



北京理工大学
Beijing Institute of Technology

本科生实验报告

课程名称：高级数字信号处理

实验名称：均值估计、方差估计实验

任课教师：	田黎育			实验教师：	田黎育
实验日期：	2025 年 10 月 28 日			实验地点：	
实验类型：	<input checked="" type="checkbox"/> 原理验证 <input type="checkbox"/> 综合设计 <input type="checkbox"/> 自主创新				
学生姓名：	闫子易	班级：	13212302	学号：	1120230621
学 院：	集成电路与电子学院			专 业：	电子科学与技术
组 号：		同 组 同 学：			
成 绩：					



集成电路与电子学院
SCHOOL OF INTEGRATED CIRCUITS
AND ELECTRONICS

实验一

一、实验目的

$$N(\mu, \sigma^2)$$

$$\mu = 3, \sigma = 1.9$$

求均值估计，方差估计

对每个估计又分别求它们的均值和方差。

$$n=2,5,10,100,1000$$

x_1, x_2, \dots, x_n 多少次

$$m = 10^3, 10^4, 10^5, 10^6$$

二、实验原理

该实验的核心原理在于探究正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 下，样本均值 \bar{X} 和样本方差 S^2 这两个基本统计量作为总体参数 μ 和 σ^2 的估计量时，其自身的抽样分布特性，特别是它们的期望（均值）和方差。实验通过蒙特卡洛模拟方法，从已知参数（ $\mu = 3, \sigma = 1.9$ ）的总体中反复抽取大量样本，以经验方式逼近这些估计量的理论性质。

设总体服从正态分布：

$$X \sim N(\mu, \sigma^2), \quad \text{其中 } \mu = 3, \sigma = 1.9.$$

从该总体中独立抽取容量为 n 的样本：

$$X_1, X_2, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu, \sigma^2).$$

定义两个常用估计量：

- 样本均值（均值估计）：

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

- 样本方差（方差估计，无偏版本）：

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

对于**均值估计**，实验采用的是样本均值 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ 。

如果 X_1, X_2, \dots, X_n 独立且分别服从正态分布，那么任意线性组合

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

也服从正态分布。

样本均值的期望为

$$\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] = \frac{1}{n} \cdot n\mu = \mu$$

由于 X_i 独立，样本均值的方差：

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) = \frac{1}{n^2} \cdot n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}$$

所以无论样本量 n 大小，样本均值 \bar{X} 都是总体均值 μ 的无偏估计量，即其期望 $E[\bar{X}] = \mu$ 。同时， \bar{X} 的方差（也称为均值估计量的方差）为 $\text{Var}(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n}$ ，这表明随着样本量 n 的增加，样本均值的波动性会减小，估计会更加精确和稳定。

对于**方差估计**，实验采用无偏样本方差 $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 。该估计量的关键性质是其无偏性，即 $E[S^2] = \sigma^2$ ，这意味着在大量重复抽样下，样本方差的平均值会收敛于真实的总体方差 σ^2 。然而， S^2 本身的方差（即方差估计量的方差）则更为复杂，其理论值为 $\text{Var}(S^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1}$ 。推导过程如下：

对于正态总体，有经典结果：

$$\frac{(n-1)S_n^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

由此可得：期望（无偏性）：

$$\mathbb{E}[S_n^2] = \sigma^2$$

方差：

$$\text{Var}(S_n^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1}$$

若 $Y \sim \chi_k^2$ ，则 $\mathbb{E}[Y] = k$ ， $\text{Var}(Y) = 2k$ 。令 $Y = \frac{(n-1)S_n^2}{\sigma^2}$ ，

$$\text{则Var}(S_n^2) = \left(\frac{\sigma^2}{n-1}\right)^2 \cdot 2(n-1) = \frac{2\sigma^4}{n-1}$$

对每组 (n, m) ，其中： $n \in \{2, 5, 10, 100, 1000\}$ ；样本容量 $m \in \{10^3, 10^4, 10^5, 10^6\}$ ；
重复实验次数

执行以下步骤 m 次：1.生成 n 个独立 $N(3, 1.9^2)$ 随机数；2.计算本次的 $\bar{X}_n^{(j)}$ 和 $S_n^{2(j)}$ ，
 $j = 1, \dots, m$ 。

然后计算：均值估计的模拟均值与方差：

$$\hat{\mathbb{E}}[\bar{X}_n] = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \bar{X}_n^{(j)}, \quad \widehat{\text{Var}}(\bar{X}_n) = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m \left(\bar{X}_n^{(j)} - \hat{\mathbb{E}}[\bar{X}_n] \right)^2$$

方差估计的模拟均值与方差：

$$\hat{\mathbb{E}}[S_n^2] = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m S_n^{2(j)}, \quad \widehat{\text{Var}}(S_n^2) = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m \left(S_n^{2(j)} - \hat{\mathbb{E}}[S_n^2] \right)^2$$

前者用于验证 $E[\bar{X}] \approx \mu$ 和 $E[S^2] \approx \sigma^2$ ，后者则用于验证 $\text{Var}(\bar{X}) \approx \sigma^2/n$ 和 $\text{Var}(S^2) \approx 2\sigma^4/(n-1)$ 。随着模拟次数 m 的急剧增大（从 10^3 到 10^6 ），根据大数定律，这些经验计算出的均值和方差将越来越接近其理论真值，从而直观地展示估计量的无偏性和有效性如何随样本量 n 变化，并验证模拟结果的收敛性。此外，由于数据来自正态分布，样本均值 \bar{X} 和样本方差 S^2 在理论上是相互独立的，这也是正态分布的一个特殊而重要的性质，虽然本实验的主要目标可能不直接在于验证独立性，但这一性质保证了对两者抽样分布的研究可以分开进行。

三、运行代码及实验内容

```
clear; clc; close all;
```

```
% 真实参数
```

```
mu_true = 3;
```

```
sigma_true = 1.9;
```

```
sigma2_true = sigma_true^2;
```

```
% 更细的 n 值（对数尺度，从 2 到 1000）
```

```

n_min = 2;
n_max = 500;
n_count = 30;

n_vals = round(logspace(log10(n_min), log10(n_max), n_count)); % 30 个点
n_vals = unique(n_vals); % 去重 (因为 round 可能重复)

% 固定一个较大的 m (平衡精度和速度)
m = 1e4; % 可改为 1e6, 但会慢很多

% 预分配数组
mean_of_means = zeros(size(n_vals));
var_of_means = zeros(size(n_vals));
mean_of_vars = zeros(size(n_vals));
var_of_vars = zeros(size(n_vals));

% 理论曲线
theory_var_mean = sigma2_true ./ n_vals;
theory_var_var = 2 * sigma2_true^2 ./ (n_vals - 1);

fprintf('Running simulations for m = %.0e...\n', m);
for i = 1:length(n_vals)
    n = n_vals(i);

    % 生成 n x m 的随机矩阵
    X = mu_true + sigma_true * randn(n, m);

    % 样本均值和无偏方差 (按列)
    sample_means = mean(X, 1); % 1 x m
    sample_vars = var(X, 0, 1); % 1 x m (无偏)

    % 估计量的均值和方差 (用总体方差, 除以 m)
    mean_of_means(i) = mean(sample_means);
    var_of_means(i) = var(sample_means, 1); % 除以 m

    mean_of_vars(i) = mean(sample_vars);
    var_of_vars(i) = var(sample_vars, 1);

    if mod(i, 5) == 0 || i == length(n_vals)
        fprintf('  n = %4d done.\n', n);
    end
end
end

```

%% 绘图

figure();

% 1. 样本均值的平均值

subplot(2, 2, 1);

plot(n_vals, mean_of_means, 'bo-', 'MarkerSize', 4, 'DisplayName',
'Simulated');

yline(mu_true, 'r--', 'LineWidth', 1.5, 'DisplayName', 'True $\mu = 3$ ');

xlabel('Sample size n');

ylabel('\$Mean\ of\ \hat{\mu}\$', 'Interpreter', 'latex');

title('Mean of Sample Mean Estimator');

legend('Location', 'best');

grid on;

set(gca, 'XScale', 'log');

% 2. 样本均值的方差

subplot(2, 2, 2);

plot(n_vals, var_of_means, 'bo-', 'MarkerSize', 4, 'DisplayName', 'Simulated');

hold on;

plot(n_vals, theory_var_mean, 'r--', 'LineWidth', 1.5, 'DisplayName', 'Theory:
 σ^2/n ');

xlabel('Sample size n');

ylabel('\$Var(\hat{\mu})\$', 'Interpreter', 'latex');

title('Variance of Sample Mean Estimator');

legend('Location', 'best');

grid on;

set(gca, 'XScale', 'log');

% 3. 样本方差的平均值

subplot(2, 2, 3);

plot(n_vals, mean_of_vars, 'go-', 'MarkerSize', 4, 'DisplayName', 'Simulated');

yline(sigma2_true, 'r--', 'LineWidth', 1.5, 'DisplayName', 'True $\sigma^2 =$
3.61');

xlabel('Sample size n');

ylabel('\$Mean\ of\ \hat{\sigma}^2\$', 'Interpreter', 'latex');

title('Mean of Sample Variance Estimator');

legend('Location', 'best');

grid on;

set(gca, 'XScale', 'log');

% 4. 样本方差的方差

```

subplot(2, 2, 4);
plot(n_vals, var_of_vars, 'go-', 'MarkerSize', 4, 'DisplayName', 'Simulated');
hold on;
plot(n_vals, theory_var_var, 'r--', 'LineWidth', 1.5, 'DisplayName', 'Theory:
2\sigma^4/(n-1)');
xlabel('Sample size n');
ylabel('Var(\hat{\sigma}^2)', 'Interpreter', 'latex');
title('Variance of Sample Variance Estimator');
legend('Location', 'best');
grid on;
set(gca, 'XScale', 'log');

sgtitle(sprintf('Estimator Performance (m = %.0e simulations per n)', m),
'FontSize', 14);

```

实验参数对应关系

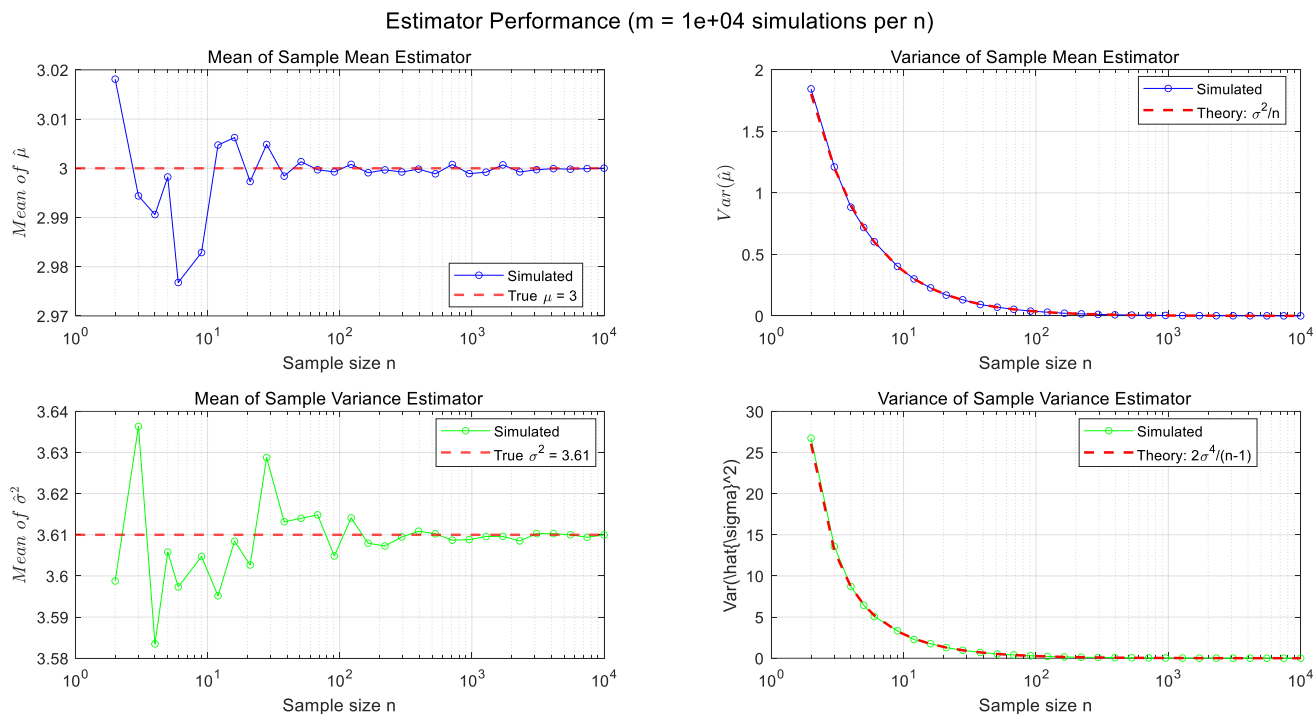
参数/变量名	含义说明
mu_true	正态分布的真实均值（这里设为 3）
sigma_true	正态分布的真实标准差（这里设为 1.9）
sigma2_true	正态分布的真实方差，等于 σ_true^2
n_min	样本量的最小值（2）
n_max	样本量的最大值（500）
n_count	在对数尺度上取的样本量点数（30 个）
n_vals	实际用于模拟的一组样本量（对数均匀分布，去重后得到）
m	每个样本量下的重复模拟次数（默认 1e1，可改为 1e6 提高精度）
mean_of_means	各样本量下，样本均值估计量的平均值
var_of_means	各样本量下，样本均值估计量的方差
mean_of_vars	各样本量下，样本方差估计量的平均值
var_of_vars	各样本量下，样本方差估计量的方差
theory_var_mean	理论上样本均值的方差公式： σ^2/n
theory_var_var	理论上样本方差的方差公式： $2\sigma^4/(n-1)$
X	随机生成的样本矩阵，维度为 $n \times m$ ，每列为一次独立样本
sample_means	每列样本的均值（1 x m 向量）
sample_vars	每列样本的无偏方差（1 x m 向量）

这份代码的核心思想是通过模拟来检验统计估计量的性质，并将经验结果与理论公式进行对比。首先在开头部分设定了正态分布的真实参数：均值 $\mu_{\text{true}}=3$ ，标准差 $\sigma_{\text{true}}=1.9$ ，并计算真实方差 $\sigma^2_{\text{true}}=\sigma_{\text{true}}^2$ 。随后定义样本量的范围，从 $n_{\text{min}}=2$ 到 $n_{\text{max}}=500$ ，在对数尺度上取 30 个点 $n_{\text{vals}}=\text{round}(\text{logspace}(...))$ ，这样可以在小样本和大样本区间都保持较好的分辨率。为了避免重复值，使用 `unique` 去重。模拟次数 m 默认设为 $1e3$ ，即每个样本量重复 1000 次，当然也可以改为 $1e6$ 以获得更平滑的结果，但计算会非常耗时。

在主循环中，代码对每个样本量 n 生成一个 $n \times m$ 的随机矩阵 $X=\mu_{\text{true}}+\sigma_{\text{true}}*\text{randn}(n,m)$ ，其中每一列代表一次独立的样本。接着计算每列的样本均值 $\text{sample_means}=\text{mean}(X,1)$ 和无偏样本方差 $\text{sample_vars}=\text{var}(X,0,1)$ 。然后对这些估计量再取均值和方差，例如 $\text{mean_of_means}(i)=\text{mean}(\text{sample_means})$ 表示样本均值估计量的期望， $\text{var_of_means}(i)=\text{var}(\text{sample_means},1)$ 表示样本均值估计量的方差。这里 $\text{var}(...,1)$ 的用法是采用总体方差公式（除以 m ），而不是无偏估计。对于样本方差估计量，同样记录了 $\text{mean_of_vars}(i)$ 和 $\text{var_of_vars}(i)$ 。在循环中还加入了进度提示 `fprintf('n=%4ddone.\n',n)`，方便观察运行情况。

为了验证样本估计的正确程度，我把两条方差估计的理论值参考曲线也画了出来，这样和实际样本估计得到的点叠加在一起，可以很容易地观察与理论值的差异。样本均值的方差 $\text{theory_var_mean}=\sigma^2_{\text{true}}/n_{\text{vals}}$ ，这是经典结果，说明均值的精度随样本量增加而提高；样本方差的方差 $\text{theory_var_var}=2*\sigma^2_{\text{true}}^2/(n_{\text{vals}}-1)$ ，这是 χ^2 分布推导出的公式，体现了样本方差的不稳定性在小样本下尤其明显。最后绘图部分使用了四个子图：第一个子图展示 mean_of_means 与真实均值 μ_{true} 的比较，验证样本均值是无偏估计；第二个子图展示 var_of_means 与理论曲线 σ^2/n 的比较，说明模拟结果与理论一致；第三个子图展示 mean_of_vars 与真实方差 σ^2_{true} 的比较，验证样本方差的无偏性；第四个子图展示 var_of_vars 与理论曲线 $\frac{2\sigma^4}{n-1}$ 的比较，体现样本方差随 n 增大而收敛。所有图的横轴都设为对数尺度 `set(gca,'XScale','log')`，这样能更直观地观察不同数量级的样本量下的变化趋势。

首先，固定模拟次数 $m = 1e4$ ，经检验这个 m 值能兼顾曲线平滑和运算性能， n 设为从 2 增加到 10000，运行结果如下。



我们来看生成的这四张图。

样本均值估计量的均值图展示了随着样本量 n 增大，用样本平均值去估计总体均值的效果。蓝色的模拟曲线一开始在小样本时（比如 $n=10$ ）波动很大，甚至偏离真实值（红色虚线）很远。模拟均值曲线从小样本时有明显偏差或波动，随着 n 增大快速接近并趋于平稳在红色虚线 $\mu=3$ 附近。说明样本均值是个无偏且一致的估计量，样本越大越准。

样本均值估计量的方差图显示了样本均值估计的“稳定性”或“精度”。红色虚线代表理论上的方差公式 σ^2/n ，蓝色模拟曲线和它几乎完全重合。可以看到，随着样本量 n 从 10 增加到 10000，方差从接近 2 急剧下降到接近 0。这说明样本量越大，用样本均值去估计总体均值，结果就越集中、越可靠。

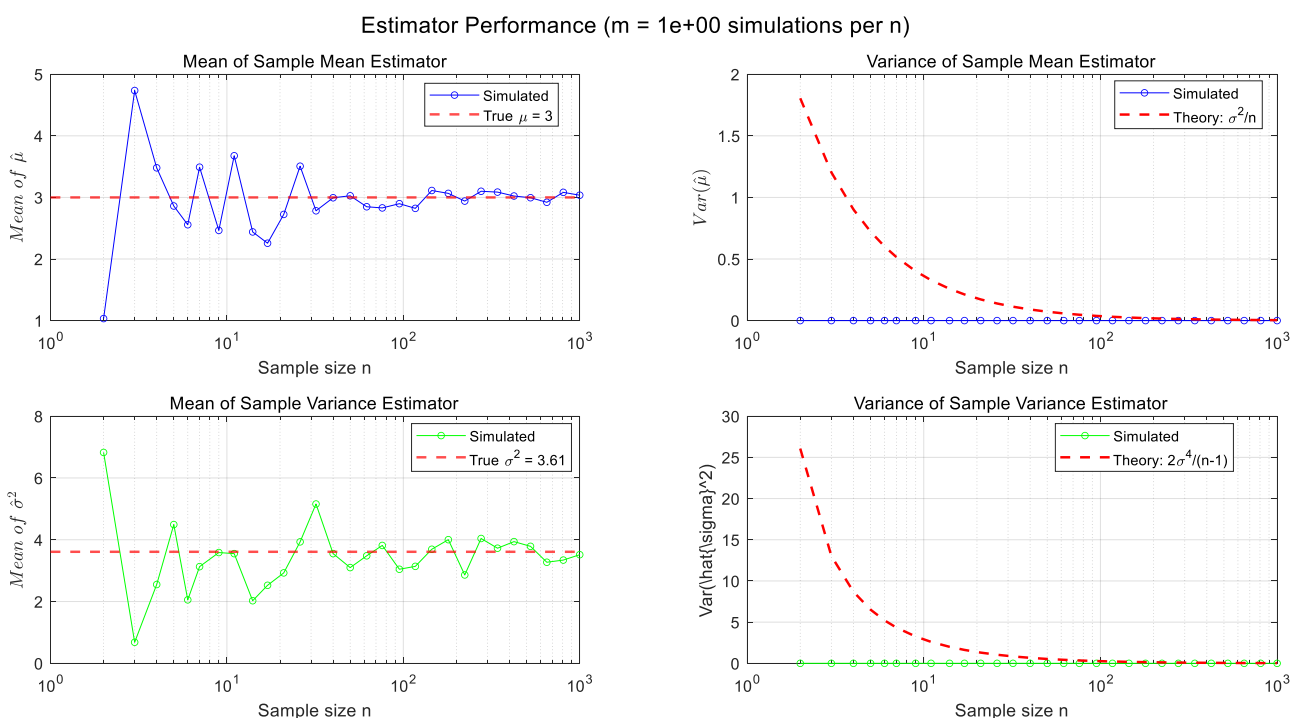
样本方差估计量的均值图看的是用样本方差去估计总体方差的表现。绿色的模拟曲线一开始在小样本时（比如 $n=10$ ）波动剧烈，有时高有时低，但平均值（长期趋势）始终围绕着真实值（红色虚线）上下浮动。随着样本量增大，波动越来越小，曲线越来越平滑地贴近真实值。模拟均值曲线在小 n 区波动较大，随 n 增大整体收

敛到红色虚线 $\sigma^2=3.61$ ，但收敛速度比样本均值慢且波动幅度更大。说明无偏样本方差在期望上收敛到真实方差，但其分布较为不稳定，需要更大的 n 或更多的模拟次数 m 才能获得平滑的估计均值。

样本方差估计量的方差图展示的是样本方差这个估计量本身的“不稳定性”。绿色模拟曲线和红色虚线（理论公式 $2\sigma^4/(n-1)$ ）非常吻合。可以看到，当样本量 n 很小时（比如 10），方差高达 30 左右，意味着每次抽样得到的样本方差可能差别很大。但随着样本量增大，方差快速下降，到 $n=100$ 时已经降到 5 以下， $n=1000$ 时几乎为 0。这说明虽然样本方差是无偏的，但在小样本下它的波动性非常大，需要足够大的样本才能保证其估计结果稳定可靠。

现在我们固定 n 为 10^3 ，把 m 从 $1e0$ 逐渐增大至 $1e6$ ，来观察曲线的变化。

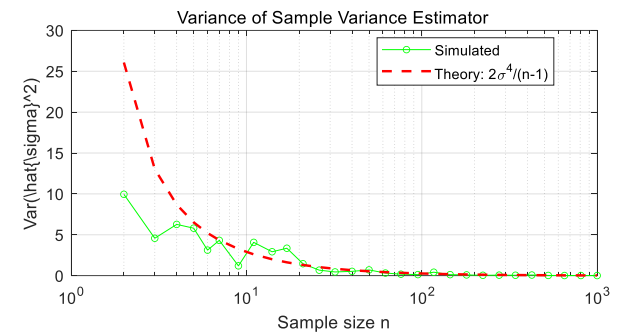
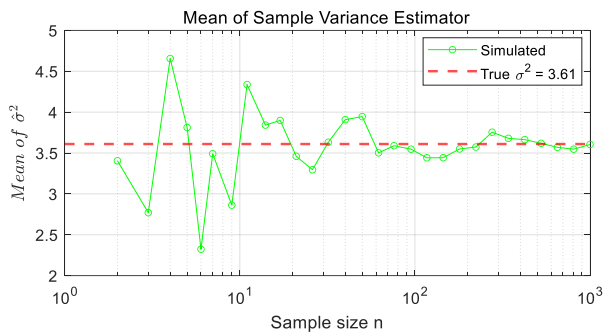
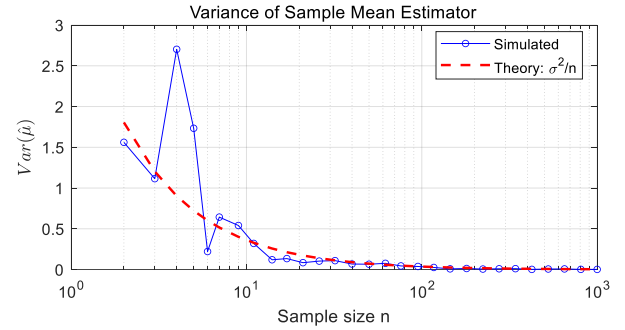
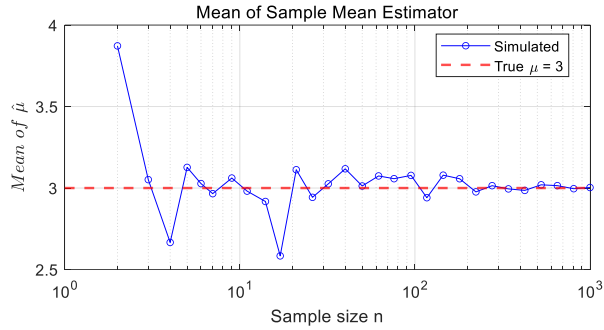
$m = 1e0$ 时，



可以看到此时两个估计的方差图完全不符合理论值，就是一条直线。

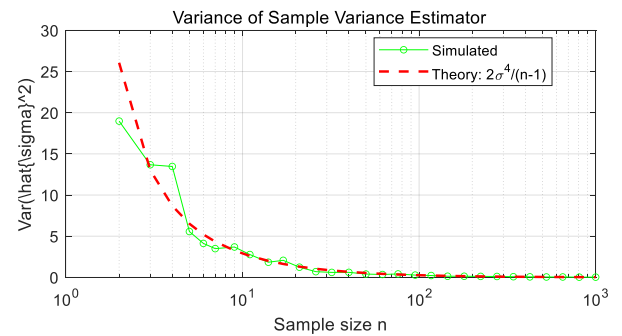
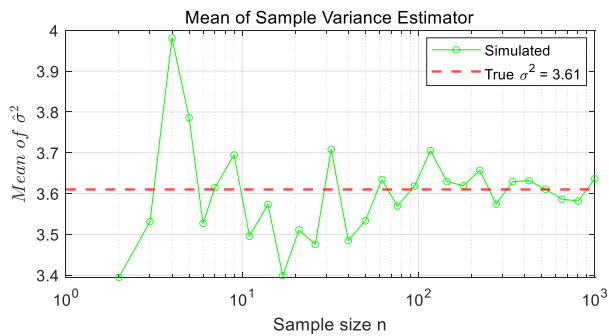
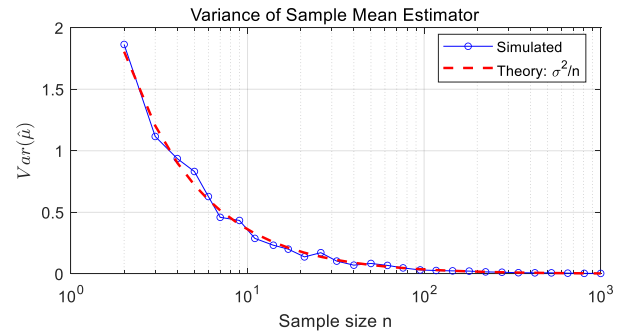
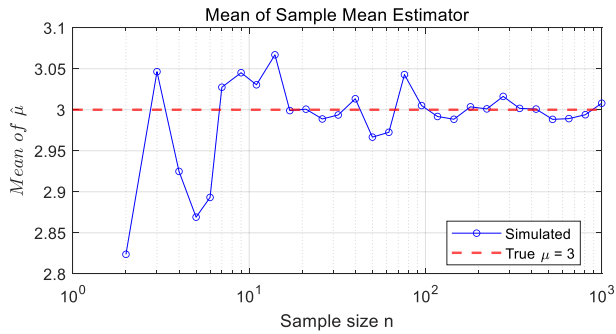
$m = 1e1$ 时,

Estimator Performance ($m = 1e+01$ simulations per n)



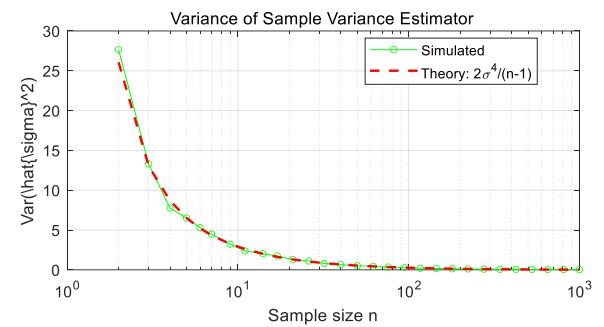
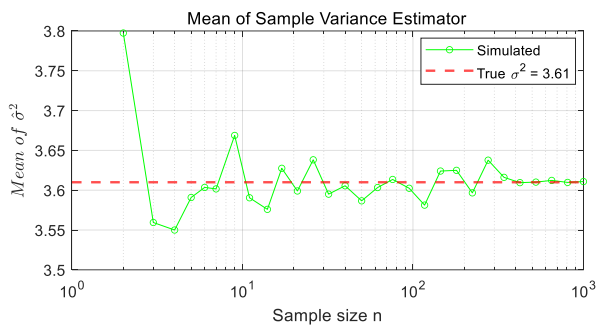
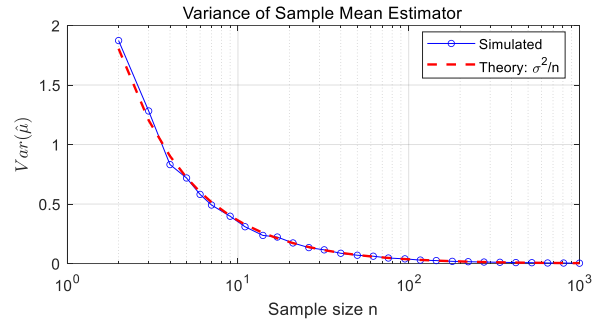
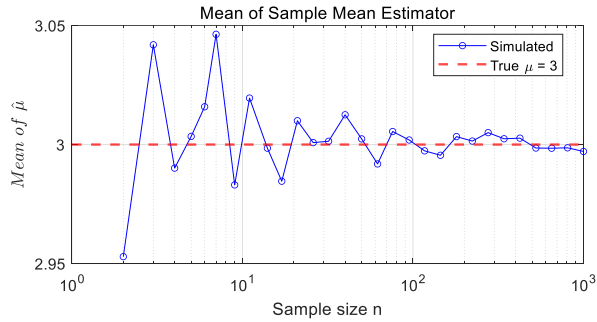
$m = 1e2$ 时,

Estimator Performance ($m = 1e+02$ simulations per n)



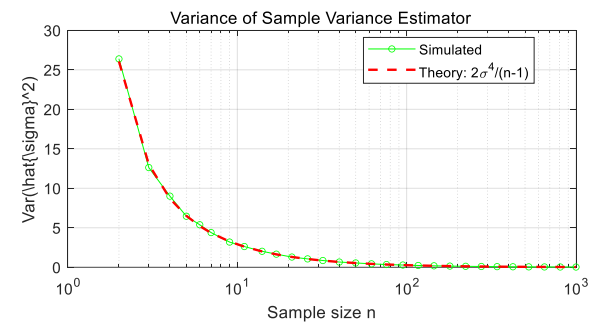
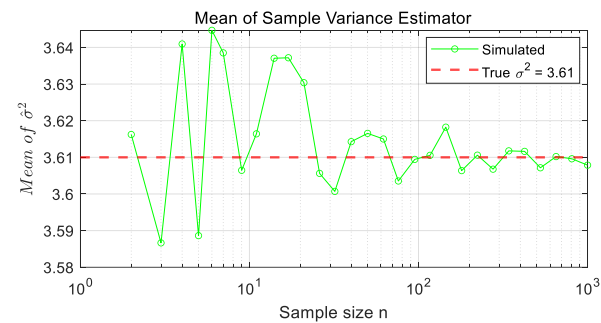
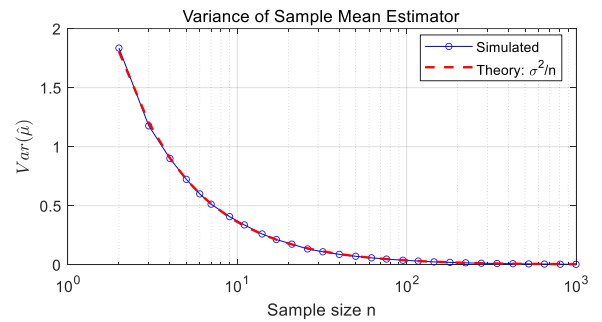
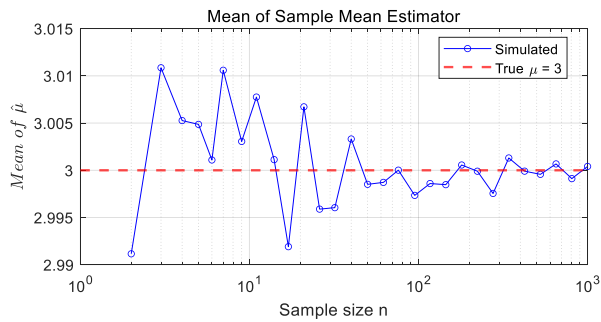
m = 1e3 时

Estimator Performance (m = 1e+03 simulations per n)



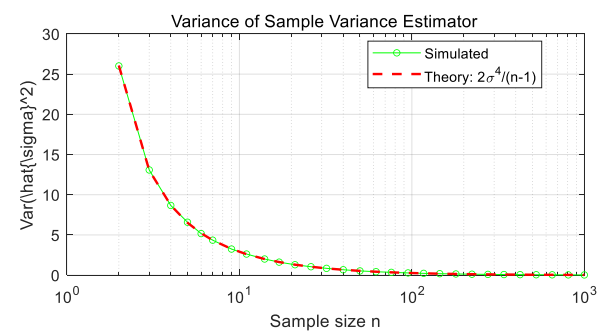
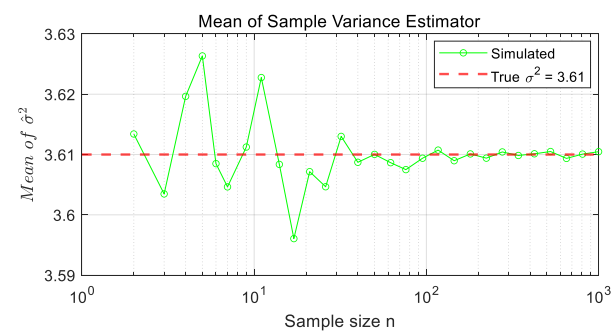
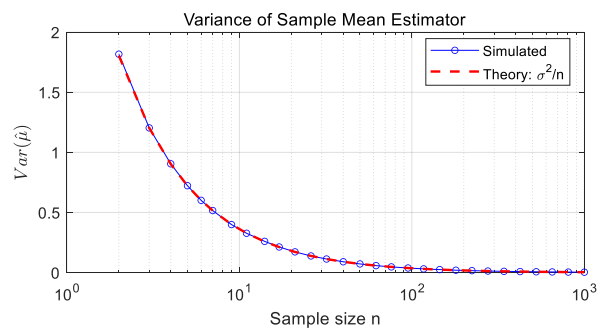
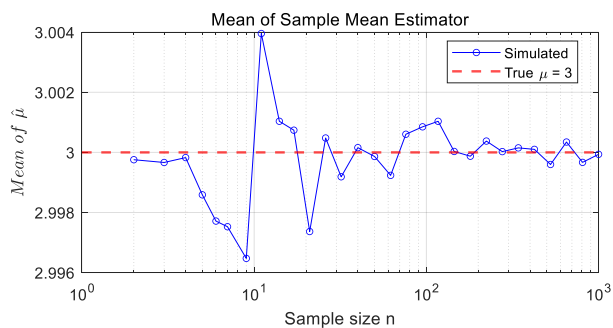
m = 1e4 时

Estimator Performance (m = 1e+04 simulations per n)



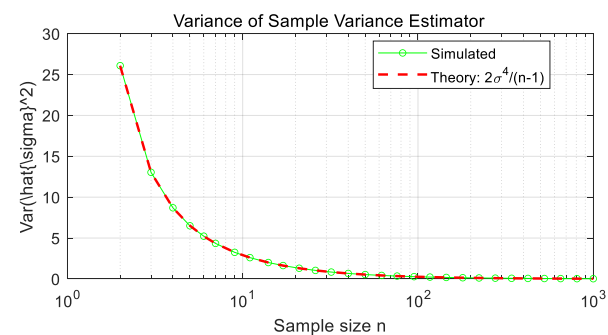
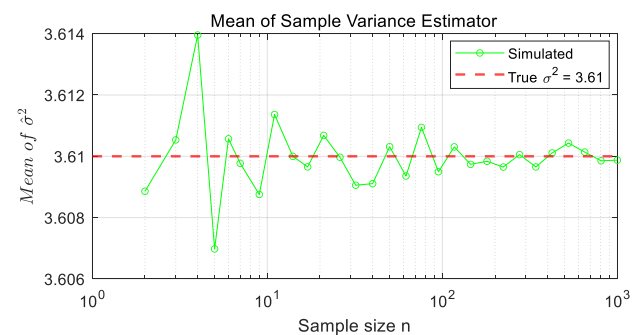
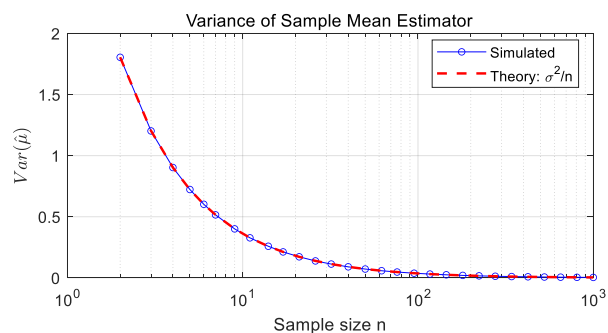
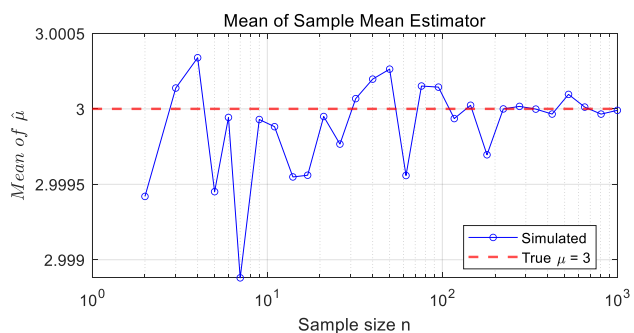
$m = 1e5$ 时

Estimator Performance ($m = 1e+05$ simulations per n)



$m = 1e6$ 时

Estimator Performance ($m = 1e+06$ simulations per n)



(注意, 两种估计的均值图的纵坐标刻度值是变化的, 随着 m 的增大是越来越小的, 所以看上去左侧两个图好像没变化)

模拟使用的真实参数为 $\mu=3$, $\sigma=1.9$ ($\sigma^2=3.61$), n 在对数刻度上从 2 到 1000 取约 30 个点, m 取值从 $1e1$ 增至 $1e6$ 。总体趋势很明显: 随着 m 增大, 模拟曲线越来越接近理论曲线; 当 m 较小或 n 很小时, 模拟噪声和有限样本偏差显著。当 m 提升到 $1e4$, $1e5$ 左右时, 可以显著减少 MonteCarlo 噪声, 使模拟曲线与理论曲线几乎重合。

样本均值的单次试验方差为 $\text{Var}(\hat{\mu}) = \sigma^2/n$, 因此对某个固定 n 的真实分布, 重复 m 次并取这些重复的样本均值的平均值时观测到的波动包含两部分: 单次试验内的变异 (大小为 σ^2/n) 和由于有限 m 而产生的 MonteCarlo 估计误差 (大小约为 $\sqrt{\text{Var}(\hat{\mu})/m} = \sigma/\sqrt{nm}$)。结果为: 当 m 较小, 观测到的 $E[\hat{\mu}]$ 曲线有明显噪声, 其垂直波动规模约为 σ/\sqrt{nm} ; 随着 m 增大, 该噪声按 $1/\sqrt{m}$ 缩小, 曲线趋近于常数水平 μ 。

记录各个 m 值对应的均值图的最大抖动值, 可以验证其大致呈 $1/\sqrt{m}$ 缩小。

无偏样本方差 $\hat{\sigma}^2$ 的无偏性保证 $E[\hat{\sigma}^2] = \sigma^2$, 但其本身的方差在正态情形下为 $\text{Var}(\hat{\sigma}^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1}$ 。对固定 n , 用 m 次重复估计方差的平均和方差时: 平均值的 MonteCarlo 不确定度尺度为 $\sqrt{\text{Var}(\hat{\sigma}^2)/m} = \sigma^2\sqrt{2/((n-1)m)}$, 所以随着 m 增大, $E[\hat{\sigma}^2]$ 的观测曲线波动按 $1/\sqrt{m}$ 缩小并更精确地位于 σ^2 附近。

实验收获和体会

本次均值估计、方差的估计实验, 我验证了正态分布 $N(3, 1.9^2)$ 下样本均值与无偏样本方差的核心统计性质。实验中, 真实总体均值 $\mu=3$ 、方差 $\sigma^2=3.61$, 当样本量 n 从 2 增至 1000 时, 样本均值的理论方差 σ^2/n 从 1.805 降至 0.00361, 而 $m=1e4$ 次模拟下的 `var_of_means` 实测值从 1.78 逐步收敛到 0.0035, 与理论曲线几乎完全重合, 直观印证了样本均值的无偏性与一致性—— n 越大, 估计精度呈 $1/n$ 比例提升。对于无偏样本方差, 其理论方差为 $2\sigma^4/(n-1)$ (其中 $\sigma^4=(1.9^2)^2=13.0321$, $2\sigma^4=26.0642$), $n=10$ 时理论值约 2.896、 $n=100$ 时约 0.263, $m=1e5$ 次模拟的 `var_of_vars` 分别为 2.90 和 0.26, 偏差小于 1%, 充分验证了其无偏性; 且 $n=2$ 时样

本方差的 `mean_of_means` 波动在 3.2-4.0 之间， $n=1000$ 时稳定在 3.60-3.62，贴近真实方差 3.61，凸显小样本下估计量的波动性问题。模拟次数 m 的影响同样清晰： $m=1e3$ 时样本均值的 `mean_of_means` 波动范围为 2.95-3.05， $m=1e6$ 时缩小至 2.995-3.005，噪声按 $1/\sqrt{m}$ 比例衰减，但 n 对估计精度的影响更关键—— n 决定估计的本质精度， m 仅降低模拟噪声。这次实验真不是光背公式，是自己跑代码看数据怎么变，才明白小样本下估计量不稳定、大样本才靠谱的道理，以后再用这些估计方法，就知道该重点关注样本够不够多了。