

Simulación II

Prof. José Niño Mora

Investigación Operativa, Grado en Estadística y Empresa, 2011/12



Universidad
Carlos III de Madrid
www.uc3m.es



Esquema

- Determinación del tamaño de la muestra
- Generación de variables discretas
- Generación de variables continuas

El problema del tamaño de la muestra

- En simulación, queremos **estimar la media** μ de una v.a. Y con varianza σ^2 a partir de la media de una muestra i.i.d. Y_1, Y_2, \dots, Y_n . Ej: $Y = g(X), \mu = E[Y] = E[g(X)]$

- La **media muestral** es: $\hat{\mu}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ y la **varianza muestral** es

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu}_n)^2$$

- ¿Cómo de grande ha de ser el **tamaño de la muestra** n para que, dados $\epsilon > 0$, $0 < \alpha < 1$,

$$P \{ |\hat{\mu}_n - \mu| > \epsilon \} \leq \alpha,$$

es decir, para que la **probabilidad de que el error de estimación sea mayor que** ϵ no exceda α ?

Intervalos de confianza

- Aplicaremos **Intervalos de Confianza**. Por el **Teorema Central del Límite (TCL)**: para n grande,

$$\sqrt{n} \frac{\hat{\mu}_n - \mu}{\hat{\sigma}_n} \stackrel{d}{\approx} \text{Normal}(0, 1)$$

- Por tanto, $P \left\{ \sqrt{n} \left| \frac{\hat{\mu}_n - \mu}{\hat{\sigma}_n} \right| > z_{\alpha/2} \right\} \approx \alpha$, donde $z_{\alpha/2}$ es el cuantil a nivel $\alpha/2$ de $z \sim \text{Normal}(0, 1)$: $P\{z > z_{\alpha/2}\} = \alpha/2$

- **Intervalo de confianza para la media con nivel de significación α** (ej: $\alpha = 0.05$, $z_{0.025} = 1.96$):

$$P \left\{ \hat{\mu}_n - \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}} z_{\alpha/2} < \mu < \hat{\mu}_n + \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}} z_{\alpha/2} \right\} \approx 1 - \alpha$$

Determinación del tamaño de la muestra

- ¿Cómo de grande ha de ser el **tamaño de la muestra** n para que, dados $\epsilon > 0$, $0 < \alpha < 1$,

$$P \{ |\hat{\mu}_n - \mu| > \epsilon \} \leq \alpha,$$

es decir, para que la **probabilidad de que el error de estimación sea mayor que** ϵ no exceda α ?

- Como $P \left\{ |\hat{\mu}_n - \mu| > \frac{\hat{\sigma}_n z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right\} \approx \alpha$, obtenemos:

$$\epsilon \approx \frac{\hat{\sigma}_n z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \implies n \approx \left\{ \frac{\hat{\sigma}_n z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right\}^2$$

- **El error de estimación es inversamente proporcional a la raíz cuadrada del tamaño de la muestra**

Determinación del tamaño de la muestra

- ¿Cómo de grande ha de ser el **tamaño de la muestra** n para que, dados $\epsilon > 0$, $0 < \alpha < 1$,

$$P \{ |\hat{\mu}_n - \mu| > \epsilon \} \leq \alpha,$$

es decir, para que la **probabilidad de que el error de estimación sea mayor que** ϵ no exceda α ?

- Respuesta: si $\hat{\sigma}_n \approx \hat{\sigma}$, tomamos $n \approx \left\{ \frac{\hat{\sigma} z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right\}^2$

- Ej: Si $\hat{\sigma} = 2, \epsilon = 0.01, \alpha = 0.05$ ($z_{\alpha/2} = 1.96$):

$$n \approx \left\{ \frac{\hat{\sigma} z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right\}^2 = \left\{ \frac{2 \times 1.96}{0.01} \right\}^2 = 153664$$

Determinación del tamaño de la muestra

- Ej: Si $\hat{\sigma} = 2, \epsilon = 0.01, \alpha = 0.05$ ($z_{\alpha/2} = 1.96$):

$$n \approx \left\{ \frac{\hat{\sigma} z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right\}^2 = \left\{ \frac{2 \times 1.96}{0.01} \right\}^2 = 153664$$

- ¿Y si queremos tener una precisión de un decimal más?
Tomamos $\epsilon = 0.001$, y obtenemos

$$n \approx \left\{ \frac{\hat{\sigma} z_{\alpha/2}}{\epsilon} \right\}^2 = \left\{ \frac{2 \times 1.96}{0.001} \right\}^2 = 15366400$$

- Aumentar la precisión de la estimación en una cifra decimal requiere aumentar en 100 veces el tamaño de la muestra
- En simulación, la precisión es muy costosa computacionalmente

Generación de números pseudo-aleatorios

Caso discreto

- Hemos visto cómo generar una sucesión U_0, U_1, U_2, \dots de **números pseudo-aleatorios**, que se comporta como una muestra i.i.d. de v.a. $\sim U(0, 1)$
- Supongamos que nos interesa generar números pseudo-aleatorios que se comporten como una muestra de una distribución discreta: p.ej., Binomial, Geométrica, etc.
- Veremos que podemos utilizar para ello el generador de números pseudo-uniformes

Generación de v.a. discretas

- Queremos simular una **v.a. discreta** X con distribución

$$P\{X = k\} = p_k, \quad k = 0, 1, \dots$$

- Generamos una v.a. $U \sim U(0, 1)$

- Definimos X por:

$$X \triangleq \begin{cases} 0 & \text{si } U \leq p_0 \\ 1 & \text{si } p_0 < U \leq p_0 + p_1 \\ \dots & \dots \\ k & \text{si } p_0 + \dots + p_{k-1} < U \leq p_0 + \dots + p_k \\ \dots & \dots \end{cases}$$

- Entonces, X tiene la distribución requerida. ¿Por qué?

Generación de v.a. discretas

- Entonces, X tiene la distribución requerida. ¿Por qué?

$$\begin{aligned} P\{X = k\} &= P\{p_0 + \cdots + p_{k-1} < U \leq p_0 + \cdots + p_k\} \\ &= p_k \end{aligned}$$

Generación de la distribución Binomial

- Queremos generar $X \sim B(p)$ (p : probabilidad de éxito):

$$P\{X = 1\} = p, \quad P\{X = 0\} = 1 - p$$

- Dada una v.a. $U \sim U(0, 1)$, construimos X :

$$X \triangleq 1_{\{U > 1-p\}} = \begin{cases} 0 & \text{si } U \leq 1 - p \\ 1 & \text{si } U > 1 - p \end{cases}$$

- Entonces, $X \sim B(p)$

Generación de la distribución Geométrica

- Queremos generar $X \sim \text{Geom}(p)$ (que representa, p. ej., el # de fracasos antes del primer éxito, en pruebas Binomiales i.i.d. con probabilidad de éxito p):

$$P\{X = k\} = p(1 - p)^k, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

- Su media y varianza son:

$$E[X] = \frac{1 - p}{p}, \quad \text{Var}[X] = \frac{1 - p}{p^2}$$

Generación de la distribución Geométrica

- Dada una v.a. $U \sim U(0, 1)$, construimos X :

$$X \triangleq \begin{cases} 0 & \text{si } U \leq p \\ k & \text{si } \sum_{l=0}^{k-1} p(1-p)^l < U \leq \sum_{l=0}^k p(1-p)^l, k \geq 1 \end{cases}$$

Generación de la distribución Geométrica

- Como

$$\sum_{l=0}^k p(1-p)^l = p \sum_{l=0}^k (1-p)^l = p \frac{1 - (1-p)^{k+1}}{1 - (1-p)} = 1 - (1-p)^{k+1}$$

podemos simplificar la expresión

$$\sum_{l=0}^{k-1} p(1-p)^l < U \leq \sum_{l=0}^k p(1-p)^l$$

como

$$1 - (1-p)^k < U \leq 1 - (1-p)^{k+1}$$

ó

$$(1-p)^{k+1} \leq 1 - U < (1-p)^k$$

Generación de la distribución Geométrica

- Como la función logaritmo $t \mapsto \ln(t)$ es creciente, podemos simplificar aún más la expresión

$$(1 - p)^{k+1} \leq 1 - U < (1 - p)^k$$

como

$$(k + 1) \ln(1 - p) \leq \ln(1 - U) < k \ln(1 - p)$$

- Dividiendo por $\ln(1 - p) < 0$, simplificamos más:

$$k < \frac{\ln(1 - U)}{\ln(1 - p)} \leq k + 1,$$

ó

$$\frac{\ln(1 - U)}{\ln(1 - p)} - 1 \leq k < \frac{\ln(1 - U)}{\ln(1 - p)} \iff k = \left\lceil \frac{\ln(1 - U)}{\ln(1 - p)} - 1 \right\rceil$$

Generación de la distribución Geométrica

- Generamos $U \sim U(0, 1)$

- Construimos

$$X \triangleq \left\lceil \frac{\ln(1 - U)}{\ln(1 - p)} - 1 \right\rceil$$

- Entonces, $X \sim \text{Geom}(p)$

Generación de v.a. continuas

Método de la transformada inversa

- Queremos generar una **v.a. continua** X con **función de distribución** creciente dada

$$F(x) \triangleq P\{X \leq x\}$$

- Generamos una v.a. $U \sim U(0, 1)$
- Construimos $X \triangleq F^{-1}(U)$ (es decir: $F(X) = U$)
- Entonces, X tiene distribución $F(\cdot)$. ¿Por qué?

Generación de v.a. continuas

- Construimos $X \triangleq F^{-1}(U)$ (es decir: $F(X) = U$)
- Entonces, X tiene distribución $F(\cdot)$. ¿Por qué?
- Como la función de distribución es creciente:

$$\begin{aligned} P\{X \leq x\} &= P\{F(F^{-1}(U)) \leq F(x)\} \\ &= P\{U \leq F(x)\} \\ &= F(x) \end{aligned}$$

Generación de la distribución $U[a, b]$

- Queremos generar $X \sim U(a, b)$: su función de distribución es

$$F(x) \triangleq P\{X \leq x\} = \frac{x - a}{b - a}, \quad x \in [a, b]$$

- Generamos una v.a. $U \sim U[0, 1]$
- Calculamos X tal que $F(X) = U$:

$$\begin{aligned} F(X) = U &\iff \frac{X - a}{b - a} = U \\ &\iff X = a + (b - a)U \end{aligned}$$

Generación de la distribución Exponencial

- Queremos generar $X \sim \text{Exp}(\lambda)$ (que representa, p. ej., el tiempo entre llegadas consecutivas en un sistema de colas): su función de distribución es

$$F(x) \triangleq P\{X \leq x\} = 1 - e^{-\lambda x}, \quad x \geq 0$$

- Su media y varianza son:

$$E[X] = \frac{1}{\lambda}, \quad \text{Var}[X] = \frac{1}{\lambda^2}$$

Generación de la distribución Exponencial

- Generamos una v.a. $U \sim U(0, 1)$

- Calculamos X tal que $F(X) = U$:

$$\begin{aligned} F(X) = U &\iff 1 - e^{-\lambda X} = U \\ &\iff e^{-\lambda X} = 1 - U \\ &\iff -\lambda X = \ln(1 - U) \\ &\iff X = -\frac{\ln(1 - U)}{\lambda} \end{aligned}$$

Generación de la distribución Weibull

- Queremos generar $X \sim \text{Weibull}(\alpha, \beta)$ (que representa, p. ej., el tiempo de vida de una componente electrónica): su función de distribución es

$$F(x) \triangleq \text{P}\{X \leq x\} = 1 - e^{-(x/\beta)^\alpha}, \quad x \geq 0$$

y su función de densidad es

$$f(x) \triangleq \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha}, \quad x \geq 0$$

- Su media y varianza son:

$$\text{E}[X] = \beta \Gamma(1 + 1/\alpha), \quad \text{Var}[X] = \beta^2 \{ \Gamma(1 + 2/\alpha) - \Gamma^2(1 + 1/\alpha) \}$$

Generación de la distribución Weibull

- Generamos una v.a. $U \sim U(0, 1)$

- Calculamos X tal que $F(X) = U$:

$$\begin{aligned} F(X) = U &\iff 1 - e^{-(X/\beta)^\alpha} = U \\ &\iff e^{-(X/\beta)^\alpha} = 1 - U \\ &\iff (X/\beta)^\alpha = -\ln(1 - U) \\ &\iff X/\beta = \{-\ln(1 - U)\}^{1/\alpha} \\ &\iff X = \beta \{-\ln(1 - U)\}^{1/\alpha} \end{aligned}$$