

第 19 章 蒙特卡罗法与自助法

19.1 蒙特卡罗法的思想与用途

通过计算机模拟从总体抽取大量随机样本的计算方法统称为“蒙特卡罗法”(Monte Carlo Methods, 简记 MC)。

例（计算圆周率 π ）：在边长为 1 的正方形中内接1/4单位圆。正方形面积为 1，1/4圆面积为 $\pi/4$ 。如知道1/4单位圆占正方形面积的比例，就可计算 π 。

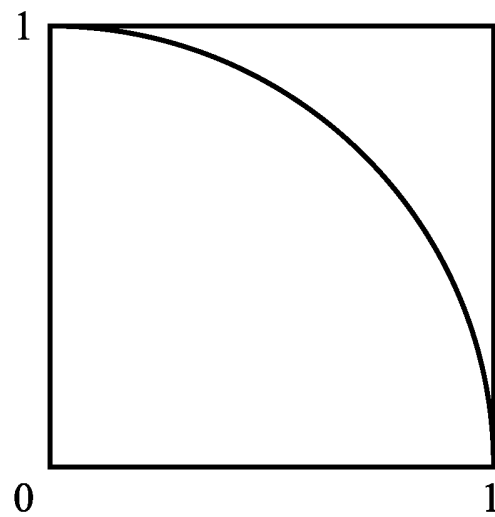


图 19.1 计算圆周率 π 的随机实验

向这个正方形随机地射箭，落点在正方形上服从二维均匀分布。

重复实验 n 次，其中有 m 次落在 $1/4$ 圆内。

根据大数定律, $m/n \xrightarrow{p} \pi/4$, 故 $\pi \approx 4m/n$ 。

在计量中, 常用 MC 来确定统计量的小样本性质。

【例】对于 $y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i$ ($i = 1, \dots, n$), 对 $H_0: \mathbf{R}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{r}$ 进行显著性水平为 5% 的大样本检验:

$$W \equiv n(\mathbf{R}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{r})' \left[\widehat{\mathbf{R} \text{Avar}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) \mathbf{R}'} \right]^{-1} (\mathbf{R}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{r}) \xrightarrow{d} \chi^2(m)$$

其中 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 为 OLS 估计量, m 为线性约束个数。

渐近 χ^2 分布只是真实分布的近似, 故 “5%” 可能只是 “名义显著性水平”(nominal size), 而非 “真实显著性水平”(true or actual size), 二者之差称为 “显著性水平扭曲” (size distortion)。

可用 MC 来确定“真实显著性水平”。

第一步，给定 β 的具体取值，以及 \mathbf{x} 与 ε 的概率分布。

第二步，从 \mathbf{x} 与 ε 的分布中随机抽样，得到 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 与 $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$ 。

第三步，根据方程 $y_i = \mathbf{x}_i' \beta + \varepsilon_i$ 计算 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

第四步，对此样本进行 OLS 估计，计算统计量 W ，与 $\chi^2(m)$ 的 5% 临界值比较，确定是否拒绝原假设 $H_0: \mathbf{R}\beta = \mathbf{r}$ 。

第五步，大量重复第二至第四步，得到 M 个随机样本(比如， $M = 1000$)，进行 M 次检验，则拒绝原假设的比例就是真实显著性

水平。

19.2 蒙特卡罗法实例：模拟中心极限定理

19.3 蒙特卡罗法实例：服从卡方分布的扰动项

19.4 蒙特卡罗积分

MC 的另一用途是计算复杂或高维的积分，称为“蒙特卡罗积分” (Monte Carlo integration)。

考虑计算定积分 $\int_a^b f(x)dx$ ，其中 a, b 为有限值。

通过变量替换，可将积分上下限变为 1 与 0，故仅考虑 $I \equiv \int_0^1 f(x)dx$ 。

假设 x 服从在 $[0, 1]$ 上的均匀分布，则随机变量函数 $f(x)$ 的期望值

$$E[f(x)] = \int_0^1 f(x) \cdot 1 dx \equiv I$$

抽取随机变量 x 的样本容量为 S 的随机样本，记为 $\{x_1, \dots, x_s, \dots, x_S\}$ ，则蒙特卡罗积分估计值为 $f(x)$ 的样本均值：

$$\hat{I}_{\text{MC}} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S f(x_s)$$

根据大数定律，当 $S \rightarrow \infty$ 时，样本均值 $\hat{I}_{\text{MC}} \xrightarrow{p} \text{E}[f(x)] = I$ 。

如果积分上限 a 或下限 b 为无穷，可从某个适当的概率密度 $g(x)$ 中抽取随机样本 $\{x_1, \dots, x_s, \dots, x_S\}$ 。原积分总可写为

$$\int_a^b f(x) dx = \int_a^b \left[\frac{f(x)}{g(x)} \right] g(x) dx \equiv \int_a^b w(x) g(x) dx = \text{E}[w(x)]$$

其中， $w(x) \equiv \frac{f(x)}{g(x)}$ 。蒙特卡罗积分估计值为

$$\hat{I}_{\text{MC}} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S w(x_s)$$

从密度函数 $g(x)$ 中抽样的方法称为“重要性抽样” (importance

sampling), 因为函数 $w(x)$ 决定了每个样本点的权重或重要性。

19.5 最大模拟似然法与模拟矩估计

使用 MLE 的前提是, 能写出似然函数 $f(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\theta})$ 。

有时, 该似然函数可能包含无法求解的积分。

比如, 在随机效应的非线性面板模型中, 要将个体效应 u_i 积分掉 (u_i 不可观测), 才能写出似然函数。

记 u_i 的密度函数为 $g(u_i)$ ，并假设第 i 个观测值的似然函数为

$$f(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\theta}) = \int h(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\theta}, u_i) g(u_i) du_i$$

如果积分无解析解，可使用蒙特卡罗积分进行估计。

从分布 $g(u_i)$ 中随机抽取 S 个观测值，记为 $\{u_i^1, \dots, u_i^S\}$ ，则上式的估计值为

$$\hat{f}(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S h(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\theta}, u_i^s)$$

假设样本为 iid，则整个样本的对数似然函数估计值为

$$\ln \hat{L}(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^n \ln \hat{f}(y_i | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\theta})$$

其中， n 为样本容量。

最大化上式所得到的估计量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{MSL}}$ 称为“最大模拟似然估计量”(Maximum Simulated Likelihood Estimator, 简记 MSL)。

在一定正则条件下，当模拟抽样的次数 $S \rightarrow \infty$ 时， \hat{f} 对 f 的近似程度越来越好，即 $(\hat{f} - f) \xrightarrow{p} 0$ ，则 MSL 为一致估计量。

如果 $\sqrt{n}/S \rightarrow 0$ (即 S 的增长速度快于 \sqrt{n})，则 MSL 为渐近有效估计量(渐近等价于 MLE)，且服从渐近正态分布。

类似地，在进行矩估计时，如果矩条件中包含无解析解的积分，也可使用蒙特卡罗积分来估计此矩条件，然后进行矩估计。

此法称为“模拟矩估计”(Method of Simulated Moments)，简记MSM。

19.6 自助法的思想与用途

MC 虽然威力大，但必须对总体模型做很具体的假定，所得结论不清楚在多大意义上能够推广。

Efron (1979)提出了对原始样本进行“再抽样”(resampling)的方法,即“自助法”或“自举法”(bootstrap)。

假设从总体抽得样本容量为 n 的随机样本。来自总体的样本带有总体的信息。

将此样本看作一个总体,进行“有放回”(with replacement)地抽样,样本容量仍然为 n 。这种样本被称为“自助样本”(bootstrap sample)。

由于是有放回地抽样,原来的某些观测值可能不出现,而有些观测值则可能多次出现。

可通过计算机模拟获得许多自助样本,然后利用这些自助样本对总体进行统计推断。

假设 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是来自总体 F 的随机样本。

定义总体 F 的经验分布函数(empirical distribution function) F_n :

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(x_i \leq x), \quad -\infty < x < \infty$$

$I(\cdot)$ 为示性函数，而 $\sum_{i=1}^n I(x_i \leq x)$ 表示样本中小于或等于 x 的个数。

经验分布函数的形状为阶梯函数，在每个 x_i 处向上跳一个台阶。

可以证明，对任意 x ， $F_n(x) \xrightarrow{p} F(x)$ ，这是自助法成立的前提。

自助法可看成是从经验分布函数中不断地抽样。

自助法的用途主要有两个方面。

首先，对于某些统计量(比如，样本中位数)，常规方法很难得到标准误。可使用自助法，计算每个自助样本的样本中位数，得到样本中位数的分布，并计算其标准误。

其次，可使用自助法得到更加渐近有效的估计量(asymptotic refinement)。

19.7 自助法的分类

(1) 非参数自助法(nonparametric bootstrap)，也称“经验分布自助法”(empirical distribution function bootstrap)。将原始样本进行有放回地随机抽样。在回归模型中，意味着将 (y_i, \mathbf{x}_i) 成对抽样，故也称“成对自助法”(paired bootstrap)。

(2) 参数自助法(parametric bootstrap)。

假设总体分布函数的形式已知，为 $F(x, \theta)$ ，而 θ 未知。先得到 θ 的估计量 $\hat{\theta}$ (比如使用 MLE)，然后从总体 $F(x, \hat{\theta})$ 中重复抽样。

此法的前提是对总体分布函数的形式比较确信。在此前提下，参数自助法比非参自助法更有效率。

在回归模型中，需先确定条件分布的具体形式，即 $y | \mathbf{x} \sim F(\mathbf{x}, \theta)$ 。

一种方法是，得到估计量 $\hat{\theta}$ 后，从 $F(\mathbf{x}_i, \hat{\theta})$ 中随机抽样得到对应的 y_i 。这相当于是“固定解释变量”(fixed regressors)的情形。

另一种方法是，先从 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 中进行再抽样(resample)，得到

\mathbf{x}_i^* ，然后再从 $F(\mathbf{x}_i^*, \hat{\theta})$ 中随机抽样得到对应的 y_i 。这相当于“随机解释变量”(stochastic regressors)的情形。

(3) 残差自助法(residual bootstrap)。

对于回归模型 $y_i = g(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\beta}) + \varepsilon_i$ ，首先通过估计得到残差 $\hat{\varepsilon}_i = y_i - g(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\beta}})$ 。

对残差 $\{\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n\}$ 使用自助法，得到残差的自助样本 $\{\hat{\varepsilon}_1^*, \hat{\varepsilon}_2^*, \dots, \hat{\varepsilon}_n^*\}$ 。

计算对应的 $y_i^* = g(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\beta}}) + \hat{\varepsilon}_i^*$ ，进而得到自助样本 $\{(y_1^*, \mathbf{x}_1), \dots, (y_n^*, \mathbf{x}_n)\}$ 。

19.8 使用自助法估计标准误

假设原始样本为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。对于未知参数 θ 的估计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，需计算标准误 $\sigma_{\hat{\theta}} \equiv \sqrt{\text{Var}(\hat{\theta})}$ ，但有时无解析式。

如果从真实总体 F 获得样本容量为 n 的 B 个随机样本，对每个样本都可计算 $\hat{\theta}$ ，得到 B 个估计值 $\{\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_B\}$ ，则

$$s_{\hat{\theta}} \equiv \sqrt{\frac{1}{B-1} \sum_{i=1}^B (\hat{\theta}_i - \bar{\theta})^2}$$

其中 $\bar{\theta} \equiv \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \hat{\theta}_i$ 。

但真实总体 F 的分布未知，而从总体多次抽样的成本可能很高。

以经验分布函数 F_n 来近似真实分布 F ，并从 F_n 中大量抽取随机样本，即在原始样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中每次有放回地抽样，得到样本容量为 n 的自助样本 $\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*\}$ ，并计算 $\hat{\theta}^* = \hat{\theta}(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ 。

如此重复，共抽取 B 个自助样本，则得到 θ 的 B 个自助估计值 $\{\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_B^*\}$ 。可以定义标准误的自助估计为

$$s_{\hat{\theta}}^* \equiv \sqrt{\frac{1}{B-1} \sum_{i=1}^B (\hat{\theta}_i^* - \bar{\theta}^*)^2}$$

其中， $\bar{\theta}^* \equiv \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \hat{\theta}_i^*$ 。

19.9 使用自助法进行区间估计

(1) 百分位法(percentile method)。

得到自助估计量 $\hat{\theta}^*$ 的经验分布 $\{\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_B^*\}$ 。

将 $\{\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_B^*\}$ 按从小到大的顺序排列，并记其 $\alpha/2$ 与 $(1-\alpha/2)$ 上分位数(upper quantile)分别为 $\hat{\theta}_{\alpha/2}^*$ 与 $\hat{\theta}_{1-\alpha/2}^*$ ，则 θ 的置信区间为

$$\left[\hat{\theta}_{1-\alpha/2}^*, \hat{\theta}_{\alpha/2}^* \right]$$

(2) 基于正态的置信区间(normal-based confidence interval)。

使用标准正态分布来估计置信区间，即

$$\left[\hat{\theta} - 1.96 \times s_{\hat{\theta}}^*, \hat{\theta} + 1.96 \times s_{\hat{\theta}}^* \right]$$

其中， $s_{\hat{\theta}}^*$ 是用自助法估计的标准误，并假定置信度为 95%。

(3) 百分位 t 法(percentile- t method)。

根据每个自助样本计算对应的自助 t 统计量，

$$t_i^* \equiv \frac{\hat{\theta}_i^* - \hat{\theta}}{s_{\hat{\theta}_i^*}}, \quad i = 1, \dots, B$$

其中， $\hat{\theta}$ 为根据原始样本计算的 θ 估计量，而 $s_{\hat{\theta}_i^*}$ 是根据 $\{\hat{\theta}_1^*, \hat{\theta}_2^*, \dots, \hat{\theta}_B^*\}$ 计算的标准误。

得到自助 t 统计量的经验分布 $\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_B^*\}$ ，并记其 $\alpha/2$ 与 $(1-\alpha/2)$ 上分位数(upper quantile)分别为 $t_{\alpha/2}^* > 0$ 与 $t_{1-\alpha/2}^* < 0$ ，则 θ 的置信区间为

$$\left[\hat{\theta} + t_{1-\alpha/2}^* \times s_{\hat{\theta}}, \hat{\theta} + t_{\alpha/2}^* \times s_{\hat{\theta}} \right]$$

19.10 使用自助法进行假设检验

考虑用自助法进行如下双边检验， $H_0 : \theta = \theta_0$ vs $H_1 : \theta \neq \theta_0$ 。

一种方法是，如果 $\theta_0 \in [\hat{\theta}_{1-\alpha/2}^*, \hat{\theta}_{\alpha/2}^*]$ ，则接受原假设 H_0 ；反之，则拒绝。这就是“百分位法” (percentile method)。

另一方法是，在假设 H_0 成立的情况下，计算原始样本的 t 统计量，

$$t \equiv \frac{\hat{\theta} - \theta_0}{s_{\hat{\theta}}}$$

如果 $t \in [t_{1-\alpha/2}^*, t_{\alpha/2}^*]$ ，则接受原假设 H_0 ；反之，则拒绝。其中， $t_{\alpha/2}^*$ 与 $t_{1-\alpha/2}^*$ 的定义如上。这就是“百分位 t 法”。

19.11 自助法的一致性(选读)

19.12 异方差情况下的自助法

由于异方差的存在不影响观测数据 (y_i, \mathbf{x}_i) 仍然为 iid，故仍可使用成对自助法(paired bootstrap)。

但残差自助法(residual bootstrap)却不成立，因为在条件异方差的情况下，扰动项不是 iid，故经验分布函数 F_n 不是总体分布函数 F 的一致估计，自助估计量也就不一致。

Wu(1986)与 Liu(1988)提出“野自助法”(wild bootstrap)，对残差 $\{\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n\}$ 先进行线性变换再进行抽样，以满足从异方差的扰动项进行抽样的要求。

定义具有两点分布的新残差为：

$$\hat{\varepsilon}_i^* = \begin{cases} \frac{1-\sqrt{5}}{2} \hat{\varepsilon}_i, & \text{以 } \frac{\sqrt{5}+1}{2\sqrt{5}} \text{ 的概率} \\ \frac{1+\sqrt{5}}{2} \hat{\varepsilon}_i, & \text{以 } \frac{\sqrt{5}-1}{2\sqrt{5}} \text{ 的概率} \end{cases}$$

可以证明， $E(\hat{\varepsilon}_i^*) = 0$ ， $\text{Var}(\hat{\varepsilon}_i^*) = \hat{\varepsilon}_i^2$ 。

对 $\{\hat{\varepsilon}_1^*, \hat{\varepsilon}_2^*, \dots, \hat{\varepsilon}_n^*\}$ 进行再抽样，就是从异方差的扰动项进行抽样。

19.13 面板数据与时间序列的自助法

可使用成对自助法对个体 i 进行再抽样，而不对时间 t 进行再抽样，即如果抽中个体 i ，则个体 i 在所有时间的观测值都同时被抽中。

这种方法称为“分块自助法”(block bootstrap), 对于非线性面板数据或聚类数据(clustered data)也适用。

由于自助法假定样本为 iid, 而时间序列数据通常存在自相关(故不是 iid), 因此针对时间序列的自助法更为复杂。

19.14 自助法的 Stata 命令

19.15 使用自助法进行稳健的豪斯曼检验