



**UNIVERSIDAD MICHOACANA DE
SAN NICOLÁS DE HIDALGO**

**FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO-MATEMÁTICAS
“MAT. LUIS MANUEL RIVERA”**

TESIS

**EVALUACIÓN EMPÍRICA DEL
TEOREMA CENTRAL DEL LÍMITE
Y SU RELACIÓN EN LA PRUEBA
DE T**

**PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
LICENCIADO EN CIENCIAS FÍSICO-MATEMÁTICAS**

**PRESENTA:
EPIFANIO INFANTE ALVARADO**

**ASESOR:
DR. IGNACIO MÉNDEZ RAMÍREZ**
Instituto de Investigaciones Matemáticas Aplicadas, UNAM

Diciembre 2008

**EVALUACIÓN EMPÍRICA DEL
TEOREMA CENTRAL DEL LÍMITE
Y SU RELACIÓN EN LA PRUEBA
DE T**

**PRESENTA: EPIFANIO INFANTE ALVARADO
ASESOR: DR. IGNACIO MÉNDEZ RAMÍREZ**

Índice general

1. Introducción	5
2. Antecedentes Estadísticos	7
2.1. Distribución Normal	7
2.2. Distribución Rectangular o Uniforme	13
2.3. Función Gamma	14
2.4. Distribución Gamma	15
2.5. Distribución ji cuadrada	16
2.6. Distribución Exponencial	17
2.7. Teorema Central del Límite	17
2.8. Distribución t	19
2.9. Intervalos de confianza	21
2.10. Pruebas de hipótesis	22
2.11. Pruebas de hipótesis sobre las medias	24
2.12. Tabla para los grados de libertad	26
3. Descripción de la Simulación	27
3.1. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras y 5 datos cada muestra	27
3.2. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras y 15 datos cada muestra	31
3.3. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras 5 y 15 datos cada muestra	34
4. Resultados de la Prueba de T	39
4.1. Promedio del número de rechazos intentados al 5%	39
4.2. Promedio del número de rechazos intentados al 1%	43
5. Conclusiones	47
A.	57
B.	67
C.	77

4

ÍNDICE GENERAL

D.

87

E.

97

F.

107

Capítulo 1

Introducción

El objetivo central de la tesis es demostrar que los niveles de significación no se alteran cuando el tamaño de las muestras son grandes a pesar de que las distribuciones no sean normales, es decir, los promedios de las distribuciones que no son normales tienden a la distribución normal en virtud del Teorema Central del Límite. En esta tesis no se valorará la potencia de la prueba, la cual consiste en la probabilidad de rechazar la hipótesis nula H_0 cuando la hipótesis alternativa es verdadera.

Entenderemos como nivel de significancia a la probabilidad de rechazar la hipótesis, cuando esta es cierta, es decir, es la proporción de veces que se rechaza la hipótesis siendo esta cierta.

En nuestro caso únicamente consideramos la hipótesis nula H_0 , ya que las muestras provienen de la misma distribución por lo cual tienen la misma media y la misma varianza.

La parte correspondiente a la simulación se realizó considerando dos muestras con tamaños específicos como si fueran de dos poblaciones distintas. Se realizaron 10,000 extracciones de parejas de muestras para cada tamaño y se obtuvo el número de veces que la estadística T resultó significativa, para tres distribuciones, normal, uniforme y exponencial.

Finalmente en la parte de conclusiones se incluyen los histogramas de 10,000 pares de muestras al 1 % y al 5 %. De esta manera se pueden notar las diferencias que existen en los niveles de significancia.

Capítulo 2

Antecedentes Estadísticos

Definición: Una variable aleatoria es una variable casi siempre representada por x que tiene un solo valor numérico determinado al azar para cada resultado de un experimento.

2.1. Distribución Normal

A la distribución continua que tiene densidad

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{para } -\infty \leq x \leq \infty \text{ y } \sigma > 0) \quad (2.1)$$

se le llama **distribución normal** o *distribución gaussiana*. Se dice que una variable aleatoria que tiene esta distribución es **normal** o está *distribuida normalmente* con media μ y varianza σ^2 .

La distribución gaussiana o distribución normal fue introducida por Carl Friedrich Gauss en relación con la teoría de los errores de las medidas físicas. La distribución normal es la distribución continua más importante, por las siguientes razones.

1. Muchas variables aleatorias que aparecen en relación con experimentos u observaciones prácticas están distribuidas normalmente.
2. Otras variables están distribuidas normalmente en forma aproximada.
3. Algunas veces una variable no está distribuida normalmente, ni siquiera en forma aproximada, pero se puede convertir en una variable con distribución normal por medio de una transformación sencilla.

4. Ciertas distribuciones más complicadas se pueden aproximar mediante la distribución normal. Esto se cumple para la distribución binomial.

5. Ciertas variables que son básicas para justificar pruebas estadísticas están distribuidas normalmente.

6. En virtud del Teorema del Límite Central, los promedios de muestras tienden a tener distribución normal independientemente de la distribución que tenga la variable original.

Como con otras variables aleatorias continuas, los cálculos de probabilidad con cualquier distribución normal se lleva a cabo determinando las áreas bajo la gráfica de la función de densidad de probabilidad. Así, para determinar la probabilidad de que una variable aleatoria normal esté dentro de un intervalo específico debemos calcular el área bajo la curva normal en ese intervalo.

Propiedades de la Distribución Normal

Una de las propiedades de la distribución normal nos dice que es unitaria sobre el eje de las x 's:

Prueba

Como ya sabemos la distribución normal tiene la forma

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

Por lo que

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx \quad (2.2)$$

Considerando un cambio de variable dado por

$$y = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

De manera que

$$x = \mu + \sigma y$$

En consecuencia

$$dx = \sigma dy$$

Considerando lo anterior, entonces la ecuación (2.2) nos queda como

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}y^2} dy \quad (2.3)$$

Sea

$$I = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}y^2} dy \quad (2.4)$$

Por lo que

$$I^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}(x^2+y^2)} dx dy \quad (2.5)$$

Pasando a coordenadas polares la integral anterior nos queda

$$I^2 = \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr d\theta \quad (2.6)$$

Resolviendo la integral (2.6):

Observemos que:

$$\begin{aligned} \int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr &= \lim_{R \rightarrow \infty} \int_0^R r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr \\ \int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr &= - \lim_{R \rightarrow \infty} \int_0^R e^{-\frac{1}{2}r^2} (-r dr) \\ \int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr &= - \lim_{R \rightarrow \infty} e^{-\frac{1}{2}r^2} \Big|_0^R \\ \int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr &= - \lim_{R \rightarrow \infty} (e^{-\frac{1}{2}R^2} - 1) \end{aligned}$$

$$\int_0^{\infty} r e^{-\frac{1}{2}r^2} dr = 1 \quad (2.7)$$

Enseguida notemos que:

$$\begin{aligned} \int_0^{2\pi} d\theta &= \theta \Big|_0^{2\pi} \\ \int_0^{2\pi} d\theta &= 2\pi \end{aligned} \quad (2.8)$$

Sustituyendo (2.7) y (2.8) en (2.6) se obtiene:

$$I^2 = 2\pi \quad (2.9)$$

Es decir,

$$I = \sqrt{2\pi} \quad (2.10)$$

Sustituyendo (2.10) en (2.3) se tiene

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

Con lo anterior hemos mostrado que la integral de la distribución normal es unitaria sobre el eje de las x 's

Otra de las propiedades de la distribución normal es que su función generatriz de momentos es:

$$\psi(t) = e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2} \quad \text{para} \quad -\infty < t < \infty$$

Prueba

Sabemos que la función generatriz de momentos es

$$\psi(t) = E(e^{tX})$$

Por ser la distribución normal continua la función generatriz de momentos nos queda

$$\psi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} f(x) dx \quad (2.11)$$

Tomando en cuenta que la densidad de $f(x)$ es

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}$$

La ecuación (2.11) nos queda como

$$\psi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{tx} e^{-\frac{1}{2}\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}} dx \quad (2.12)$$

Consideremos un cambio de variable dado por

$$\xi = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

De modo que

$$x = \mu + \sigma\xi$$

En consecuencia

$$dx = \sigma d\xi$$

Sustituyendo lo anterior en (2.12) se obtiene

$$\begin{aligned} \psi(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{t(\mu+\sigma\xi)} e^{-\frac{1}{2}\xi^2} (\sigma d\xi) \\ \psi(t) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{t\mu} e^{\sigma t\xi} e^{-\frac{1}{2}\xi^2} d\xi \\ \psi(t) &= \frac{e^{t\mu}}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-(\frac{1}{2}\xi^2 - \sigma t\xi)} d\xi \end{aligned} \quad (2.13)$$

Observemos que al completar el trinomio cuadrado se obtiene

$$\frac{1}{2}\xi^2 - \sigma t\xi = \frac{(\xi - \sigma t)^2}{2} - \frac{\sigma^2 t^2}{2}$$

Por lo que la ecuación (2.13) nos queda como

$$\begin{aligned}\psi(t) &= \frac{e^{t\mu}}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\left(\frac{(\xi - \sigma t)^2}{2} - \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right)} d\xi \\ \psi(t) &= \frac{e^{t\mu + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{(\xi - \sigma t)^2}{2}} d\xi\end{aligned}\quad (2.14)$$

Nuevamente consideremos un cambio de variable dado por

$$\eta = \xi - \sigma t$$

Por lo que

$$\xi = \eta + \sigma t$$

De lo que obtenemos

$$d\xi = d\eta$$

Sustituyendo lo anterior en la ecuación (2.14) se obtiene

$$\psi(t) = \frac{e^{t\mu + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{\eta^2}{2}} d\eta\quad (2.15)$$

Observemos que la integral de la ecuación (2.15) tiene la forma de la integral de la ecuación (2.4), por lo que en base a esto concluimos que

$$\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{\eta^2}{2}} d\eta = \sqrt{2\pi}$$

Sustituyendo este resultado en la ecuación (2.15) se obtiene

$$\psi(t) = \frac{e^{t\mu + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{2\pi}$$

Simplificando la expresión anterior obtenemos el resultado deseado

$$\psi(t) = e^{t\mu + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$$

2.2. Distribución Rectangular o Uniforme

Una variable aleatoria X está distribuida uniformemente en $a \leq x \leq b$ si su función de densidad es:

$$f(x) = \begin{cases} 1/(b-a) & a \leq x \leq b \\ 0 & \text{de otra forma} \end{cases}$$

y la distribución se llama distribución uniforme.

La función de distribución está dada por

$$F(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ 1 & x \geq b \end{cases}$$

La media y la varianza son respectivamente

$$\mu = \frac{1}{2}(a+b)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{12}(b-a)^2$$

2.3. Función Gamma

Para cualquier número positivo α , el valor $\Gamma(\alpha)$ se define como la siguiente integral

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (2.16)$$

La función Γ , cuyos valores se definen por la ecuación (2.16) para $\alpha > 0$, se denominan función gamma.

Teorema 2.3.1 *Si $\alpha > 0$, entonces*

$$\Gamma(\alpha) = (\alpha - 1)\Gamma(\alpha - 1)$$

Prueba

Se aplicará el método de integración por partes a la integral de la ecuación (2.16). Si consideramos un cambio de variable dado por $u = x^{\alpha-1}$ y $dv = e^{-x} dx$, entonces $du = (\alpha - 1)x^{\alpha-2} dx$ y $v = -e^{-x}$. Por tanto,

$$\begin{aligned} \Gamma(\alpha) &= \int_0^{\infty} u dv \\ &= [uv]_0^{\infty} - \int_0^{\infty} v du \\ &= [-x^{\alpha-1}]_0^{\infty} + (\alpha - 1) \int_0^{\infty} x^{\alpha-2} e^{-x} dx \\ &= (\alpha - 1) \int_0^{\infty} x^{\alpha-2} e^{-x} dx \\ &= (\alpha - 1)\Gamma(\alpha - 1) \end{aligned}$$

Del teorema (2.3.1) resulta que para cualquier entero $n \geq 2$.

$$\begin{aligned} \Gamma(n) &= (n - 1)\Gamma(n - 1) \\ &= (n - 1)(n - 2)\Gamma(n - 2) \\ &= (n - 1)(n - 2) \cdots 1 \cdot \Gamma(1) \\ &= (n - 1)!\Gamma(1) \end{aligned}$$

Además, por la ecuación (2.16),

$$\begin{aligned}
 \Gamma(1) &= \int_0^{\infty} x^0 e^{-x} dx \\
 &= \lim_{a \rightarrow \infty} \int_0^a e^{-x} dx \\
 &= - \lim_{a \rightarrow \infty} e^{-x} \Big|_0^a \\
 &= - \lim_{a \rightarrow \infty} (e^{-a} - 1) \\
 &= 1
 \end{aligned}$$

Por tanto, $\Gamma(n) = (n-1)!$ para $n=2,3,\dots$

2.4. Distribución Gamma

Se dice que una variable aleatoria X tiene una distribución gamma con parámetros α y β ($\alpha > 0$ y $\beta > 0$) si X tiene una distribución continua cuya función de densidad de probabilidad $f(x|\alpha,\beta)$ se especifica como sigue:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} & \text{para } x > 0 \\ 0 & \text{para } x \leq 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

La integral de esta función de densidad de probabilidad es 1, puesto que de la definición de la función gamma resulta que

$$\int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} dx = \frac{\Gamma(\alpha)}{\beta^\alpha} \quad (2.18)$$

Si X tiene una distribución gamma con parámetros α y β , entonces los momentos de X se determinan fácilmente a partir de las ecuaciones (2.17) y (2.18). Para $k = 1, 2, \dots$, resulta que

$$\begin{aligned}
 E(X^k) &= \int_0^{\infty} x^k f(x) dx \\
 &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} x^{\alpha+k-1} e^{-\beta x} dx \\
 &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha+k)}{\beta^{\alpha+k}} \\
 &= \frac{\Gamma(\alpha+k)}{\beta^k \Gamma(\alpha)} \\
 &= \frac{\alpha(\alpha+1) \cdots (\alpha+k-1)}{\beta^k}
 \end{aligned}$$

Por lo que

$$E(X) = \frac{\alpha}{\beta}$$

$$\sigma^2 = \frac{\alpha(\alpha + 1)}{\beta^2} - \frac{\alpha^2}{\beta^2} = \frac{\alpha}{\beta^2}$$

La función generatriz de momentos se obtiene como sigue

$$\begin{aligned} \psi(t) &= \int_0^{\infty} e^{tx} f(x) dx \\ &= \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-(\beta-t)x} dx \end{aligned}$$

Esta integral será finita para cualquier valor de t tal que $t < \beta$. Por tanto, de la ecuación (2.18) resulta que

$$\psi(t) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{\Gamma(\alpha)}{(\beta-t)^\alpha} = \left(\frac{\beta}{\beta-t}\right)^\alpha \quad \text{para } t < \beta \quad (2.19)$$

2.5. Distribución ji cuadrada

La distribución ji cuadrada es un tipo particular de la distribución gamma. Para cualquier entero positivo n , la distribución gamma para la que $\alpha = \frac{n}{2}$ y $\beta = 2$ se denomina distribución χ^2 con n grados de libertad, la función de distribución de probabilidad de X para $x \geq 0$ es:

$$f(x) = \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(\frac{n}{2})} x^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}$$

donde n es un entero positivo.

La media y la varianza de la distribución ji cuadrada son:

$$\mu = n \quad \text{y} \quad \sigma^2 = 2n$$

La distribución ji cuadrada juega un papel vital en la inferencia estadística.

2.6. Distribución Exponencial

Se dice que una variable aleatoria X tiene una distribución exponencial con parámetro β ($\beta > 0$) si X tiene una distribución continua cuya de densidad de probabilidad $f(x|\beta)$ se especifica como sigue:

$$f(x) = \begin{cases} \beta e^{-\beta x} & \text{para } x > 0 \\ 0 & \text{para } x \leq 0 \end{cases} \quad (2.20)$$

Se puede observar en la ecuación (2.20) que la distribución exponencial con parámetro β es una distribución gamma con parámetros $\alpha = 1$ y β . Por tanto, si X tiene una distribución exponencial con parámetro β , de las expresiones deducidas para la distribución gamma resulta que

$$E(X) = \frac{1}{\beta} \text{ y } \sigma^2 = \frac{1}{\beta^2}$$

Análogamente, de la ecuación (2.19) resulta que la función generatriz de momentos de X es

$$\psi(t) = \frac{\beta}{\beta - t} \quad \text{para } t < \beta$$

2.7. Teorema Central del Límite

Sean X_1, X_2, X_3, \dots variables aleatorias independientes que tienen la misma función de distribución y, por lo tanto, la misma media μ y la misma varianza σ^2 . Sean $Y_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n$. Entonces, la variable aleatoria tipificada es

$$Z_n = \frac{Y_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \quad (2.21)$$

es asintóticamente normal con media 0 y varianza 1, esto es, la función de distribución de Z_n , satisface la relación

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(a \leq \frac{Y_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \leq b\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^b e^{-\frac{u^2}{2}} du \quad (2.22)$$

Prueba:

Si $\psi(t)$ denota la función generatriz de momentos para Z_n , entonces

$$\psi(t) = E[e^{tz_n}] \quad (2.23)$$

Sustituyendo la ecuación (2.21) en la ecuación (2.23) se tiene

$$\psi(t) = E[e^{t(Y_n - n\mu)/\sigma\sqrt{n}}]$$

Recordemos que: $Y_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n$, por lo que la ecuación anterior nos queda como sigue

$$\psi(t) = E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}} \cdot e^{t(X_2-\mu)/\sigma\sqrt{n}} \dots e^{t(X_n-\mu)/\sigma\sqrt{n}}]$$

Tomando en cuenta que las X_n son independientes se obtiene

$$\psi(t) = E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] \cdot E[e^{t(X_2-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] \dots E[e^{t(X_n-\mu)/\sigma\sqrt{n}}]$$

Por ser las X_n idénticamente distribuidas tenemos

$$\psi(t) = \{E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}]\}^n \quad (2.24)$$

Notemos que mediante una expansión en serie de Taylor, la expresión para la esperanza resulta ser

$$E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] = E\left[1 + \frac{t}{\sigma\sqrt{n}}(X_1 - \mu) + \frac{t^2}{2\sigma^2 n}(X_1 - \mu)^2 + \dots\right]$$

$$E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] = E(1) + \frac{t}{\sigma\sqrt{n}}E(X_1 - \mu) + \frac{t^2}{2\sigma^2 n}E(X_1 - \mu)^2 + \dots$$

$$E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] = E(1) + \frac{t}{\sigma\sqrt{n}}(0) + \frac{t^2}{2\sigma^2 n}\sigma^2 + \dots$$

$$E[e^{t(X_1-\mu)/\sigma\sqrt{n}}] = 1 + \frac{t^2}{2n} + \dots \quad (2.25)$$

Sustituyendo la ecuación (2.25) en la ecuación (2.24) se obtiene

$$\psi(t) = \left(1 + \frac{t^2}{2n} + \dots\right)^n$$

La ecuación anterior la podemos reescribir como sigue

$$\psi(t) = \left(1 + \frac{t^2}{2n} + \dots\right)^n$$

Tomando el límite de la ecuación anterior cuando $n \rightarrow \infty$ se obtiene

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \psi(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{t^2}{2n} + \dots\right)^n \quad (2.26)$$

Consideremos el siguiente límite

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{x_n}{n}\right)^n = e^x$$

$$\text{si } \lim_{n \rightarrow \infty} x_n = x$$

En base al límite anterior podemos concluir que la ecuación (2.26) se puede expresar como

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \psi(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (2.27)$$

Puesto que la parte derecha de la ecuación (2.27) es la función generatriz de momentos de la distribución normal tipificada, obtenemos que la distribución asintótica de Z_n debe ser la distribución normal tipificada con lo cual se concluye la prueba.

2.8. Distribución t

Teorema 2.8.1 *Sea Z una variable aleatoria y V una variable aleatoria ji cuadrada con k grados de libertad. Si Z y V son independientes, entonces la variable aleatoria*

$$T = \frac{Z}{\sqrt{\frac{V}{k}}}$$

tiene la función de densidad de probabilidad

$$f(t) = \frac{\Gamma[(k+1)/2]}{\sqrt{\pi k} \Gamma(\frac{k}{2})} \frac{1}{[\frac{t^2}{k} + 1]^{(k+1)/2}} \quad -\infty < t < \infty \quad (2.28)$$

y se afirma que sigue la distribución t con k grados de libertad, lo que se abrevia t_k .

Prueba

Puesto que Z y V son independientes su función de densidad conjunta es:

$$f(z, v) = \frac{\nu^{\frac{k}{2}-1}}{2^{\frac{k}{2}} \Gamma(\frac{k}{2}) \sqrt{2\pi}} e^{-(z^2+\nu)/2} \quad -\infty < z < \infty, \quad 0 < v < \infty \quad (2.29)$$

Definamos una variable aleatoria $u=v$. De tal modo que las soluciones inversas de

$$t = \frac{z}{\sqrt{\frac{v}{k}}} \quad \text{y} \quad u = v \quad \text{son} \quad z = t\sqrt{\frac{u}{k}} \quad \text{y} \quad v = u$$

El jacobiano es:

$$\mathbf{J} = \begin{vmatrix} \frac{\partial z}{\partial t} & \frac{\partial z}{\partial u} \\ \frac{\partial v}{\partial t} & \frac{\partial v}{\partial u} \end{vmatrix}$$

En base a lo anterior se tiene

$$\mathbf{J} = \begin{vmatrix} \sqrt{\frac{u}{k}} & \frac{t}{2\sqrt{uk}} \\ 0 & 1 \end{vmatrix}$$

Por consiguiente

$$|J| = \sqrt{\frac{u}{k}}$$

y

$$g(t, u) = \frac{u^{\frac{k}{2}-1}\sqrt{u}}{2^{\frac{k}{2}}\Gamma(\frac{k}{2})\sqrt{2\pi k}} e^{-[(\frac{t}{k})t^2+u]/2} \quad (2.30)$$

Luego, puesto que $V > 0$ debemos requerir que $u > 0$, y como $-\infty < z < \infty$, entonces $-\infty < t < \infty$. De la ecuación de la ecuación (2.30) se obtiene:

$$g(t, u) = \frac{u^{\frac{k+1}{2}-1}}{2^{\frac{k}{2}}\Gamma(\frac{k}{2})\sqrt{2\pi k}} e^{-(u/2)(\frac{t^2}{k}+1)} \quad 0 < u < \infty, \quad -\infty < t < \infty$$

y como $f(t) = \int_0^\infty g(t, u)du$, obtenemos

$$f(t) = \frac{1}{2^{\frac{k}{2}}\Gamma(\frac{k}{2})\sqrt{2\pi k}} \int_0^\infty u^{(k-1)/2} e^{-(\frac{u}{2})(\frac{t^2}{k}+1)} du \quad 0 < u < \infty, \quad -\infty < t < \infty$$

Recordar que: $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha-1}e^{-x}dx$ para $\alpha > 0$ la ecuación anterior nos queda como

$$f(t) = \frac{\Gamma(\frac{k+1}{2})}{\Gamma(\frac{k}{2})\sqrt{2\pi k}} \frac{1}{[\frac{t^2}{k} + 1]^{(k+1)/2}} \quad -\infty < t < \infty$$

2.9. Intervalos de confianza

Una estimación por intervalos de un parámetro desconocido θ es un intervalo de la forma $\ell \leq \theta \leq u$, donde los puntos extremos ℓ y u dependen del valor numérico de la estadística $\hat{\theta}$ para una muestra en particular, y de la distribución de muestreo de $\hat{\Theta}$. Puesto que muestras diferentes producen valores distintos de $\hat{\theta}$ y, en consecuencia, valores diferentes de los puntos extremos ℓ y u , estos puntos son valores de variables aleatorias. De la distribución de muestreo de $\hat{\Theta}$ es posible determinar los valores de L y U tales que la siguiente proposición de probabilidad es verdadera:

$$P(L \leq \theta \leq U) = 1 - \alpha \quad (2.31)$$

donde $0 < \alpha < 1$. Por tanto, se tiene una probabilidad de $1 - \alpha$ de seleccionar una muestra que produzca un intervalo que contiene el valor verdadero de θ .

El intervalo resultante

$$\ell \leq \theta \leq u \quad (2.32)$$

se conoce como intervalo de confianza del $100(1 - \alpha)$ por ciento para el parámetro desconocido θ . Las cantidades ℓ y u reciben el nombre de límites de confianza inferior y superior, respectivamente, y $1 - \alpha$ es el coeficiente de confianza. La interpretación de un intervalo de confianza es que, si se recopila un número infinito de muestras aleatorias y se calcula un intervalo de confianza del $100(1 - \alpha)$ por ciento para θ , para cada una de las muestras, entonces el $100(1 - \alpha)$ por ciento de esos intervalos contienen el valor verdadero de θ .

El intervalo de confianza de la ecuación (2.32) recibe el nombre más apropiado de intervalo de confianza bilateral, ya que especifica los límites inferior y superior de θ . En ocasiones, puede resultar más apropiado un intervalo de confianza unilateral. Un intervalo de confianza unilateral inferior del $100(1 - \alpha)$ para θ está dado por el intervalo

$$\ell \leq \theta$$

donde el límite inferior de confianza ℓ se elige de modo que

$$P(L \leq \theta) = 1 - \alpha$$

De manera similar, un intervalo de confianza unilateral superior del $100(1 - \alpha)$ para θ está dado por el intervalo

$$\theta \leq u$$

donde el límite de confianza superior u se escoge de modo que

$$P(\theta \leq U) = 1 - \alpha$$

La longitud $u-l$ del intervalo de confianza observado es una medida importante de la calidad de la información obtenida de la muestra. El semiintervalo $\theta-l$ o $u-\theta$ se conoce como precisión del estimador. Entre más grande sea el intervalo de confianza, mayor es la seguridad de que el intervalo en realidad contenga el valor verdadero de θ . Por otra parte, entre más grande sea el intervalo, menor información se tiene acerca del valor verdadero de θ . En una situación ideal, se tiene un intervalo relativamente pequeño con una confianza grande.

2.10. Pruebas de hipótesis

Una hipótesis estadística es una suposición que se hace relativa a la distribución de una variable aleatoria. Una prueba estadística de una hipótesis es un procedimiento en el cual se usa una muestra con el fin de determinar cuándo podemos “no rechazar” la hipótesis, es decir, actuar como si fuera cierta, o cuando debemos “rechazar” ésta, es decir, actuar como si fuera falsa. La decisión de “no rechazar” se toma cuando la muestra tiene elevada probabilidad de provenir de la distribución hipotética. La decisión de “rechazar” se toma cuando la muestra obtenida es improbable de provenir de la distribución hipotética. Se usa como límite de improbable un valor α pequeño. Llamado el límite de significancia. Los mas comunes son $\alpha = 0.05$ y $\alpha = 0.01$, expresados como 5 % y 1 %. Si se tiene “rechazar” se dice que los valores de la muestra difieren significativamente de los esperados. Si se tiene “no rechazar” no difieren significativamente y se dice que se deben al azar.

Algunas fuentes comunes para generar hipótesis son las siguientes.

1. La hipótesis puede aparecer de un requisito de calidad.
2. La hipótesis está basada en valores conocidos por experiencias anteriores.
3. La hipótesis resulta de una teoría que se desea comprobar.
4. La hipótesis es nada más una sospecha provocada por observaciones casuales.

Las pruebas de significación o de hipótesis permiten valorar la veracidad de alguna hipótesis establecida acerca de una población, determinando si los valores difieren significativamente de los esperados por la hipótesis o si las diferencias observadas se consideran debidas solo al azar.

En las pruebas de hipótesis se distinguen dos tipos de hipótesis: **la hipótesis nula**, designada por H_0 , conocida también como hipótesis de no diferencia y la **hipótesis alternativa**, H_1 , que es cualquier suposición que difiera de la nula. Las hipótesis nula y alternativa deben ser mutuamente exclusivas.

El procedimiento mediante el cual se decide aceptar o rechazar una hipótesis estadística, o se trata de determinar, cuando las muestras observadas difieren significativamente de los resultados esperados se denomina prueba o contraste

de hipótesis. Así, hablamos de probar una hipótesis nula contra una alternativa en el supuesto de que la hipótesis nula es verdadera.

Tipos de prueba

Hay dos tipos de pruebas, bilaterales y unilaterales; las *bilaterales o de dos colas* cuya forma general es:

$$H_0 : \theta = \theta_0$$

$$H_1 : \theta \neq \theta_0$$

Donde θ representa cualquier parámetro y θ_0 es un valor supuesto del parámetro.

Las pruebas unilaterales o de una cola, pueden ser:

a) *unilaterales de cola inferior o de cola izquierda*, cuya forma general es:

$$H_0 : \theta \geq \theta_0$$

$$H_1 : \theta < \theta_0$$

b) *unilateral de cola superior o de cola derecha* de la forma:

$$H_0 : \theta \leq \theta_0$$

$$H_1 : \theta > \theta_0$$

Tipos de errores

El procedimiento de probar una hipótesis nula contra una alternativa sobre la base de información obtenida de la muestra, conducirá a dos tipos de errores posibles, debido a fluctuaciones al azar en el muestreo. Si la hipótesis nula es en realidad cierta, pero los datos de la muestra son incompatibles con ella y se rechaza, se comete un *error de tipo I*; es decir, un error de tipo I se comete cuando se rechaza una hipótesis nula verdadera. Por otro lado, se comete un error de tipo II cuando se acepta una hipótesis nula falsa.

Las probabilidades de cometer errores de tipo I y II, pueden considerarse como los riesgos de decisiones incorrectas. La probabilidad de cometer un error de tipo I se llama nivel de significancia o de significación y se designa por α ; la probabilidad de cometer un error de tipo II no tiene un nombre en particular, pero se representa por β . Esto es;

$$P(E.T.I) = P(\text{Rechazar } H_0 \mid H_0 \text{ V}) = \alpha$$

$$P(E.T.II) = P(\text{Aceptar } H_0 \mid H_0 \text{ F}) = \beta$$

En esta tesis no se averigua el error tipo II; ya que el objetivo es estudiar la alteración de los niveles de significancia en función del tamaño de la muestra y el alejamiento de la distribución normal.

2.11. Pruebas de hipótesis sobre las medias

Consideremos las pruebas de hipótesis sobre la igualdad de las medias μ_1 y μ_2 de dos distribuciones normales donde las varianzas σ_1^2 y σ_2^2 son desconocidas. Para probar esta hipótesis se usará una estadística t. Se requiere la hipótesis de normalidad para desarrollar el procedimiento de prueba, pero los alejamientos moderados de la normalidad no tendrán efectos adversos sobre el procedimiento. Se supondrá que las varianzas de las dos distribuciones normales son desconocidas pero iguales; esto es, $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$. Considerando esta situación supóngase que se tienen dos poblaciones normales independientes con medias desconocidas μ_1 y μ_2 , y varianzas desconocidas pero iguales, $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$. Se desea probar

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2 \quad (2.33)$$

Sean $X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1n_1}$ una muestra aleatoria de n_1 observaciones tomadas de la primera población, y $X_{21}, X_{22}, \dots, X_{2n_2}$ una muestra aleatoria de n_2 observaciones tomadas de la segunda población. Sean $\bar{X}_1, \bar{X}_2, S_1^2, S_2^2$ las medias muestrales y las varianzas muestrales, respectivamente. Puesto que tanto S_1^2 como S_2^2 son estimaciones de la varianza común σ^2 , pueden combinarse para formar un solo estimador, como el que se muestra enseguida

$$S_p^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (2.34)$$

Para probar

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

Se calcula el estadístico de prueba

$$T_0 = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad (2.35)$$

Si $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ es verdadera, T_0 tiene una distribución $t_{n_1+n_2-2}$. Si t_0 es el valor calculado del estadístico de prueba, entonces si

$$t_0 > t_{\frac{\alpha}{2}, n_1+n_2-2}$$

o si

$$t_0 < -t_{\frac{\alpha}{2}, n_1+n_2-2}$$

debe rechazarse $H_0 : \mu_1 = \mu_2$

Las alternativas unilaterales se tratan de manera similar. Para probar

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 > \mu_2$$

Se calcula el estadístico de prueba t_0 de la ecuación (2.34) y se rechaza $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ si

$$t_0 > t_{\alpha, n_1 + n_2 - 2}$$

Para la otra hipótesis alternativa unilateral,

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 < \mu_2$$

se calcula el estadístico de prueba t_0 y se rechaza $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ si

$$t_0 < -t_{\alpha, n_1 + n_2 - 2}$$

La prueba t para dos muestras a menudo recibe el nombre de **prueba t combinada**, ya que las varianzas muestrales se combinan para estimar la varianza común. También se conoce como **prueba t independiente**, debido a que se supone que las dos poblaciones normales son independientes.

2.12. Tabla para los grados de libertad

tamaño de muestra	grados de libertad	5 %	1 %
10	8	2.3060	3.3554
20	18	2.1009	2.8784
25	23	2.0687	2.8073
30	28	2.0484	2.7633
35	33	2.0345	2.7333
40	38	2.0244	2.7116
45	43	2.0167	2.6951
50	48	2.0106	2.6822
55	53	2.0057	2.6718
60	58	2.0017	2.6633
80	78	1.9908	2.6403
100	98	1.9845	2.6269
105	103	1.9833	2.6244
130	128	1.9787	2.6148
200	198	1.9720	2.6009

Capítulo 3

Descripción de la Simulación

3.1. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras y 5 datos cada muestra

Para esta simulación generamos dos poblaciones aleatoriamente de una distribución normal a las cuales llamamos A y B cada una de ellas con 10,000 parejas de muestras y cada muestra con 5 datos, una vez generadas las poblaciones, estas se consideran como arreglos bidimensionales los cuales serán analizados mediante la siguiente rutina:

```
1  n = input(Cuántas corridas desea de esta rutina);
2  for i=1:n

    % Genero la semilla para la población A
3  A=random(Normal,0,1,10000,5);
4  save A.txt A -ascii

    % Cargo una matriz A con los datos de la semilla
5  fid = fopen(A.txt);
6  for i=1:10000
7      for j=1:5
8          m(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
9      end
10 end
```

```
% Inicializo el arreglo suma(i) y el arreglo varianza(i)
11 for i=1:10000
12     suma(i) = 0;
13     varianza(i) = 0;
14 end

% Calculo la suma, la media y varianza de cada muestra de la población
15 diferencia = 0;
16 for i=1:10000
17     for j=1:5
18         suma(i) = suma(i) + m(i,j);
19     end

20     media(i) = suma(i)/5;

21     for j=1:5
22         diferencia = m(i,j) - media(i);
23         varianza(i) = varianza(i) + diferencia*diferencia;
24     end

25     varianza(i) = varianza(i)/4;
26 end

% Genero la semilla para la población B
27 B=random(Normal,0,1,10000,5);
28 save B.txt B -ascii

% Cargo una matriz B con los datos de la semilla
29 fid = fopen(B.txt);
30 for i=1:10000
31     for j=1:5
32         m2(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
33     end
34 end

% Inicializo el arreglo suma2(i) y el arreglo varianza2(i)
35 for i=1:10000
36     suma2(i) = 0;
37     varianza2(i) = 0;
38 end
```

```

    % Calculo la suma2, la media2 y varianza2 de cada muestra de la
    poblaci3n

39  diferencia2 = 0;
40  for i=1:10000
41      for j=1:5
42          suma2(i) = suma2(i) + m2(i,j);
43      end

44      media2(i) = suma2(i)/5;

45      for j=1:5
46          diferencia2 = m2(i,j) - media2(i);
47          varianza2(i) = varianza2(i) + diferencia2*diferencia2;
48      end

49      varianza2(i) = varianza2(i)/4;
50  end

    % Posteriormente se calculan los valores de t para las parejas de
    muestras de las poblaciones A y B

51  for i=1:10000

        
$$t(i) = \frac{media(i) - media2(i)}{\sqrt{((varianza(i) + varianza2(i))/2 * (1/5 + 1/5))}}$$


52  end

    % Enseguida se calculan los niveles de significancia

    % Estimo el porcentaje o el n3mero de ts fuera del rango de la
    distribuci3n t para 8 grados de libertad al 5%

53  cont = 0;
54  for i=1:10000
55      if(t(i)>2.3060 | t(i)<-2.3060)
56          cont = cont + 1;
57      end
58  end

59  disp( Muestro la cantidad de n3meros t's que cumplen que t>2.3060
        o t<-2.3060 al 5% con 8 grados de libertad);

60  disp(cont);

```

```
% Estimo el porcentaje o el número de t's fuera del rango de la
distribución t para 8 grados de libertad al 1%.

61 cont2 = 0;
62 for i=1:10000
63     if(t(i)>3.3554 | t(i)<-3.3554)
64         cont2 = cont2 + 1;
65     end
66 end

67 disp(Muestro la cantidad de números t que cumplen que t>3.3554
o t<-3.3554 al 1% con 8 grados de libertad);

68 disp(cont2);

69 end
```

3.2. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras y 15 datos cada muestra

Para esta simulación generamos dos poblaciones aleatoriamente de una distribución rectangular o uniforme a las cuales llamamos A y B cada una de ellas con 10,000 parejas de muestras y cada muestra con 15 datos, una vez generadas las poblaciones, estas se consideran como arreglos bidimensionales los cuales serán analizados mediante la siguiente rutina:

```
1  n = input(Cuántas corridas desea de esta rutina);
2  for i=1:n

    % Genero la semilla para la población A
3  A=unifrnd(0,1,10000,15);
4  save A.txt A -ascii

    % Cargo una matriz A con los datos de la semilla
5  fid = fopen(A.txt);
6  for i=1:10000
7      for j=1:15
8          m(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
9      end
10 end

    % Inicializo el arreglo suma(i) y el arreglo varianza(i)
11 for i=1:10000
12     suma(i) = 0;
13     varianza(i) = 0;
14 end

    % Calculo la suma, la media y varianza de cada muestra de la población
15 diferencia = 0;
16 for i=1:10000
17     for j=1:15
18         suma(i) = suma(i) + m(i,j);
19     end

20     media(i) = suma(i)/15;

21     for j=1:15
22         diferencia = m(i,j) - media(i);
23         varianza(i) = varianza(i) + diferencia*diferencia;
24     end
25     varianza(i) = varianza(i)/14;
26 end
```

```

% Genero la semilla para la población B
27 B=unifrnd(0,1,10000,15);
28 save B.txt B -ascii

% Cargo una matriz B con los datos de la semilla
29 fid = fopen(B.txt);
30 for i=1:10000
31     for j=1:15
32         m2(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
33     end
34 end

% Inicializo el arreglo suma2(i) y el arreglo varianza2(i)
35 for i=1:10000
36     suma2(i) = 0;
37     varianza2(i) = 0;
38 end

% Calculo la suma2, la media2 y varianza2 de cada muestra de la
población

39 diferencia2 = 0;
40 for i=1:10000
41     for j=1:15
42         suma2(i) = suma2(i) + m2(i,j);
43     end

44     media2(i) = suma2(i)/15;

45     for
46         diferencia2 = m2(i,j) - media2(i);
47         varianza2(i) = varianza2(i) + diferencia2*diferencia2;
48     end

49     varianza2(i) = varianza2(i)/14;

50 end

% Posteriormente se calculan los valores de t para las parejas de
muestras de las poblaciones A y B

51 for i=1:10000

$$t(i) = \frac{media(i) - media2(i)}{\sqrt{((varianza(i) + varianza2(i))/2 * (1/15 + 1/15))}}$$

52 end

```

```
% Enseguida se calculan los niveles de significancia

% Estimo el porcentaje o el número de ts fuera del rango de la
distribución t para 28 grados de libertad al 5 %

53 cont = 0;
54 for i=1:10000
55     if(t(i)>2.0484 | t(i)<-2.0484)
56         cont = cont + 1;
57     end
58 end

59 disp(Muestro la cantidad de números t's que cumplen que
t>2.0484 o t<-2.0484 al 5 % con 28 grados de libertad);

60 disp(cont);

% Estimo el porcentaje o el número de t's fuera del rango de la
distribución t para 28 grados de libertad al 1 % .

61 cont2 = 0;
62 for i=1:10000
63     if(t(i)>2.7633 | t(i)<-2.7633)
64         cont2 = cont2 + 1;
65     end
66 end

67 disp(Muestro la cantidad de números t que cumplen que
t>2.7633 o t<-2.7633 al 1 % con 28 grados de libertad);

68 disp(cont2);

69 end
```

3.3. Poblaciones con 10,000 parejas de muestras 5 y 15 datos cada muestra

Para esta simulación generamos dos poblaciones aleatoriamente de una distribución exponencial a las cuales llamamos A y B cada una de ellas con 10,000 parejas de muestras y cada muestra con 5 y 15 datos respectivamente, una vez generadas las poblaciones, estas se consideran como arreglos bidimensionales los cuales serán analizados mediante la siguiente rutina:

```

1  n = input(Cuántas corridas desea de esta rutina);
2  for i=1:n

    % Genero la semilla para la población A
3  A=exprnd(1,10000,5);
4  save A.txt A -ascii

    % Cargo una matriz A con los datos de la semilla
5  fid = fopen(A.txt);
6  for i=1:10000
7      for j=1:5
8          m(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
9      end
10 end

    % Inicializo el arreglo suma(i) y el arreglo varianza(i)
11 for i=1:10000
12     suma(i) = 0;
13     varianza(i) = 0;
14 end

    % Calculo la suma, la media y varianza de cada muestra de la población
15 diferencia = 0;
16 for i=1:10000
17     for j=1:5
18         suma(i) = suma(i) + m(i,j);
19     end

20     media(i) = suma(i)/5;

21     for j=1:5
22         diferencia = m(i,j) - media(i);
23         varianza(i) = varianza(i) + diferencia*diferencia;
24     end
25     varianza(i) = varianza(i)/4;
26 end

```

```

% Genero la semilla para la población B
27 B=exprnd(1,10000,15);
28 save B.txt B -ascii

% Cargo una matriz B con los datos de la semilla
29 fid = fopen(B.txt);
30 for i=1:10000
31     for j=1:15
32         m2(i,j) = fscanf(fid,g,[1,1]);
33     end
34 end

% Inicializo el arreglo suma2(i) y el arreglo varianza2(i)
35 for i=1:10000
36     suma2(i) = 0;
37     varianza2(i) = 0;
38 end

% Calculo la suma2, la media2 y varianza2 de cada muestra
de la población

39 diferencia2 = 0;
40 for i=1:10000
41     for j=1:15
42         suma2(i) = suma2(i) + m2(i,j);
43     end

44     media2(i) = suma2(i)/15;

45     for j=1:15
46         diferencia2 = m2(i,j) - media2(i);
47         varianza2(i) = varianza2(i) + diferencia2*diferencia2;
48     end

49     varianza2(i) = varianza2(i)/14;

50 end

%Posteriormente se calculan los valores de t para las parejas de
muestras de las poblaciones A y B

51 for i=1:10000

$$t(i) = \frac{media(i) - media2(i)}{\sqrt{(4 * varianza(i) + 14 * varianza2(i))/18 * (1/5 + 1/15)}}$$

52 end

```

```
% Enseguida se calculan los niveles de significancia

%Estimo el porcentaje o el número de ts fuera del rango de la
distribución t para 18 grados de libertad al 5%

53 cont = 0;
54 for i=1:10000
55     if(t(i)>2.1009 | t(i)<-2.1009)
56         cont = cont + 1;
57     end
58 end

59 disp(Muestro la cantidad de números t's que cumplen que
t>2.1009 o t<-2.1009 al 5% con 18 grados de libertad);

60 disp(cont);

%Estimo el porcentaje o el número de t's fuera del rango de la
distribución t para 18 grados de libertad al 1% .

61 cont2 = 0;
62 for i=1:10000
63     if(t(i)>2.8784 | t(i)<-2.8784)
64         cont2 = cont2 + 1;
65     end
66 end

67 disp(Muestro la cantidad de números t que cumplen que
t>2.8784 o t<-2.8784 al 1 por ciento con 18 grados de libertad);

68 disp(cont2);

69 end
```

Las simulaciones para los diferentes tamaños de muestra se realizaron ajustando la rutina, para cada uno de los tamaños de muestra, así como para la distribución, la cual fue normal, uniforme y exponencial.

La rutina utilizada para calcular la media y la desviación estándar para cada muestra de la población es la siguiente:

```
% Cargo una matriz con los datos del archivo
1  fid = fopen(archivo.txt);
2  for i=1:n
3      arreglo(i) = fscanf(fid,g,[1,1]);
4  end

% Sumo los datos del arreglo y encuentro la media, y desviación estándar
5  media = 0;
6  for i=1:n
7      media = media + arreglo(i);
8  end

9  media = media/n;
10 disp(La media es); disp(media);

11 varianza = 0;
12 for i=1:n
13     diferencia = arreglo(i) - media;
14     varianza=varianza+diferencia*diferencia;
15 end

16 varianza = varianza/n-1;

17 disp(varianza);

18 desviación estandar =sqrt(varianza);

19 disp(desviación estandar);
```

Capítulo 4

Resultados de la Prueba de T

4.1. Promedio del número de rechazos intentados al 5 %

Los promedios de rechazos empíricos intentados al 5 % fueron en 10,000 parejas de muestras

Población		Distribución Normal	
A	B	media	desviación estándar
5	5	501.1	21.3
5	15	502.1	19.9
15	15	503.3	22.8
5	20	502.1	17.9
15	20	501.9	20.2
20	20	496.5	22.7
5	25	503.4	20.8

Población		Distribución Normal	
A	B	media	desviación estándar
15	25	499.8	19.4
20	25	499.2	22.8
25	25	502.1	21.1
5	30	496.8	20.9
15	30	498.4	23.6
20	30	506.7	22.9
25	30	503.1	20.3
30	30	499.7	25.0
50	50	500.1	20.9
50	5	499.2	23.1
100	100	499.7	23.4

Población		Distribución Rectangular	
A	B	media	desviación estándar
5	5	540.0	21.8
5	15	505.6	18.1
15	15	503.0	22.0
5	20	498.2	22.4
15	20	505.4	23.6
20	20	503.7	21.6
5	25	493.3	20.9
15	25	509.3	20.6
20	25	501.5	21.6
25	25	505.3	22.7
5	30	491.3	23.4
15	30	505.6	24.7
20	30	505.5	21.2
25	30	505.6	22.9
30	30	505.1	21.2
50	50	504.2	20.4
50	5	488.8	21.6
100	100	503.1	21.7
100	5	482.9	20.1

Población		Distribución Exponencial	
A	B	media	desviación estándar
5	5	388.9	17.3
5	15	448.7	22.6
15	15	457.9	18.1
5	20	450.2	19.6
15	20	462.9	20.7
20	20	465.8	20.9
5	25	457.3	18.1
15	25	465.4	19.5
20	25	472.8	19.6
25	25	472.4	22.4
5	30	457.1	19.5
15	30	468.7	21.1
20	30	472.8	21.1
25	30	476.3	18.9
30	30	479.7	21.5
50	50	488.8	20.8
50	5	457.4	18.6
50	30	485.7	21.2
100	100	494.0	24.0
100	5	451.5	20.7
100	30	486.1	23.6

4.2. Promedio del número de rechazos intentados al 1 %

Los promedios de los rechazos empíricos intentados al 1 % fueron en 10,000 parejas de muestras

Población		Distribución Normal	
A	B	media	desviación estándar
5	5	100.6	09.8
5	15	099.2	09.1
15	15	101.2	09.9
5	20	100.4	08.7
15	20	098.1	09.8
20	20	099.2	08.9
5	25	099.5	08.8
15	25	102.8	10.1
20	25	101.5	09.1
25	25	100.2	09.6
5	30	099.6	09.7
15	30	097.3	09.9
20	30	099.4	10.6
25	30	099.5	08.9
30	30	100.7	10.3
50	50	100.2	11.1
50	5	099.8	09.8
100	100	098.9	10.4

Población		Distribución Rectangular	
A	B	media	desviación estándar
5	5	139.6	10.5
5	15	102.1	09.9
15	15	111.6	10.1
5	20	094.9	09.9
15	20	107.1	10.5
20	20	107.2	08.4
5	25	092.1	10.1
15	25	108.2	10.2
20	25	105.5	11.6
25	25	107.5	09.6
5	30	087.2	09.6
15	30	103.4	09.7
20	30	104.9	11.2
25	30	103.9	10.7
30	30	105.4	10.3
50	50	103.0	10.9
50	5	079.3	08.6
100	100	102.6	09.8
100	5	073.9	09.2

Población		Distribución Exponencial	
A	B	media	desviación estándar
5	5	065.9	07.9
5	15	105.1	10.1
15	15	071.3	08.2
5	20	119.9	11.0
15	20	074.7	09.4
20	20	077.3	08.2
5	25	129.9	11.7
15	25	081.7	08.8
20	25	079.3	08.9
25	25	079.4	09.4
5	30	136.4	12.1
15	30	085.4	09.5
20	30	081.2	09.8
25	30	079.9	09.2
30	30	082.1	08.4
50	50	088.1	09.3
50	5	156.5	12.8
50	30	087.5	09.1
100	100	094.7	09.0
100	5	169.5	13.4
100	30	098.1	10.4

Capítulo 5

Conclusiones

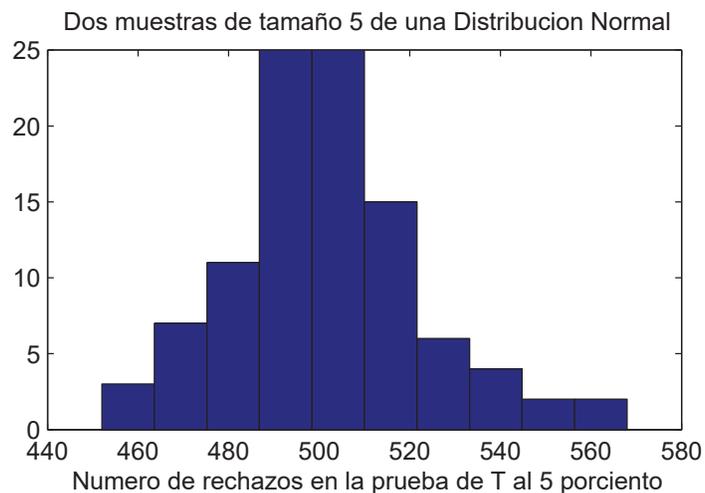
Se concluye de la simulación que cuando una de las muestras es pequeña aún cuando la otra sea grande se distorcionan los niveles de significancia empíricos intentados tanto al 5 % como al 1 %.

Para el caso de la distribución rectangular con los niveles de significancia intentados al 5 %, cuando las dos muestras son pequeñas hay un exceso de rechazos pero cuando al menos, una de las dos muestras es de 15 ó más el número de rechazos esta cercano al esperado tanto al 5 % y al 1 %. Cuando una de las muestras es de 5 aún cuando la otra sea grande el número de rechazos es ligeramente menor al esperado.

En la distribución exponencial con los niveles de significancia empíricos intentados 1 % y al 5 % con muestras menores o iguales a 50 se esta por debajo del número esperado y cuando una de las muestras es de tamaño 5 y la otra es de entre 20 y 100 hay un exceso en el número de rechazos al 1 %. Para la exponencial se requiere un tamaño de muestra superior al 50 para estar próximos al número de rechazos esperado. Cuando una de las muestras es de 100 y la otra es de 30 se esta cercano al número de rechazos esperado.

Se comporta mejor la distribución rectangular porque es una distribución simétrica. Para la exponencial se requieren muestras más grandes para que el número de rechazos este cercano al esperado, debido probablemente a la asimetría de la distribución.

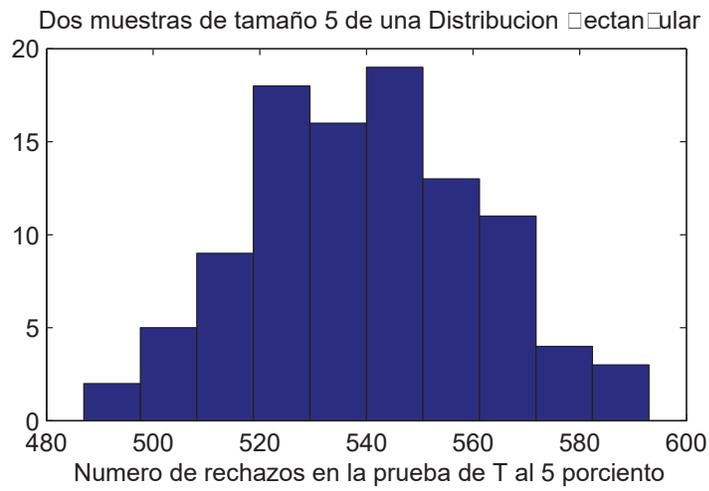
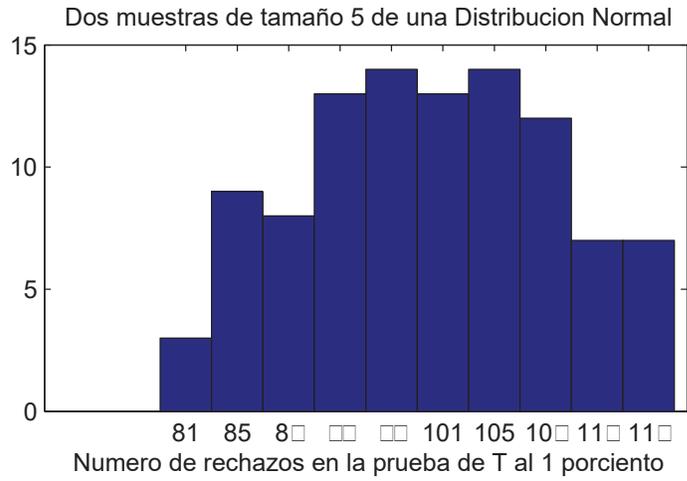
Finalmente en la distribución exponencial cuando la asimetría es fuerte, es decir, una muestra es pequeña y la otra es grande el número de rechazos estan por arriba de lo esperado al 1 %, mientras que al 5 % se mantienen por debajo del número de rechazos esperado. Cuando ambos tamaños de muestra son arriba de 15 sin llegar a 100 los niveles de significancia estan por abajo del número de rechazos esperado.

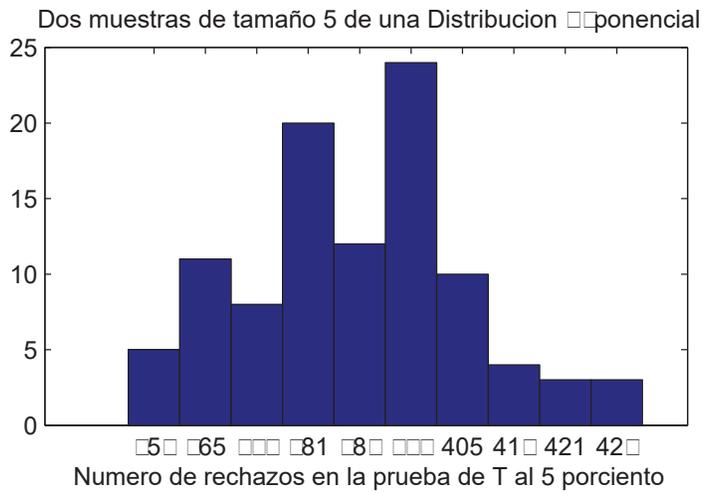
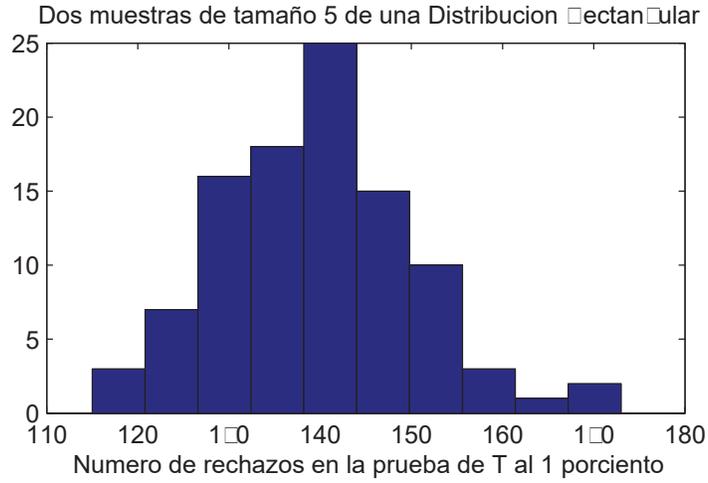


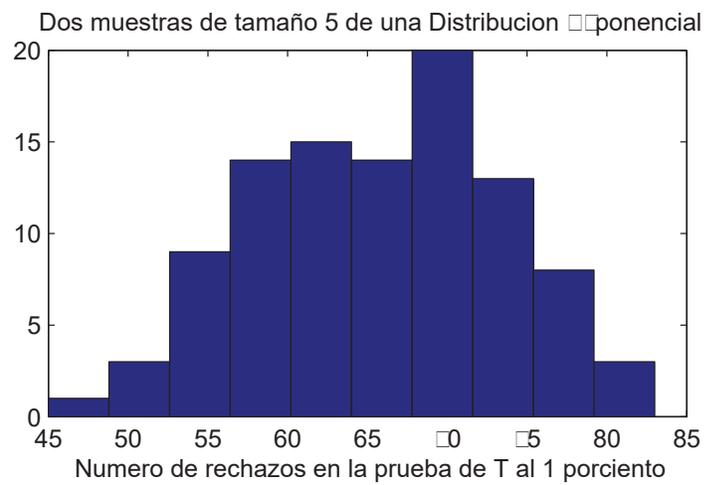
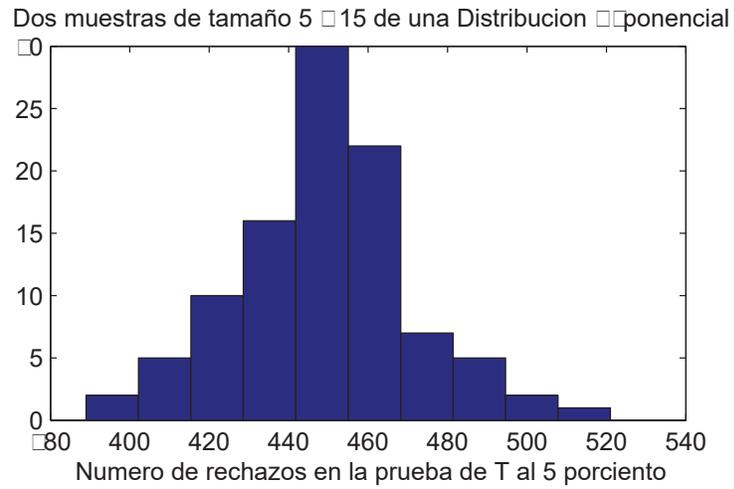
Descripción de la gráfica

La parte correspondiente al eje X nos muestra los datos numéricos que se refiere al número de rechazos que tuvo la hipótesis nula siendo esta cierta, los cuales provienen de la simulación en la cual se generan dos poblaciones con 10000 parejas de muestras, una vez calculada la media y la varianza de cada muestra se calcula el estadístico de prueba el cual esencialmente proviene de las medias y de las varianzas muestrales, las cuales pueden ser esperadas o ponderadas. Así como también de los grados de libertad. Estos últimos nos dan los intervalos de confianza.

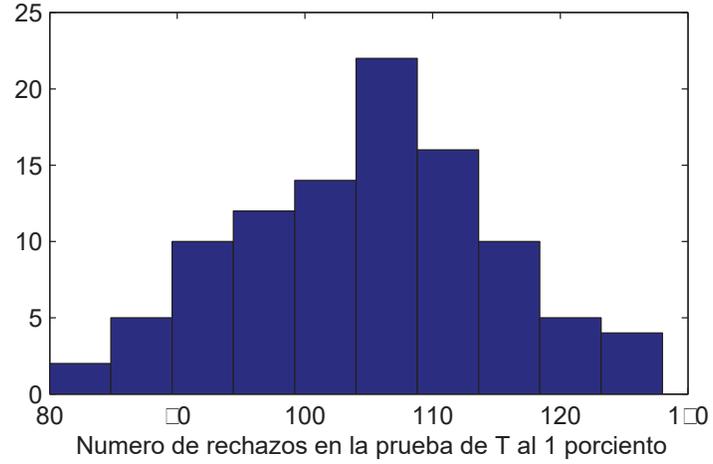
La parte correspondiente al eje Y nos muestra la frecuencia relativa con la que se presentaron los rechazos. La frecuencia relativa es la proporción del número total de observaciones que caen en esa categoría.



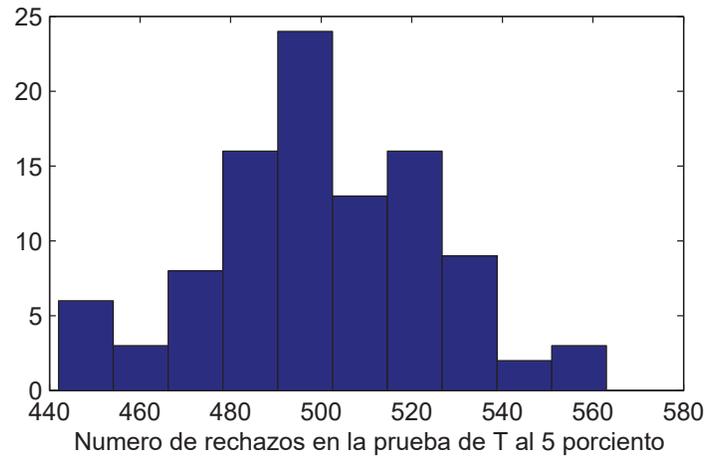


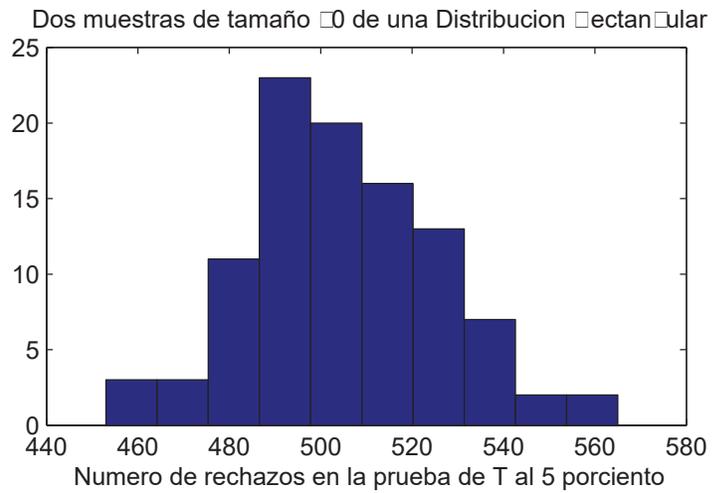
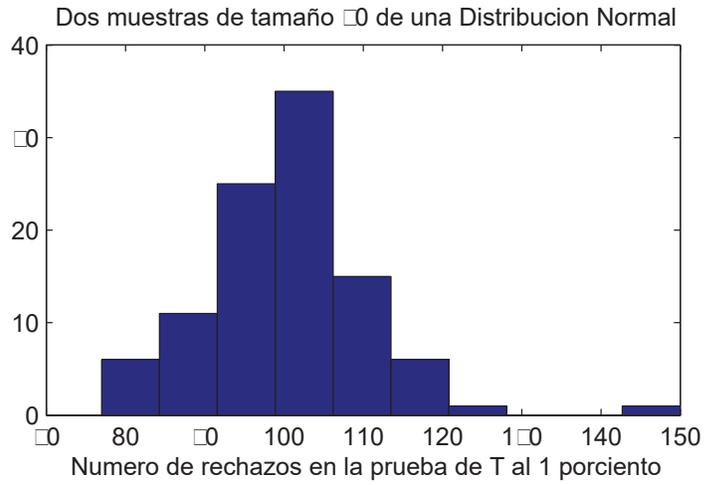


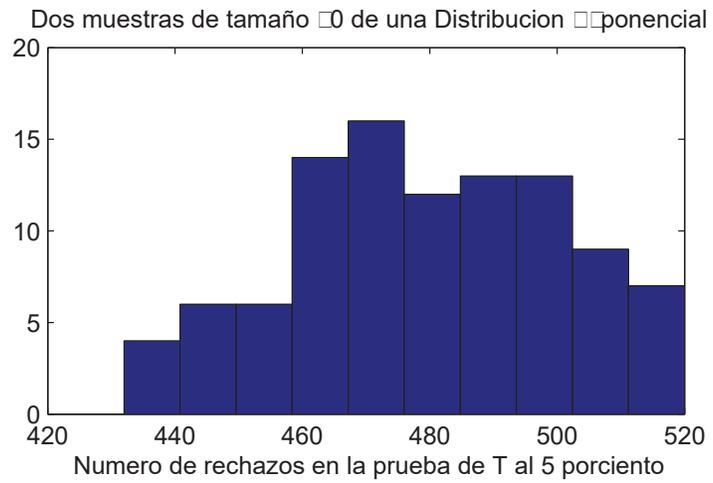
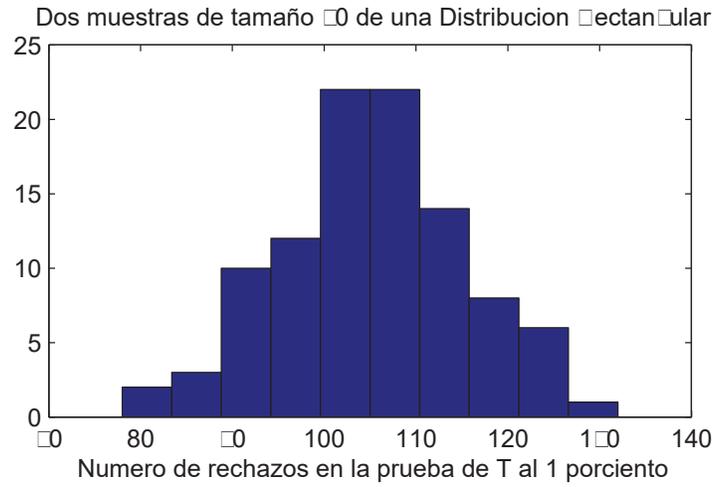
Dos muestras de tamaño 5 de una Distribución Exponencial

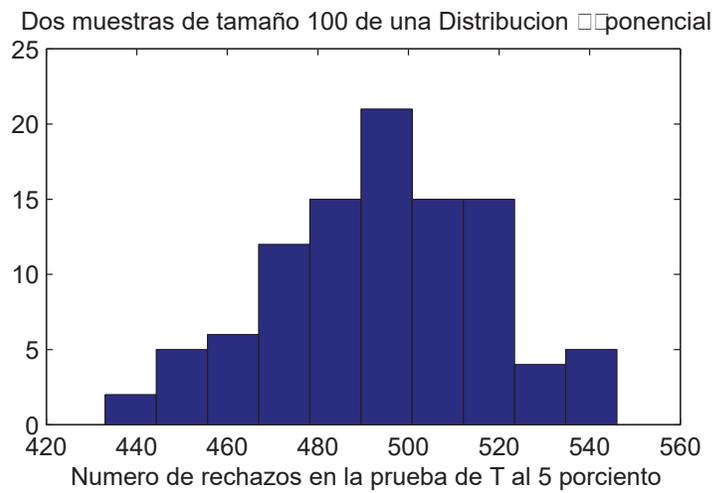
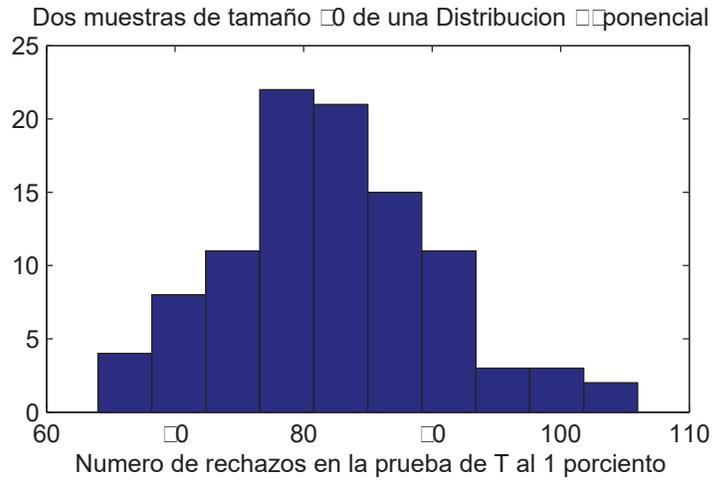


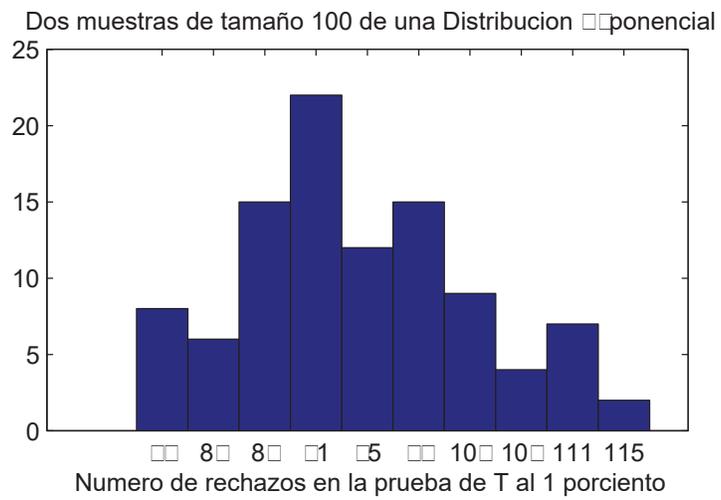
Dos muestras de tamaño 10 de una Distribución Normal



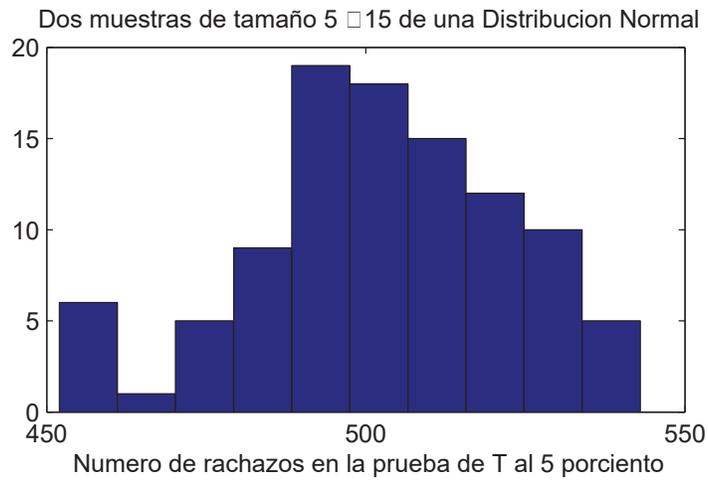
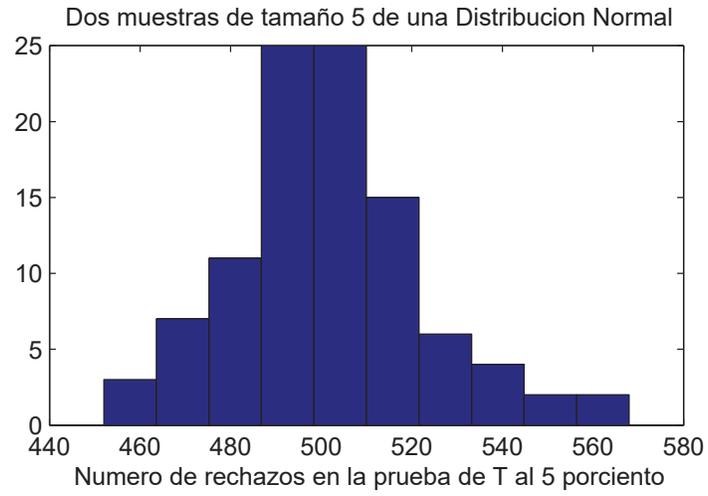


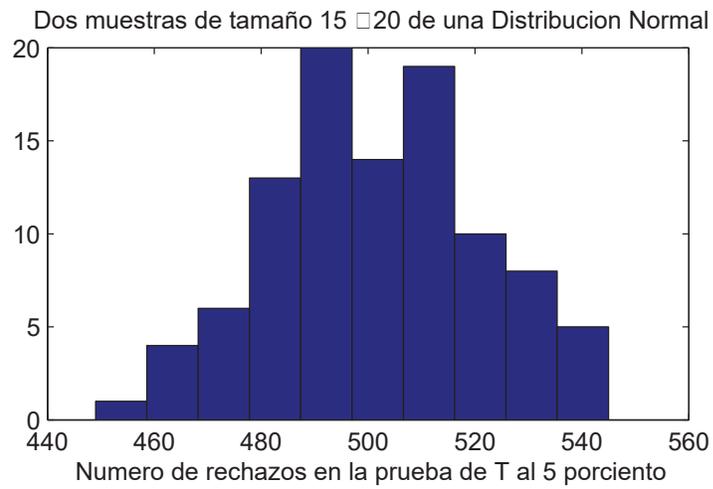
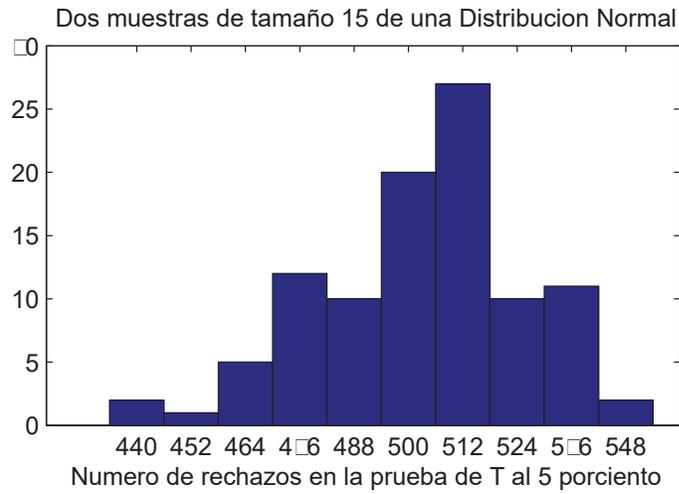


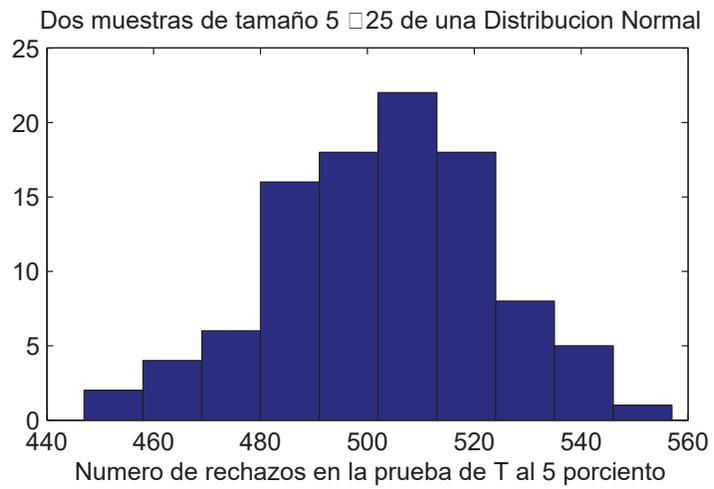
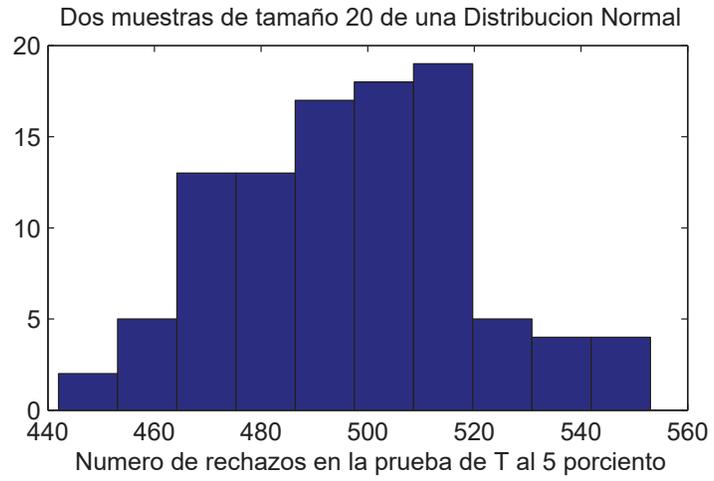


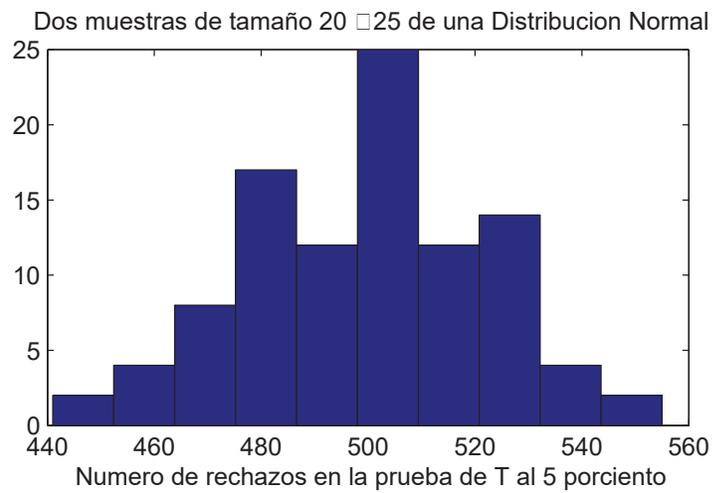
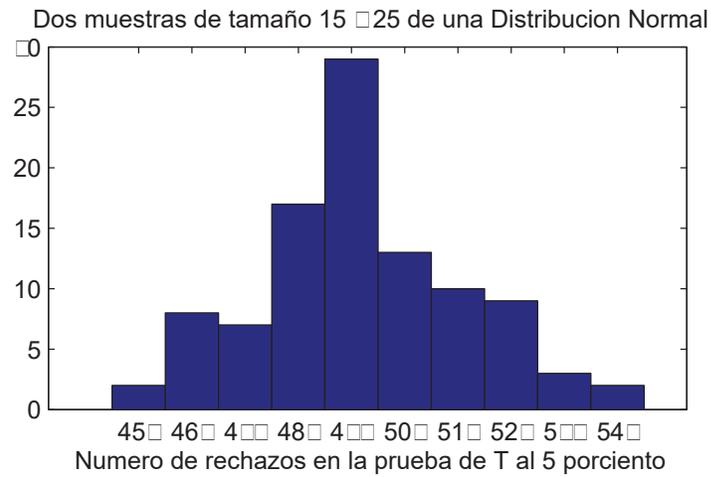


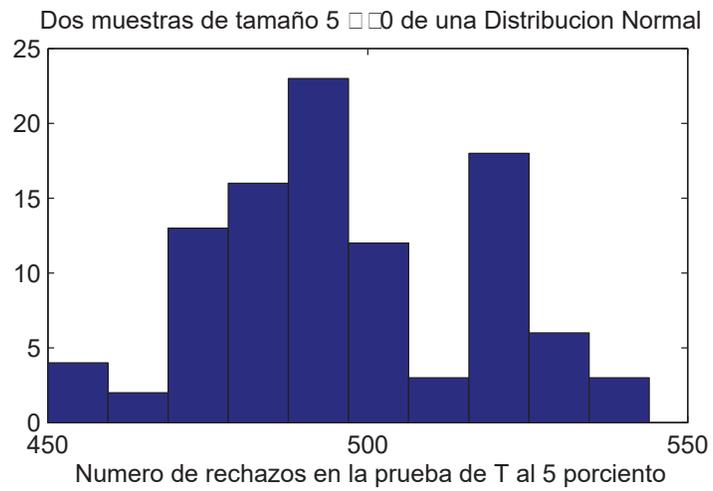
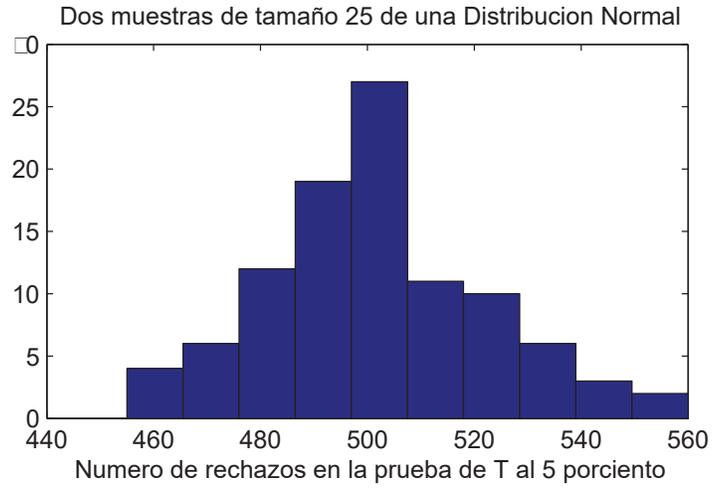
Apéndice A

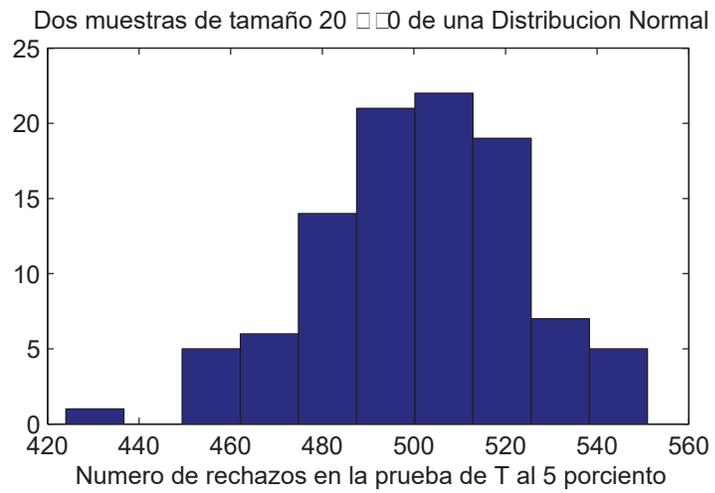
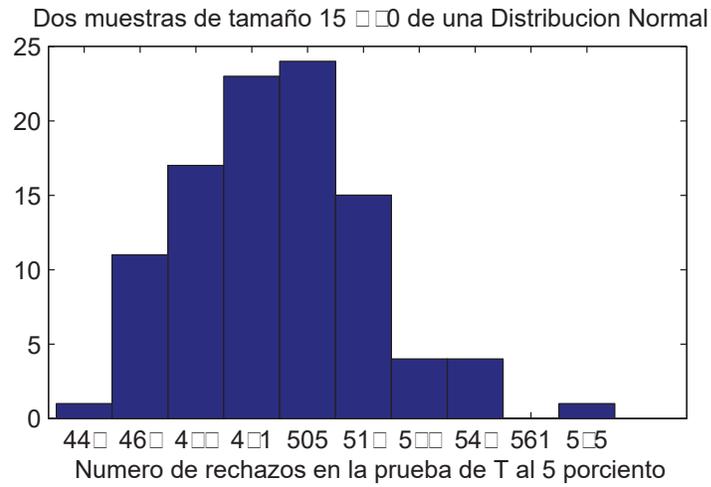


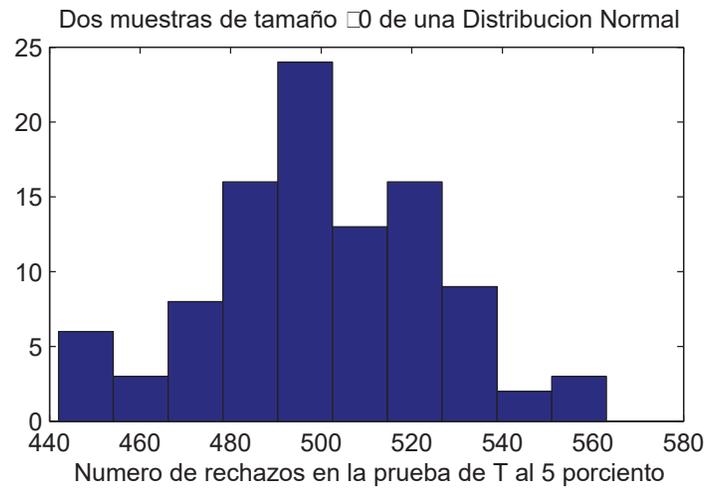
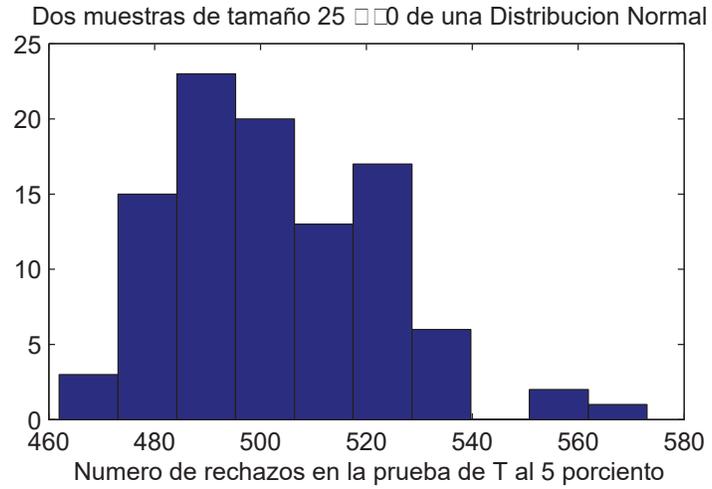


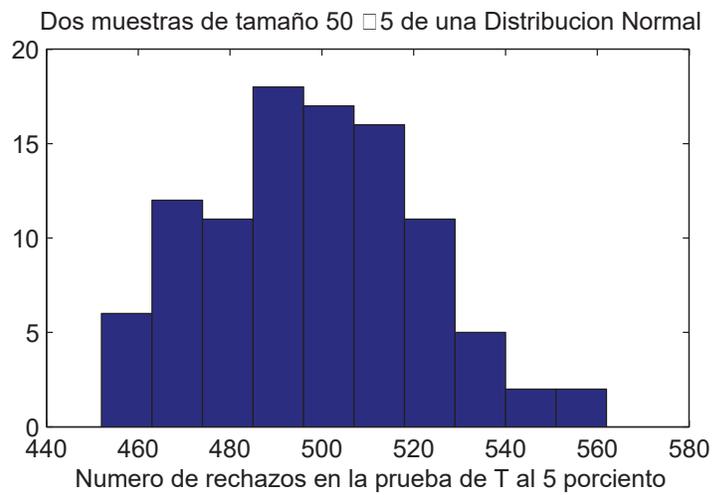
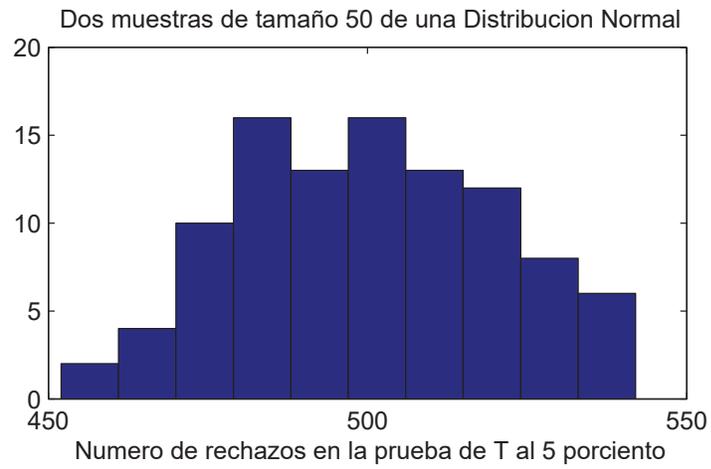


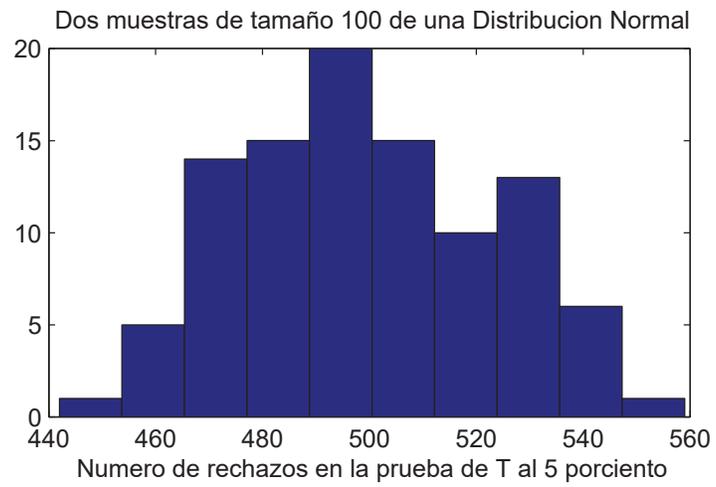




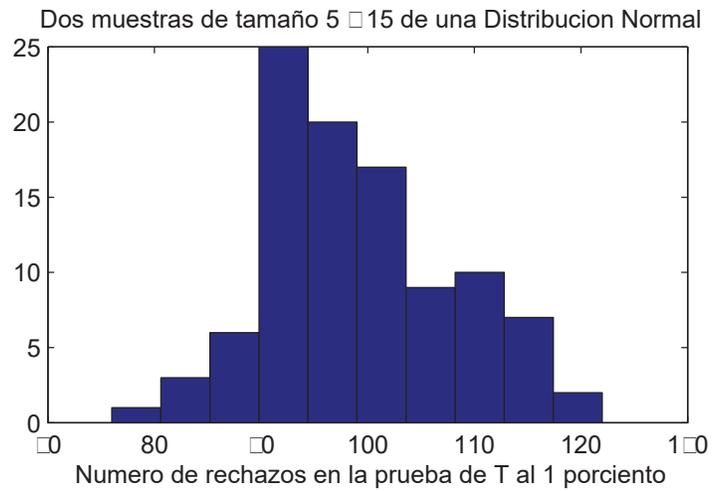
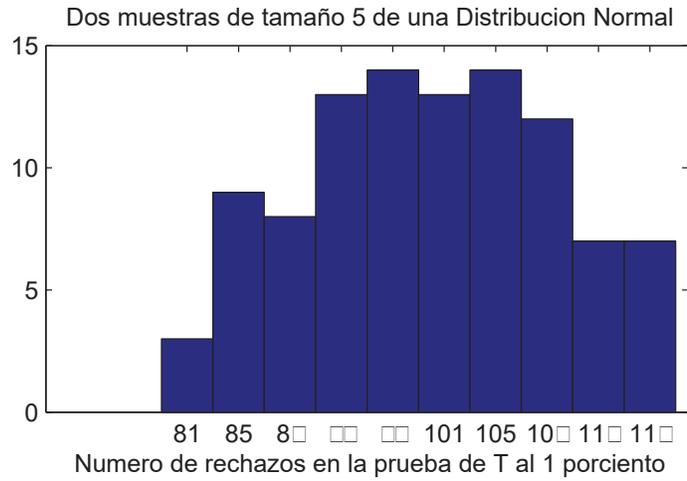


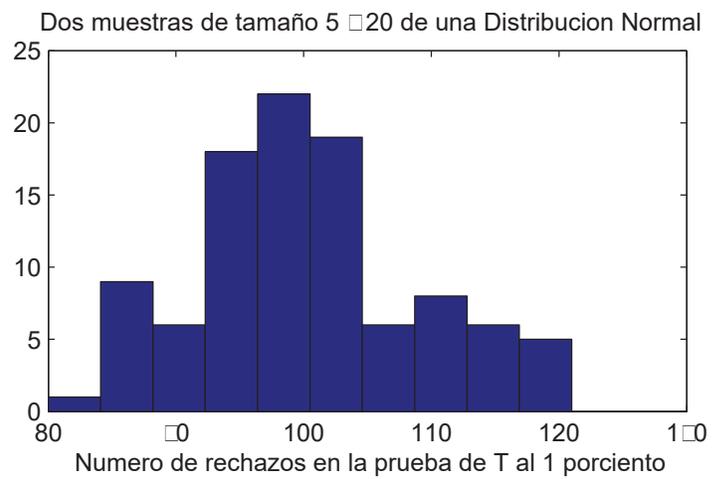
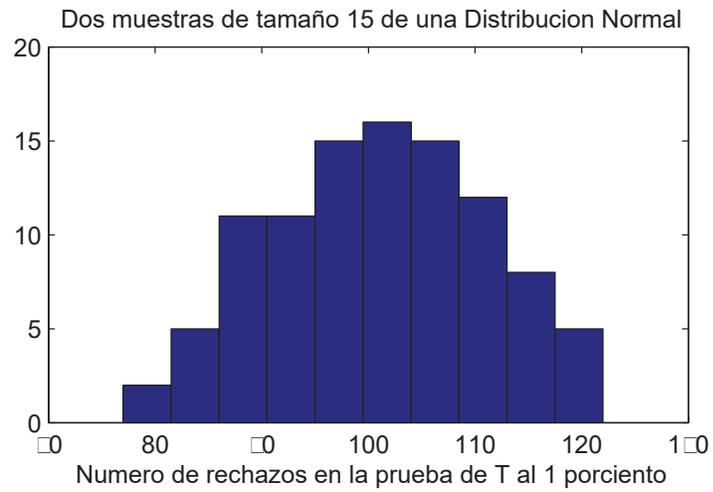


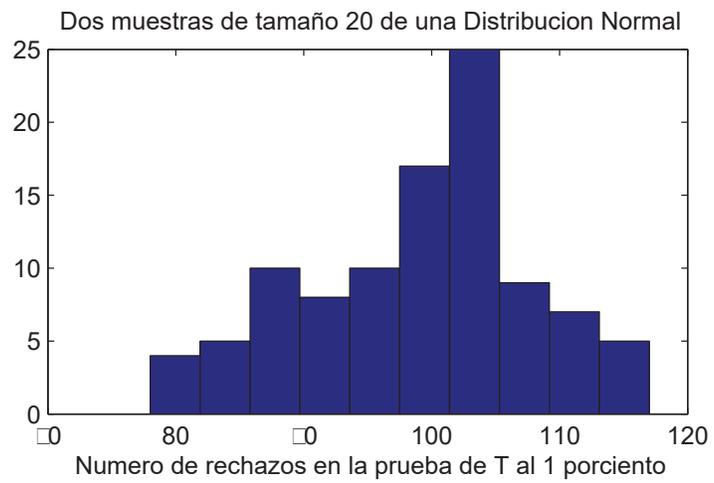
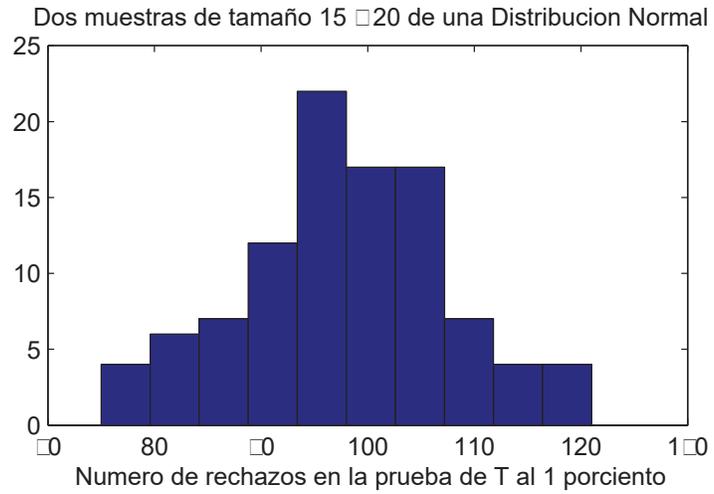


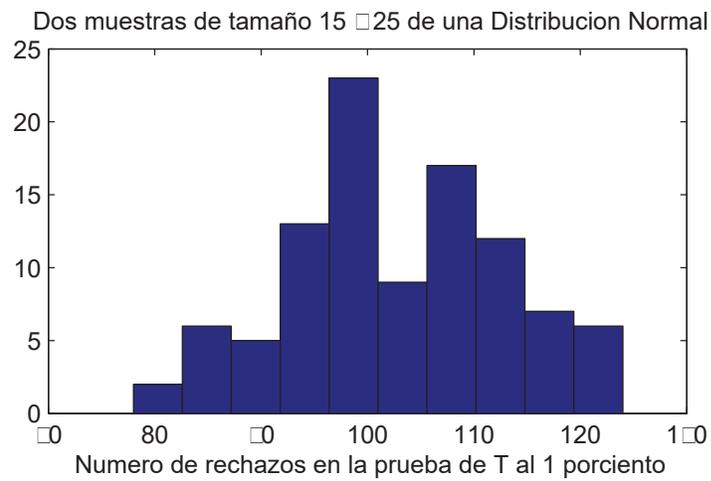
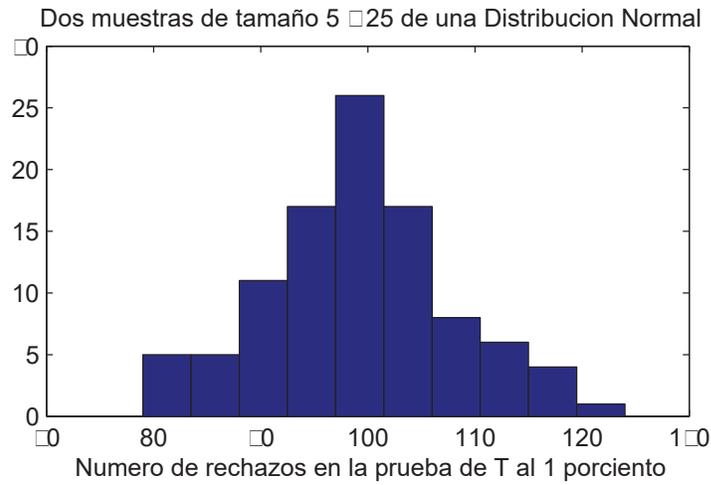


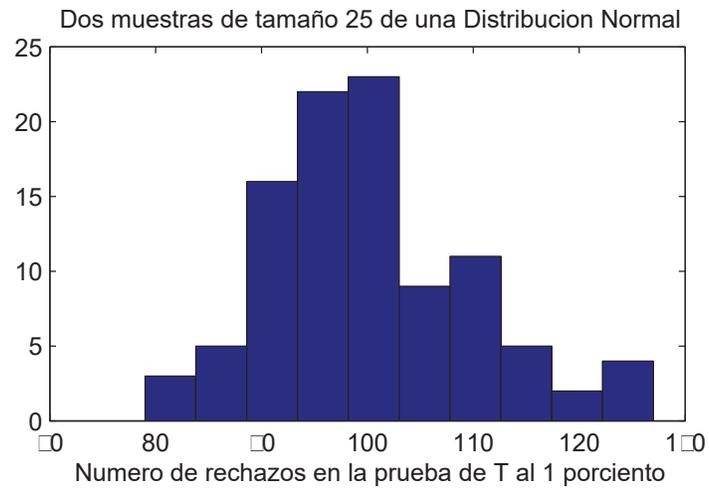
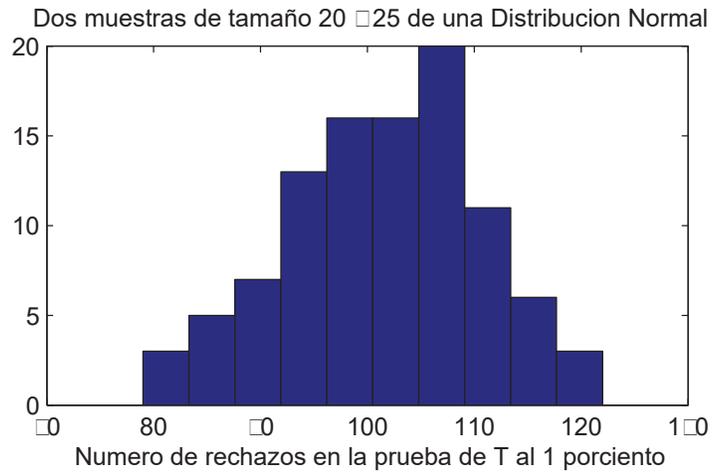
Apéndice B

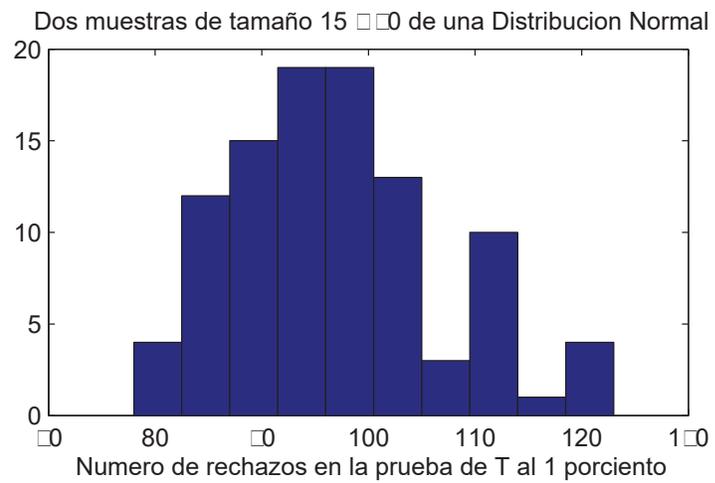
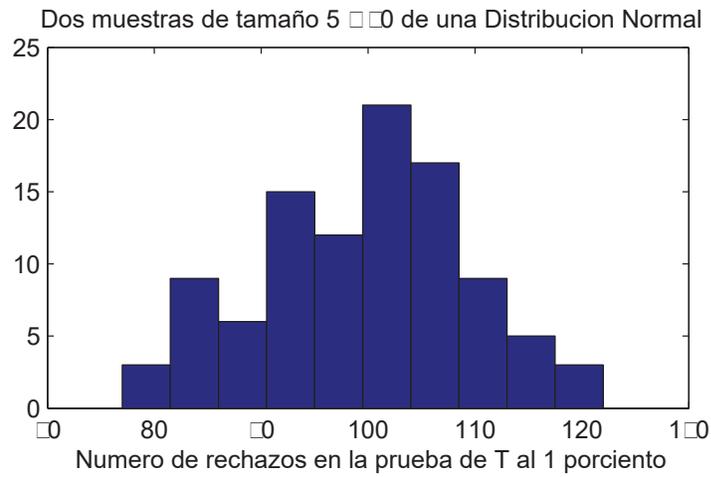


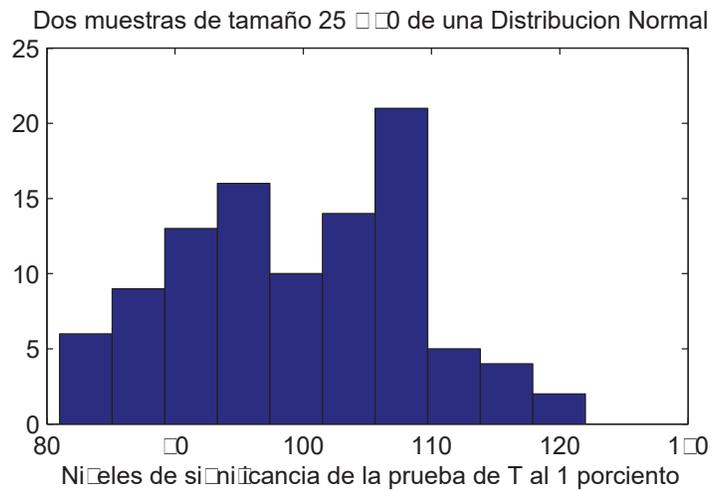
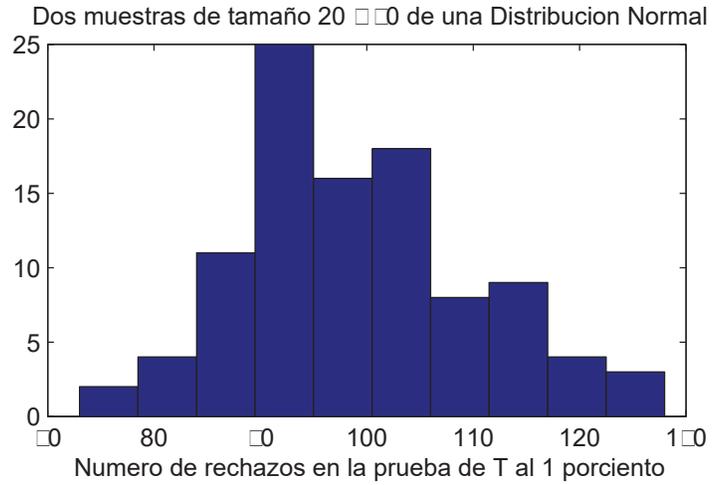


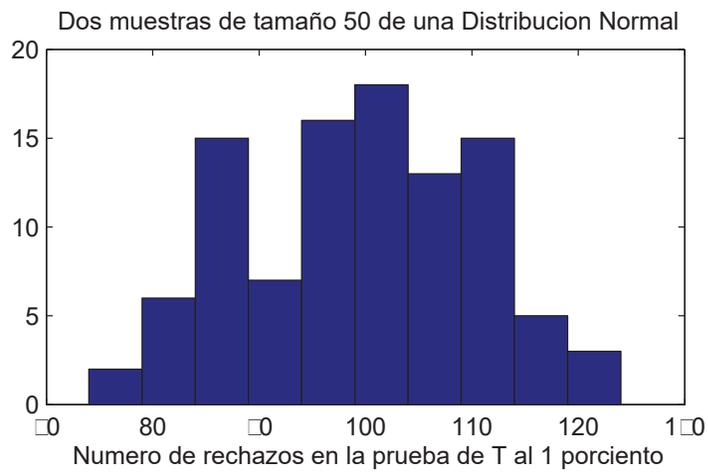
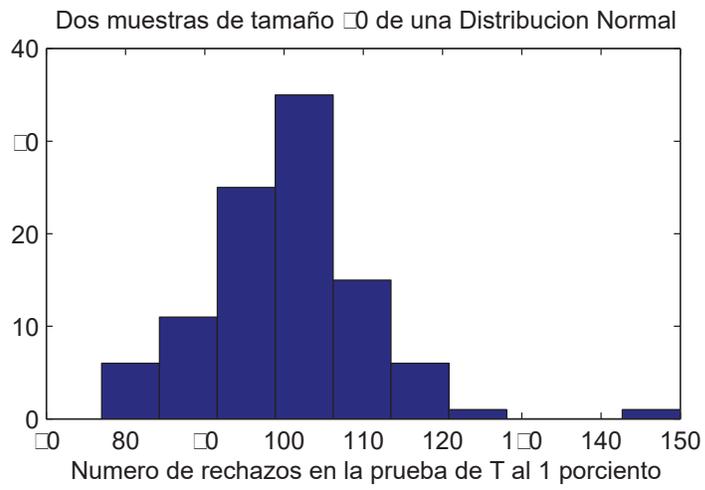


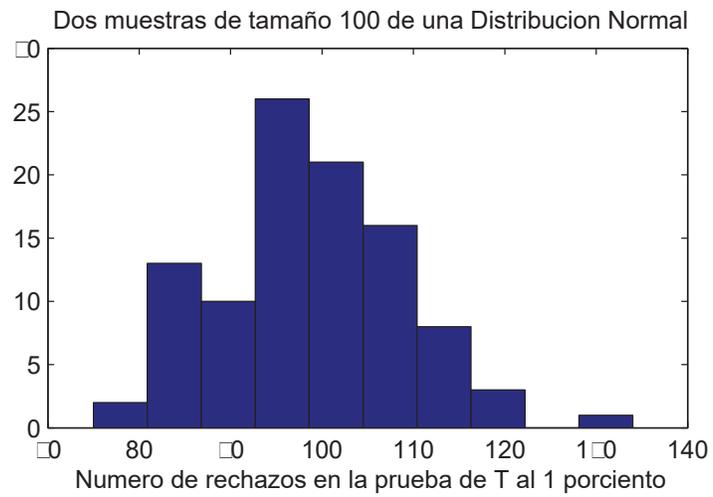
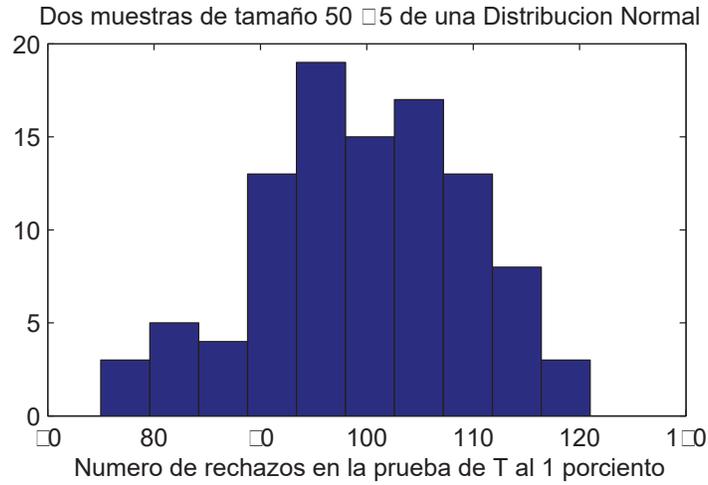






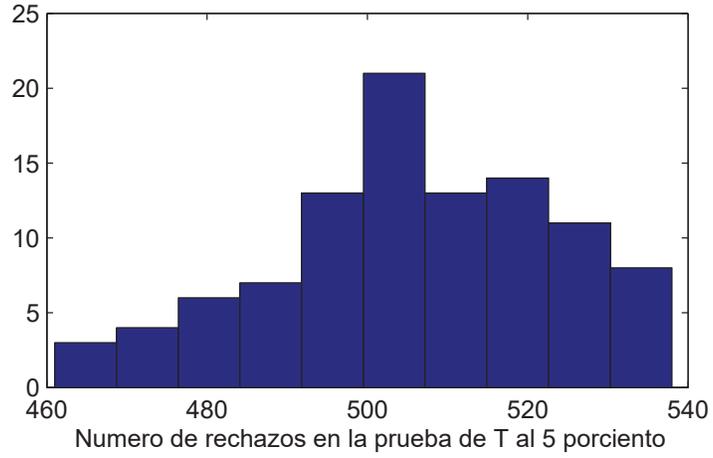




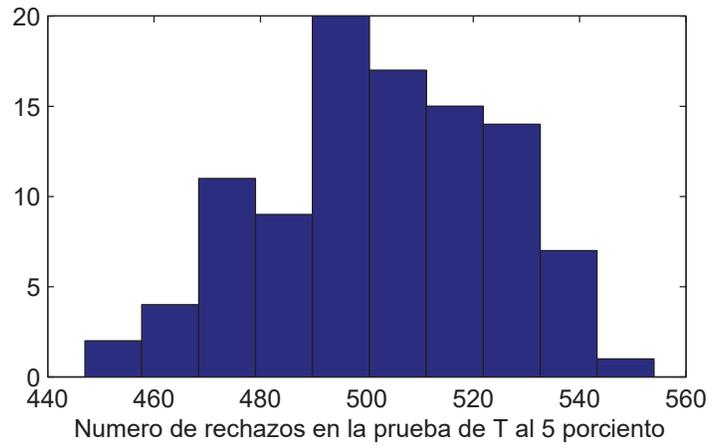


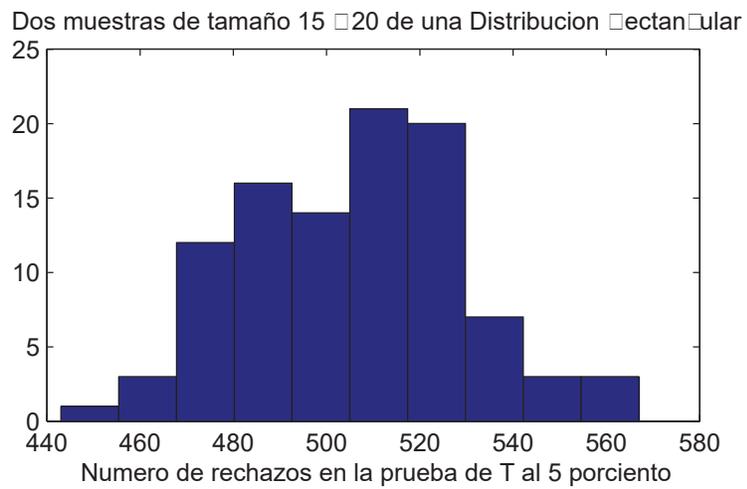
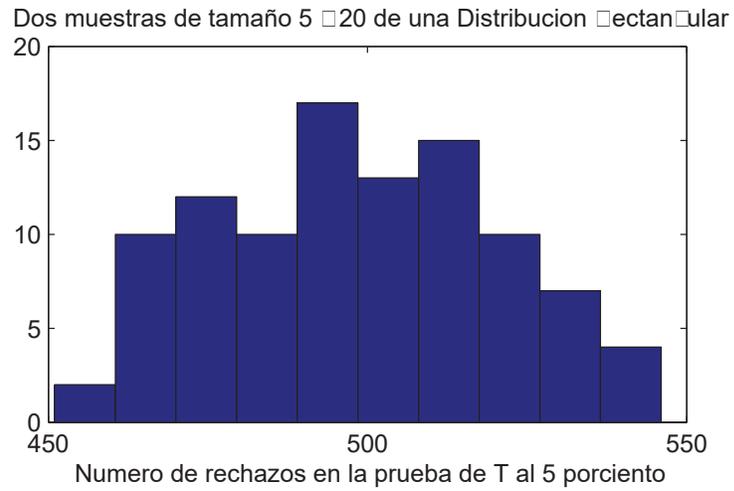
Apéndice C

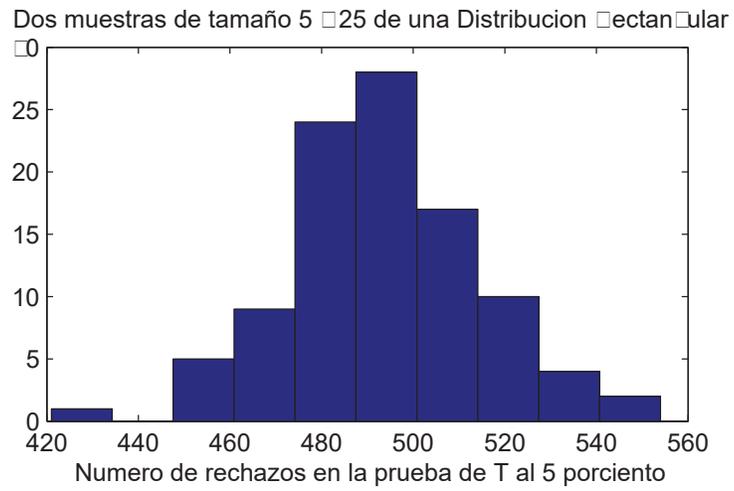
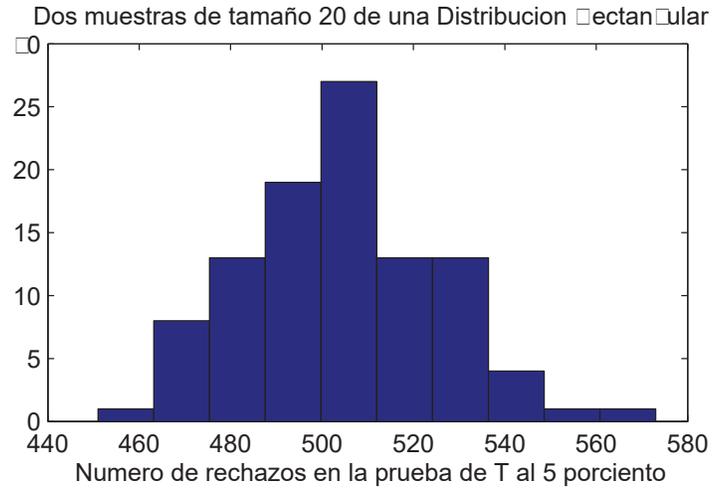
Dos muestras de tamaño 5 \square 15 de una Distribución \square ectan \square ular



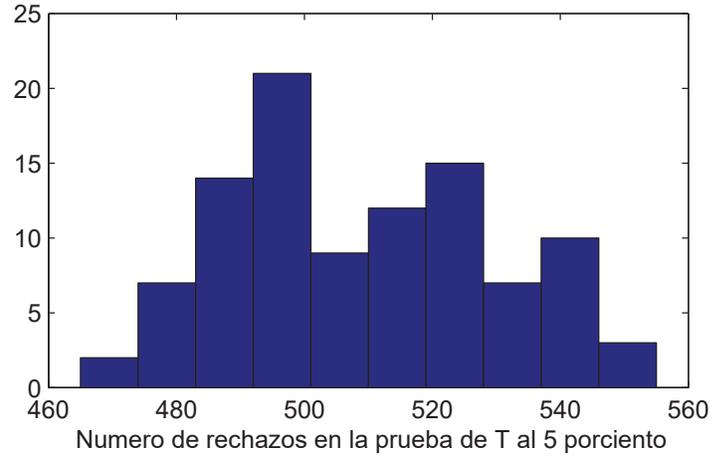
Dos muestras de tamaño 15 de una Distribución \square ectan \square ular



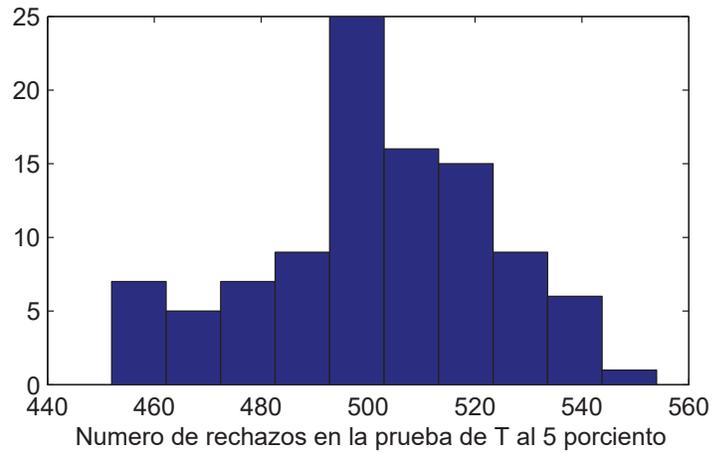


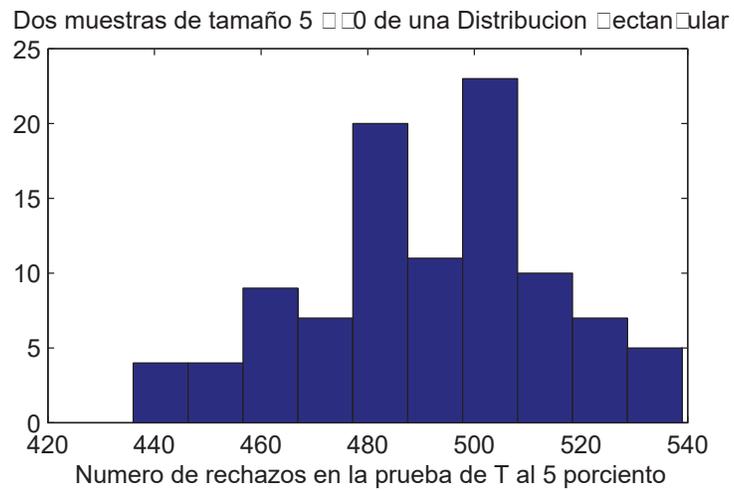
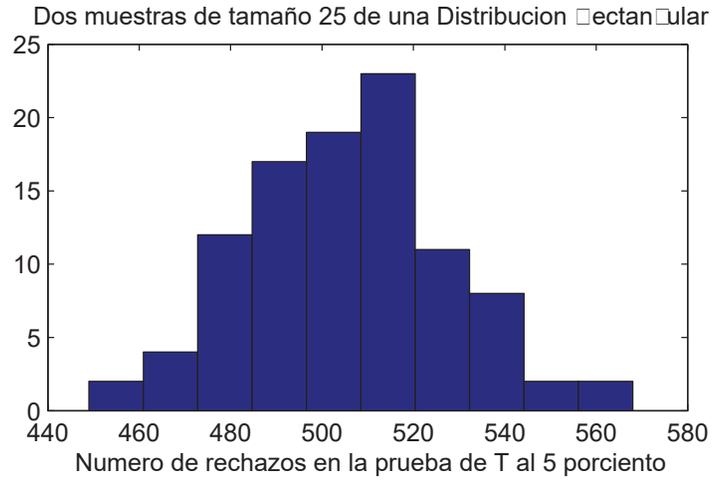


Dos muestras de tamaño 15 \square 25 de una Distribucion \square ectan \square ular

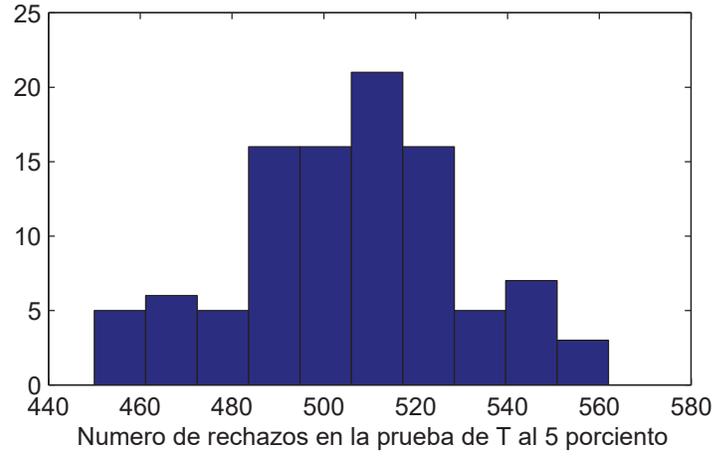


Dos muestras de tamaño 20 \square 25 de una Distribucion \square ectan \square ular

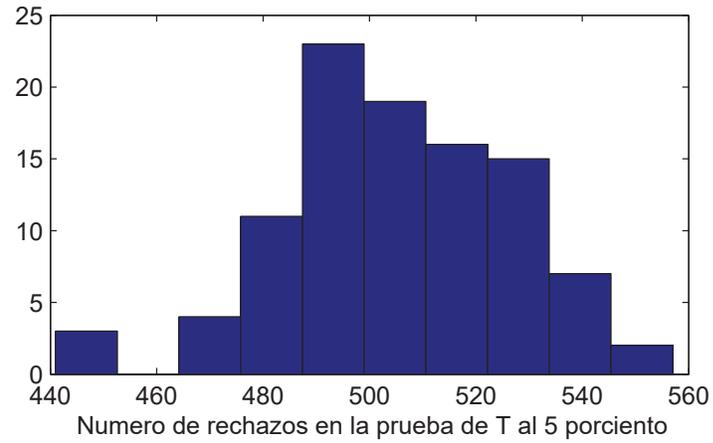




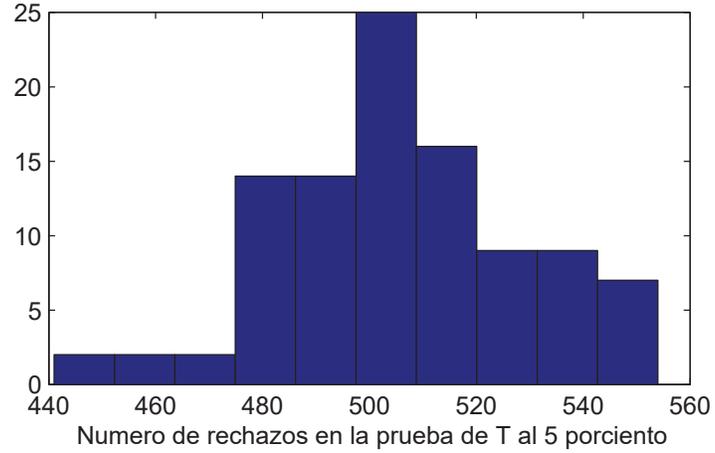
Dos muestras de tamaño 15 \square \square 0 de una Distribucion \square ectan \square ular



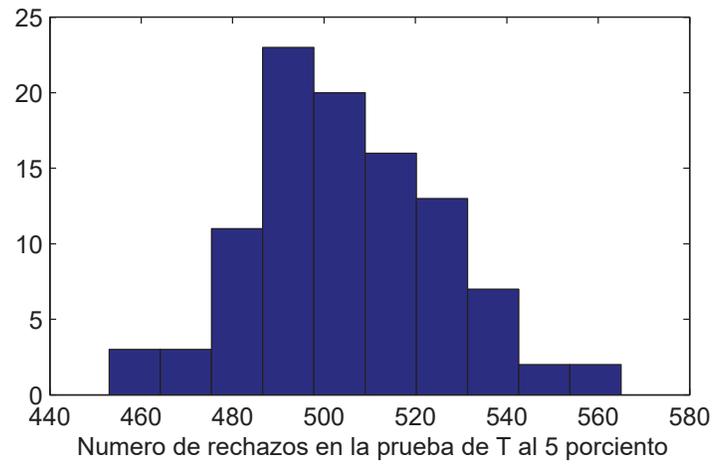
Dos muestras de tamaño 20 \square \square 0 de una Distribucion \square ectan \square ular

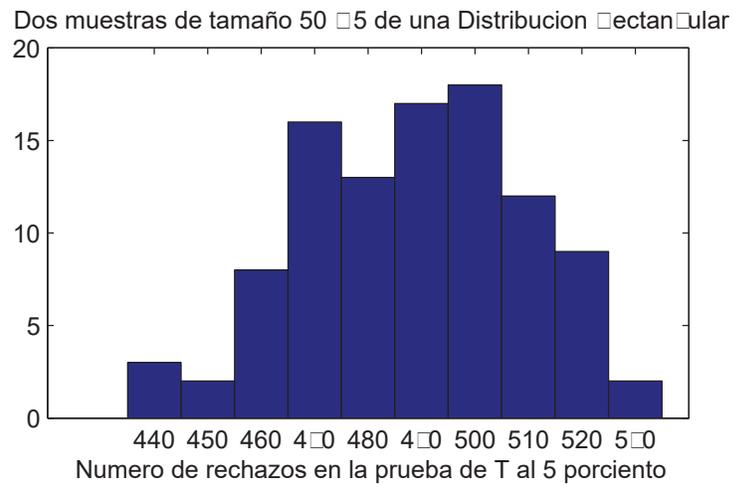
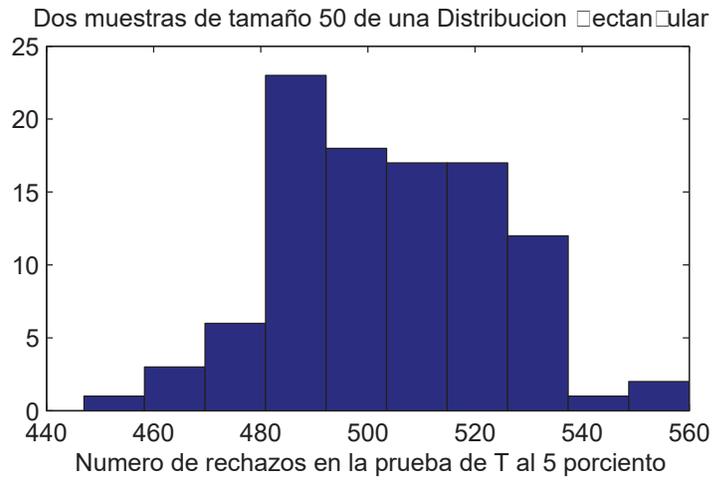


Dos muestras de tamaño 25 de una Distribución Rectangular

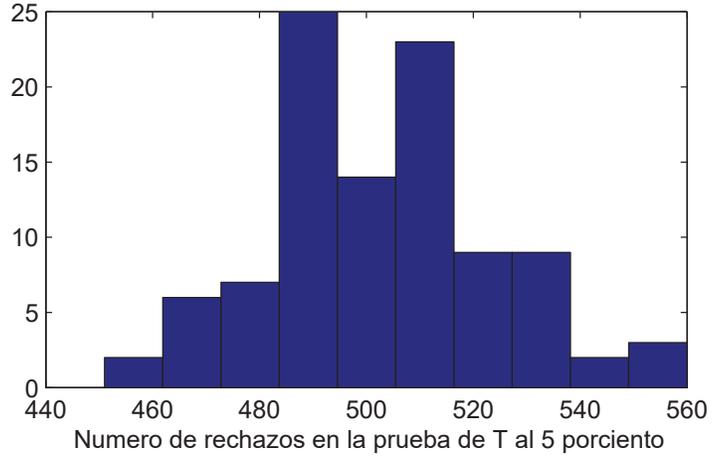


Dos muestras de tamaño 10 de una Distribución Rectangular

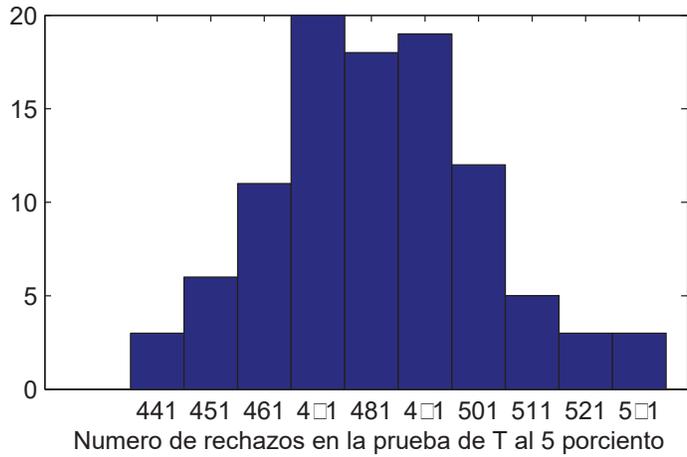




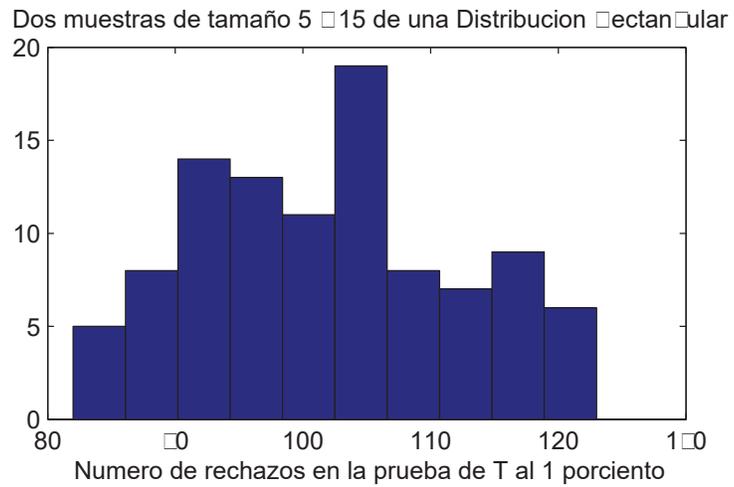
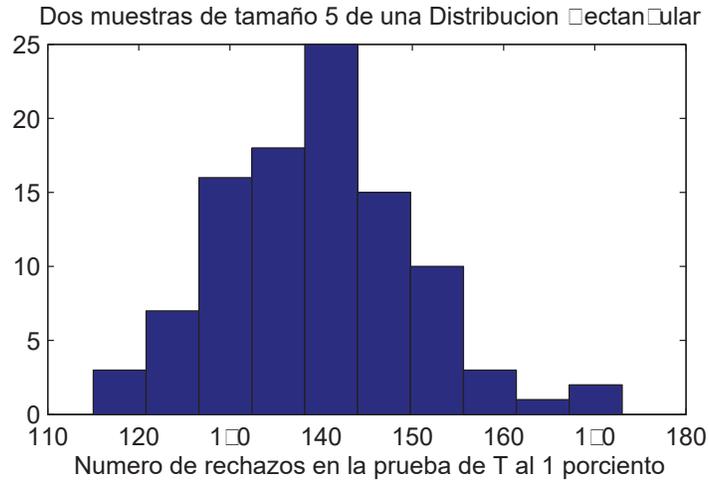
Dos muestras de tamaño 100 de una Distribución Rectangular

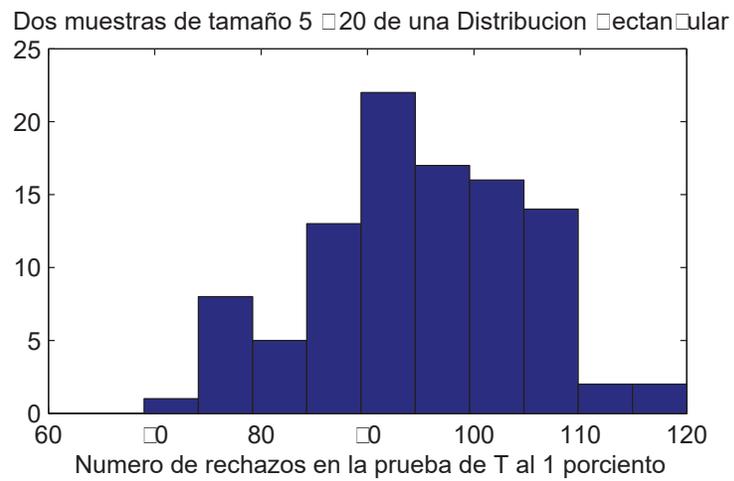
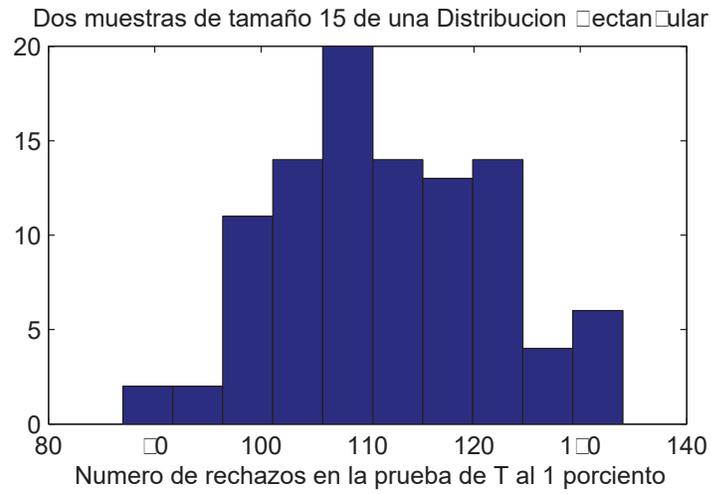


Dos muestras de tamaño 100 de una Distribución Rectangular

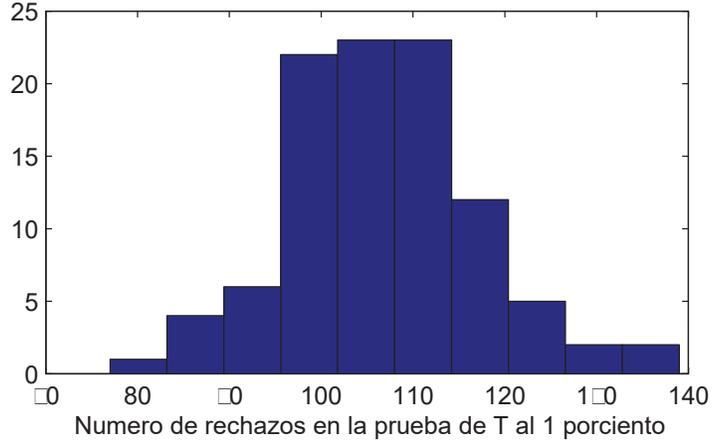


Apéndice D

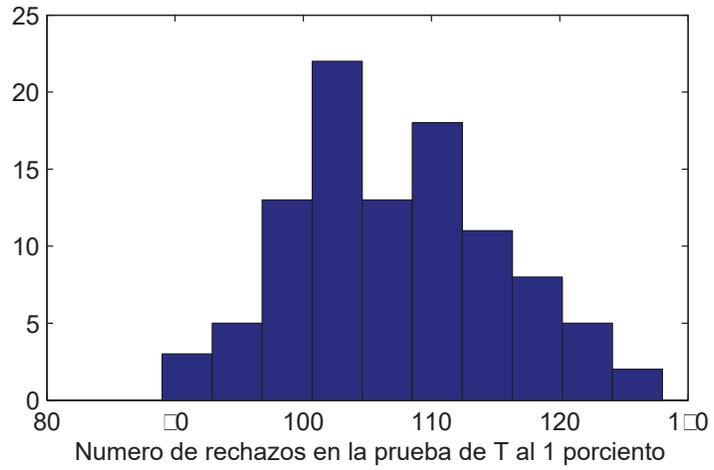




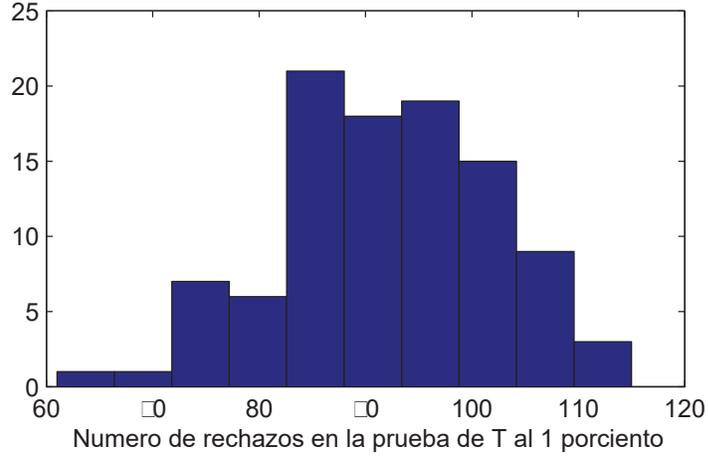
Dos muestras de tamaño 15 de una Distribución Rectangular



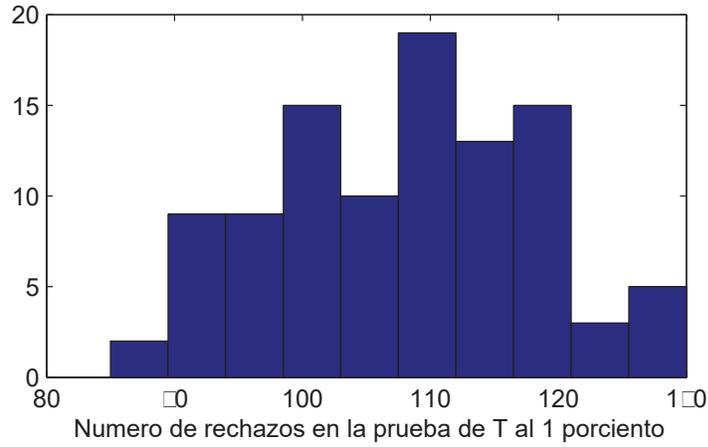
Dos muestras de tamaño 20 de una Distribución Rectangular



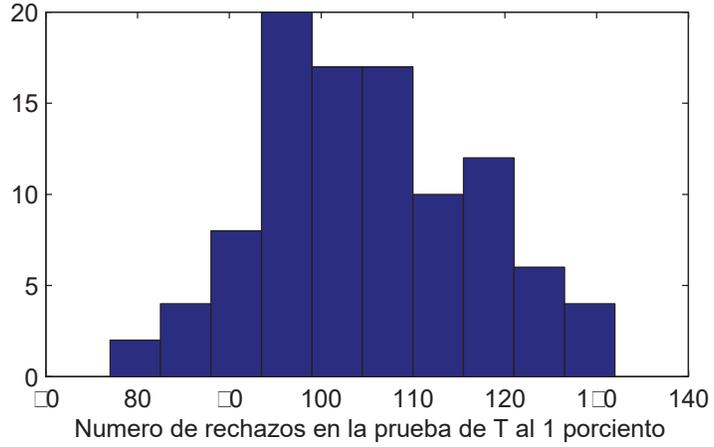
Dos muestras de tamaño 5 \square 25 de una Distribucion \square ectan \square ular



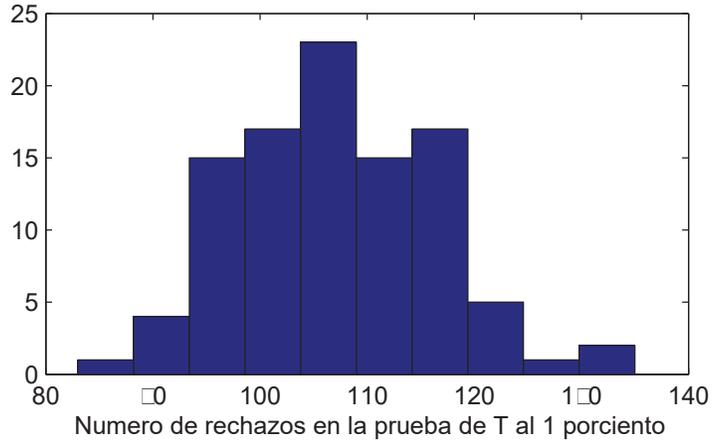
Dos muestras de tamaño 15 \square 25 de una Distribucion \square ectan \square ular



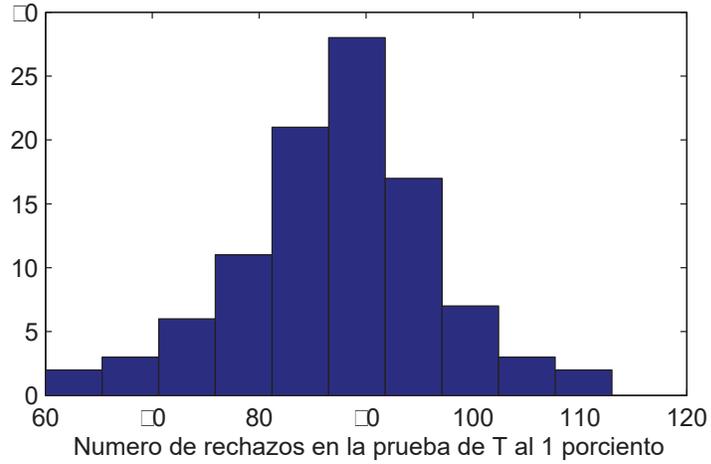
Dos muestras de tamaño 20 de una Distribución Rectangular



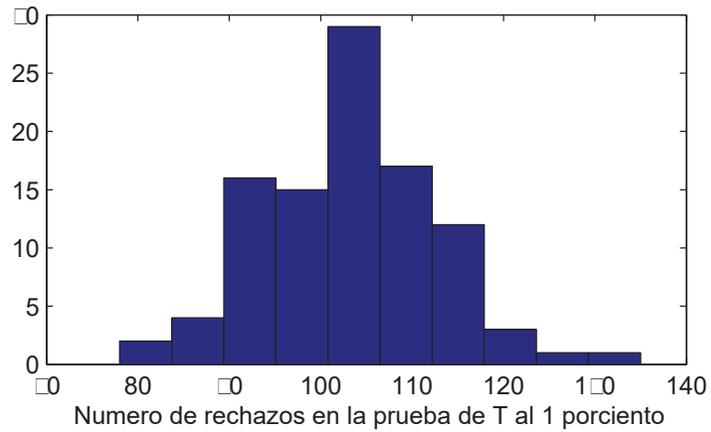
Dos muestras de tamaño 25 de una Distribución Rectangular



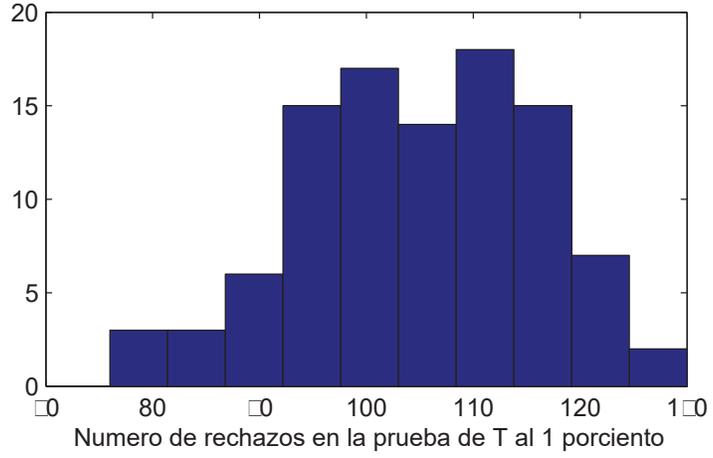
Dos muestras de tamaño 5 de una Distribución Exponencial



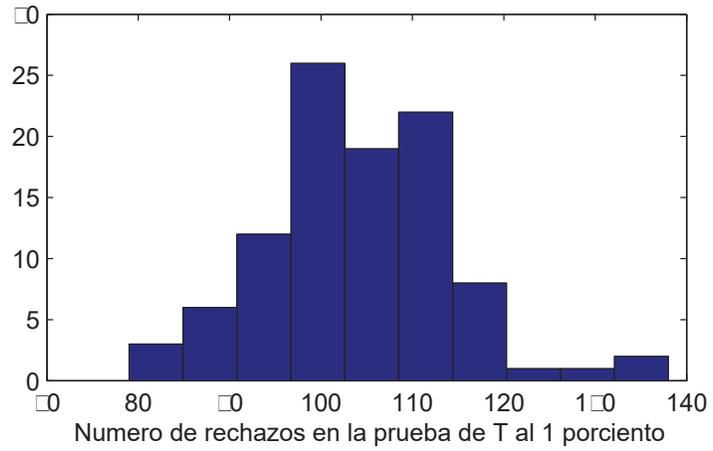
Dos muestras de tamaño 15 de una Distribución Exponencial

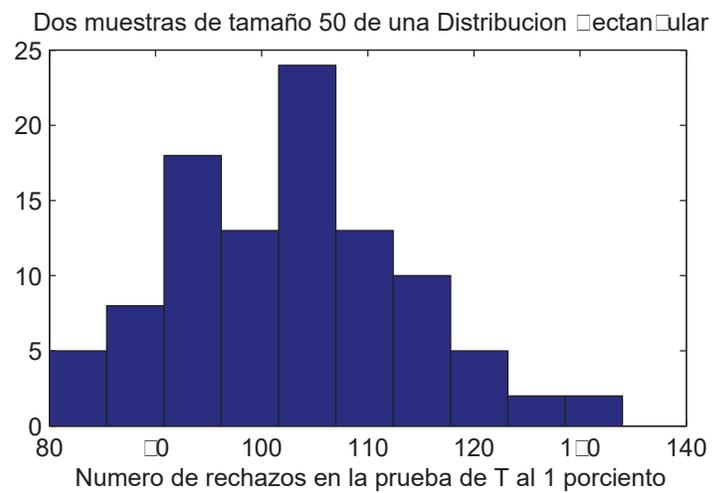
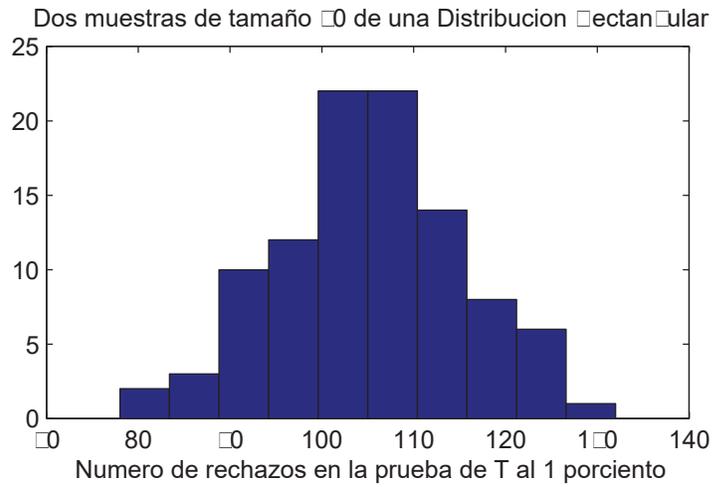


Dos muestras de tamaño 20 de una Distribución Rectangular

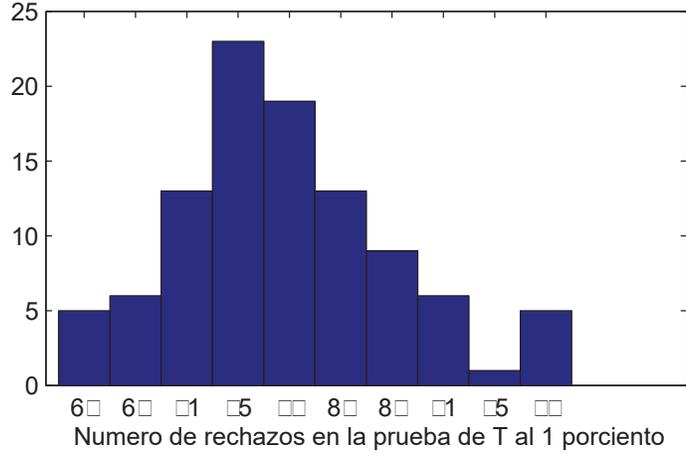


Dos muestras de tamaño 25 de una Distribución Rectangular

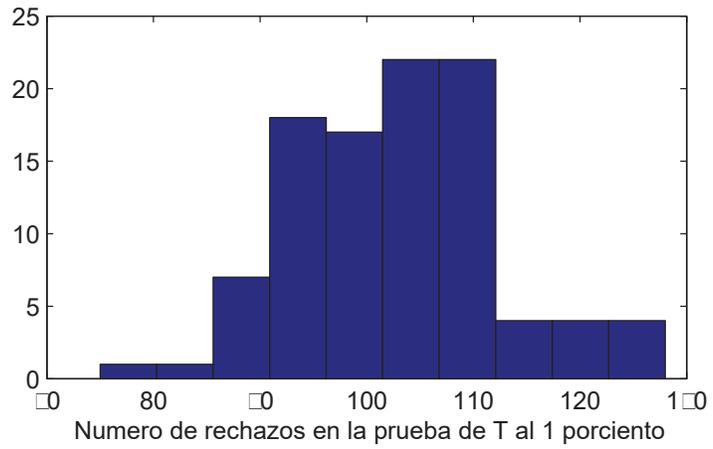




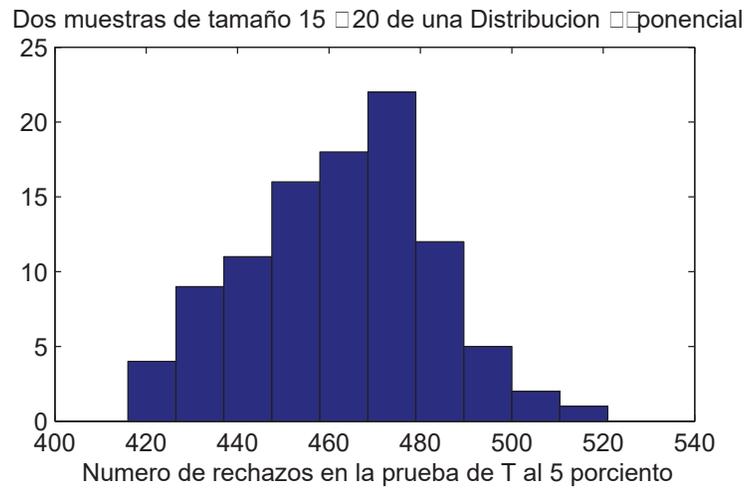
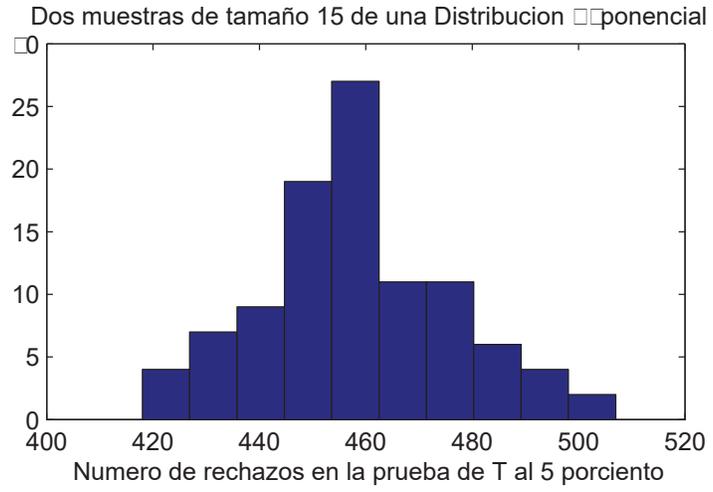
Dos muestras de tamaño 50 de una Distribución Rectangular

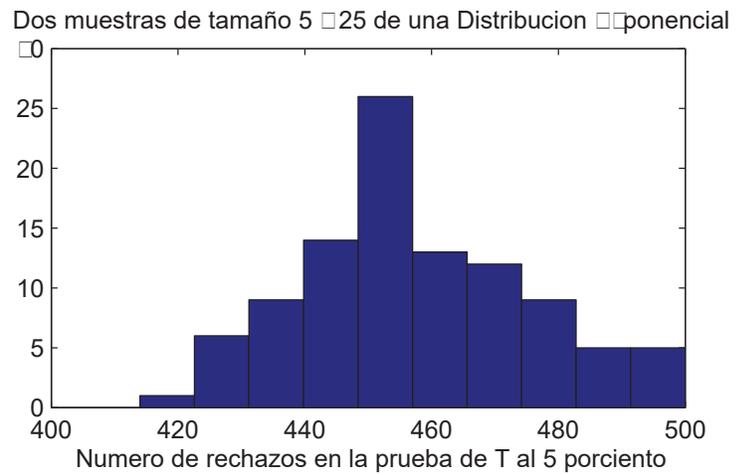
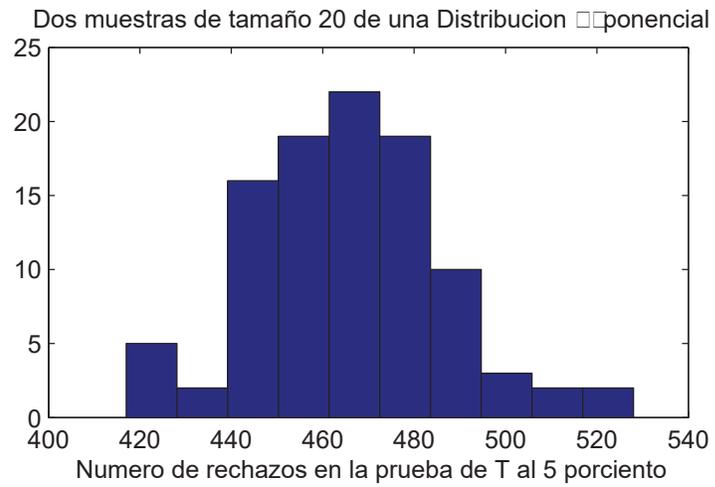


Dos muestras de tamaño 100 de una Distribución Rectangular

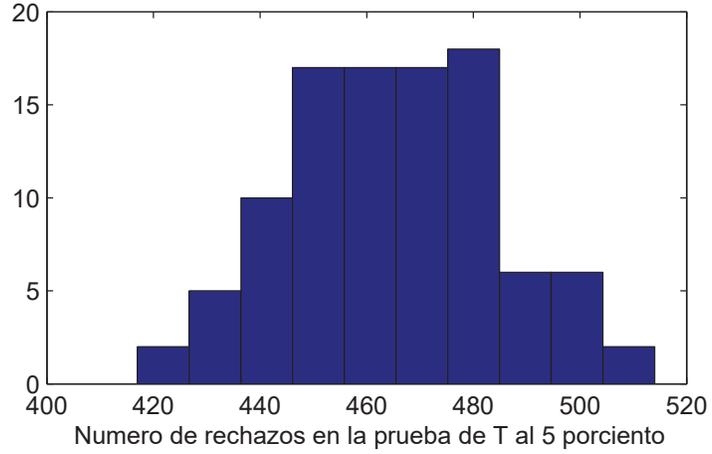


Apéndice E

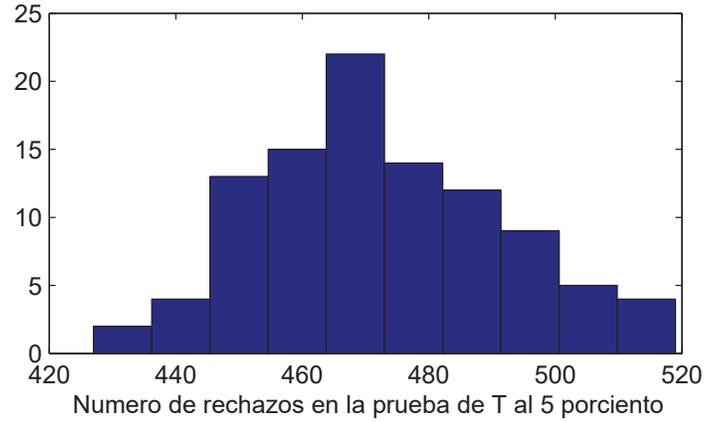


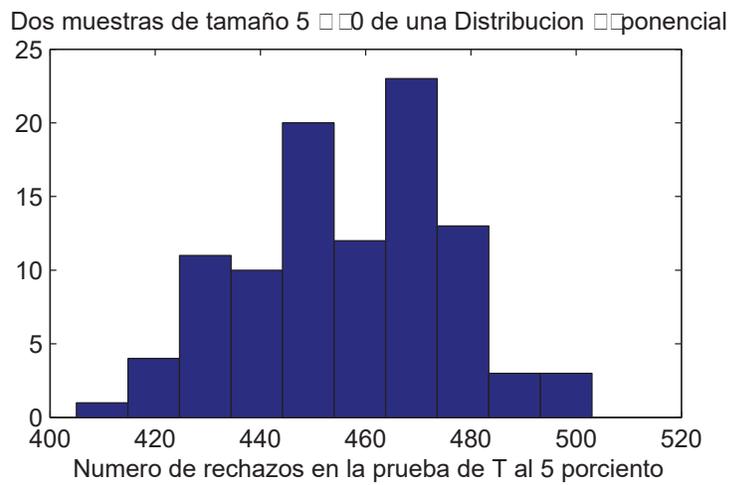
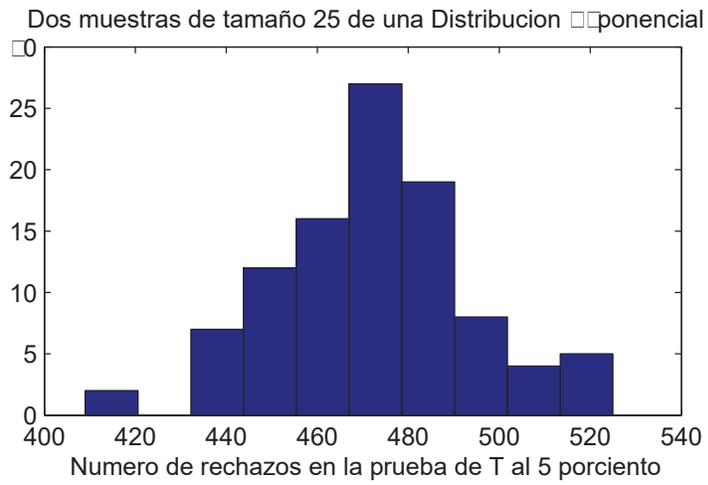


Dos muestras de tamaño 15 25 de una Distribucion ponencial

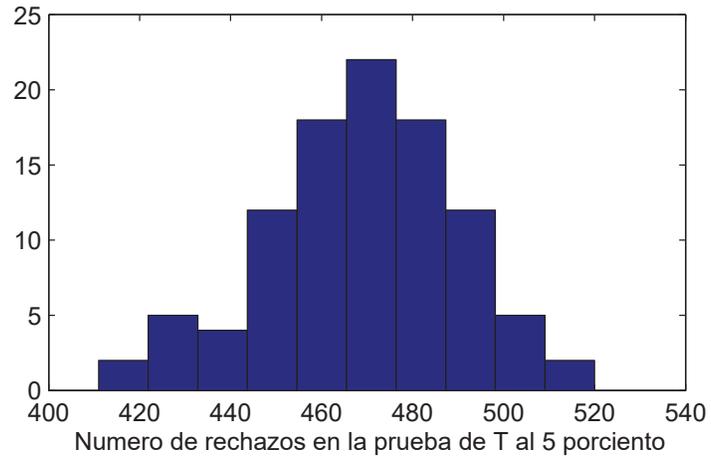


Dos muestras de tamaño 20 25 de una Distribucion ponencial

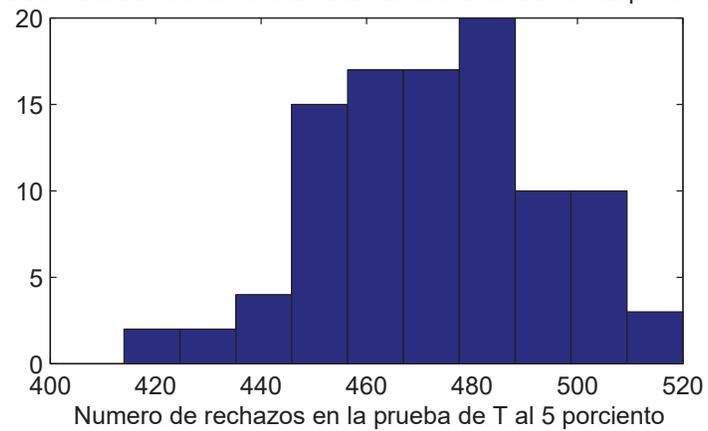




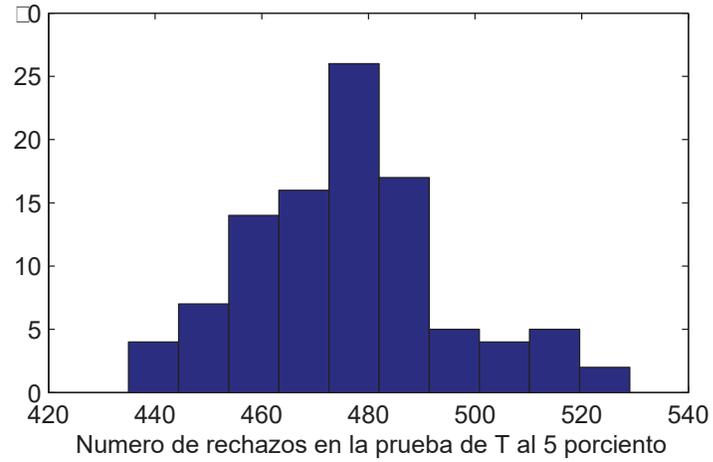
Dos muestras de tamaño 15 $\square \square 0$ de una Distribucion $\square \square$ ponencial



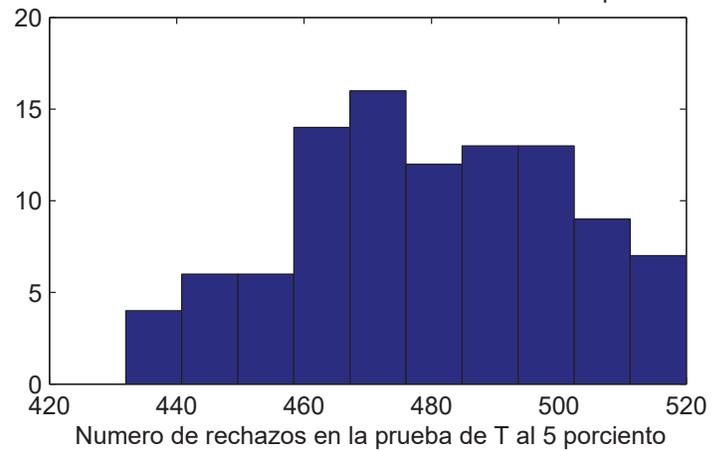
Dos muestras de tamaño 20 $\square \square 0$ de una Distribucion $\square \square$ ponencial

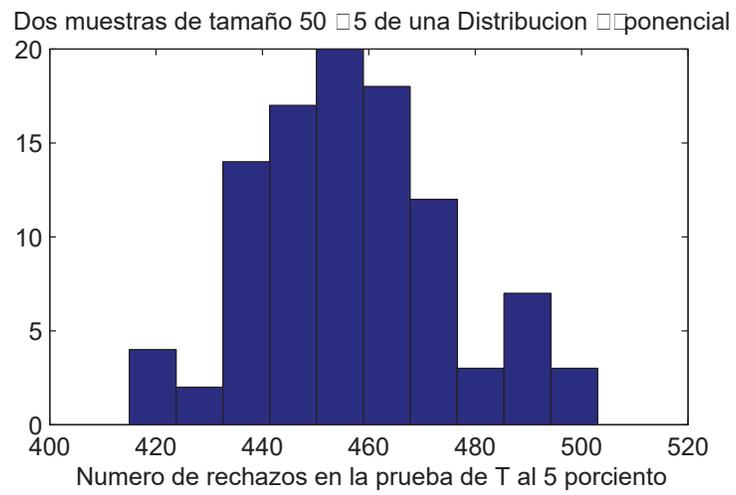
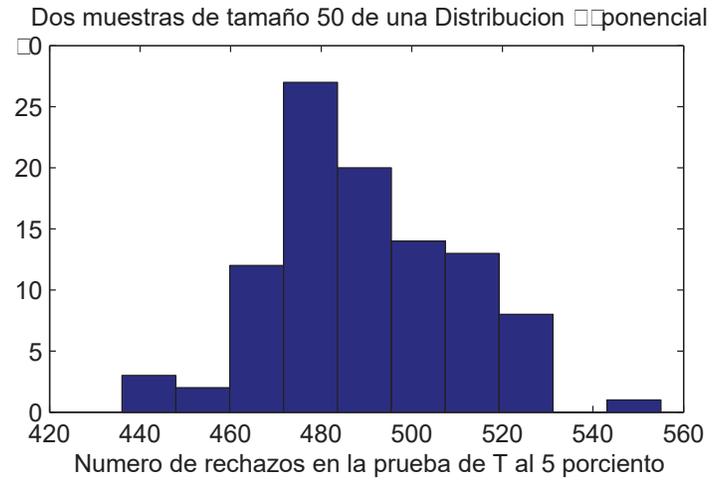


Dos muestras de tamaño 25 de una Distribución exponencial

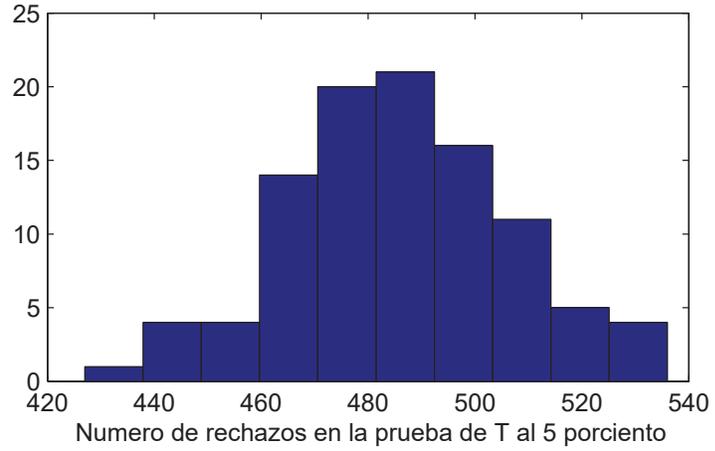


Dos muestras de tamaño 10 de una Distribución exponencial

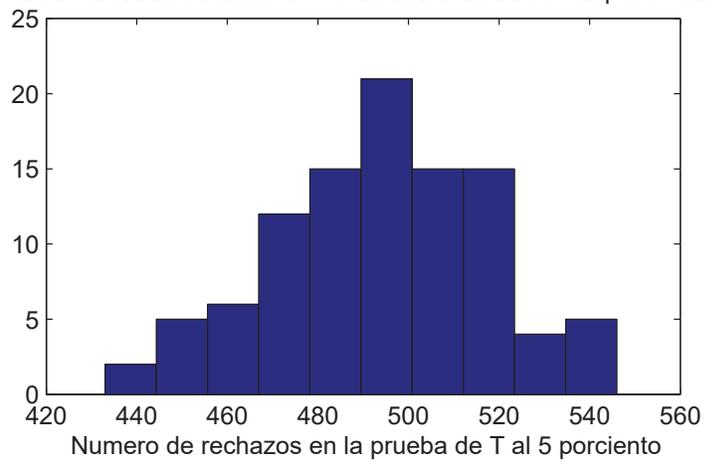




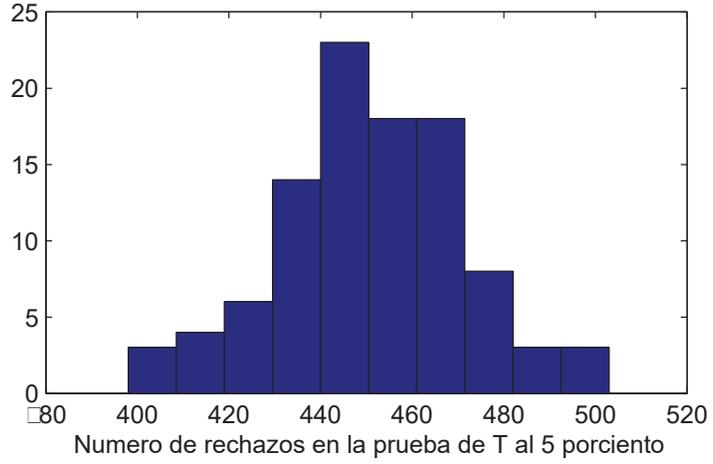
Dos muestras de tamaño 50 de una Distribución exponencial



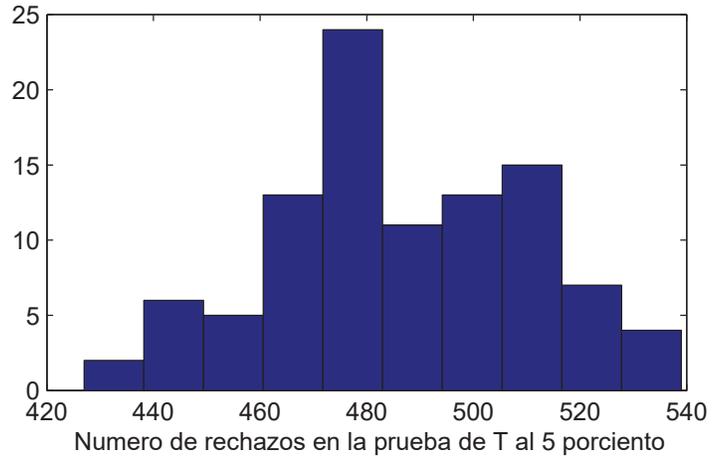
Dos muestras de tamaño 100 de una Distribución exponencial



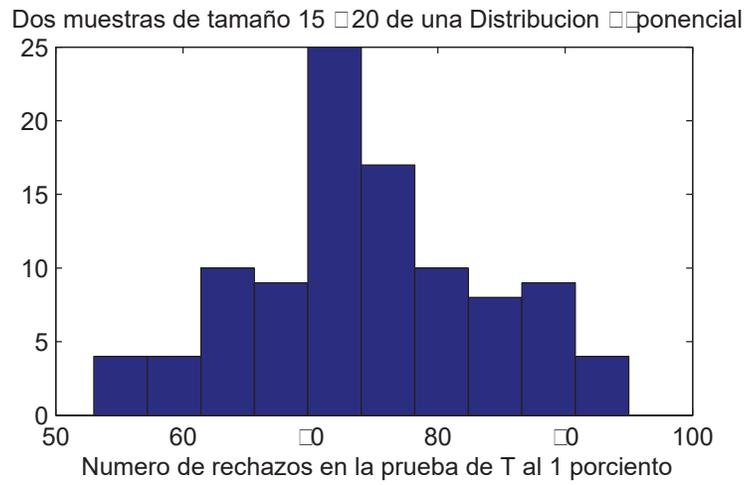
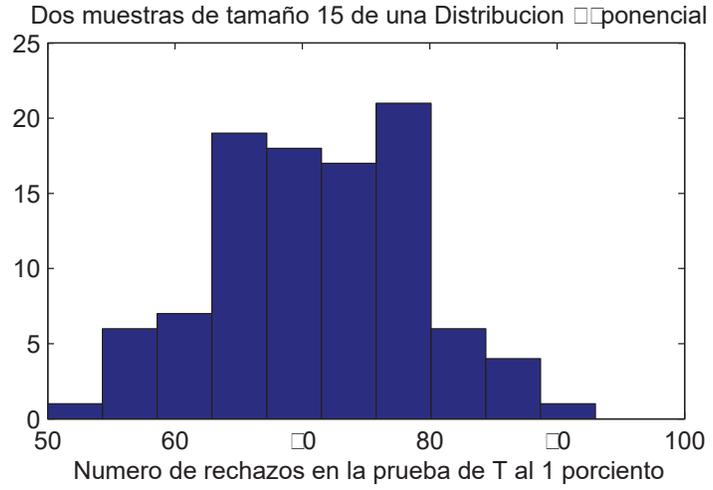
Dos muestras de tamaño 100 $\alpha = 5$ de una Distribución χ^2 ponencial

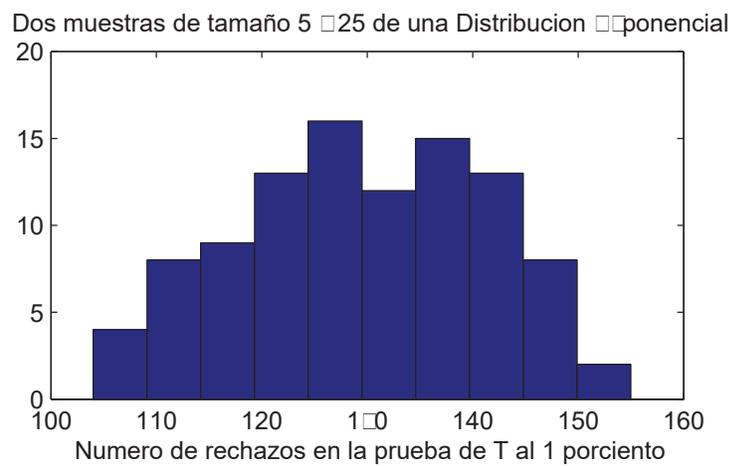
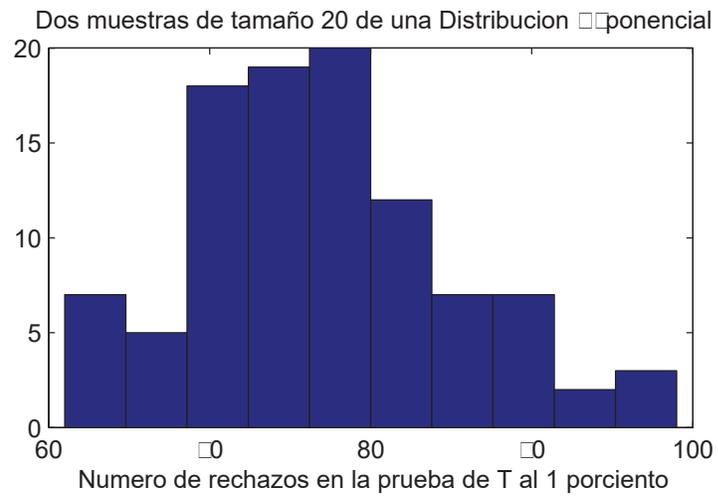


Dos muestras de tamaño 100 $\alpha = 0$ de una Distribución χ^2 ponencial

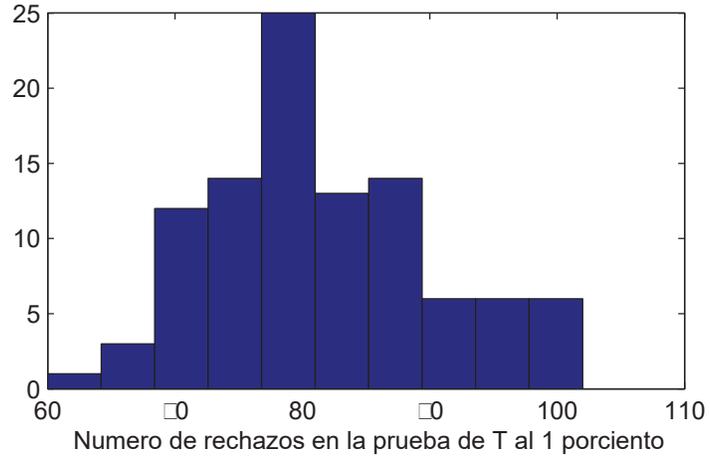


Apéndice F

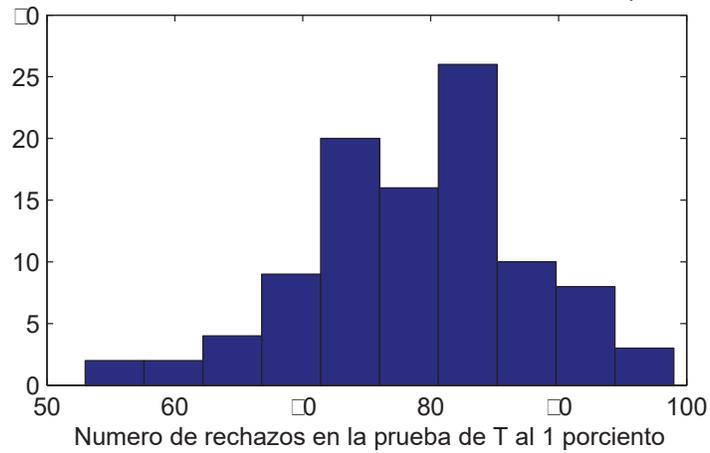


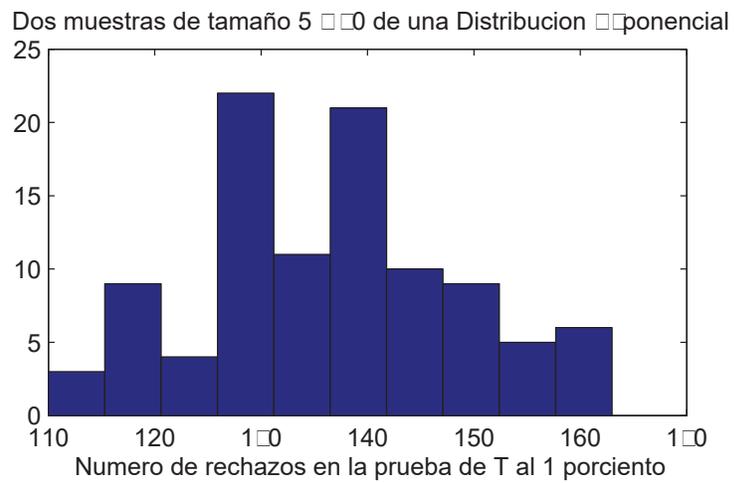
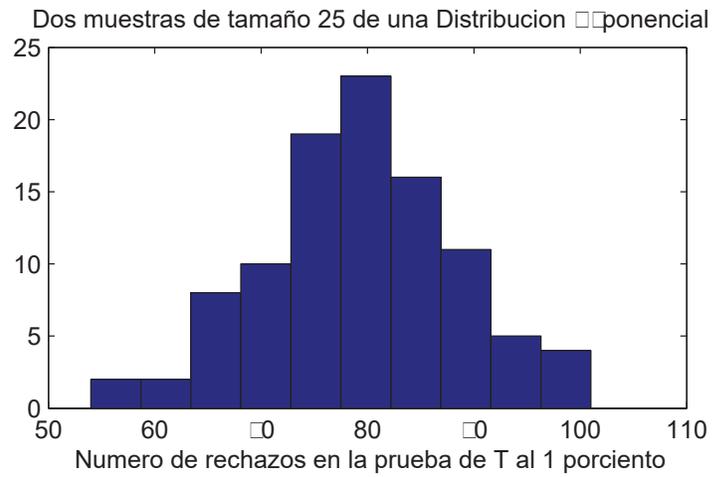


Dos muestras de tamaño 15 25 de una Distribucion ponencial

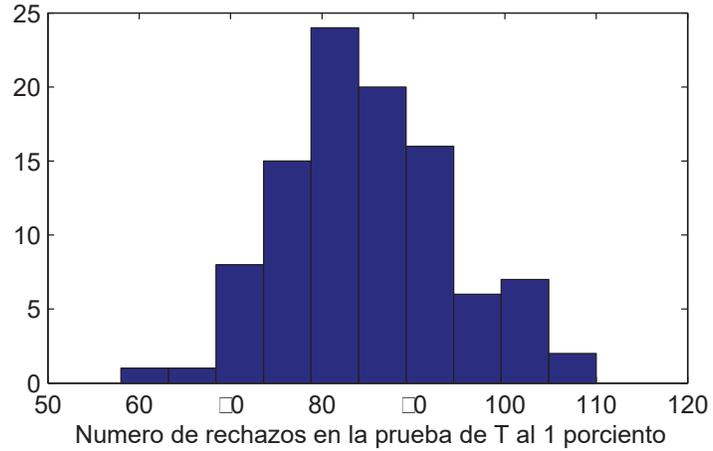


Dos muestras de tamaño 20 25 de una Distribucion ponencial

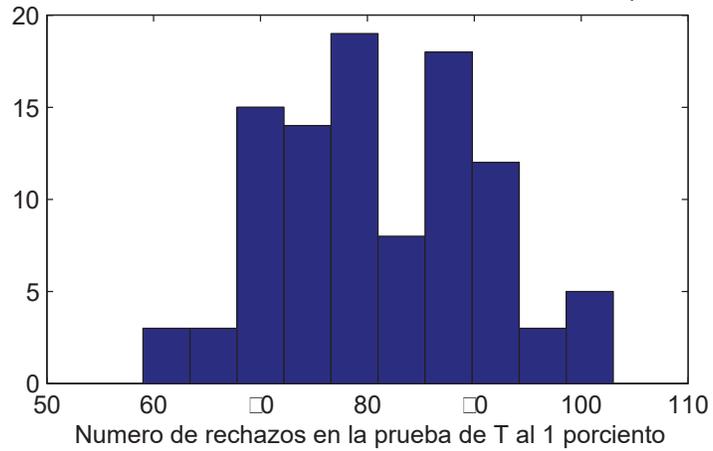




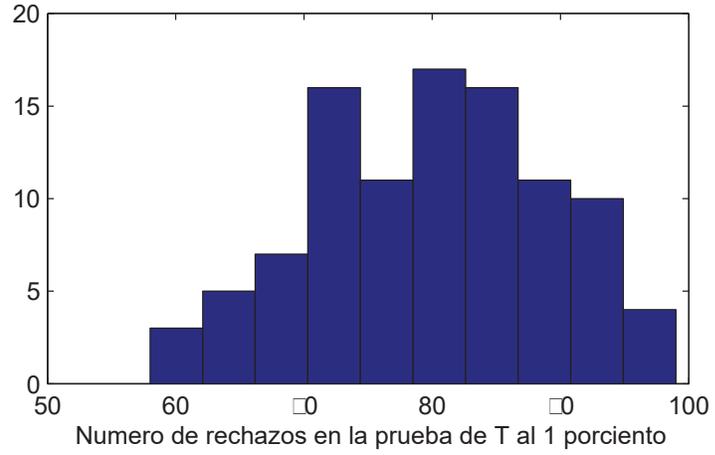
Dos muestras de tamaño 15 $\alpha=0$ de una Distribución exponencial



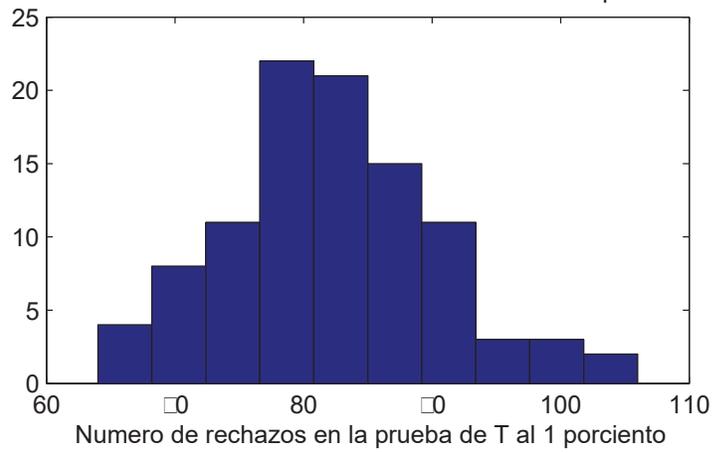
Dos muestras de tamaño 20 $\alpha=0$ de una Distribución exponencial

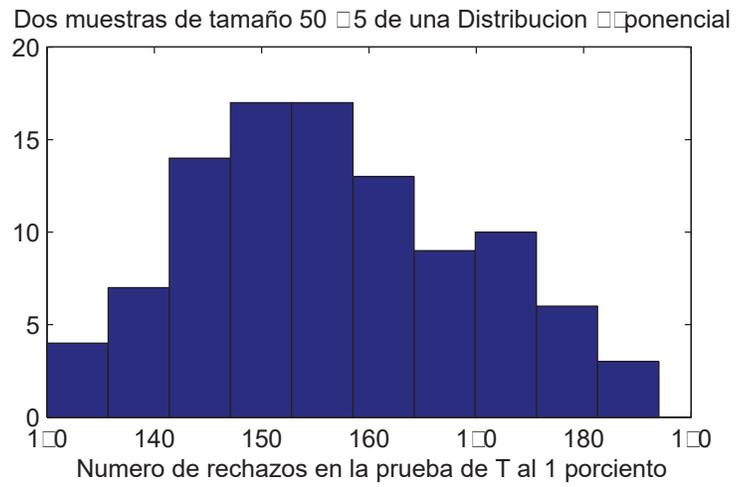
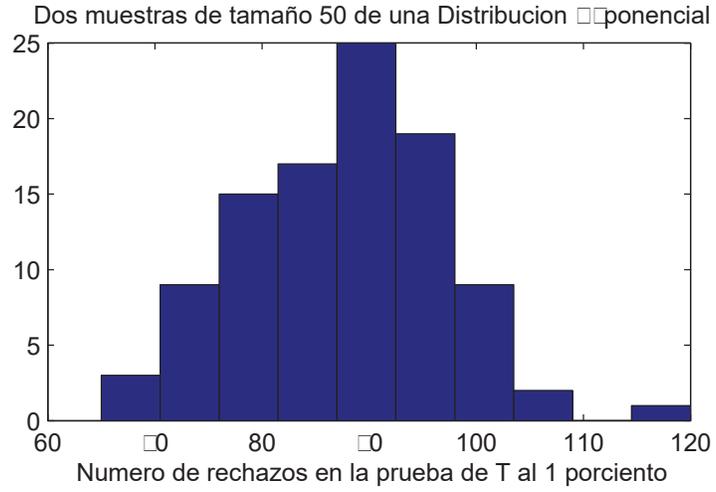


Dos muestras de tamaño 25 de una Distribución exponencial

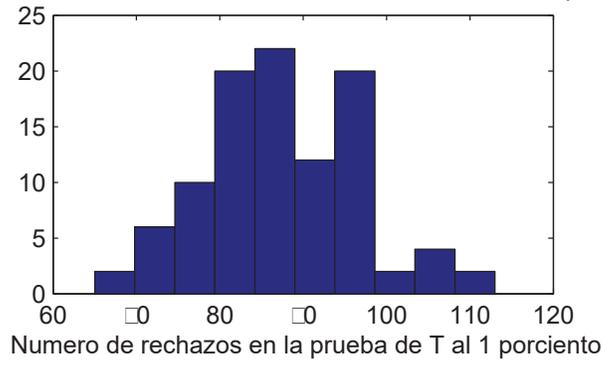


Dos muestras de tamaño 10 de una Distribución exponencial

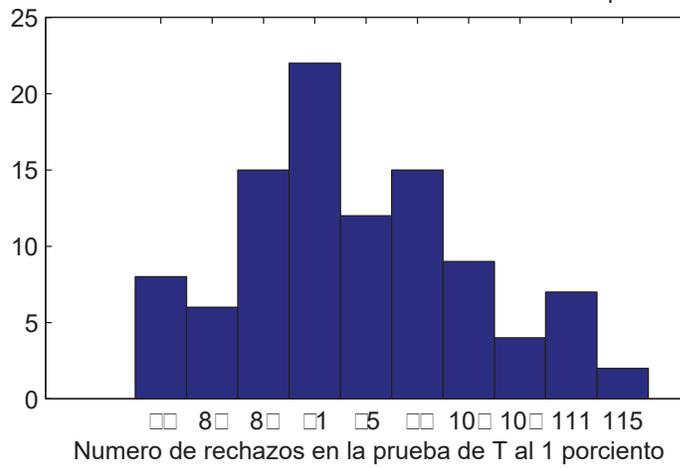




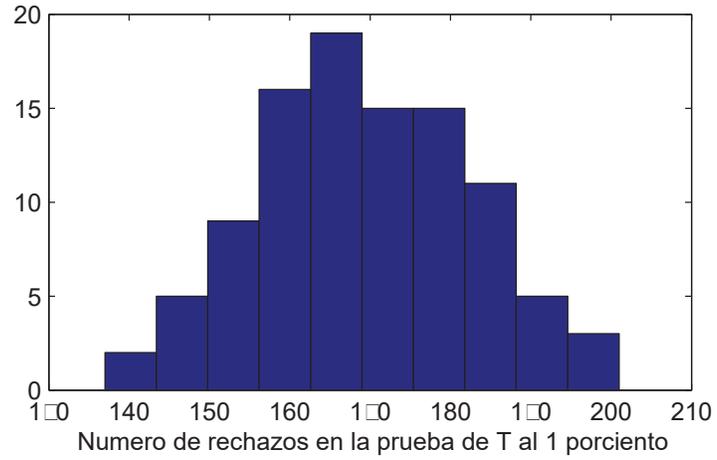
100 muestras de tamaño 50 de una Distribución Exponencial



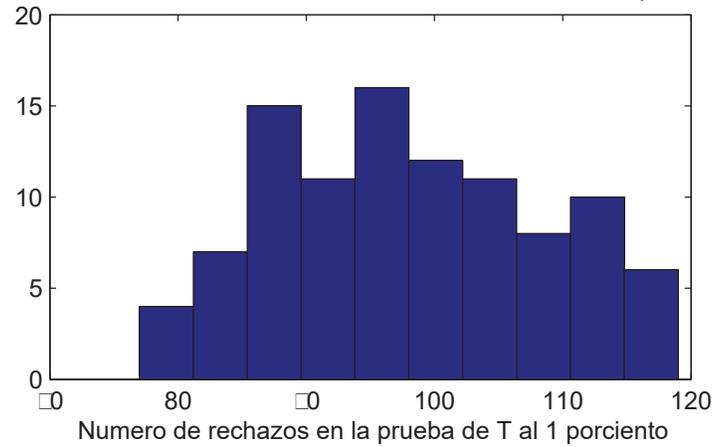
100 muestras de tamaño 100 de una Distribución Exponencial



Dos muestras de tamaño 100 $\alpha=5$ de una Distribución exponencial



Dos muestras de tamaño 100 $\alpha=0$ de una Distribución exponencial



Bibliografía

- [1] Douglas Curran Everett, Sue Taylor and Karen Kafadar. Fundamental Concepts in Statistics. The American Physiological Society's journals. 85: 775-786. 1998
- [2] Guillermo A. Correa Londoño y Alberto Castillo Morales. Sample size for Approximating a Statistic to the Normal Distribution. Departamento de Agronomía. 34: 467-476. 2000
- [3] Douglas C. Montgomery, George C. Runger. Probabilidad y Estadística. McGraw-Hill, pag. 477-490. 1996
- [4] Morris H. DeGroot. Probabilidad y Estadística. 1988. Addison Wesley Iberoamericana
- [5] Adrián Hernández del Valle, Onésimo Hernández Lerma. Elementos de Probabilidad y Estadística. Sociedad Matemática Mexicana. 2003
- [6] Erwin Kreyszing. Estadística Matemática. Limusa. 1987
- [7] Bernhardt Lieberman. Contemporary Problems in Statistics. Oxford University Press. 1971
- [8] Helen M. Walker. Degrees of Freedom. Columbia University. Journal of Educational Psychology. pag. 253-269.
- [9] Thomas Lumley, Paul Diehr, Scott Emerson, and Lu Chen. 2002. The Importance of the Normality Assumption in Large Public Health Data Sets. 23:151-69
- [10] Antonio Valera Espín y Julio Sánchez Meca. Pruebas de significación y magnitud del efecto. Anales de psicología 1997, vol.13, n° , 85-90