

Moment

杨弘毅

创建: 2021 年 4 月 8 日

修改: 2021 年 4 月 9 日

1 矩的含义

数学中矩的概念来自物理学，在物理学中，矩表示距离和物理量的乘积。如力与力臂（参考点的距离）的乘积，得到的是力矩（或扭矩）。可以理解为一杆“秤”，“秤”的平衡的两边重量与距离的乘积相同，则能保持平衡。

而在概率论上，可以理解秤为一杆秤的两端的概率为1，中心点概率为0。如一端秤砣重量，为中奖金额500元，但中奖概率为千分之一，即离中心点距离为0.1%，那么期望为0.5元。可以理解为了使秤保持平衡，则另一端，在概率为1，其秤砣重量，中奖金额应为0.5元。

而这样既可以把期望看成是矩，即距离（概率）乘以力的大小（随机变量）：

$$E[x] = \sum_i p_i x_i$$

n 阶矩可以表示为，其中 $f(x)$ 为概率密度函数（probability density function）：

$$\mu_n = \int_{-\infty}^{\infty} (x - c)^n f(x) dx$$

Reference

<https://www.zhihu.com/question/19915565/answer/233262673>

[https://en.wikipedia.org/wiki/Moment_\(mathematics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Moment_(mathematics))

2 原点矩（Raw/crude moment）

当 $c = 0$ 时，称为原点矩。此时则有平均数（mean）或期望（expected value）的连续形式为：

$$\mu = E(x) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - 0)^1 f(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$

其离散形式为：

$$\mu = E(x) = \sum_i x_i p_i$$

3 中心矩（Central moment）

期望值可以成为随机变量的中心，即当 $c = E(x)$ 时

$$\mu_n = E[(x - E(x))^n] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(x))^n f(x) dx$$

同时可知任何变量的一阶中心矩为0:

$$\begin{aligned}\mu_1 &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(x))^1 f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx - \int_{-\infty}^{\infty} E(x) f(x) dx \\ &= E(x) - E(x) \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx \\ &= E(x) - E(x) \times 1 = 0\end{aligned}$$

而二阶中心矩 (second central moment) 为方差 (Variance)

$$\begin{aligned}\mu_2 &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(x))^2 f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx - 2E(x) \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx + [E(x)]^2 \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx - 2E(x)E(x) + [E(x)]^2 \times 1 \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx - [E(x)]^2 \\ &= E(x^2) - [E(x)]^2 = \sigma^2\end{aligned}$$

其离散形式则有:

$$\text{Var}(x) = \sigma^2 = \sum p_i (x_i - \mu)^2$$

Reference

https://en.wikipedia.org/wiki/Central_moment

4 标准矩 (Standardized moment)

标准矩为标准化 (除以标准差) 后的中心矩, 第 n 阶中心矩 (standardized moment of degree n) 有:

$$\mu_n = E[(x - \mu)^n] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^n f(x) dx$$

已知标准差的 n 次方有:

$$\sigma^n = \left(\sqrt{E[(x - \mu)^2]} \right)^n = (E[(x - \mu)^2])^{n/2}$$

此时, 第 n 阶标准矩有:

$$\tilde{\mu}_n = \frac{\mu_n}{\sigma^n} = E \left[\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^n \right]$$

由一阶中心矩为0, 可知一阶标准矩 (first standardized moment) 也为0。而二阶标准矩 (second standardized moment) 则有:

$$\tilde{\mu}_2 = \frac{\mu_2}{\sigma^2} = \frac{E[(x - \mu)^2]}{(E[(x - \mu)^2])^{2/2}} = 1$$

偏度 (skewness)

三阶标准矩 (third standardized moment) 为**偏度**:

$$\tilde{\mu}_3 = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{E[(x - \mu)^3]}{(E[(x - \mu)^2])^{3/2}}$$

偏度分为两种:

- 负偏态或左偏态: 左侧的尾部更长, 分布的主体集中在右侧
- 正偏态或右偏态: 右侧的尾部更长, 分布的主体集中在左侧

峰度 (kurtosis)

四阶标准矩 (third standardized moment) 为**峰度**:

$$\tilde{\mu}_4 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} = \frac{E[(x - \mu)^4]}{(E[(x - \mu)^2])^{4/2}}$$

定义**超值峰度 (excess kurtosis)**为峰度-3, 使得正态分布的峰度为0:

$$\text{excess kurtosis} = \tilde{\mu}_4 - 3$$

- 如果超值峰度为正, 即峰度值大于3, 称为高狭峰 (leptokurtic)
- 如果超值峰度为负, 即峰度值小于3, 称为低阔峰 (platykurtic)

Reference

https://en.wikipedia.org/wiki/Standardized_moment