

## 4.2 多元正态分布



**例4.2.1 (二元正态分布)** 设  $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim N_2(\mu, \Sigma)$ ,

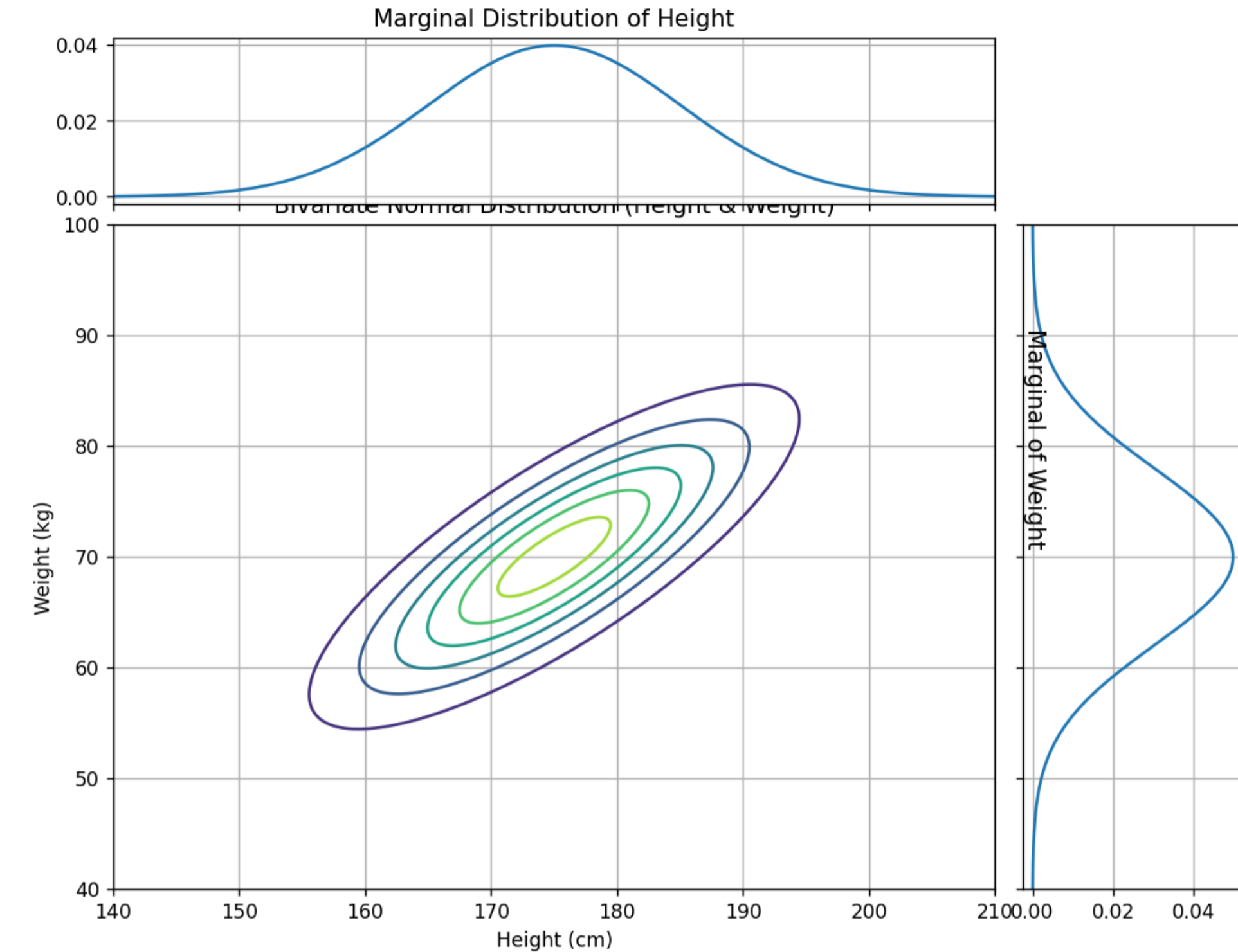
$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} > 0$$

**(即  $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0, |\rho| < 1$ )**

- (1) 试写出X的联合密度函数和边缘密度函数;**  
**(2) 试说明 $\rho$ 的统计意义.**

从身高和体重的角度，理解正态分布

想象一下，我们去测量全校同学的身高和体重。



## 什么是一元正态分布 (Univariate Normal Distribution)?

我们先只看 **身高**。

- 我们会发现，大部分人的身高都集中在某个平均值附近（比如170cm）。
- 身高特别高（比如200cm）和特别矮（比如140cm）的人都非常少。
- 如果我们把不同身高的人数画成一个图，它会呈现一个中间高、两边低的“钟形曲线”，这就是**正态分布**。

在这个“钟形曲线”里，有两个非常重要的参数：

- $\mu$  (mu) - 均值**: 就是大家身高的**平均值**（比如170cm）。它决定了钟形曲线的中心位置在哪里。
- $\sigma$  (sigma) - 标准差**: 它衡量了大家身高数据的**分散程度**。
  - 如果  $\sigma$  很小，说明大家身高都差不多，钟形曲线就会又高又瘦。
  - 如果  $\sigma$  很大，说明大家身高差异很大，有高有矮，钟形曲线就会又矮又胖。

所以，一个一元正态分布  $N(\mu, \sigma^2)$  就完整地描述了一个变量（比如身高）的分布情况。

## 对于概率密度函数的理解

维度	变量示例	概率密度函数 (PDF)	如何计算概率	直观理解
一元 (1D)	身高	$f(x)$ (一条曲线)	<b>面积</b> (在区间上积分)	曲线下的面积
二元 (2D)	身高、体重	$f(x_1, x_2)$ (一个曲面)	<b>体积</b> (在区域上二重积分)	曲面下的体积
三元 (3D)	身高、体重、年龄	$f(x_1, x_2, x_3)$	<b>超体积</b> (在体上三重积分)	数学推广，无法可视化
n元 (nD)	n个特征	$f(x_1, \dots, x_n)$	<b>超体积</b> (n重积分)	概率集中度的数学描述

## 什么是二元正态分布 (Bivariate Normal Distribution)?

现在，我们不仅看身高，还把每个人的**体重**也记录下来。我们得到了一对对的数据（身高，体重）。

我们想研究这两个变量**联合起来**的分布规律。

- 直觉上，身高和体重是有关联的：**身高比较高的人，体重也倾向于比较重**。

- 二元正态分布就是用来描述这种两个变量联合情况的“钟形”分布。只不过，现在这个“钟”是三维的，像一座山。山顶最高的地方，就是平均身高和平均体重组成的点。

现在我们来解释题目中的符号  $N_2(\mu, \Sigma)$ ：

- N: 代表正态 (Normal) 分布。
- 下标的 2**: 代表这是**二元** (2个变量) 的分布。如果是三元就是  $N_3$ 。
- $\mu$ : 不再是一个数，而是一个**均值向量**  $\mu = (\mu_1, \mu_2)$ 。
  - $\mu_1$  是第一个变量 (身高) 的平均值。
  - $\mu_2$  是第二个变量 (体重) 的平均值。
  - 这个向量  $(\mu_1, \mu_2)$  就是3D山峰的中心点坐标。
- $\Sigma$  (Sigma): 这不再是标准差，而是一个 **协方差矩阵**。这是二元正态分布的灵魂，它描述了两个变量的“胖瘦”以及它们之间的“关系”。

让我们拆解一下这个矩阵  $\Sigma$ :

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix}$$

- $\sigma_{11}$ : 是第一个变量 (身高) 的**方差**，也就是  $\sigma_1^2$ 。它描述了身高这个维度的“胖瘦”。
- $\sigma_{22}$ : 是第二个变量 (体重) 的**方差**，也就是  $\sigma_2^2$ 。它描述了体重这个维度的“胖瘦”。
- $\sigma_{12}$  和  $\sigma_{21}$ : 这是两个变量之间的**协方差**。它描述了身高和体重变化的**关联方向**。
  - $\sigma_{12}$  **一定等于**  $\sigma_{21}$  **吗？是的，一定等于**。因为身高相对于体重的关联，和体重相对于身高的关联是一样的。所以这个矩阵是对称的。
  - 如果协方差是正数，意味着身高增加时，体重也倾向于增加 (正相关)。
  - 如果协方差是负数，意味着一个变量增加时，另一个倾向于减少 (负相关)。
  - $\rho$  (rho) 是什么意思？  
协方差 (比如  $\sigma_{12}$ ) 的大小很难直观解释，因为它受变量本身单位的影响。为了消除这种影响，我们用一个标准化的值来表示相关性，这就是 **相关系数  $\rho$** 。
    - $\rho = \sigma_{12} / (\sigma_1 * \sigma_2)$
    - $\rho$  的取值范围在 -1 到 1 之间。
    - $\rho > 0$ : 正相关。身高越高，体重越重。我们画出的数据点 (散点图) 会像一个从左下到右上的椭圆。
    - $\rho < 0$ : 负相关。例如“学习时间”和“游戏时间”，一个多另一个就少。数据点会像一个从左上到右下的椭圆。
    - $\rho = 0$ : 线性不相关。两个变量之间没有直线关系。
  - 题目中  $\sigma_{12}$  被写成  $\rho\sigma_1\sigma_2$  就是基于这个定义。

*$\rho = 0$ : 等高线是正圆吗? (Is the contour a perfect circle?)*

**答：不一定。** 当  $\rho = 0$  时，等高线是一个**轴对齐的椭圆** (an ellipse aligned with the coordinate axes) 。它只有在一个**特殊情况**下才会是正圆。

- 一般情况 ( $\rho = 0$ , 但  $\sigma_1 \neq \sigma_2$ ):**  
当  $\rho = 0$  时，两个变量**线性不相关**。在二维正态分布的图像上，这意味着代表概率山丘的椭圆的主轴和次轴会与坐标轴X和Y平行。但是，如果身高数据的分散程度 ( $\sigma_1$ ) 和体重数据的分散程度 ( $\sigma_2$ ) 不同，那么这个椭圆在X轴和Y轴方向上的“胖瘦”程度就不同。例如，如果  $\sigma_1$  (身高标准差) 比  $\sigma_2$  (体重标准差) 大，那么椭圆在身高 (X) 轴方向上会更长。

- 特殊情况 ( $\rho = 0$  并且  $\sigma_1 = \sigma_2$ ):**  
**只有当**两个变量不仅不相关，而且它们各自的标准差 (分散程度) 也**完全相等**时，这个轴对齐的椭圆才会变成一个**正圆**。因为此时，数据在所有方向上的分散程度都是一样的。

**总结：** $\rho = 0$  决定了椭圆的“朝向” (与坐标轴平行) ，而  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  的相对大小决定了椭圆的“形状” (是扁是圆) 。

*如果是3元正态分布,  $\rho$  怎么求? 也是只有一个  $\rho$ , 还是有3个?*

**答：对于3元正态分布，会有3个  $\rho$ 。**

当你有3个变量  $x_1, x_2, x_3$  时 (比如身高、体重、年龄) ，你需要描述它们之间**两两配对**的关系。

可以形成的配对有：

- $x_1$  和  $x_2$  之间的关系 (身高 vs 体重)
- $x_1$  和  $x_3$  之间的关系 (身高 vs 年龄)
- $x_2$  和  $x_3$  之间的关系 (体重 vs 年龄)

因此，会有三个不同的相关系数，我们通常用下标来区分它们：

- $\rho_{12}$ :  $x_1$  和  $x_2$  之间的相关系数。
- $\rho_{13}$ :  $x_1$  和  $x_3$  之间的相关系数。
- $\rho_{23}$ :  $x_2$  和  $x_3$  之间的相关系数。

此时，协方差矩阵  $\Sigma$  会变成一个 3x3 的对称矩阵：

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 & \rho_{13}\sigma_1\sigma_3 \\ \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 & \rho_{23}\sigma_2\sigma_3 \\ \rho_{13}\sigma_1\sigma_3 & \rho_{23}\sigma_2\sigma_3 & \sigma_3^2 \end{pmatrix}$$

每个 ρ 的计算公式依然遵循其定义：

- $\rho_{12} = \sigma_{12} / (\sigma_1 * \sigma_2)$
- $\rho_{13} = \sigma_{13} / (\sigma_1 * \sigma_3)$
- $\rho_{23} = \sigma_{23} / (\sigma_2 * \sigma_3)$

**推广：** 对于一个n元正态分布，会有 n \* (n - 1) / 2 个不同的相关系数需要考虑。

## 一个随机变量和它自己的相关系数永远等于1

我们回到相关系数 ρ 的根本定义：

$$\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\sigma_i\sigma_j} = \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{Var}(X_i)}\sqrt{\text{Var}(X_j)}}$$

现在，让我们看看当 i 和 j 相等时会发生什么，比如我们计算 ρ<sub>11</sub>：

$$\rho_{11} = \frac{\sigma_{11}}{\sigma_1\sigma_1} = \frac{\text{Cov}(X_1, X_1)}{\sqrt{\text{Var}(X_1)}\sqrt{\text{Var}(X_1)}}$$

我们知道两件事：

- 一个变量与自身的协方差 Cov(X<sub>1</sub>, X<sub>1</sub>)，根据定义，就是它自身的**方差** Var(X<sub>1</sub>)。
- 方差 Var(X<sub>1</sub>) 等于标准差的平方，即 σ<sub>1</sub><sup>2</sup>。

所以，我们把 Cov(X<sub>1</sub>, X<sub>1</sub>) 替换成 Var(X<sub>1</sub>)：

$$\rho_{11} = \frac{\text{Var}(X_1)}{\text{Var}(X_1)} = 1$$

或者，用 σ 符号来写：

$$\rho_{11} = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1 \cdot \sigma_1} = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2} = 1$$

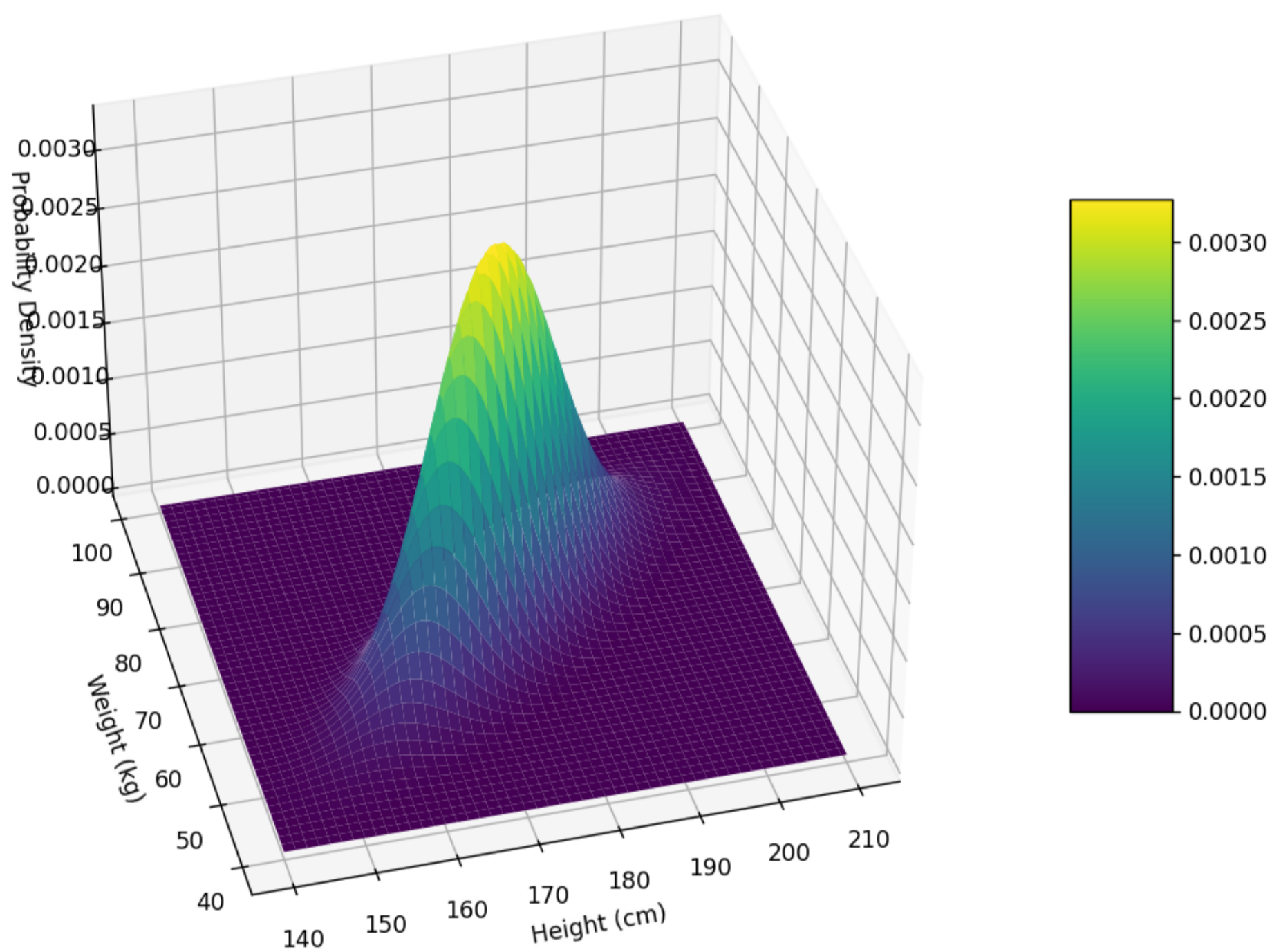
(前提是方差不为0，即变量不是一个常数)。

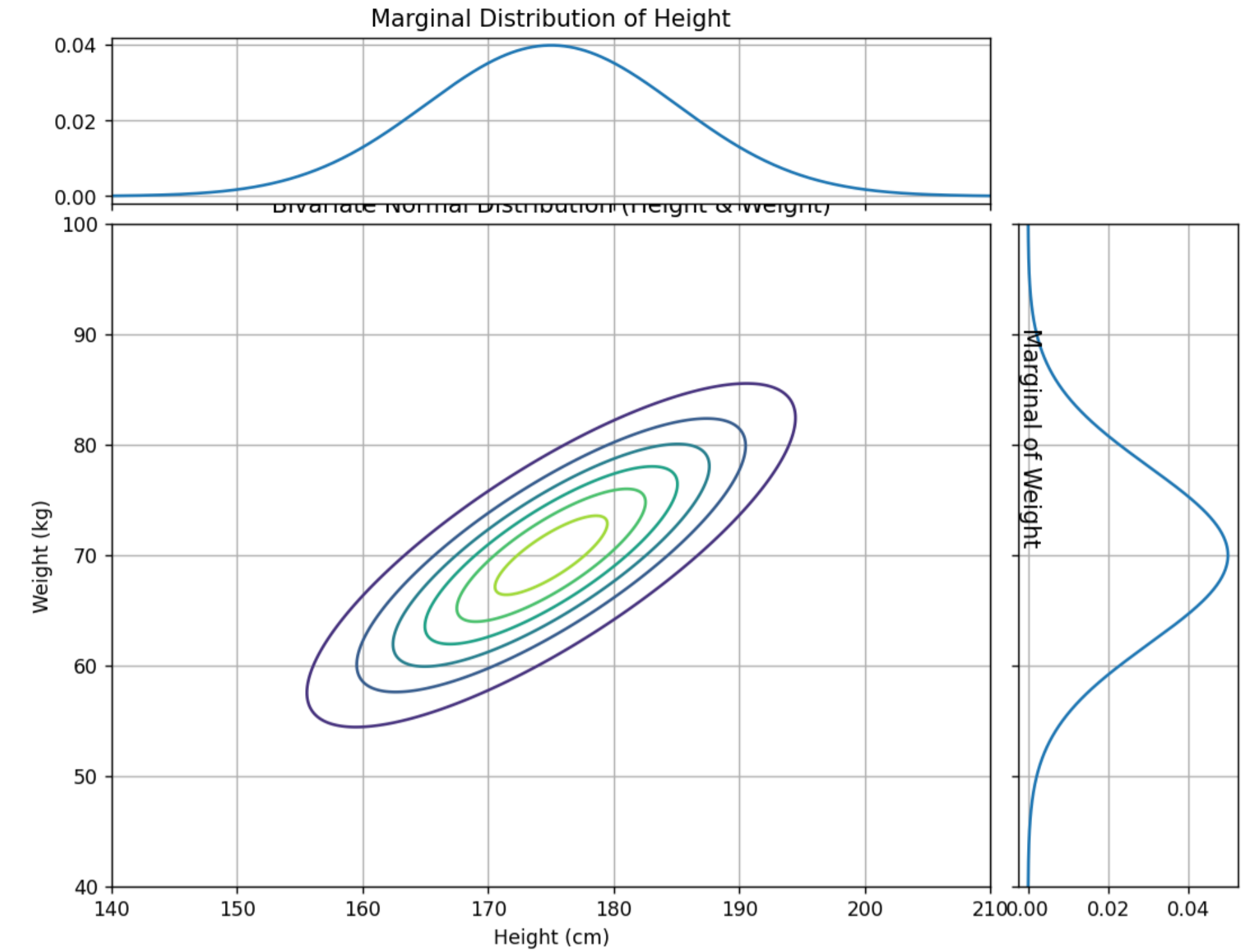
---

## 可视化身高和体重的二元正态分布

下面将生成一个符合我们直觉（身高和体重正相关）的二元正态分布图，以及它们各自的边缘分布图。

3D Visualization of Bivariate Normal Distribution





- **中间的图 (联合分布):** 这是身高和体重的二元正态分布的“俯视图”。每一圈等高线代表一个概率密度。圈是椭圆形的，并且向右上方倾斜，这完美地展示了身高和体重之间的**正相关关系**( $\rho > 0$ )。
- **上方的图 (边缘分布):** 如果我们把中间那座“山”压扁，只看身高轴，就得到了这个图。它是一个标准的一元正态分布钟形曲线，描述了**只考虑身高时**的分布情况。
- **右侧的图 (边缘分布):** 同理，这是把“山”压扁到体重轴上得到的结果，描述了**只考虑体重时**的分布情况。

## 一元和二元正态分布的关系

**问题：**两个一元正态分布的随机变量，它们的联合分布一定是二元正态分布吗？

**答案：**不一定！ 这是一个非常常见的误解。

我们可以构造出两个变量  $x$  和  $y$ ，它们各自都完美服从一元正态分布，但它们的联合分布却不是二元正态分布。简单来说，二元正态分布不仅要求每个变量是正态的，还要求它们之间的**关系**（由协方差矩阵 $\Sigma$ 定义）也必须符合特定的数学形式。

**反之：**如果两个变量的联合分布是二元正态分布，那么它们各自的边缘分布一定是一元正态分布吗？

**答案：**是的，一定！

这正是二元（或多元）正态分布的一个美妙特性。正如我们在上面的可视化中看到的，只要我们有一个二元正态分布的“山丘”，我们把它往任何一个坐标轴上“投影”或“压扁”，得到的边缘分布（Marginal Distribution）必然是一个完美的一元正态分布（钟形曲线）。

## 如何快速记忆正态分布公式 (更直观的推导记忆法)

要记住这个公式，可以遵循一个建立在基本原理上的三步推导过程：

## 第一步：奠定基础

我们从一个最基础的、总面积为1的“钟形”概率密度函数开始。基于关键结论  $\int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} dx = \sqrt{\pi}$ ，我们得到归一化后的基础函数：

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} e^{-x^2}$$

这个函数是所有正态分布的“原型”：它以0为中心，总面积为1。

## 第二步：引入宽度

现在，我们要控制这个钟形曲线的“胖瘦”。我们利用**面积守恒定律（积分很容易证明）**：如果  $g(x)$  是一个概率密度函数，那么  $\frac{1}{a}g(\frac{x}{a})$  也一定是，因为面积不变。

让缩放因子  $a = \sqrt{2}\sigma$ 。现在，将它应用到面积守恒定律中，得到一个新的、总面积仍为1的函数：

$$h(x) = \frac{1}{a}g\left(\frac{x}{a}\right) = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma} \cdot \frac{1}{\sqrt{\pi}} e^{-\left(\frac{x}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

至此，我们已经得到了一个以0为中心、标准差为  $\sigma$  的正态分布。

## 第三步：平移中心

最后一步最简单。我们知道，将一个函数图像沿x轴水平平移，其下方的总面积不会改变。为了将分布的中心从0移动到均值  $\mu$ ，我们只需将函数中的每一个  $x$  替换为  $(x - \mu)$ 。

$$f(x) = h(x - \mu) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

这样，我们就通过三个逻辑清晰且基于基本原理的步骤，完整地推导出并记住了标准正态分布的公式。

## 从多元到一元的推导

我们的起点是 p-维正态分布的通用概率密度函数：

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right]$$

## 第一步：设定维度 p = 1

当维度  $p = 1$  时，所有的向量和矩阵都会退化为标量（即普通的数值）：

- 随机向量  $\mathbf{x}$  变为一个标量随机变量  $x$ 。  
 $\mathbf{x} = [x_1] \rightarrow x$
- 均值向量  $\boldsymbol{\mu}$  变为一个标量均值  $\mu$ 。  
 $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1] \rightarrow \mu$
- 协方差矩阵  $\Sigma$  是一个  $1 \times 1$  的矩阵，其唯一的元素是变量自身的方差，即  $\sigma^2$ 。  
 $\Sigma = [\sigma_{11}] = [\sigma^2]$

## 第二步：分别简化公式的各个部分

现在，我们将这些标量代入通用公式的两个主要部分：系数部分和指数部分。

- 简化系数部分**  $\frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}}$ ：
  - 将  $p = 1$  代入， $(2\pi)^{p/2}$  变为  $(2\pi)^{1/2} = \sqrt{2\pi}$ 。
  - 计算协方差矩阵的行列式  $|\Sigma|$ 。对于一个  $1 \times 1$  矩阵  $[a]$ ，其行列式就是它本身  $a$ 。所以：  
 $|\Sigma| = |[\sigma^2]| = \sigma^2$
  - 因此， $|\Sigma|^{1/2}$  就是  $(\sigma^2)^{1/2} = \sigma$ 。
  - 将这两部分组合起来，系数部分变为：  
 $\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}$
- 简化指数部分**  $-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$ ：
  - 向量差  $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$  变为标量差  $(x - \mu)$ 。
  - 标量的转置  $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T$  还是其本身  $(x - \mu)$ 。
  - 计算协方差矩阵的逆矩阵  $\Sigma^{-1}$ 。对于一个  $1 \times 1$  矩阵  $[a]$ ，其逆矩阵是  $[1/a]$ 。所以：  
 $\Sigma^{-1} = [\sigma^2]^{-1} = \left[\frac{1}{\sigma^2}\right]$
  - 现在，我们将这些标量代入二次型。原本的矩阵乘法现在变成了普通的标量乘法：  
 $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \rightarrow (x - \mu) \cdot \left(\frac{1}{\sigma^2}\right) \cdot (x - \mu) = \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}$
  - 最后，乘上系数  $-\frac{1}{2}$ ，整个指数部分变为：  
 $-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2} = -\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}$

## 第三步：组合得到最终结果

我们将简化后的系数部分和指数部分重新组合起来，放入  $\exp[...]$  中：

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]$$

这正是我们所熟知的一元正态分布的概率密度函数。这个推导过程完美地展示了多元公式的普适性，以及矩阵的行列式、逆和转置等运算是如何优雅地退化为标量的基本运算的。

题型：求多元正态分布

4.2 多元正态分布



例4. 2. 1 (二元正态分布) 设 $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim N_2(\mu, \Sigma)$ ,

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} > 0$$

(即 $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0, |\rho| < 1$ )

- (1)试写出X的联合密度函数和边缘密度函数;  
(2)试说明ρ的统计意义.

题目：  
设  $X = (X_1, X_2) \sim N_2(\mu, \Sigma)$ ，其中  $\mu$  和  $\Sigma$  已给出。  
(1) 试写出X的联合密度函数和边缘密度函数；  
(2) 试说明ρ的统计意义。

特征	联合分布 (Joint Distribution)	边缘分布 (Marginal Distribution)	条件分布 (Conditional Distribution)
核心问题	“身高 和 体重 同时 发生的概率是怎样的？”	“如果我们 完全不管 体重，只看 身高 的整体分布是怎样的？”	“已知 身高是170cm，在这种 情况下，体重的分布是怎样的？”
描述对象	描述 所有变量作为一个整体 的行为。	描述 某一个变量 的个体行为，忽略其他变量。	描述在 某个变量取特定值 的前提下， 另一个变量 的行为。
变量数量	涉及 多个 变量 ( $X_1, X_2, \dots$ )。	只涉及 一个 变量 ( $X_1$ )。	涉及 一个 变量，但其分布依赖于另一个变量的给定值 ( $X_2 X_1 = x_1$ )。
数学记号	$f(x_1, x_2)$	$f(x_1)$ 或 $f(x_2)$	$f(x_2 x_1)$ 或 $f(x_1 x_2)$
直观类比 (班级学生花名册)	整个花名册表格，包含“身高”和“体重”两列，我们同时关注每一行的数据。	只看“身高”那一列，并根据这一列画出全班的身高直方图，完全不看体重列。	筛选花名册：先找出所有身高为170cm的学生，然后对 这个筛选出的小组 的体重画直方图。
3D概率山丘模型	整座3D山丘本身。山丘在任意点的高度代表该点的联合概率密度。	山丘的投影/影子。把山丘向身高轴“压扁”，得到的2D钟形曲线就是身高的边缘分布。	山丘的垂直切片。用一把刀在“身高=170cm”处垂直切下，切面形成的曲线就是条件分布。
如何得到	这是 <b>最基础、最完整</b> 的分布信息。	对联合分布 <b>积分掉</b> 另一个变量。 $f(x_1) = \int f(x_1, x_2)dx_2$	联合分布 <b>除以</b> 你所知道的那个变量的边缘分布。 $f(x_2 x_1) = \frac{f(x_1, x_2)}{f(x_1)}$
一句话总结	完整的全局图景	某个维度的宏观概览	基于已知信息的局部特写

假设看了上一章，已经懂了如何推导公式

## 解答：二元正态分布的联合与边缘密度函数

### 第一步：直接写出边缘密度函数

多元正态分布有一个非常优美的性质：它的任意一个分量的边缘分布都是一元正态分布。

对于题目中的二元正态随机向量  $\mathbf{X} = (X_1, X_2) \sim N_2(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ，我们可以直接从均值向量  $\boldsymbol{\mu}$  和协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$  中读取每个分量的参数：

- 对于  $X_1$ ：均值为  $\mu_1$ ，方差为  $\sigma_{11} = \sigma_1^2$ 。
- 对于  $X_2$ ：均值为  $\mu_2$ ，方差为  $\sigma_{22} = \sigma_2^2$ 。

因此，我们可以直接写出它们各自的边缘密度函数：

- $X_1$ 的边缘密度函数**  $f(x_1)$ ，服从  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ：

$$f(x_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left\{-\frac{(x_1 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right\}$$

- $X_2$ 的边缘密度函数**  $f(x_2)$ ，服从  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ ：

$$f(x_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{(x_2 - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right\}$$

### 第二步：回顾多元正态分布的通用矩阵公式

现在，我们来推导联合密度函数。我们从  $p$  维正态分布的通用矩阵定义开始：

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right]$$

对于我们的**二元**正态分布， $p=2$ ，向量和矩阵具体为：

- $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$
- $\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}$
- $\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}$

为了将这个通用公式展开，我们需要计算两个关键部分：**行列式**  $|\boldsymbol{\Sigma}|$  和 **逆矩阵**  $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ 。

### 第三步：计算 $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ (展开矩阵)

- 计算行列式  $|\boldsymbol{\Sigma}|$ ：**

$$|\boldsymbol{\Sigma}| = (\sigma_1^2)(\sigma_2^2) - (\rho\sigma_1\sigma_2)(\rho\sigma_1\sigma_2) = \sigma_1^2\sigma_2^2 - \rho^2\sigma_1^2\sigma_2^2$$

提取公因式，得到：

$$|\boldsymbol{\Sigma}| = \sigma_1^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)$$

- 计算逆矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ ：**

对于一个2x2矩阵  $A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$ ，其逆矩阵为  $A^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$ 。

将此公式应用于  $\boldsymbol{\Sigma}$ ：

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \frac{1}{\sigma_1^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)} \begin{pmatrix} \sigma_2^2 & -\rho\sigma_1\sigma_2 \\ -\rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{pmatrix}$$

为了简化，我们可以将分母中的  $\sigma_1^2\sigma_2^2$  乘入矩阵内部：

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \frac{1}{1 - \rho^2} \begin{pmatrix} \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} & \frac{-\rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} \\ \frac{-\rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} & \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} \end{pmatrix} = \frac{1}{1 - \rho^2} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & \frac{-\rho}{\sigma_1\sigma_2} \\ \frac{-\rho}{\sigma_1\sigma_2} & \frac{1}{\sigma_2^2} \end{pmatrix}$$

### 第四步：代入并展开，得到最终的联合密度函数

现在，我们将计算出的  $|\boldsymbol{\Sigma}|$  和  $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$  代回通用的矩阵公式中。

- 处理系数部分：**

$$\frac{1}{(2\pi)^{2/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} = \frac{1}{2\pi \sqrt{\sigma_1^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)}} = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1 - \rho^2}}$$

- 处理指数部分  $\exp[\dots]$ ：**

指数的核心是二次型  $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$ 。我们来展开它：

$$\begin{pmatrix} x_1 - \mu_1 & x_2 - \mu_2 \end{pmatrix} \left[ \frac{1}{1 - \rho^2} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & \frac{-\rho}{\sigma_1\sigma_2} \\ \frac{-\rho}{\sigma_1\sigma_2} & \frac{1}{\sigma_2^2} \end{pmatrix} \right] \begin{pmatrix} x_1 - \mu_1 \\ x_2 - \mu_2 \end{pmatrix}$$

将常数  $1/(1-\rho^2)$  提到最前面，先计算矩阵乘法。

$$= \frac{1}{1-\rho^2} \left[ \left( \frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1} \right)^2 - 2\rho \frac{(x_1-\mu_1)(x_2-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \left( \frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2} \right)^2 \right]$$

3. **组合成最终函数:**

将系数和指数部分组合起来，并代入  $\exp[-1/2 * \dots]$  中，我们得到最终的联合密度函数：

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \left( \frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1} \right)^2 - 2\rho \left( \frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1} \right) \left( \frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2} \right) + \left( \frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2} \right)^2 \right] \right\}$$

这个过程展示了如何从一个简洁的、适用于任何维度的矩阵公式，通过具体的代数运算，推导出我们熟悉的二元正态分布的展开式。

## (2) 说明ρ的统计意义

**ρ 是随机变量 x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub> 之间的线性相关系数 (Linear Correlation Coefficient)。**

它的统计意义如下：

1. **度量线性关系强度和方向:**

- ρ 的值域为 [-1, 1]。
- 当 ρ > 0 时，x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub> 呈**正相关**。一个变量增大时，另一个变量也倾向于增大。
- 当 ρ < 0 时，x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub> 呈**负相关**。一个变量增大时，另一个变量倾向于减小。
- 当 ρ = 0 时，x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub> **线性不相关**。
- |ρ| 的绝对值越接近1，表示两个变量之间的线性关系越强。|ρ| = 1 意味着它们之间是完全的线性关系。

2. **在正态分布下的特殊意义:**

对于**一般**的随机变量，ρ = 0（不相关）**不一定**意味着两个变量是**独立**的。

但是，对于**二元正态分布**的变量 x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub>，这是一个非常特殊的性质：

**ρ = 0 (不相关) 与 x<sub>1</sub> 和 x<sub>2</sub> 相互独立是等价的。**

这意味着，如果两个正态分布的变量没有线性关系，那它们就没有任何关系，是完全独立的。这极大地简化了统计分析。

## (3)条件分布

$$f(x_2|x_1) = \frac{f(x_1,x_2)}{f(x_1)}$$

不再赘述。