

# 行列輪講: 第 7 回 ガウス分布 1

杉浦 圭祐

慶應義塾大学理工学部情報工学科 松谷研究室

August 24, 2023

# 目次

## ① 概要

## ② ガウス分布 (1 次元)

- ガウス分布のモーメント母関数 (1 次元)

## ③ 多変量ガウス分布

- 多次元ガウス分布のモーメント母関数

# 目次

## ① 概要

## ② ガウス分布 (1 次元)

## ③ 多変量ガウス分布

# このスライドの概要

- ガウス分布について確認する
  - 基本的な事項
  - モーメント (平均, 分散)
- 以下の資料を参考に作成しました:
  - パターン認識と機械学習 (上巻)
  - State Estimation For Robotics
- 重要な分布なので, 考えることがたくさんある

# 目次

① 概要

② ガウス分布 (1 次元)

③ 多変量ガウス分布

# ガウス分布 (1 次元)

## ガウス分布 (正規分布) (1 次元)

$$p(x \mid \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right)$$

$\mu$  は**平均** (Mean),  $\sigma^2$  は**分散** (Variance) とよぶ.

- $p(x \mid \mu, \sigma^2)$  を,  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  とかくこともある.
- 確率変数  $x$  が, 平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  のガウス分布に従うとき, 次のようにかく:

$$x \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

# ガウス分布 (1 次元)

## 標準正規分布 (1 次元)

平均  $\mu = 0$ , 分散  $\sigma^2 = 1$  としたとき, **標準正規分布**とよぶ.

$$\mathcal{N}(x \mid 0, 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}x^2\right)$$

# ガウス分布 (1 次元)

ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  が次を満たすことを, ガウス積分を使って確かめよう:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) \mathrm{d}x = 1$$

$$\mathbb{E}[x] = \mu$$

$$\mathbb{E}[(x - \mu)^2] = \mathrm{Var}[x] = \sigma^2$$



# ガウス積分の公式

## ガウス積分の公式 ( $-\infty$ から $\infty$ )

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp(-ax^2) dx = \sqrt{\frac{\pi}{a}} \quad (a > 0)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x \exp(-ax^2) dx = 0 \quad (a > 0)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp(-ax^2) dx = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\pi}{a^3}} \quad (a > 0)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^3 \exp(-ax^2) dx = 0 \quad (a > 0)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^4 \exp(-ax^2) dx = \frac{3}{4} \sqrt{\frac{\pi}{a^5}} \quad (a > 0)$$

# ガウス分布 (1 次元)

- 以下の積分を確認する:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right) dx = \sqrt{2\pi\sigma^2}$$

- $y = \frac{x-\mu}{\sqrt{2\sigma^2}}$  とすると,

$$x = \sqrt{2\sigma^2}y + \mu \quad \longrightarrow \quad \frac{dx}{dy} = \sqrt{2\sigma^2}$$

- 積分を変数変換すると,  $x \in (-\infty, \infty)$  のとき  $y \in (-\infty, \infty)$  だから,

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-y^2) \frac{dx}{dy} dy &= \sqrt{2\sigma^2} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} \exp(-y^2) dy}_{=\sqrt{\pi}} \\ &= \sqrt{2\sigma^2} \sqrt{\pi} = \sqrt{2\pi\sigma^2} \end{aligned}$$

# ガウス分布 (1 次元)

- よって,

$$\begin{aligned} & \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx}_{=\sqrt{2\pi\sigma^2}} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \sqrt{2\pi\sigma^2} = 1 \end{aligned}$$

- 積分すると 1 になるから, ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  は確率分布である.

# ガウス分布の平均 (1 次元)

- 続いて、平均が、以下を満たすことを確かめよう:

$$\mathbb{E}[x] = \mu$$

- ただし,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x] &= \int_{-\infty}^{\infty} x \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx\end{aligned}$$

- 次の積分に着目する:

$$\int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx = \mu\sqrt{2\pi\sigma^2}$$

# ガウス分布の平均 (1 次元)

- 次のように分解する:

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu) \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\ &\quad + \underbrace{\mu \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx}_{=\sqrt{2\pi\sigma^2}}\end{aligned}$$

- 第 1 項は,  $y = \frac{x - \mu}{\sqrt{2\sigma^2}}$  とすると,  $x = \sqrt{2\sigma^2}y + \mu$ ,  $\frac{dx}{dy} = \sqrt{2\sigma^2}$  だから,

$$\sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} y \exp(-y^2) \frac{dx}{dy} dy = 2\sigma^2 \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} y \exp(-y^2) dy}_{=0} = 0$$

- $y \exp(-y^2)$  は奇関数だから,  $-\infty$  から  $\infty$  まで積分すると 0.
- 第 2 項は,  $\mu\sqrt{2\pi\sigma^2}$ .

# ガウス分布の平均 (1 次元)

- よって,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x] &= \int_{-\infty}^{\infty} x \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) dx \\&= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\&= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx}_{=\mu\sqrt{2\pi\sigma^2}} \\&= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \mu\sqrt{2\pi\sigma^2} = \mu\end{aligned}$$

- ガウス分布の平均は,  $\mathbb{E}[x] = \mu$ .

# ガウス分布の分散 (1 次元)

- 続いて、分散が、以下を満たすことを確かめよう:

$$\mathbb{E}[(x - \mu)^2] = \text{Var}[x] = \sigma^2$$

- ただし,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[(x - \mu)^2] &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} (x - \mu)^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx\end{aligned}$$

- 次の積分に着目する:

$$\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx = \sigma^2 \sqrt{2\pi\sigma^2}$$

# ガウス分布の分散 (1 次元)

- 次の積分に着目する:

$$\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \exp \left( -\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2 \right) dx$$

- $y = \frac{x - \mu}{\sqrt{2\sigma^2}}$  とすると,  $x = \sqrt{2\sigma^2}y + \mu$ ,  $\frac{dx}{dy} = \sqrt{2\sigma^2}$  だから,

$$\begin{aligned} 2\sigma^2 \int_{-\infty}^{\infty} y^2 \exp(-y^2) \frac{dx}{dy} dy &= 2\sigma^2 \cdot \sqrt{2\sigma^2} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} y^2 \exp(-y^2) dy}_{=\frac{1}{2}\sqrt{\pi}} \\ &= 2\sigma^2 \cdot \sqrt{2\sigma^2} \frac{1}{2} \sqrt{\pi} \\ &= \sigma^2 \sqrt{2\pi\sigma^2} \end{aligned}$$



# ガウス分布の分散 (1 次元)

- よって,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[(x - \mu)^2] &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) dx \\&= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} (x - \mu)^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\&= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx}_{\sigma^2 \sqrt{2\pi\sigma^2}} \\&= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \sigma^2 \sqrt{2\pi\sigma^2} = \sigma^2\end{aligned}$$

- ガウス分布の分散は,  $\mathbb{E}[(x - \mu)^2] = \text{Var}[x] = \sigma^2$ .

# ガウス分布の平均と分散 (1 次元)

## ガウス分布の平均と分散 (1 次元)

$$\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right)$$

このガウス分布の平均と分散は,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x] &= \mu \\ \mathbb{E}[(x - \mu)^2] &= \text{Var}[x] = \sigma^2\end{aligned}$$

- ガウス積分を使えば,  $\mathbb{E}[(x - \mu)^3]$  や  $\mathbb{E}[(x - \mu)^4]$  も同様に求まる.
- **モーメント母関数** (積率母関数) を使えば, もっと楽に求められる.

## 2 ガウス分布 (1 次元)

- ガウス分布のモーメント母関数 (1 次元)

# モーメント母関数 (Moment-generating Function) (1 次元)

## モーメント母関数

$x$  の確率分布  $p(x)$  があるとき,  $\mathbb{E}[\exp(tx)]$  を, モーメント母関数という.

$$\mathbb{E}[\exp(tx)] = \mathbb{E}\left[1 + tx + \frac{1}{2!}t^2x^2 + \frac{1}{3!}t^3x^3 + \dots\right]$$

$t$  で  $n$  回微分して,  $t = 0$  を代入すると,  $\mathbb{E}[x^n]$  が得られる.

$$\mathbb{E}[x^n] = \left. \frac{\partial^n}{\partial t^n} \mathbb{E}[\exp(tx)] \right|_{t=0}$$

ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  に対するモーメント母関数は,

$$\mathbb{E}[\exp(tx)] = \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right)$$

# モーメント母関数 (Moment-generating Function) (1 次元)

- モーメント母関数:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\exp(tx)] &= \mathbb{E}\left[1 + tx + \frac{1}{2!}t^2x^2 + \frac{1}{3!}t^3x^3 + \dots\right] \\ &= 1 + \mathbb{E}[x]t + \frac{1}{2!}\mathbb{E}[x^2]t^2 + \frac{1}{3!}\mathbb{E}[x^3]t^3 + \dots\end{aligned}$$

- 例えば, 上式を  $t$  で  $n = 3$  回微分すれば,

$$\frac{\partial^3}{\partial t^3} \mathbb{E}[\exp(tx)] = \mathbb{E}[x^3] + \mathbb{E}[x^4]t + \frac{1}{2!}\mathbb{E}[x^5]t^2 + \frac{1}{3!}\mathbb{E}[x^6]t^3 + \dots$$

- $t = 0$  を代入すれば,

$$\left. \frac{\partial^3}{\partial t^3} \mathbb{E}[\exp(tx)] \right|_{t=0} = \mathbb{E}[x^3]$$

# ガウス分布に対するモーメント母関数 (1 次元)

- ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  に対する, モーメント母関数  $\mathbb{E}[\exp(tx)]$  を求めてみよう.

$$\mathbb{E}[\exp(tx)] = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp(tx) \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx$$

- $\exp(\cdot)$  の中身を, 平方完成する:

$$\begin{aligned} tx - \frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2 &= -\frac{1}{2\sigma^2} (x^2 - 2\mu x - 2\sigma^2 tx + \mu^2) \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left( (x - (\mu + \sigma^2 t))^2 - 2\mu\sigma^2 t - \sigma^4 t^2 \right) \\ &= \left( \mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2} \right) - \frac{1}{2\sigma^2} (x - (\mu + \sigma^2 t))^2 \end{aligned}$$

# ガウス分布に対するモーメント母関数 (1 次元)

- よって,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\exp(tx)] &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp(tx) \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\ &= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - (\mu + \sigma^2 t))^2\right) dx\end{aligned}$$

- $y = \frac{x - (\mu + \sigma^2 t)}{\sqrt{2\sigma^2}}$  とおくと,  $x = \sqrt{2\sigma^2}y + \mu + \sigma^2 t$  であり,

$$\frac{dx}{dy} = \sqrt{2\sigma^2} \text{ となるから,}$$

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - (\mu + \sigma^2 t))^2\right) dx &= \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-y^2) \frac{dx}{dy} dy \\ &= \sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-y^2) dy = \sqrt{2\sigma^2} \sqrt{\pi}\end{aligned}$$

# ガウス分布に対するモーメント母関数 (1 次元)

- よって、ガウス分布に対するモーメント母関数は、

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\exp(tx)] &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp(tx) \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx \\&= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - (\mu + \sigma^2 t))^2\right) dx \\&= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \sqrt{2\pi\sigma^2} \\&= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right)\end{aligned}$$

- このモーメント母関数を使って、モーメントを求めてみよう。



# ガウス分布に対するモーメント母関数 (1 次元)

- モーメント母関数を使うと, ガウス分布の平均と分散は,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x] &= \frac{d}{dt} \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \Big|_{t=0} \\ &= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) (\mu + \sigma^2 t) \Big|_{t=0} = \mu\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x^2] &= \frac{d^2}{dt^2} \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \Big|_{t=0} \\ &= \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) \sigma^2 + \exp\left(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right) (\mu + \sigma^2 t)^2 \Big|_{t=0} \\ &= \sigma^2 + \mu^2\end{aligned}$$

$$\text{Var}[x] = \mathbb{E}[x^2] - \mathbb{E}[x]^2 = \sigma^2$$

# ガウス分布の高次のモーメント (1 次元)

- ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  のモーメント:

$$\mathbb{E}[x] = \mu$$

$$\mathbb{E}[x^2] = \mu^2 + \sigma^2$$

$$\mathbb{E}[x^3] = \mu^3 + 3\mu\sigma^2$$

$$\mathbb{E}[x^4] = \mu^4 + 6\mu^2\sigma^2 + 3\sigma^4$$

$$\mathbb{E}[x^5] = \mu^5 + 10\mu^3\sigma^2 + 15\mu\sigma^4$$

$$\mathbb{E}[x^6] = \mu^6 + 15\mu^4\sigma^2 + 45\mu^2\sigma^4 + 15\sigma^6$$

$$\mathbb{E}[x^7] = \mu^7 + 21\mu^5\sigma^2 + 105\mu^3\sigma^4 + 105\mu\sigma^6$$

$$\mathbb{E}[x^8] = \mu^8 + 28\mu^6\sigma^2 + 210\mu^4\sigma^4 + 420\mu^2\sigma^6 + 105\sigma^8$$

$$\mathbb{E}[x^9] = \mu^9 + 36\mu^7\sigma^2 + 378\mu^5\sigma^4 + 1260\mu^3\sigma^6 + 945\mu\sigma^8$$

$$\mathbb{E}[x^{10}] = \mu^{10} + 45\mu^8\sigma^2 + 630\mu^6\sigma^4 + 3150\mu^4\sigma^6 + 4725\mu^2\sigma^8 + 945\sigma^{10}$$

# ガウス分布の高次のモーメント (平均まわり; 1 次元)

- ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  の, 平均まわりのモーメント:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[x - \mu] &= 0, & \mathbb{E}[(x - \mu)^2] &= \sigma^2 \\ \mathbb{E}[(x - \mu)^3] &= 0, & \mathbb{E}[(x - \mu)^4] &= 3\sigma^4 \\ \mathbb{E}[(x - \mu)^5] &= 0, & \mathbb{E}[(x - \mu)^6] &= 15\sigma^6 \\ \mathbb{E}[(x - \mu)^7] &= 0, & \mathbb{E}[(x - \mu)^8] &= 105\sigma^8 \\ \mathbb{E}[(x - \mu)^9] &= 0, & \mathbb{E}[(x - \mu)^{10}] &= 945\sigma^{10}\end{aligned}$$

- $y = x - \mu$  としたとき,  $p(y)$  は平均 0, 分散  $\sigma^2$  のガウス分布 (後述).
- よって,  $\mathbb{E}[y^n] = \mathbb{E}[(x - \mu)^n]$  は, 先程求めた  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  のモーメント  $\mathbb{E}[x^n]$  に,  $\mu = 0$  を代入したものとなる.

# ガウス分布の高次のモーメント (平均まわり; 1 次元)

- 平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  のガウス分布を考える:

$$\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right)$$

- $y = x - \mu$  としたとき,  $p(y)$  は平均 0, 分散  $\sigma^2$  のガウス分布:

$$p(y) = \mathcal{N}(y \mid 0, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} y^2\right)$$

- ガウス分布の線形変換, 周辺分布, 条件付き分布なども, ガウス分布になる (後述).
- 多変量の確率分布についても, 同様の計算ができる (後述).

# ガウス分布のモーメント (1 次元)

## ガウス分布のモーメント (1 次元)

ガウス分布  $\mathcal{N}(x \mid \mu, \sigma^2)$  について,

$$\mathbb{E}[x] = \mu \quad (\text{平均}), \quad \mathbb{E}[(x - \mu)^2] = \text{Var}[x] = \sigma^2 \quad (\text{分散})$$

$$\mathbb{E}\left[\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^3\right] = 0 \quad (\text{歪度}), \quad \mathbb{E}\left[\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^4\right] = 3 \quad (\text{尖度})$$

$$\mathbb{E}[x^2] = \mu^2 + \sigma^2, \quad \mathbb{E}[(x - \mu)^3] = 0, \quad \mathbb{E}[(x - \mu)^4] = 3\sigma^4$$

高次の平均まわりのモーメントは,

$$\mathbb{E}[(x - \mu)^n] = \begin{cases} 0 & (n \text{ が奇数}) \\ ((n - 1)(n - 3)(n - 5) \cdots 3 \cdot 1) \sigma^n & (n \text{ が偶数}) \end{cases}$$

- ここまで, 1 次元のガウス分布を確認した.
  - 定義
  - 積分
  - モーメント母関数
  - モーメント (平均, 分散, 歪度, 尖度)
- 既にお腹いっぱい.
- 続いて, 多変量ガウス分布を確認する.

# 目次

- ① 概要
- ② ガウス分布 (1 次元)
- ③ 多変量ガウス分布

# 多変量ガウス分布

## 多変量ガウス分布 (多変量正規分布)

$D$  次元のとき, 次のように定義される:

$$p(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

$\boldsymbol{\mu}$  は平均,  $\boldsymbol{\Sigma}$  は共分散 (分散共分散行列) とよぶ.

- 平均  $\boldsymbol{\mu}$  は  $D$  次ベクトル, 共分散  $\boldsymbol{\Sigma}$  は  $D \times D$  行列.
- $\exp(\cdot)$  の中身は, スカラー.
- $p(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  を,  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  とかくこともある.
- 確率変数  $\mathbf{x}$  が, 平均  $\boldsymbol{\mu}$ , 共分散  $\boldsymbol{\Sigma}$  の多変量ガウス分布に従うとき, 次のようにかく:

$$\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$$



# 多変量ガウス分布

## 多変量ガウス分布 (多変量正規分布)

$$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

- 定数項の分母には、いくつかの書き方がある:

$$(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}} = \sqrt{(2\pi)^D \det \boldsymbol{\Sigma}} = \sqrt{\det(2\pi \boldsymbol{\Sigma})}$$

- $\boldsymbol{\Sigma}$  は  $D$  次行列だから,  $\det(c\boldsymbol{\Sigma}) = c^D \det \boldsymbol{\Sigma}$  である.
- $\det \mathbf{A}$  を,  $|\mathbf{A}|$  と書くこともある.
- 絶対値との混同を避けるため, ここでは  $\det$  と表記する.

# 共分散行列 (分散共分散行列)

- $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_D)$  と表す ( $D$  次元).
- 共分散  $\Sigma$  は, 次のように表される ( $D \times D$  行列):

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{Var}[x_1] & \text{Cov}(x_1, x_2) & \cdots & \text{Cov}(x_1, x_D) \\ \text{Cov}(x_2, x_1) & \text{Var}[x_2] & \cdots & \text{Cov}(x_2, x_D) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(x_D, x_1) & \text{Cov}(x_D, x_2) & \cdots & \text{Var}[x_D] \end{pmatrix}$$

- $\Sigma$  の  $(i, j)$  成分は,  $\text{Cov}(x_i, x_j) = \mathbb{E}[(x_i - \mathbb{E}[x_i])(x_j - \mathbb{E}[x_j])]$ .
- $\text{Cov}(x_i, x_j) = \text{Cov}(x_j, x_i)$  だから,  $\Sigma$  は対称.
- $\text{Var}[x_i] = \text{Cov}(x_i, x_i)$  に注意.
- $\Sigma$  の対角成分は分散, それ以外の成分は共分散となる.

# 標準正規分布 (多次元)

## 標準正規分布 (多次元)

平均  $\mu = 0$ , 共分散  $\Sigma = \mathbf{I}$  としたとき, **標準正規分布** とよぶ.

$$\begin{aligned}\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \mathbf{0}, \mathbf{I}) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^\top \mathbf{x}\right) \\ &= \prod_{i=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}x_i^2\right) = \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(x_i \mid 0, 1)\end{aligned}$$

$\mathbf{x}$  の各成分についてのガウス分布に分解される.

従って, 各成分は互いに独立で, 無相関:

$$\forall i \neq j \quad \mathbb{E}[x_i x_j] = \mathbb{E}[x_i] \mathbb{E}[x_j], \text{Cov}(x_i, x_j) = 0$$

各成分は, 平均 0, 分散 1 のガウス分布に従う:  $x_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$

# 多変量ガウス分布の共分散

## 多変量ガウス分布 (多変量正規分布)

$$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

- 共分散  $\boldsymbol{\Sigma}$  は, **正定値対称**行列.

$$\boldsymbol{\Sigma}^\top = \boldsymbol{\Sigma}$$

$$\forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{x} \geq 0 \quad (\boldsymbol{\Sigma} \geq 0 \text{ ともかく})$$

- 逆行列  $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$  も, **正定値対称**行列になる.

$$(\boldsymbol{\Sigma}^{-1})^\top = \boldsymbol{\Sigma}^{-1}$$

$$\forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} \geq 0 \quad (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \geq 0 \text{ ともかく})$$

# 多変量ガウス分布の共分散

- 共分散  $\Sigma$  は, **正定値対称**行列.
- このとき, 逆行列  $\Sigma^{-1}$  も, **正定値対称**行列になる.
- 対称性:

$$(\Sigma^{-1})^{\top} = (\Sigma^{\top})^{-1} = \Sigma^{-1}$$

- 正定値性:

$\Sigma$  が正定値  $\rightarrow \Sigma$  の固有値  $\{\lambda_i\}$  は全て正

$\rightarrow \Sigma^{-1}$  の固有値は  $\{\lambda_i^{-1}\}$  であるが, それらも全て正

$\rightarrow \Sigma^{-1}$  は正定値

- $\Sigma, \Sigma^{-1}$  は正定値行列なので, **平方根**  $\Sigma^{\frac{1}{2}}, \Sigma^{-\frac{1}{2}}$  が存在する (後述).
- 注意: 正定値性は, 対称行列について定義される.
- 注意: 対称行列の固有値は, 全て実数となる.

# 多変量ガウス分布の共分散

- $\Sigma$  の固有値が  $\{\lambda_1, \dots, \lambda_D\}$  であるとき,  $\Sigma^{-1}$  の固有値は  $\{\lambda_1^{-1}, \dots, \lambda_D^{-1}\}$  となる.
- 実対称行列  $\Sigma$  は, 直交行列  $U$  で,  $\Lambda = U^T \Sigma U$  と対角化できる.
- $\Lambda$  は,  $\Sigma$  の固有値  $\lambda_i$  を対角成分にもった, 対角行列:

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_D)$$

- $\Lambda^{-1}$  は,  $\Sigma$  の固有値の逆数  $\lambda_i^{-1}$  を対角成分にもった, 対角行列:

$$\Lambda^{-1} = \text{diag}(\lambda_1^{-1}, \dots, \lambda_D^{-1})$$

- $\Lambda^{-1} = U^T \Sigma^{-1} U$  だから, 実対称行列  $\Sigma^{-1}$  も, 直交行列  $U$  で対角化される ( $U^{-1} = U$  に注意).
- $\Lambda^{-1}$  の対角成分は,  $\Sigma^{-1}$  の固有値 (=  $\Sigma$  の固有値の逆数)

# 多変量ガウス分布の共分散

- $\Sigma, \Sigma^{-1}$  は正定値行列なので, **平方根**  $\Sigma^{\frac{1}{2}}, \Sigma^{-\frac{1}{2}}$  が存在する.
- $A$  を半正定値対称行列とする.
- 対称行列なので, 直交行列  $U$  で,  $\Lambda = U^{\top} A U$  と対角化できる.
- $\Lambda$  は,  $A$  の固有値  $\lambda_i$  を対角成分にもった, 対角行列:

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_D)$$

- $A$  は半正定値だから, 固有値は全て  $\geq 0$ .  $\Lambda$  には平方根  $\Lambda^{\frac{1}{2}}$  が存在し,

$$\Lambda^{\frac{1}{2}} = \text{diag}(\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_D})$$

- $A^{\frac{1}{2}} = U \Lambda^{\frac{1}{2}} U^{\top}$  は  $A$  の平方根となる ( $U^{-1} = U^{\top}, U^{\top} U = I$ ):

$$A^{\frac{1}{2}} A^{\frac{1}{2}} = U \Lambda^{\frac{1}{2}} U^{\top} U \Lambda^{\frac{1}{2}} U^{\top} = U \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}} U^{\top} = U \Lambda U^{\top} = A$$

# 多変量ガウス分布の共分散

- $\Sigma, \Sigma^{-1}$  は正定値行列なので, 平方根  $\Sigma^{\frac{1}{2}}, \Sigma^{-\frac{1}{2}}$  が存在する.
- 対角化  $\Lambda = \mathbf{U}^\top \Sigma \mathbf{U}$  の結果を使えば,

$$\begin{aligned}\Sigma &= \mathbf{U} \Lambda \mathbf{U}^\top, & \Sigma^{-1} &= \mathbf{U} \Lambda^{-1} \mathbf{U}^\top \\ \Sigma^{\frac{1}{2}} &= \mathbf{U} \Lambda^{\frac{1}{2}} \mathbf{U}^\top, & \Sigma^{-\frac{1}{2}} &= \mathbf{U} \Lambda^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U}^\top\end{aligned}$$

- $\Lambda$  は,  $\mathbf{A}$  の固有値  $\lambda_i$  を対角成分にもった, 対角行列:

$$\begin{aligned}\Lambda &= \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_D), & \Lambda^{-1} &= \text{diag}\left(\frac{1}{\lambda_1}, \dots, \frac{1}{\lambda_D}\right) \\ \Lambda^{\frac{1}{2}} &= \text{diag}\left(\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_D}\right), & \Lambda^{-\frac{1}{2}} &= \text{diag}\left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_D}}\right)\end{aligned}$$

- $\mathbf{U}$  は直交行列 ( $\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^\top, \mathbf{U} \mathbf{U}^\top = \mathbf{U}^\top \mathbf{U} = \mathbf{I}$ ).



# 多変量ガウス分布の無相関化

- 対角化の結果 ( $\Sigma = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top$ ) を使って, ガウス分布を書き換え:

$$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

- $\mathbf{U}\mathbf{U}^\top = \mathbf{I}$  と, 行列式の性質 ( $\det \mathbf{A}^\top = \det \mathbf{A}$ ,  $\det \mathbf{AB} = \det \mathbf{A} \det \mathbf{B}$ ) から,

$$\det \mathbf{U}\mathbf{U}^\top = \det \mathbf{I} = 1$$

$$\det \mathbf{U}\mathbf{U}^\top = \det \mathbf{U} \det \mathbf{U}^\top = (\det \mathbf{U})^2 = 1 \quad \longrightarrow \quad \det \mathbf{U} = \pm 1$$

- 対角行列の行列式は, 対角成分の積であるから,

$$\det \Sigma = \det (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^\top) = \det \mathbf{U} \det \mathbf{\Lambda} \det \mathbf{U}^\top = \det \mathbf{\Lambda} = \prod_{i=1}^D \lambda_i$$

# 多変量ガウス分布の無相関化

- $\exp(\cdot)$  の中身 ( $\Sigma^{-1} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1}\mathbf{U}^\top$ ):

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{-1}\mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{y}^\top \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{y}$$

- ここで,  $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  とおいた.  $\mathbf{\Lambda}^{-1} = \text{diag}(\lambda_1^{-1}, \dots, \lambda_D^{-1})$  だから,

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^\top \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{y} &= \begin{pmatrix} y_1 & \cdots & y_D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1^{-1} & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_D^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_D \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} y_1 & \cdots & y_D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1^{-1} y_1 \\ \vdots \\ \lambda_D^{-1} y_D \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^D \frac{y_i^2}{\lambda_i} \end{aligned}$$

# 多変量ガウス分布の無相関化

- 係数部分:

$$\begin{aligned}\det \Sigma = \det \Lambda = \prod_{i=1}^D \lambda_i &\longrightarrow \frac{1}{\sqrt{\det \Sigma}} = \prod_{i=1}^D \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \\ &\longrightarrow \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} = \prod_{i=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi \lambda_i}}\end{aligned}$$

- $\exp(\cdot)$  の中身:

$$\begin{aligned}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) &= \mathbf{y}^\top \Lambda^{-1} \mathbf{y} = \sum_{i=1}^D \frac{y_i^2}{\lambda_i} \\ \longrightarrow \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) &= \prod_{i=1}^D \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\lambda_i}\right)\end{aligned}$$

# 多変量ガウス分布の無相関化

- これらの結果を基に、ガウス分布を書き換えると、

$$\begin{aligned}\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \\ &= \left(\prod_{i=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_i}}\right) \left(\prod_{i=1}^D \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\lambda_i}\right)\right) \\ &= \prod_{i=1}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_i}} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\lambda_i}\right) = \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i)\end{aligned}$$

- $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  の変数変換を施すと、 $\mathbf{x}$  のガウス分布は、 $\mathbf{y}$  の各成分についてのガウス分布に分解された。
- $\mathbf{y}$  の各成分は、互いに**独立**だから、**無相関**でもある。

$$\forall i \neq j \quad \mathbb{E}[y_i y_j] = \mathbb{E}[y_i] \mathbb{E}[y_j], \text{Cov}(y_i, y_j) = 0$$

# 多変量ガウス分布の無相関化

- 次のように、行列の形でも書き換えておく：

$$\begin{aligned}\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Lambda}}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{y}^\top \boldsymbol{\Lambda}^{-1}\mathbf{y}\right) = \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda})\end{aligned}$$

- $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  の変数変換を施すと、平均  $\mathbf{0}$ 、共分散  $\boldsymbol{\Lambda}$  のガウス分布となる。 $\boldsymbol{\Lambda}$  は対角行列だから、対角成分以外は全て  $0$ 。
- 共分散  $\boldsymbol{\Lambda}$  の  $(i, j)$  成分は、 $\text{Cov}(y_i, y_j)$  である (対角成分は  $\text{Var}[y_i]$ )。
- $i \neq j$  であるとき、 $\text{Cov}(y_i, y_j) = 0$  だから、 $y_i$  と  $y_j$  は**無相関**である。

# 多変量ガウス分布の無相関化 (まとめ)

- $\mathbf{x}$  についてのガウス分布:

$$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

- 共分散を, 直交行列で対角化する ( $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{U}\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{U}^\top$ ).
- $\boldsymbol{\Lambda}$  は,  $\boldsymbol{\Sigma}$  の固有値を斜めに並べた, 対角行列.
- $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  の変数変換を施すと,  $\mathbf{y}$  についてのガウス分布となる:

$$\mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}) = \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i)$$

- $\mathbf{y}$  の各成分は, 互いに独立, 無相関となる.
- このような手続きを, **無相関化**という.

# 多変量ガウス分布

多変量ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  が次を満たすことを確かめよう:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \, d\mathbf{x} = 1$$

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu}$$

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^{\top}] = \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^{\top}$$

$$\mathbb{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^{\top}] = \text{Var}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\Sigma}$$

# 多変量ガウス分布

- 共分散を, 直交行列  $\mathbf{U}$  で対角化する ( $\Sigma = \mathbf{U}\Lambda\mathbf{U}^\top$ ).
- $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  の変数変換を施すと, 積分の変数変換から,

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \Sigma) d\mathbf{x} = \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \Lambda) |\det \mathbf{J}| d\mathbf{y}$$

- ヤコビ行列  $\mathbf{J}$  は,  $\mathbf{x} = \mathbf{U}(\mathbf{y} + \boldsymbol{\mu})$  だから,  $\frac{\partial \mathbf{A}\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{A}$  (分子レイアウト) を使うと,

$$\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{y}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} \mathbf{U}(\mathbf{y} + \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{U}$$

- $\mathbf{U}$  は直交行列だから,  $\det \mathbf{J} = \det \mathbf{U} = \pm 1$  (先述).



# 多変量ガウス分布

- $|\det \mathbf{J}| = |\det \mathbf{U}| = 1$  と  $\mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}) = \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i)$  から,

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) d\mathbf{x} &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}) |\det \mathbf{J}| d\mathbf{y} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) dy_1 \cdots dy_D \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_1 \mid 0, \lambda_1) dy_1 \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_D \mid 0, \lambda_1) dy_D = 1\end{aligned}$$

- 1次元のガウス分布について、積分すると1になることを用いた.
- 積分すると1になるから、ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  は確率分布である.

# 多変量ガウス分布の平均

続いて、平均が、以下を満たすことを確かめよう:

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu}$$

ただし,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{x}] &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{x} \, d\mathbf{x} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \mathbf{x} \, d\mathbf{x}\end{aligned}$$

$\mathbf{z} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}$  とすると,  $\mathbf{x} = \mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}$  だから,

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) |\det \mathbf{J}| \, d\mathbf{z}$$

# 多変量ガウス分布の平均

ヤコビ行列  $\mathbf{J}$  は,  $\mathbf{x} = \mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}$  だから,  $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} = \mathbf{I}$  を使うと,

$$\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{z}} (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{I}$$

$|\det \mathbf{J}| = |\det \mathbf{I}| = |1| = 1$  だから,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{x}] &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) |\det \mathbf{J}| d\mathbf{z} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) d\mathbf{z}\end{aligned}$$

$\mathbf{f}(\mathbf{z}) = \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z}$  とおくと,  $\mathbf{f}(-\mathbf{z}) = -\mathbf{f}(\mathbf{z})$  より奇関数なので,

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} d\mathbf{z} = \mathbf{0}$$

# 多変量ガウス分布の平均

また, ガウス分布の積分は 1 となるから,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \, d\mathbf{z} \\ &= \boldsymbol{\mu} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) d\mathbf{z} \\ &= \boldsymbol{\mu} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{z} \mid \mathbf{0}, \Sigma) \, d\mathbf{z} = \boldsymbol{\mu} \end{aligned}$$

よって, ガウス分布の平均は  $\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu}$ :

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) \, d\mathbf{z} = \mathbf{0} + \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

続いて,  $\mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top]$  が, 以下を満たすことを確かめよう:

$$\mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] = \mathbf{\Sigma} + \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top$$

ただし,

$$\begin{aligned}\mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \mathbf{\Sigma}) \mathbf{x}\mathbf{x}^\top d\mathbf{x} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \mathbf{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \mathbf{x}\mathbf{x}^\top d\mathbf{x}\end{aligned}$$

$\mathbf{z} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}$  とすると,  $\mathbf{x} = \mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}$  だから,

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \mathbf{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu})(\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu})^\top |\det \mathbf{J}| d\mathbf{z}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

先程と同様に、ヤコビ行列は  $\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} = \mathbf{I}$ , ゆえにヤコビアンは  $|\det \mathbf{J}| = 1$  だから,

$$\mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu})^\top d\mathbf{z}$$

$\mathbf{f}(\mathbf{z}) = \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \mathbf{z}^\top$ ,  $\mathbf{g}(\mathbf{z}) = \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \boldsymbol{\mu}^\top$  とおく.

$\mathbf{f}(-\mathbf{z}) = -\mathbf{f}(\mathbf{z})$ ,  $\mathbf{g}(-\mathbf{z}) = -\mathbf{g}(\mathbf{z})$  だから, どちらも奇関数. よって,

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} = \mathbf{0}$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \boldsymbol{\mu}^\top d\mathbf{z} = \mathbf{0}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

また,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^{\top} d\mathbf{z} \\ &= \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^{\top} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) d\mathbf{z} \\ &= \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^{\top} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{z} \mid \mathbf{0}, \Sigma) d\mathbf{z} = \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^{\top} \end{aligned}$$

ガウス分布を積分すると 1 になるので, 容易に求まる.

# 多変量ガウス分布の共分散

続いて、以下の積分を考える:

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \mathbf{z}^{\top} d\mathbf{z}$$

直交行列  $\mathbf{U}$  による対角化 ( $\Sigma = \mathbf{U} \Lambda \mathbf{U}^{\top}$ ) と,  $\mathbf{y} = \mathbf{U}^{\top} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  を用いる.  
このとき,  $\mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}, \Sigma) = \mathcal{N}(\mathbf{y} | \mathbf{0}, \Lambda)$  であったから,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \quad (\mathbf{z} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu} \text{ を使って, 元に戻す}) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^{\top} \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) = \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}, \Sigma) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Lambda}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{y}^{\top} \Lambda^{-1} \mathbf{y}\right) = \mathcal{N}(\mathbf{y} | \mathbf{0}, \Lambda) \end{aligned}$$



# 多変量ガウス分布の共分散

$\mathbf{z} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  より,  $\mathbf{y} = \mathbf{U}^\top \mathbf{z}$ .  
 $\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^\top$  に注意すれば,  $\mathbf{z} = \mathbf{U}\mathbf{y}$ . 積分を変数変換すると,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{U} \mathbf{y} \mathbf{y}^\top \mathbf{U}^\top |\det \mathbf{J}| d\mathbf{y} \end{aligned}$$

ヤコビ行列は  $\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{y}} = \mathbf{U}$  である.  $\mathbf{U}$  は直交行列だから,  $\det \mathbf{U} = \pm 1$ .

また  $\mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda})$  は, 各成分のガウス分布の積に分解される:

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right) = \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}) = \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i)$$

# 多変量ガウス分布の共分散

これらの結果を使うと,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{y} \mid \mathbf{0}, \Lambda) \mathbf{U} \mathbf{y} \mathbf{y}^\top \mathbf{U}^\top |\det \mathbf{J}| d\mathbf{y} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) \mathbf{U} \mathbf{y} \mathbf{y}^\top \mathbf{U}^\top d\mathbf{y} \\ &= \mathbf{U} \left( \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) \mathbf{y} \mathbf{y}^\top d\mathbf{y} \right) \mathbf{U}^\top \end{aligned}$$

以下の積分を示そう:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) \mathbf{y} \mathbf{y}^\top d\mathbf{y} = \Lambda$$

# 多変量ガウス分布の共分散

$\mathbf{y}\mathbf{y}^\top$  の  $(i, j)$  成分は  $y_i y_j$  だから、積分の  $(i, j)$  成分を考えると、

$$\begin{aligned} & \left( \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{k=1}^D \mathcal{N}(y_k \mid 0, \lambda_k) \mathbf{y}\mathbf{y}^\top \, d\mathbf{y} \right)_{ij} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{j=1}^D \mathcal{N}(y_k \mid 0, \lambda_k) y_i y_j \, d\mathbf{y} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_1 \mid 0, \lambda_1) \cdots \mathcal{N}(y_D \mid 0, \lambda_D) y_i y_j \, dy_1 \cdots dy_D \end{aligned}$$

全ての  $k \neq i, j$  について、 $\mathcal{N}(y_k \mid 0, \lambda_k)$  は積分により 1 となるから、

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) \mathcal{N}(y_j \mid 0, \lambda_j) y_i y_j \, dy_i \, dy_j = \mathbb{E}[y_i y_j]$$

# 多変量ガウス分布の共分散

$i \neq j$  ならば,

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_i | 0, \lambda_i) y_i \, dy_i \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_j | 0, \lambda_j) y_j \, dy_j = 0$$

$\mathcal{N}(y_i | 0, \lambda_i) y_i$  は奇関数なので, 積分すると 0 になることを用いた:

$$\mathcal{N}(y_i | 0, \lambda_i) y_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_i}} \exp\left(-\frac{1}{2\lambda_i} y_i^2\right) y_i \quad (\text{奇関数})$$

$i = j$  ならば,  $\int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp(-ax^2) \, dx = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\pi}{a^3}}$  を使って,

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_i | 0, \lambda_i) y_i^2 \, dy_i &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_i}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2\lambda_i} y_i^2\right) y_i^2 \, dy_i \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_i}} \cdot \frac{1}{2} \sqrt{8\lambda_i^3\pi} = \lambda_i \end{aligned}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

$i = j$  のときの積分は、次のようにも求められる:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(y_i | 0, \lambda_i) y_i^2 dy_i = \mathbb{E}[y_i^2] = \text{Var}[y_i] + \mathbb{E}[y_i]^2 = \lambda_i + 0^2 = \lambda_i$$

$\text{Var}[x] = \mathbb{E}[x^2] - \mathbb{E}[x]^2$  と,  $\mathbb{E}[y_i] = 0$ ,  $\text{Var}[y_i] = \lambda_i$  を用いた.

以上より, 次の積分は, 対角要素が  $\lambda_i$ , それ以外の成分が 0 だから,

$$\int_{-\infty}^{\infty} \prod_{k=1}^D \mathcal{N}(y_k | 0, \lambda_k) \mathbf{y} \mathbf{y}^{\top} d\mathbf{y} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_D) = \mathbf{\Lambda}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

よって,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{z}^{\top} \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \mathbf{z}^{\top} d\mathbf{z} \\ &= \mathbf{U} \left( \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^D \mathcal{N}(y_i \mid 0, \lambda_i) \mathbf{y} \mathbf{y}^{\top} d\mathbf{y} \right) \mathbf{U}^{\top} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^{\top} = \Sigma \end{aligned}$$

# 多変量ガウス分布の共分散

以上より,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) (\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu})(\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu})^\top d\mathbf{z} \\ &= \Sigma + \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top\end{aligned}$$

ただし,

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} = \mathbf{0}$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \boldsymbol{\mu}^\top d\mathbf{z} = \mathbf{0}$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top d\mathbf{z} = \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{z}\right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} = \Sigma$$

# 多変量ガウス分布の共分散

最後に,  $\mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \right]$  が, 以下を満たすことを確かめよう:

$$\mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \right] = \boldsymbol{\Sigma}$$

ただし,

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \right] &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top d\mathbf{x} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left( -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top d\mathbf{x} \end{aligned}$$

$\mathbf{z} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}$  とすると,  $\mathbf{x} = \mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}$  だから,

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left( -\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z} \right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top |\det \mathbf{J}| d\mathbf{z}$$



# 多変量ガウス分布の共分散

ヤコビ行列は  $\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} = \mathbf{I}$ , ゆえにヤコビアンは  $|\det \mathbf{J}| = 1$  だから,

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left( -\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z} \right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top |\det \mathbf{J}| d\mathbf{z} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left( -\frac{1}{2} \mathbf{z}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z} \right) \mathbf{z} \mathbf{z}^\top d\mathbf{z} \\ &= \boldsymbol{\Sigma} \quad (\text{先程行った積分と同じ}) \end{aligned}$$

次のようにも確かめられる:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \right] &= \mathbb{E} \left[ (\mathbf{x} - \mathbb{E}[\mathbf{x}]) (\mathbf{x} - \mathbb{E}[\mathbf{x}])^\top \right] = \text{Var}[\mathbf{x}] \\ &= \mathbb{E} \left[ \mathbf{x} \mathbf{x}^\top \right] - \mathbb{E}[\mathbf{x}] \mathbb{E}[\mathbf{x}]^\top = \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top - \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top = \boldsymbol{\Sigma} \end{aligned}$$

# 多変量ガウス分布の平均と共分散

## 多変量ガウス分布の平均と共分散

$$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

このガウス分布の平均と共分散は,

$$\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu}$$

$$\mathbb{E}\left[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top\right] = \text{Var}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\Sigma}$$

- スカラの場合と同じように, **モーメント母関数** (積率母関数) を使うこともできる.

## ③ 多変量ガウス分布

- 多次元ガウス分布のモーメント母関数

# モーメント母関数 (多次元)

## モーメント母関数 (多次元)

確率分布  $p(\mathbf{x})$  があるとき,  $\mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right]$  を, モーメント母関数という.

$$\mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] = \mathbb{E} \left[ 1 + \mathbf{t}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2!} (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 + \frac{1}{3!} (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^3 + \cdots \right]$$

$\mathbf{t}$  で 1 回微分してから  $\mathbf{t} = \mathbf{0}$  を代入すると,  $\mathbb{E} [\mathbf{x}]$  が得られる.

$\mathbf{t}$  で 2 回微分してから  $\mathbf{t} = \mathbf{0}$  を代入すると,  $\mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top]$  が得られる.

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [\mathbf{x}] &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{t}} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \\ \mathbb{E} [\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] &= \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{t}^\top \partial \mathbf{t}} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \end{aligned}$$

# モーメント母関数 (多次元)

- 分子レイアウトでは, 次が成り立つ (スカラーのベクトルによる微分):

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{a}^\top \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} &= \frac{\partial \mathbf{x}^\top \mathbf{a}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a}^\top, \\ \frac{\partial (\mathbf{a}^\top \mathbf{x})^2}{\partial \mathbf{x}} &= \frac{\partial (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^2}{\partial \mathbf{x}} = 2 (\mathbf{x}^\top \mathbf{a}) \mathbf{a}^\top \\ \frac{\partial (\mathbf{a}^\top \mathbf{x})^n}{\partial \mathbf{x}} &= \frac{\partial (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^n}{\partial \mathbf{x}} = n (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^{n-1} \mathbf{a}^\top\end{aligned}$$

- 各要素  $x_i$  に対する微分を考えると, 合成関数の微分から,

$$\begin{aligned}\frac{\partial (\mathbf{a}^\top \mathbf{x})^n}{\partial x_i} &= \frac{\partial (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^n}{\partial x_i} = n (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^{n-1} \frac{\partial \mathbf{x}^\top \mathbf{a}}{\partial x_i} \\ &= n (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^{n-1} \left( \frac{\partial \mathbf{x}^\top \mathbf{a}}{\partial \mathbf{x}} \right)_i = n (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^{n-1} (\mathbf{a})_i\end{aligned}$$

# モーメント母関数 (多次元)

- スカラの  $\mathbf{x}^\top$  による微分は,  $\mathbf{x}$  による微分を転置したものとする:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{a}^\top \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}^\top} &= \frac{\partial \mathbf{x}^\top \mathbf{a}}{\partial \mathbf{x}^\top} = \mathbf{a}, \\ \frac{\partial (\mathbf{a}^\top \mathbf{x})^2}{\partial \mathbf{x}^\top} &= \frac{\partial (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^2}{\partial \mathbf{x}^\top} = 2 (\mathbf{x}^\top \mathbf{a}) \mathbf{a} \\ \frac{\partial (\mathbf{a}^\top \mathbf{x})^n}{\partial \mathbf{x}^\top} &= \frac{\partial (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^n}{\partial \mathbf{x}^\top} = n (\mathbf{x}^\top \mathbf{a})^{n-1} \mathbf{a}\end{aligned}$$

# モーメント母関数 (多次元)

- モーメント母関数:

$$\begin{aligned}\mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] &= \mathbb{E} \left[ 1 + \mathbf{t}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2!} (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 + \frac{1}{3!} (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^3 + \dots \right] \\ &= 1 + \mathbb{E} \left[ \mathbf{t}^\top \mathbf{x} \right] + \frac{1}{2!} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 \right] + \frac{1}{3!} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^3 \right] + \dots \\ &= 1 + \mathbf{t}^\top \mathbb{E} [\mathbf{x}] + \frac{1}{2!} \mathbf{t}^\top \mathbb{E} [\mathbf{x} \mathbf{x}^\top] \mathbf{t} + \dots\end{aligned}$$

- $\mathbf{t}$  で 1 回微分すると,

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{t}} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] = \mathbb{E} [\mathbf{x}]^\top + \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \mathbf{x}^\top \right] + \frac{1}{2!} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 \mathbf{x}^\top \right] + \dots$$

- $\mathbf{t} = \mathbf{0}$  を代入すれば,  $\mathbb{E} [\mathbf{x}]^\top$  を得る.

# モーメント母関数 (多次元)

- $\mathbf{t}$  で 1 回微分すると,

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{t}} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] = \mathbb{E} [\mathbf{x}]^\top + \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \mathbf{x}^\top \right] + \frac{1}{2!} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 \mathbf{x}^\top \right] + \dots$$

- $\mathbf{t}^\top$  で, さらにもう 1 回微分すると,

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{t}^\top \partial \mathbf{t}} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] &= \mathbb{E} [\mathbf{x} \mathbf{x}^\top] + \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \mathbf{x} \mathbf{x}^\top \right] \\ &\quad + \frac{1}{2!} \mathbb{E} \left[ (\mathbf{t}^\top \mathbf{x})^2 \mathbf{x} \mathbf{x}^\top \right] + \dots \end{aligned}$$

- $\mathbf{t} = \mathbf{0}$  を代入すれば,  $\mathbb{E} [\mathbf{x} \mathbf{x}^\top]$  を得る.



# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

## ガウス分布のモーメント母関数 (多次元)

ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  に対するモーメント母関数は,

$$\mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] = \exp \left( \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} \right)$$

ただし,

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] &= \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left( -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right) \\ &\quad \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \end{aligned}$$

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

$\exp(\cdot)$  の中身を平方完成させる ( $\mathbf{t}^\top \mathbf{x} = \mathbf{x}^\top \mathbf{t}$ ):

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) + \mathbf{t}^\top \mathbf{x} \\ &= -\frac{1}{2} \left( \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\mu}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} - 2\mathbf{t}^\top \mathbf{x} \right) \\ &= -\frac{1}{2} \left( \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{t}^\top \mathbf{x} - \mathbf{x}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} - \mathbf{x}^\top \mathbf{t} + \boldsymbol{\mu}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu} \right) \end{aligned}$$

$\boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\Sigma}^{-1}$  には平方根  $\boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}}, \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}}$  が存在する. 対角化  $\boldsymbol{\Lambda} = \mathbf{U}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{U}$  の結果を使えば ( $\mathbf{U}$  は直交行列,  $\boldsymbol{\Lambda}$  は  $\boldsymbol{\Sigma}$  の固有値を並べた対角行列),

$$\boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Lambda}^{\frac{1}{2}} \mathbf{U}^\top, \quad \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Lambda}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U}^\top$$

$\boldsymbol{\Lambda}^{\frac{1}{2}}, \boldsymbol{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}$  は対角行列だから対称. よって,  $\boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}}, \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}}$  も対称.

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

平方根  $\Sigma^{\frac{1}{2}}, \Sigma^{-\frac{1}{2}}$  を使い (対称性に注意), さらに平方完成すると,

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2} (\mathbf{x}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{t}^\top \mathbf{x} - \mathbf{x}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} - \mathbf{x}^\top \mathbf{t} + \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu}) \\ &= -\frac{1}{2} \left( \mathbf{x}^\top \Sigma^{-\frac{1}{2}} \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-\frac{1}{2}} + \mathbf{t}^\top \Sigma^{\frac{1}{2}} \right) \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} \right. \\ & \quad \left. - \mathbf{x}^\top \Sigma^{-\frac{1}{2}} \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) + \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} \right) \\ &= -\frac{1}{2} \left( \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} \right)^\top \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right)^\top \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} \right. \\ & \quad \left. - \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} \right)^\top \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) + \boldsymbol{\mu}^\top \Sigma^{-1} \boldsymbol{\mu} \right) \quad (\because \text{対称性}) \\ &= -\frac{1}{2} \left( \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) \right)^\top \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \Sigma^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) \right) \right. \\ & \quad \left. - \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} - \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu} - \mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t} \right) \end{aligned}$$

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

以上より,  $\exp(\cdot)$  の中身は,

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) + \mathbf{t}^\top \mathbf{x} \\ & = -\frac{1}{2} \left( \left( \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) \right)^\top \left( \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} - \left( \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{t} \right) \right) \right. \\ & \quad \left. - \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} - \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu} - \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} \right) \\ & = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}))^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}}(\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t})) \quad (\boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \text{ をくくり出す}) \\ & \quad + \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} \quad (\because \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} = \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\mu}) \\ & = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}))^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t})) + \boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t} \end{aligned}$$

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

以上より、モーメント母関数は、

$$\begin{aligned}\mathbb{E} \left[ \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \right] &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \\ &\quad \exp(\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) \, d\mathbf{x} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \sqrt{\det \Sigma}} \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t}\right) \\ &\quad \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \Sigma \mathbf{t}))^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - (\boldsymbol{\mu} + \Sigma \mathbf{t}))\right) \, d\mathbf{x} \\ &= \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t}\right) \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu} + \Sigma \mathbf{t}, \Sigma) \, d\mathbf{x} \\ &= \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t}\right) \quad (\because \text{ガウス分布の積分は } 1)\end{aligned}$$

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  の平均は,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{x}]^\top &= \frac{d}{d\mathbf{t}} \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \\ &= \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \frac{d}{d\mathbf{t}} \left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \\ &= \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \left(\boldsymbol{\mu}^\top + \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma}\right) \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} = \boldsymbol{\mu}^\top\end{aligned}$$

であるから,  $\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \boldsymbol{\mu}$ .

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  の 2 次モーメントは, 合成関数の微分より,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] &= \frac{d^2}{d\mathbf{t}^\top d\mathbf{t}} \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \\&= \frac{\partial}{\partial \mathbf{t}^\top} \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) (\boldsymbol{\mu}^\top + \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma}) \\&\quad + \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \frac{\partial}{\partial \mathbf{t}^\top} (\boldsymbol{\mu}^\top + \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma}) \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} \\&= \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right)^2 (\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}) (\boldsymbol{\mu}^\top + \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma}) \\&\quad + \exp\left(\boldsymbol{\mu}^\top \mathbf{t} + \frac{1}{2} \mathbf{t}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{t}\right) \boldsymbol{\Sigma} \Big|_{\mathbf{t}=\mathbf{0}} = \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\Sigma}\end{aligned}$$

$\mathbf{t}^\top$  による微分は,  $\mathbf{t}$  による微分を転置させたものとなる.

# 多次元ガウス分布に対するモーメント母関数

ガウス分布  $\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  の分散は、 $\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^\top]$ ,  $\mathbb{E}[\mathbf{x}]$  を使えば簡単に求められる:

$$\begin{aligned}\text{Var}[\mathbf{x}] &= \mathbb{E}\left[(\mathbf{x} - \mathbb{E}[\mathbf{x}])(\mathbf{x} - \mathbb{E}[\mathbf{x}])^\top\right] \\ &= \mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^\top] - \mathbb{E}[\mathbf{x}]\mathbb{E}[\mathbf{x}]^\top \\ &= \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top + \boldsymbol{\Sigma} - \boldsymbol{\mu}\boldsymbol{\mu}^\top = \boldsymbol{\Sigma}\end{aligned}$$

モーメント母関数を使うことで、積分を使った最初の方法よりも楽に、平均と共分散を計算できた。



# まとめ

- ガウス分布 (1 次元)
  - 平均, 分散, 高次のモーメント, モーメント母関数
- 多変量ガウス分布
  - 平均, 共分散, 共分散の性質, 無相関化, モーメント母関数
- まだ, モーメントしか確認できていない!
- 次回以降, ガウス分布の他の性質について確認していく:
  - 条件付き分布, 周辺分布, 線形変換, 非線形変換