

# Simulación III

Dpto. Ingeniería Industrial, Universidad de Chile

IN47B, Ingeniería de Operaciones

29 de marzo de 2007

# Contenidos

## 1 Analizando Resultados

# Definiciones

- $\mathbb{E}(X) = \int_{\text{Dom}(X)} x \cdot f(x) \cdot dx.$
- $\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2 = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2).$
- $\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y).$
- Si  $X, Y$  son independientes  $\text{Cov}(X, Y) = 0.$
- La recíproca no es cierta.
- $\text{Cor}(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)\text{Var}(Y)}}.$

# Estimadores

- Consideramos  $X_i : i = 1, \dots, n$  una muestra de  $X$ .

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

- $\bar{X}(n)$  es un estimador no sesgado de  $\mathbb{E}(X)$ .

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

- $S^2(n)$  es un estimador no sesgado de  $\mathbb{V}\text{ar}(X)$ .

- $$\mathbb{V}\text{ar}(\bar{X}(n)) = \frac{\mathbb{V}\text{ar}(X)}{n}.$$

# Teorema Central del Límite

- Consideramos  $\{X_i\}_{i \in \mathbb{N}}$  variables aleatorias iid con  $\mathbb{E}(X_i) = \mu$  y  $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$ .
- Definimos  $Z_i = \frac{\bar{X}(n) - \mu}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}}$ .
- Llamamos  $F_n(z) = \mathbb{P}(Z_n \leq z)$

## Teorema Central del Límite

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(z) = \Phi(z)$$

Donde  $\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-y^2/2} dy$ .

# Teorema Central del Límite

- Básicamente el TCL dice que  $Z_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$  cuando  $n$  es grande.
- Otro problema es que  $Z_n$  esta definido en términos de  $\sigma^2$ .

- Definimos 
$$t_n = \frac{\bar{X}(n) - \mu}{\sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}}.$$

- Se puede demostrar que  $t_n$  tambien converge a una  $\mathcal{N}(0, 1)$ .
- De ahi podemos decir que  $\mathbb{P}(-z_{1-\alpha/2} \leq t_n \leq z_{1-\alpha/2}) \approx 1 - \alpha$  para  $n$  suficientemente grande.

# Intervalos de Confianza

- De lo anterior, podemos concluir que

$$\mathbb{P}(l(n) \leq \mu \leq u(n)) = 1 - \alpha$$

para  $n$  suficientemente grande, donde

$$l(n) = \bar{X}(n) - z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}$$

y

$$u(n) = \bar{X}(n) + z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}$$

# Intervalos de Confianza

- ¿Qué pasa si  $X_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ?
- En ese caso  $t_n \sim$  T-student de  $n - 1$  grados de libertad.
- Intervalo de confianza exacto esta dado por  $\overline{X}(n) \pm t_{n-1, 1-\alpha/2} \sqrt{S^2(n)/n}$ .
- Se tiene que estos intervalos son mayores a considerar que  $t_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .
- En general, debemos preguntarnos ¿Qué significa  $n$  suficientemente grande?.

# Cobertura Real

- Consideramos intervalos de confianza derivados de la T-student.
- Distinto número de muestras  $n = 5, 10, 20, \text{ y } 40$ .
- Consideramos  $X_i$  iid con distintas distribuciones.
- Comparamos cobertura real del intervalo estimado a 90 % sobre 500 repeticiones.

| Dist             | $\nu$ | n=5   | n=10  | n=20  | n=40  |
|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Normal           | 0.00  | 0.910 | 0.902 | 0.898 | 0.900 |
| Exponencial      | 2.00  | 0.854 | 0.878 | 0.870 | 0.890 |
| Chi <sup>2</sup> | 2.83  | 0.810 | 0.830 | 0.848 | 0.890 |
| Lognormal        | 6.18  | 0.758 | 0.768 | 0.842 | 0.852 |
| Hiper-exp        | 6.43  | 0.584 | 0.586 | 0.682 | 0.774 |

# Midiendo Simetría de Distribuciones

- ¿Qué es  $\nu$ ?
- $$\nu = \frac{\mathbb{E}((X - \mu)^3)}{\sigma^3}.$$
- $\nu$  es una medida de simetría de la distribución.
- Simetría de una distribución es un factor importante al momento de determinar cuando  $n$  es *suficientemente grande* en el contexto del TCL.
- En general, No deberíamos mirar solamente a  $\mu$ , si no que también a  $\sigma^2$  cuando describimos una distribución.

# ¿Cómo obtenemos variables iid?

- Consideremos un sistema de simulación donde hay sólo una medida de desempeño, que es reportada en distintos puntos  $J$  durante la simulación.
- Suponemos además que ejecutamos  $n$  corridas independientes de la simulación, esto define  $X_{i,j}$  con  $i = 1, \dots, n$  y  $j \in J$ .
- Asumiendo buenos números aleatorios, podemos considerar  $\{X_{i,j}\}_{i=1}^n$  como variables iid.
- Desafortunadamente  $\{X_{i,j}\}_{j \in J}$  en la práctica no son independientes, de hecho, usualmente, tienen correlación positiva.

# Algunos Ejemplos prácticos

- Consideramos un modelo M/M/1 con tasa de ocupación  $\rho = ,9$ .
- Tratamos de estimar promedio de Iso 25 primeros atrasos.
- Computamos 500 intervalos de confianza basados en 5,10,20 y 40 replicaciones.
- Comparamos proporción de intervalos *correctos* y su ancho medio.

# M/M/1, estimando $d_{25}$

| n  | cobertura | intervalo 90 % | medio ancho |
|----|-----------|----------------|-------------|
| 5  | 0.880     | $\pm 0.024$    | 0.67        |
| 10 | 0.864     | $\pm 0.025$    | 0.44        |
| 20 | 0.886     | $\pm 0.023$    | 0.30        |
| 40 | 0.914     | $\pm 0.021$    | 0.21        |

# Tiempo medio a Falla

- Sistema con tres componentes.
- Sistema funciona mientras componente 1 funcione y componente 2 o componente 3 funcionen.
- Tiempo falla  $G = \min\{G_1, \max\{G_2, G_3\}\}$ ,  $G_i$  es Weibull(0.5,1).

| n  | cobertura | intervalo 90 % | medio ancho |
|----|-----------|----------------|-------------|
| 5  | 0.708     | $\pm 0.033$    | 1.16        |
| 10 | 0.750     | $\pm 0.032$    | 0.82        |
| 20 | 0.800     | $\pm 0.029$    | 0.60        |
| 40 | 0.840     | $\pm 0.027$    | 0.44        |