathbb{R} \\ \vdots \\ \Omega \xrightarrow{X_n} \mathbb{R} \end{array} \right\} \equiv \Omega \xrightarrow{\mathbf{X}} \mathbb{R}^n$$

- توابع احتمال برای بردارهای تصادفی

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = Pr \{ \mathbf{X} \leq \mathbf{x} \}$$

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{\partial^n}{\partial \mathbf{x}} F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$$

$$\Phi_{\mathbf{X}}(\boldsymbol{\omega}) = E[e^{j\boldsymbol{\omega}^t \mathbf{x}}] = E[e^{j \sum_{i=1}^n \omega_i X_i}]$$



دو بردار تصادفی

$$\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^t$$

$$\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)^t$$

$$F_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \Pr\{\mathbf{X} \leq \mathbf{x}, \mathbf{Y} \leq \mathbf{y}\}$$

$$f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\partial^{n+m}}{\partial \mathbf{x} \partial \mathbf{y}} F_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

$$\Phi_{\mathbf{XY}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = E[e^{j(\mathbf{u}^t \mathbf{X} + \mathbf{v}^t \mathbf{Y})}]$$

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \mathbf{Y} \leq \mathbf{y}) = \frac{F_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{F_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y})}$$

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \frac{f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y})}$$

• CDF توأم

• pdf توأم

• cf توأم

• CDF شرطی

• pdf شرطی



توابع احتمال کناری بردار

• توابع کناری

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = F_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \underline{\infty})$$

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \int_{-\underline{\infty}}^{+\underline{\infty}} f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) d\mathbf{y}$$

$$\Phi_{\mathbf{X}}(\boldsymbol{\omega}) = \Phi_{\mathbf{XY}}(\boldsymbol{\omega}, \underline{0})$$

• رابطه زنجیره ای

$$F_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})F_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y} | \mathbf{x})$$

$$f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y} | \mathbf{x})$$



استقلال در بردار

- شرایط معادل برای استقلال دو بردار تصادفی

$$F_{XY}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = F_X(\mathbf{x})F_Y(\mathbf{y})$$

$$f_{XY}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f_X(\mathbf{x})f_Y(\mathbf{y})$$

$$\Phi_{XY}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \Phi_X(\mathbf{u})\Phi_Y(\mathbf{v})$$

- توأمأً مستقل بودن ابعاد بردار تصادفی

$$F_X(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i)$$

$$f_X(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i)$$

$$X_1 \perp\!\!\!\perp X_2 \perp\!\!\!\perp X_3, \dots \perp\!\!\!\perp X_n$$

$$\Phi_X(\boldsymbol{\omega}) = \prod_{i=1}^n \Phi_{X_i}(\omega_i)$$



- دو بردار تصادفی را می توان یک بردار تصادفی $n + m$ بعدی در نظر گرفت. یا برعکس یک بردار را می توان چند بردار با ابعاد کوچک تر در نظر گرفت.



ممانهای بردار تصادفی

- ممان اول (متوسط)

$$\mathbf{m}_X = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} EX_1 \\ EX_2 \\ \vdots \\ EX_n \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = E[\mathbf{X}]$$

- ممان دوم ساده (ماتریس همبستگی)

$$R_X = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & & r_{2n} \\ \vdots & & \ddots & \\ r_{n1} & r_{n2} & & r_{nn} \end{bmatrix} = [r_{ij}]_{n \times n} = [EX_i X_j^*]_{n \times n} = E[X_i X_j^*]_{n \times n} = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^h]$$

- ممان دوم مرکزی (ماتریس کوواریانس)

$$C_X = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22}^2 & & \sigma_{2n} \\ \vdots & & \ddots & \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & & \sigma_{nn}^2 \end{bmatrix} = [\sigma_{ij}]_{n \times n} = [E\tilde{X}_i \tilde{X}_j^*]_{n \times n} = E[\tilde{X}_i \tilde{X}_j^*]_{n \times n} = E[\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^h]$$



چند نکته

- اگر ابعاد بردار تصادفی متعامد باشند R_X قطری می شود.

$$R_X = \text{Diag} (P_1, P_2, \dots, P_n)$$

- اگر ابعاد بردار تصادفی ناهمبسته باشند C_X قطری می شود.

$$C_X = \text{Diag} (\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$$

- برای دو بردار تصادفی X و Y

$$R_{XY} = E[XY^h]$$

➤ ماتریس همبستگی متقابل

$$C_{XY} = E[\tilde{X}\tilde{Y}^h]$$

➤ ماتریس کواریانس متقابل

- شرط تعامد دو بردار

➤ هرگاه هر بعد یکی با هر بعد دیگری متعامد (آماری) باشند $R_{XY} = \underline{\underline{0}}$

- شرط ناهمبستگی دو بردار

➤ هرگاه هر بعد یکی با هر بعد دیگری ناهمبسته باشند $C_{XY} = \underline{\underline{0}}$



چند رابطه مهم

$$R_{XY} = C_{XY} + \mathbf{m}_X \mathbf{m}_Y^h$$

• ارتباط ماتریس همبستگی و کواریانس

$$R_X = C_X + \mathbf{m}_X \mathbf{m}_X^h$$

$$\mathbf{X} \perp \mathbf{Y} \Rightarrow R_{X+Y} = R_X + R_Y$$

• تعامد

$$\mathbf{X} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Y} \Rightarrow C_{X+Y} = C_X + C_Y$$

• ناهمبستگی

$$R_{XY}^h = R_{YX}$$

$$C_{XY}^h = C_{YX}$$

$$R_X^h = R_X$$

$$C_X^h = C_X$$

• تقارن هرمیتی



رابطه خطی بین ابعاد بردار تصادفی

- رابطه خطی

$$a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n = 0$$

- بیان رابطه خطی به صورت برداری $\mathbf{v}^h = [a_1, a_2, \dots, a_n] \Rightarrow \mathbf{v}^h \mathbf{X} = 0$

➤ تعبیر هندسی: وجود رابطه خطی معادل است با وجود یک امتداد ثابت (V) که تمام بردارهای عددی در فضای نمونه بر آن امتداد ثابت عمود است.

$$\mathbf{X}(\xi) \perp \mathbf{v}$$



قضیه رابطه خطی

- شرط لازم و کافی برای وجود رابطه خطی بین ابعاد بردار تصادفی، سینگولار بودن ماتریس همبستگی است ($\det(R_X) = 0$) یعنی صفر بودن یکی از مقادیر ویژه ماتریس همبستگی.
➤ امتداد ثابت V نیز همان بردار ویژه متناظر با مقدار ویژه صفر است.

- اگر قضیه فوق برای ماتریس C_X برقرار باشد یعنی رابطه خطی بین ابعاد بردار تصادفی مرکزی \tilde{X} .

$$\mathbf{v}^h \tilde{\mathbf{X}} = 0$$

$$\mathbf{v}^h (\mathbf{X} - \mathbf{m}_X) = 0$$

$$\mathbf{v}^h \mathbf{X} = \mathbf{v}^h \mathbf{m}_X = a_0$$

- در این حالت یک رابطه خطی با مقدار ثابت (رابطه مستوی *Affine*) بین ابعاد خود بردار تصادفی وجود دارد.



خواص ماتریس R_x

- دارای تقارن هرمیتی است
- برای بردارهای تصادفی حقیقی، حقیقی و متقارن خواهد بود.
- همه مقادیر ویژه آن حقیقی هستند. بردارهای ویژه ها متعامدند.
- R_x یک ماتریس معین غیر منفی (nnd) است.

➤ اگر رابطه خطی بین ابعاد بردار تصادفی نباشد معین مثبت (pd) است.

$$\begin{cases} \forall \mathbf{z} \in \mathbb{C}^n \\ h_{R_x}(\mathbf{z}) \geq 0 \end{cases} \quad nnd$$

➤ تمامی مقادیر ویژه غیر منفی هستند.

➤ تمامی مقادیر ویژه مثبت (غیر صفر) هستند

اگر رابطه خطی بین ابعاد بردار تصادفی نداشته باشیم

• ماتریس همبستگی به صورت روبرو قابل تجزیه است. $\mathbf{R}_X = \mathbf{L}\mathbf{L}^h$

• تمامی خواص فوق برای ماتریس \mathbf{C}_X نیز برقرار است $\mathbf{C}_X = \mathbf{R}_{\tilde{X}}$



توابع از بردارهای تصادفی

$$\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^t$$

- با m تابع از یک بردار تصادفی یک بردار m بعدی تصادفی ایجاد می شود.

$$\mathbf{Y} = (g_1(\mathbf{X}), g_2(\mathbf{X}), \dots, g_m(\mathbf{X}))^t$$

- برای محاسبه احتمال پیشامد بر حسب بردار \mathbf{Y} باید احتمال متناظر بر حسب \mathbf{X} را پیدا کرد.

$$\Pr(\mathbf{Y} \in B) = \Pr(\mathbf{X} \in g^{-1}(B)) = \int_{A=g^{-1}(B)} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

$$A \subset \mathbb{R}^n \quad B \subset \mathbb{R}^n$$

- راه دیگر محاسبه CDF و pdf

$$F_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) = P(\mathbf{Y}(\xi) \leq \mathbf{y})$$



روش تعیین pdf یک بردار

- هنگامی که $n=m$ باشد از این روش استفاده می کنیم.
- روش حل

۱. حل دستگاه معادلات (n معادله) $\underline{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{x} = (\mathbf{a}_1), (\mathbf{a}_2), \dots$

۲. جایگذاری جوابهای معادله فوق در رابطه

$$f_Y(\mathbf{y}) = \sum_i \frac{f_X(\mathbf{x})}{|\mathbf{J}|} \Big|_{\mathbf{x}=(\mathbf{a}_i)}$$

۳. در رابطه فوق ماتریس ژاکوبین (\mathbf{J}) به می باشد

صورت زیر

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \frac{\partial g_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial g_2}{\partial x_1} & \frac{\partial g_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial g_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_n}{\partial x_1} & \frac{\partial g_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial g_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$



سفید کردن

- تعریف: بردار سفید برداری است که متغیرهای تصادفی آن دارای متوسط صفر بوده و با هم متعامد و ناهمبسته هستند.

➤ اگر واریانس‌ها یک باشند بردار سفید نرمالیزه می‌شود. $\mathbf{m}_X = \underline{0}$

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{C}_X = \text{Diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$$

- بدلیل تعامد و ناهمبسته بودن کار با این بردار ساده تر است.
- با یک تبدیل خطی (مستوی) می‌توان یک بردار را سفید نرمالیزه کرد.

$$\mathbf{W} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{b}$$



$$\mathbf{m}_W = \mathbf{E}[W] = \mathbf{E}[AX + \mathbf{b}] = \mathbf{A}\mathbf{E}[X] + \mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{m}_X + \mathbf{b} = 0 \quad (I)$$

$$\mathbf{C}_W = \mathbf{E}[\tilde{W}\tilde{W}^h]$$

$$= \mathbf{E}[\mathbf{A}\tilde{X}(\mathbf{A}\tilde{X})^h]$$

$$= \mathbf{E}[\mathbf{A}\tilde{X}\tilde{X}^h\mathbf{A}^h]$$

$$= \mathbf{A}\mathbf{E}[\tilde{X}\tilde{X}^h]\mathbf{A}^h \quad (II)$$

$$\tilde{W} = W - \mathbf{m}_W = AX + \mathbf{b} - (\mathbf{A}\mathbf{m}_X + \mathbf{b}) = \mathbf{A}(X - \mathbf{m}_X) = \mathbf{A}\tilde{X}$$

$$\begin{cases} \mathbf{b} = -\mathbf{A}\mathbf{m}_X \\ \mathbf{A}\mathbf{C}_X\mathbf{A}^h = \mathbf{I} \Rightarrow \mathbf{C}_X = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{I}\mathbf{A}^{-h} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{A}^{-1})^h \end{cases}$$

$$\mathbf{C}_X = \mathbf{L}\mathbf{L}^h$$

$$\mathbf{L} = \mathbf{A}^{-1}, \quad \mathbf{A} = \mathbf{L}^{-1} = \mathbf{\Gamma}$$

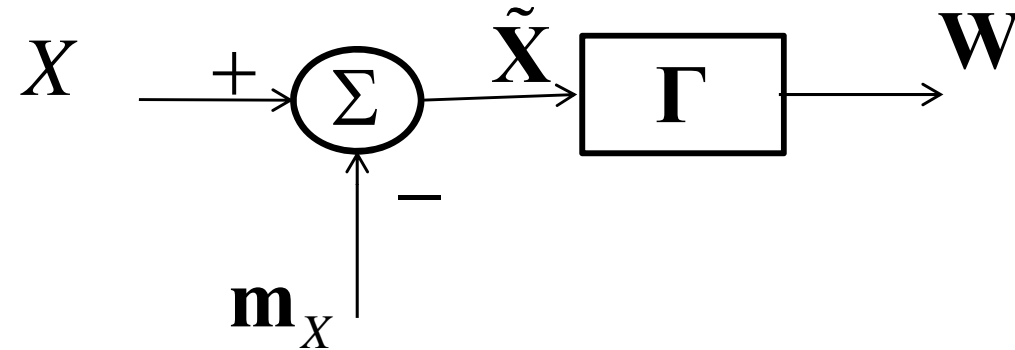
$$\mathbf{W} = \mathbf{\Gamma}(X - \mathbf{m}_X)$$

• عمل سفید کردن



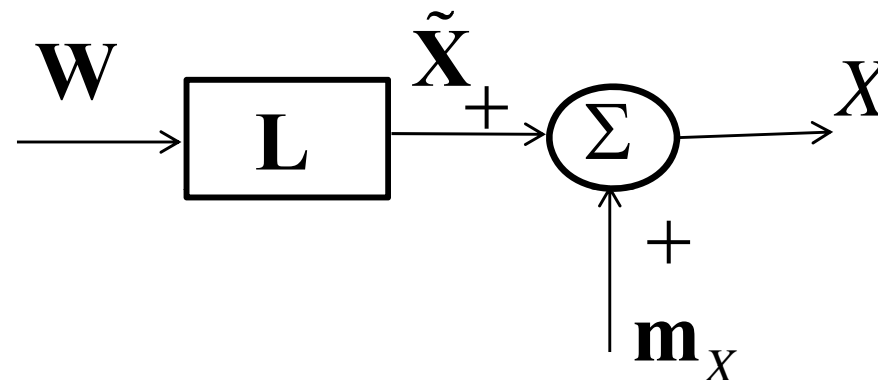
• سفید کردن

$$\mathbf{W} = \Gamma(\mathbf{X} - \mathbf{m}_X)$$



• شبیه سازی

$$\mathbf{X} = \mathbf{L}\mathbf{W} + \mathbf{m}_X$$



- شرط سفید پذیری یک بردار تصادفی سینگولار نبودن ماتریس L یا در واقع ماتریس C_X است.
- صفر بودن دترمینان ماتریس کوواریانس یعنی وجود رابطه خطی بین متغیرهای تصادفی بردار
- در بین جوابهای تجزیه $C_X = LL^h$ جواب پایین مثلثی (جواب علی) از همه مناسب تر است.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & \dots & l_{nn} \end{bmatrix} \mathbf{W} + \mathbf{m}_X \Rightarrow \begin{cases} X_1 = l_{11}W_1 + m_1 \\ X_2 = l_{21}W_1 + l_{22}W_2 + m_2 \\ X_3 = l_{31}W_1 + l_{32}W_2 + l_{33}W_3 + m_3 \\ \vdots \end{cases}$$



بردار نرمال (توزیع n بعدی)

- بردار تصادفی X را بردار نرمال گوئیم هرگاه هر ترکیب خطی از متغیرهای این بردار یک متغیر نرمال ایجاد کند.

$$\left. \begin{aligned} Z &= a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \\ \forall \mathbf{a} &\in \mathbb{R}^n \end{aligned} \right\} \Rightarrow Z \sim N(m_z, \sigma_z^2)$$

- هر ترکیب مستوی از بردار نرمال یک متغیر نرمال تولید می کند.

- هر تبدیل خطی از بردار تصادفی نرمال نیز یک بردار نرمال خواهد بود.

$$Y = AX$$

- Cf بردار نرمال

$$\Phi_X(\omega) = e^{jm_X^t \omega} \cdot e^{-\frac{1}{2}q_{C_X}(\omega)}$$



بردار نرمال سفید نرمالیزه

• Cf بردار نرمال سفید نرمالیزه

$$\Phi_W(\omega) = e^{jm^t \omega} e^{-\frac{1}{2} q_{C_W}(\omega)}$$

$$= 1 \cdot e^{-\frac{1}{2} q_{C_W}(\omega)}$$

$$= e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \omega_i^2}$$

$$= \prod_{i=1}^n \left(e^{-\frac{1}{2} \omega_i^2} \right)$$



خواص بردار تصادفی نرمال

- هر ترکیب مستوی ابعاد بردار تولید متغیر نرمال می کند.
- هر بردار از تبدیل خطی بردار نرمال نیز بردار نرمال است.
- هر زیر مجموعه ای از ابعاد بردار نرمال (توزیع های کناری) نیز نرمال هستند.
- توزیع های شرطی بردار نرمال نیز نرمال است.
- از ناهمبستگی ابعاد بردار نرمال می توان مستقل بودن ابعاد را نتیجه گرفت.
- کلیه خصوصیات آماری بردار نرمال توسط ممان های اول و دوم به دست می آیند.

$$\mathbf{X} \sim \mathbf{N}(\mathbf{m}_X, \mathbf{C}_X)$$

- برای چهار متغیر نرمال می توان ثابت کرد:

$$\begin{aligned} E[X_1 X_2 X_3 X_4] &= E[X_1 X_2] E[X_3 X_4] + E[X_1 X_3] E[X_2 X_4] \\ &\quad + E[X_1 X_4] E[X_3 X_2] - 2E[X_1] E[X_2] E[X_3] E[X_4] \end{aligned}$$

