

Suma de variables i.i.d.

i.i.d.

Independientes
Idénticamente
Distribuidas

Suma de variables i.i.d.

- Dos v.a. continuas son independientes sii
- Dos v.a. discretas son independientes sii
- Si dos v.a. (continuas o discretas) son independientes, entonces

Suma de variables i.i.d.

v.a. i.i.d. con y

$$E[X + Y] = E[X] + E[Y] = 2\mu$$

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + 2\text{COV}[X, Y] = 2\sigma^2$$

Suma de variables i.i.d.

v.a. i.i.d. con μ y σ^2

$$E\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = ?$$

$$\text{Var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = ?$$

Suma de variables i.i.d.

v.a. i.i.d. con μ y σ^2

$$E\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = n\mu$$

$$\text{Var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = n\sigma^2$$

Suma de variables i.i.d.

v.a. i.i.d. con μ y σ^2

Promedio

:

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

$$E[\bar{X}_n] = ?$$

$$\text{Var}[\bar{X}_n] = ?$$

Suma de variables i.i.d.

v.a. i.i.d. con μ y σ^2

Promedio

:

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

$$E[\bar{X}_n] = \mu$$

$$\text{Var}[\bar{X}_n] = \frac{\sigma^2}{n}$$

Suma de v.a. independientes

Casos especiales

Suma de v.a. independientes

¡Ojo!

- Esos eran casos **especiales**, no siempre se da
- No ejemplos: suma de uniformes, suma de exponenciales, etc.

Suma de v.a. independientes

¡Ojo!

- Un no-ejemplo de interés:

v.a. i.i.d., con

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \quad ?$$

Suma de v.a. independientes

¡Ojo!

- Un no-ejemplo de interés:

v.a. i.i.d., con

$$\sum_{i=1}^n X_i \quad \text{Bino}(n, p)$$

Suma de v.a. independientes

¡Ojo!

- Otro no-ejemplo de interés:

v.a. i.i.d., con

$$S_n = \sum_{i=1}^n X_i$$

Suma de v.a. independientes

v.a. i.i.d., con

Tiempo hasta el -ésimo evento de un proceso de Poisson .

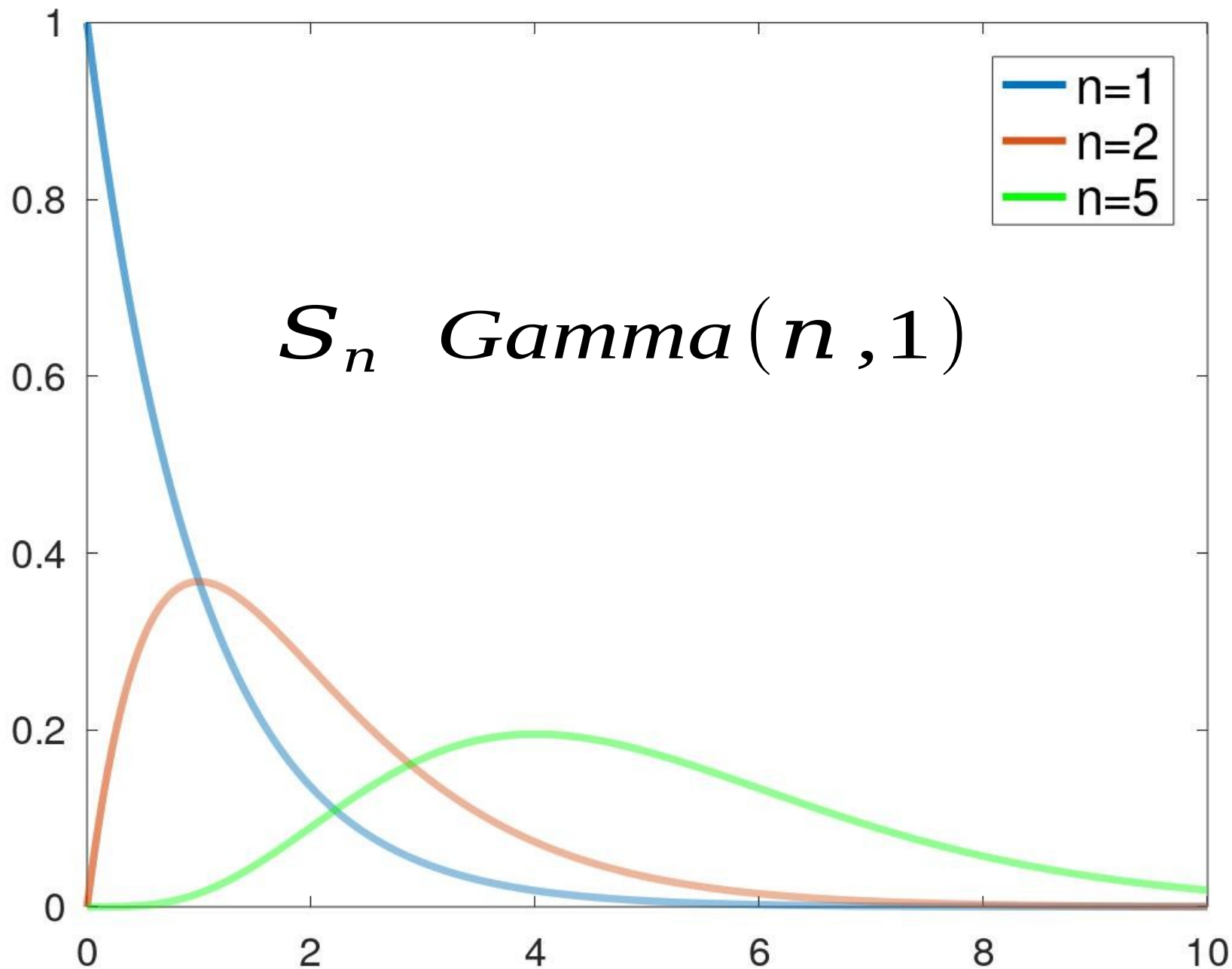
$$P(S_n > t) = P(N(t) < n) = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(\lambda t)^i}{i!} e^{-\lambda t}$$

Suma de v.a. independientes

v.a. i.i.d., con

S_n *Gamma*(n, λ)

$$f_{S_n}(t) = \frac{\lambda (\lambda t)^{n-1} e^{-\lambda t}}{(n-1)!} \quad t > 0$$



Preguntas



Desigualdad de Markov

Sea una v.a. que sólo toma valores no-negativos. Entonces

$$P(X \geq \alpha) \leq \frac{E[X]}{\alpha}$$

Desigualdad de Markov

Idea de la demostración para v.a.
continua

Desigualdad de Chebychev

Sea una v.a. con μ y σ^2 . Entonces

$$P(|X - \mu| \geq \varepsilon) \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

Desigualdad de Chebychev

Demostración usando desigualdad
de Markov

Desigualdad de Chebychev

Ejemplo 1: v.a. normal

$$P(\textcolor{red}{i} \mathbf{X} - \mu \vee \geq k \sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

	Probabilid ad	Cota
1	0.3173	1.0000
2	0.0455	0.2500
3	0.0027	0.1111
4	0.0001	0.0625

Desigualdad de Chebychev

Ejemplo 2: promedio

v.a. i.i.d. con μ y σ^2

$$E[\bar{X}_n] = \mu$$

$$\text{Var}[\bar{X}_n] = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$P\left(\bar{X}_n - \mu \geq \varepsilon\right) \leq \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

Ley Débil de los Grandes Números

v.a. i.i.d. con μ y σ^2 . Luego, para todo

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\bar{X}_n - \mu\right| \geq \varepsilon\right) = 0$$

Decimos que \bar{X}_n converge a μ en probabilidad

Ley Débil de los Grandes Números

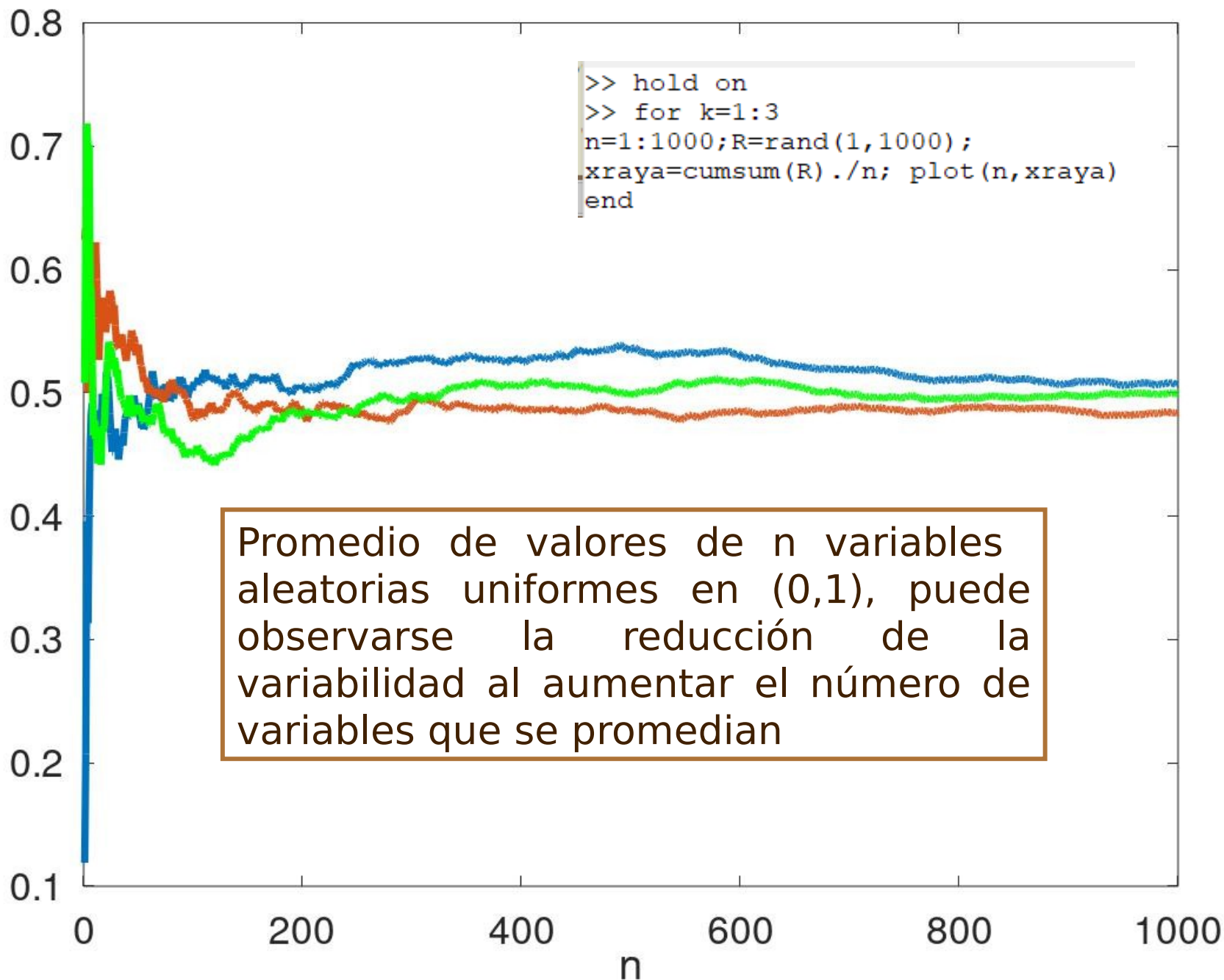
Implicancia práctica:

Podemos estimar las
probabilidades repitiendo
experimentos independientes un
gran número de veces

Ley Débil de los Grandes Números

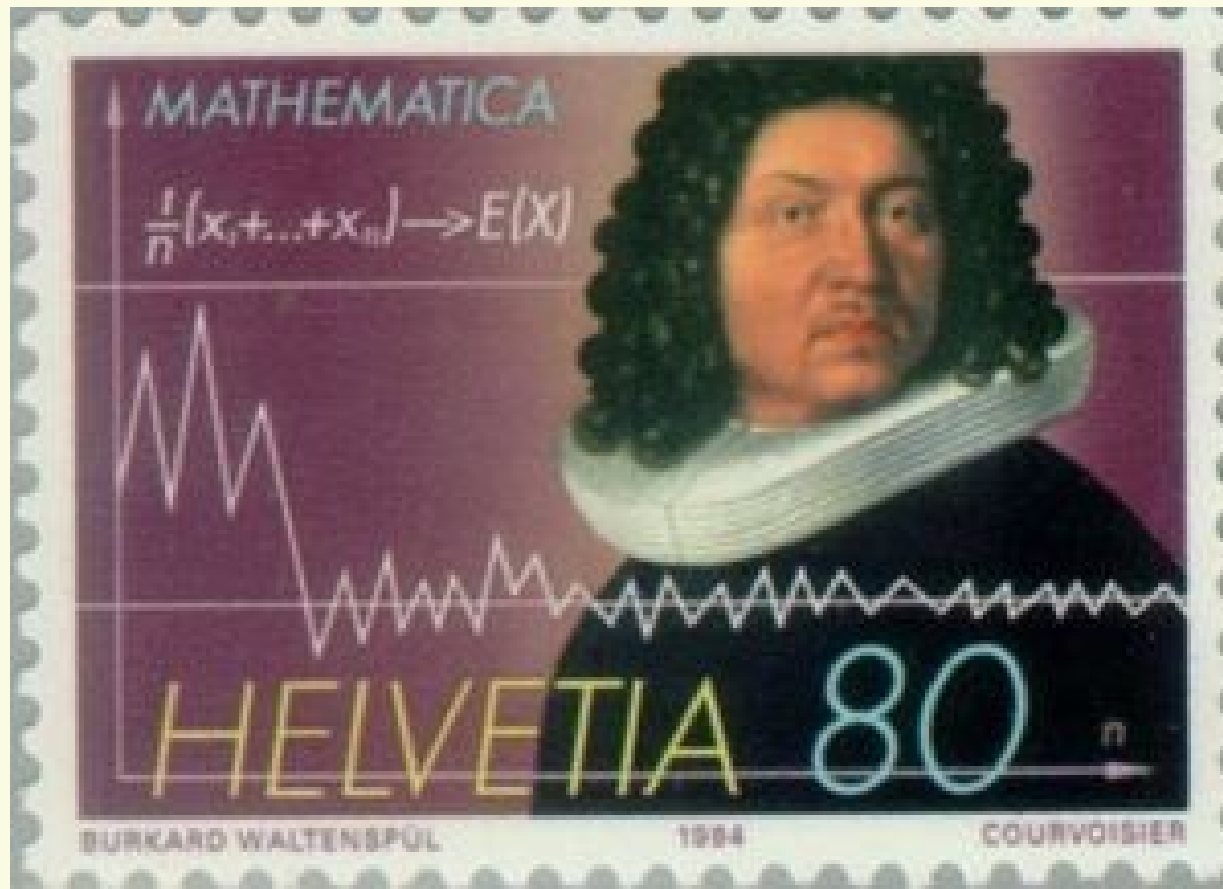
Ejemplo en Octave

```
x = rand(1000,100);  
pro = cumsum(x)./(1:1000)';  
n = 1:1000;  
figure(1)  
plot(n,pro(:,1),n,pro(:,2),n,pro(:,3))  
figure(2)  
p = sum((abs(pro-0.5)>0.01)');  
plot(n,p)
```

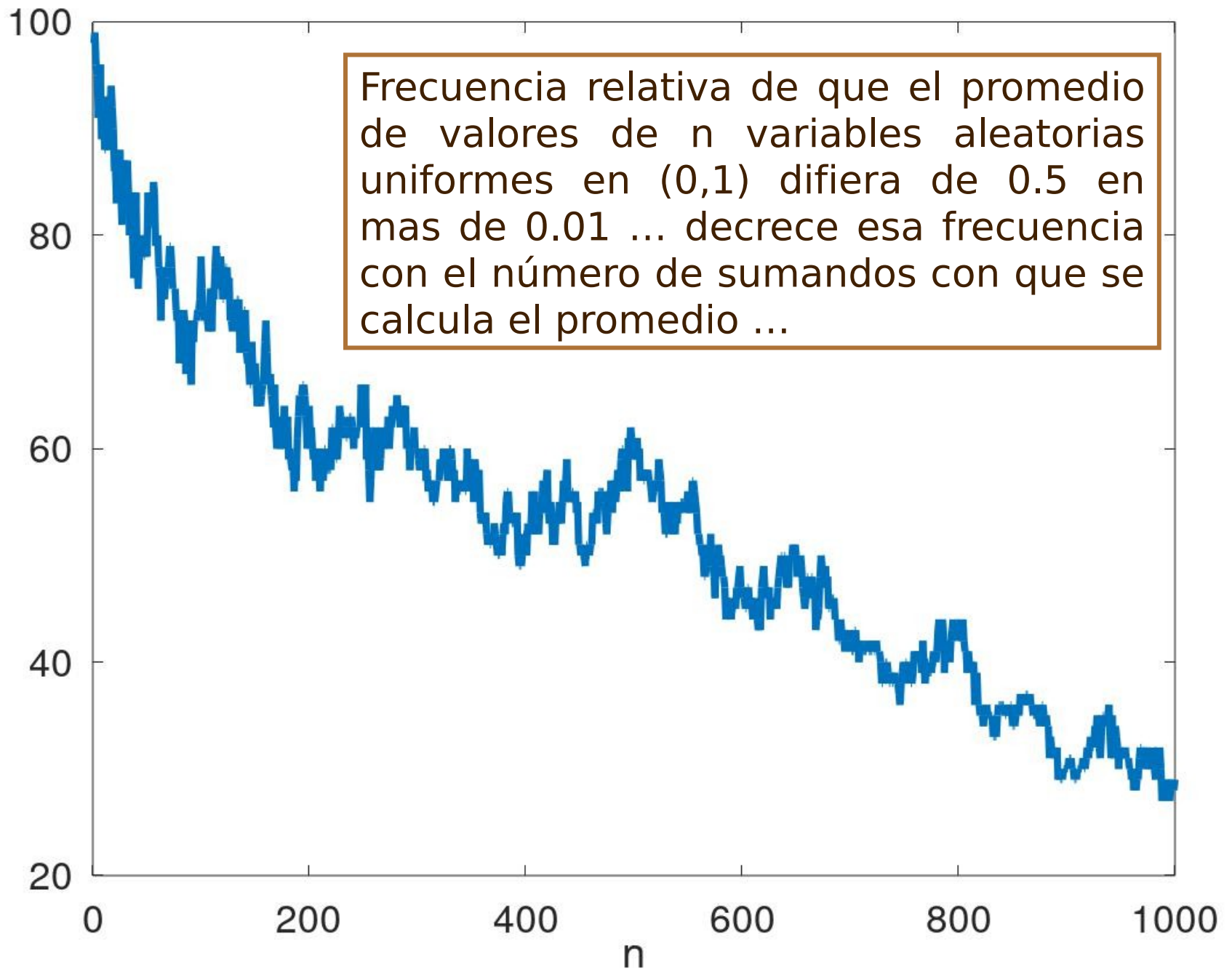


Ley Débil de los **Grandes Números**:

Jacob *Bernoulli* (1655-1705) en una estampilla suiza de 1994, creador de la ley de los grandes números



Observen el gráfico de la tendencia del promedio hacia la media y la noción de convergencia en probabilidad del promedio hacia la media en el ángulo superior izquierdo.



Preguntas



Teorema Central del Límite

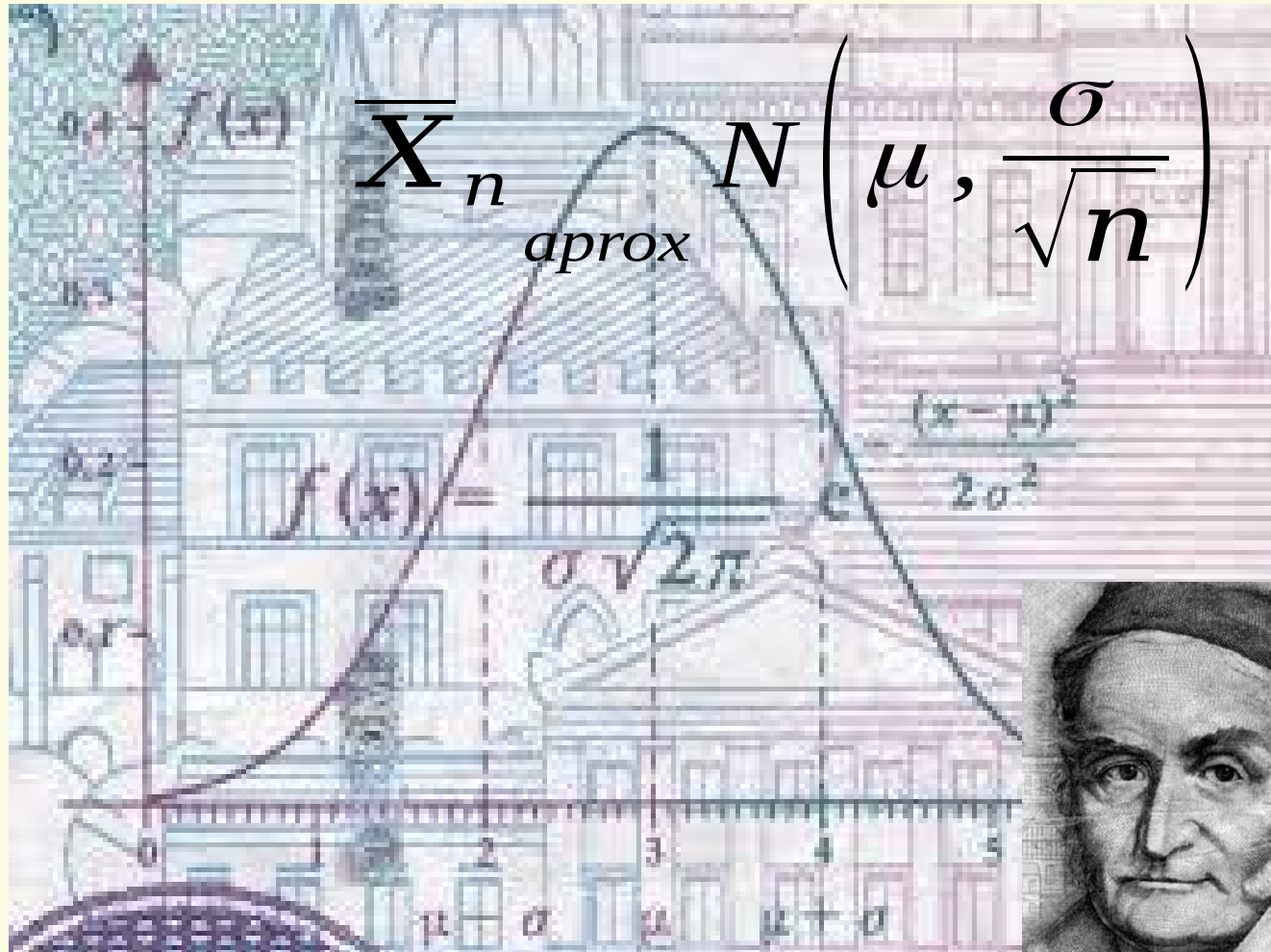
v.a. i.i.d. con μ , σ . Luego, para grande

$$\overline{X}_n \underset{\text{aprox}}{\sim} N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$

$$\sum_{i=1}^n X_i \underset{\text{aprox}}{\sim} N(n\mu, \sqrt{n}\sigma)$$

Teorema Central del Límite

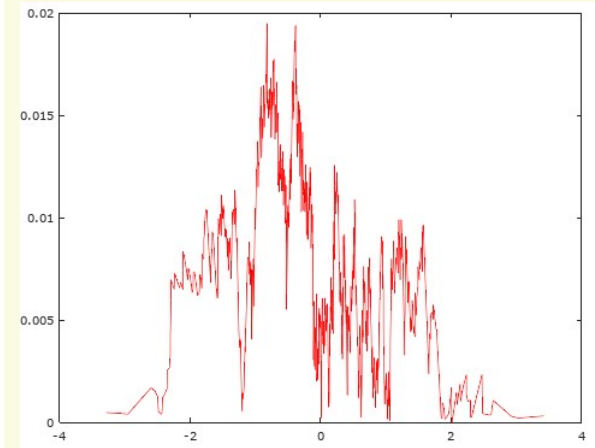
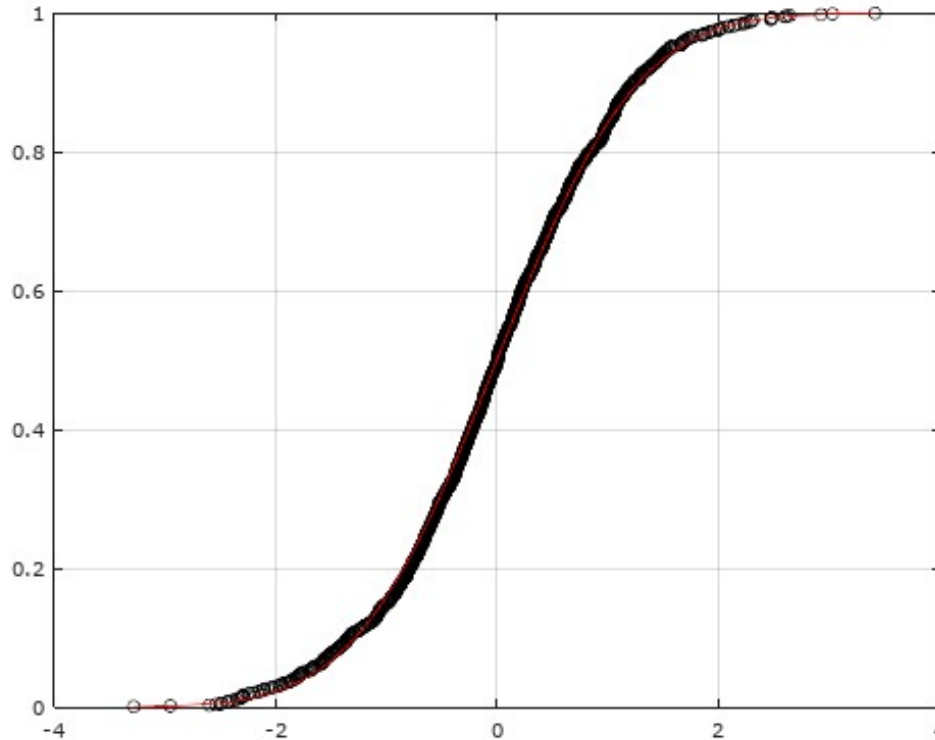
v.a. i.i.d. con μ, σ . Luego, para n grande



Teorema Central del Límite

v.a. i.i.d. con μ, σ . Luego, para n grande

$$\bar{X}_n \underset{\text{aprox}}{\sim} N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$



```
R=rand(100,1000);  
M=mean(R);  
MO=sort(M);l=(1:1000)/1000;  
m=mean(MO);s=std(MO);  
z=(MO-m)/s;Fz=normcdf(z);  
plot(z,l,'ko',z,Fz,'r-')  
plot(z,abs(l-Fz),'r-')
```

Superposición de la distribución empírica de 1000 valores estandarizados de la media de 100 números aleatorios con distribución uniforme en (0,1) y la función de distribución normal estándar. En cuadro aparte la distancia entre ambas (para este caso fue menor que 0.02).

Teorema Central del Límite

Ejemplo 1

$$X_i \sim U(0, 1)$$

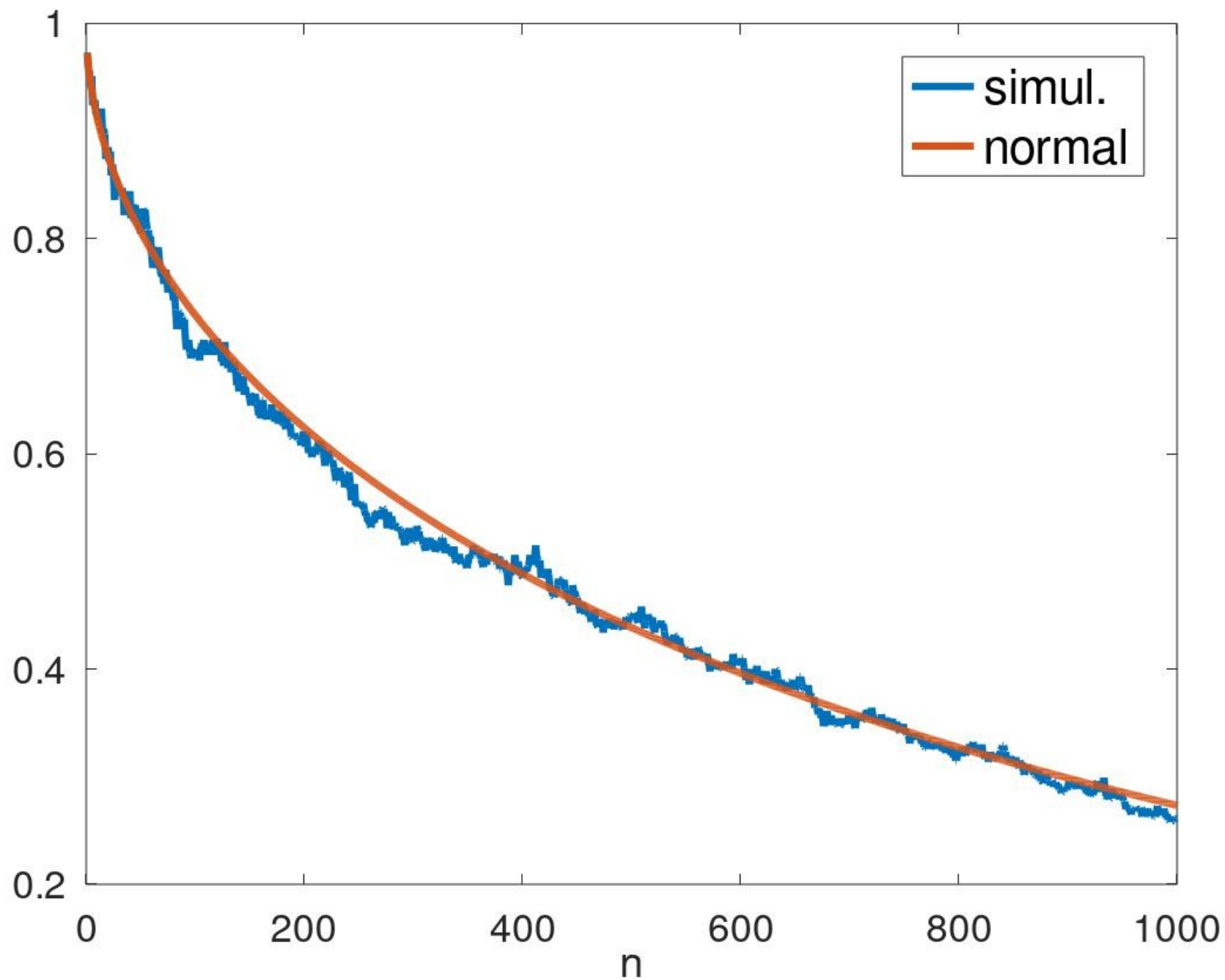
$$\bar{X}_n \underset{\text{aprox}}{\sim} N\left(0.5, \frac{1}{\sqrt{12n}}\right)$$

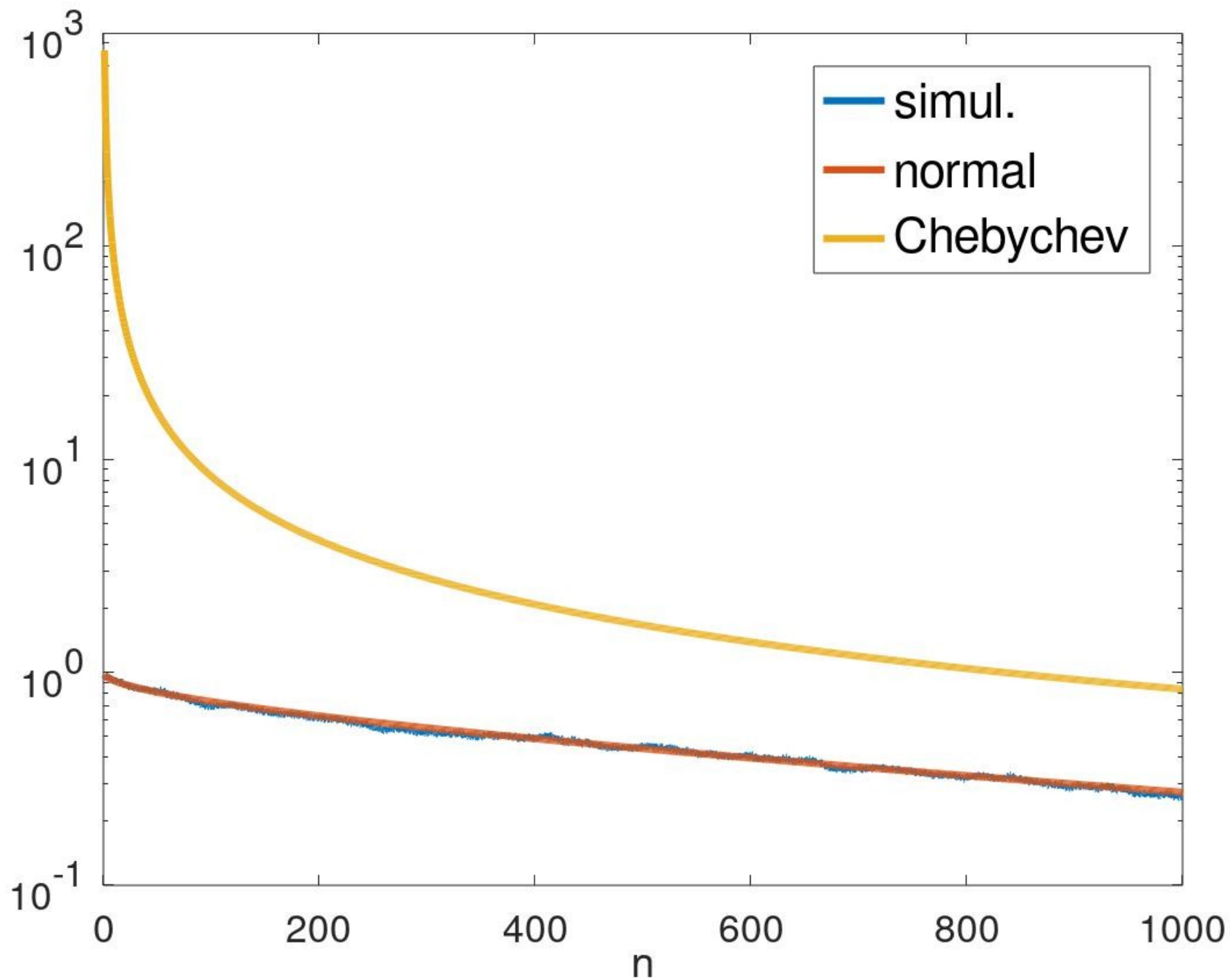
$$P(\bar{X}_n - 0.5 \vee \geq \varepsilon) \approx 2\left(1 - \Phi\left(\varepsilon \sqrt{12n}\right)\right)$$

Teorema Central del Límite

Ejemplo 1 en Octave

```
x = rand(1000,1000);  
pro = cumsum(x)./(1:1000)';  
n = 1:1000;  
p = sum(abs(pro-0.5)>0.01)'/1000;  
figure(1)  
plot(n,p,n,2*(1-normcdf(0.01*sqrt(12*n))))  
figure(2)  
semilogy(n,p,n,2*(1-normcdf(0.01*sqrt(12*n))))  
hold on  
semilogy(n,1./(12*0.01^2*n))
```





Teorema Central del Límite

Ejemplo 2

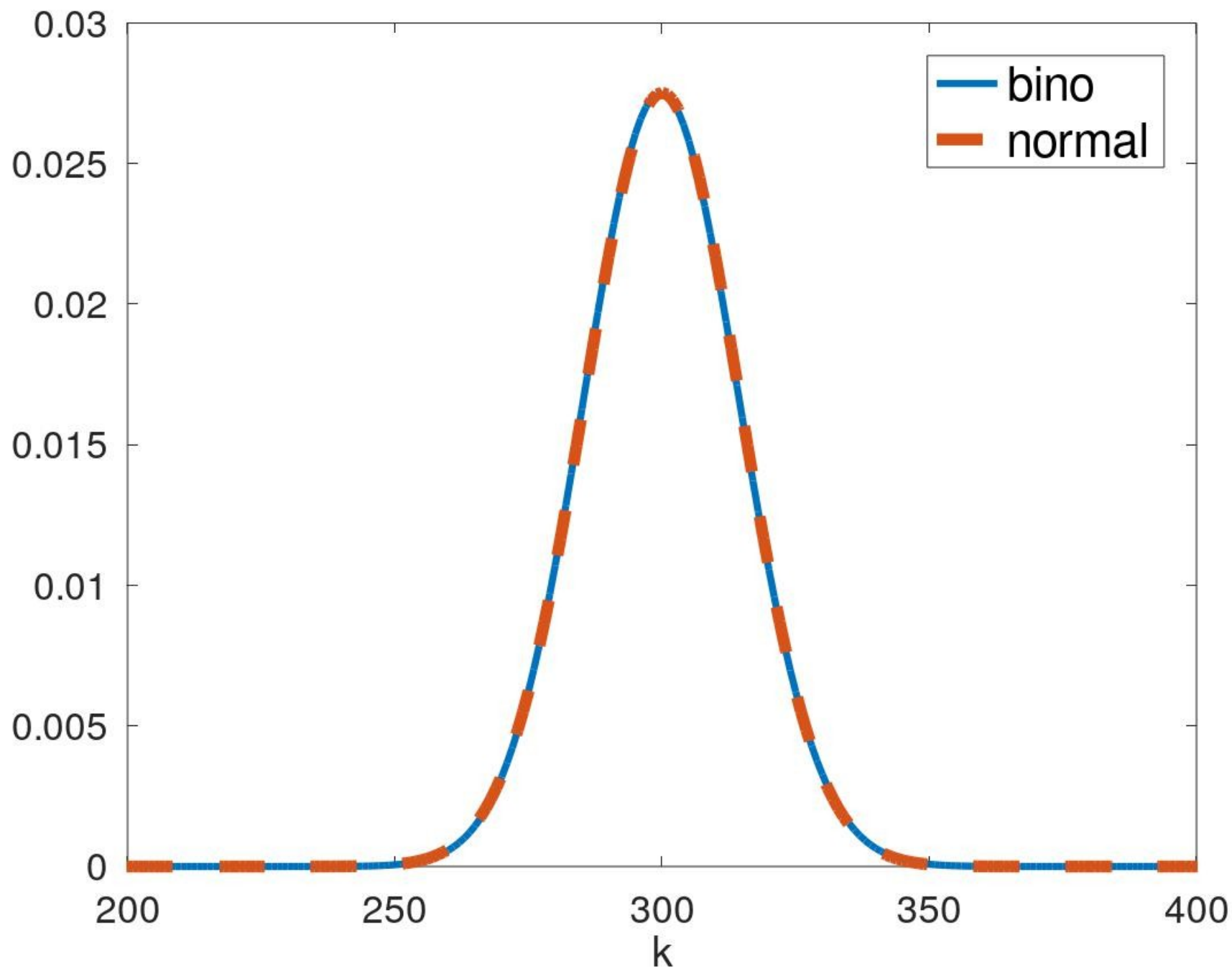
,

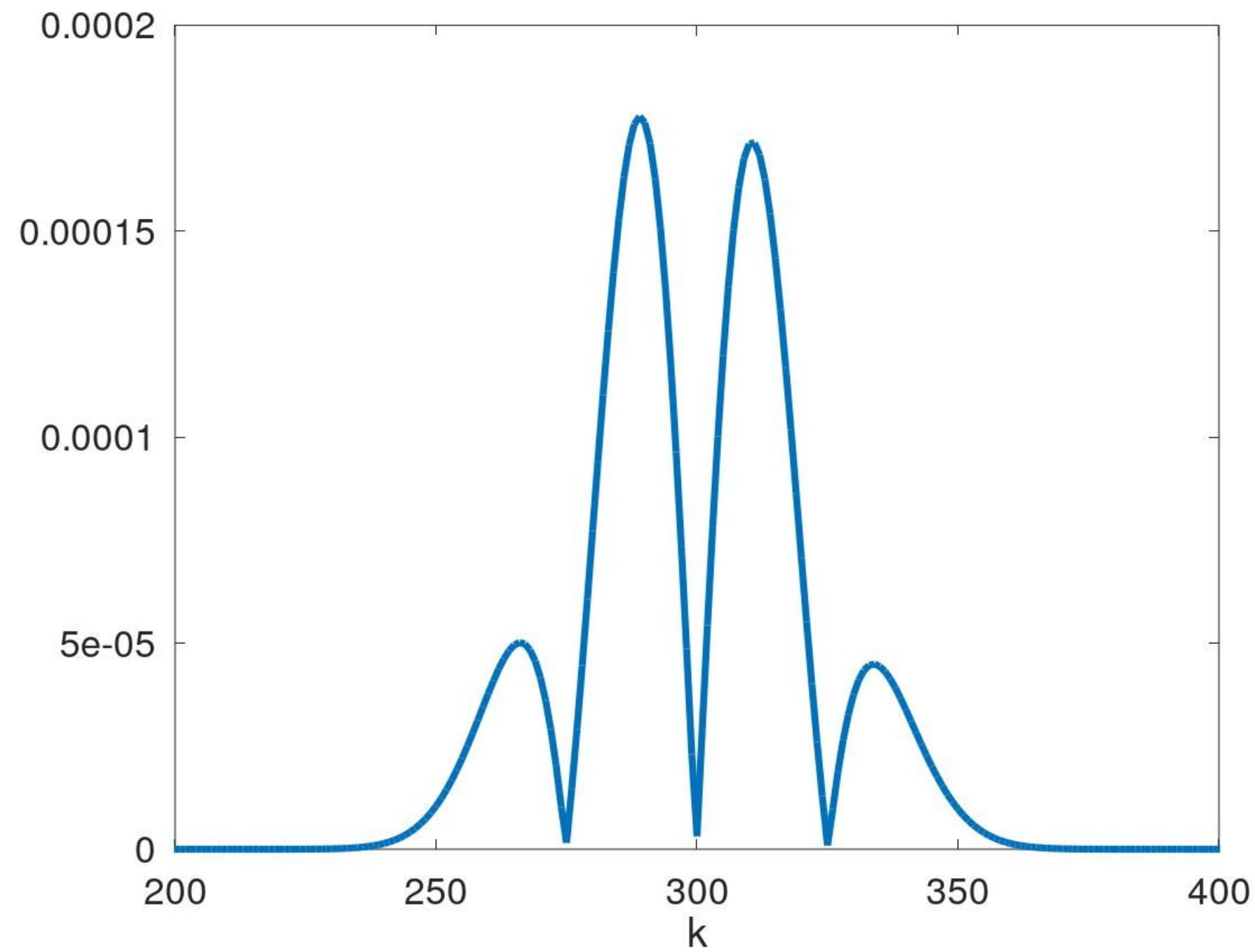
$$S_n \text{ Bino}(n, p) \underset{\text{aprox}}{\sim} N(np, \sqrt{np(1-p)})$$

Teorema Central del Límite

Ejemplo 2 Octave

```
n = 1000; p = 0.3;
k = 0:n;
pe= binopdf(k,n,p);
pa= normcdf((k+0.5-n*p)/sqrt(n*p*(1-p)));
pa= pa-normcdf((k-0.5-n*p)/sqrt(n*p*(1-p)));
figure(1)
plot(k,pe,k,pa)
figure(2)
plot(k,abs(pe-pa))
```



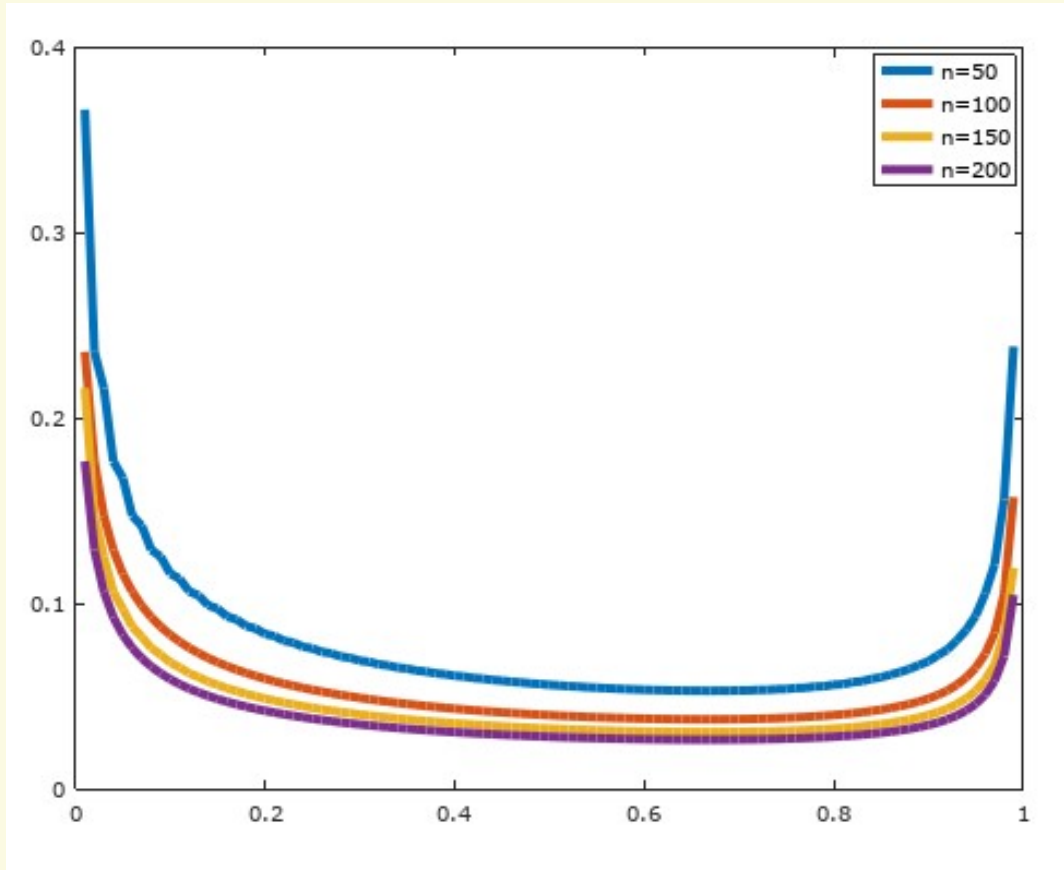


Aproximación normal de la binomial

Máxima diferencia entre los valores de la función de distribución binomial y la aproximación normal en función de p para varios valores de n . Puede observarse que en regiones intermedias de valores de p y para varios valores crecientes de n el error es menor que

0.1

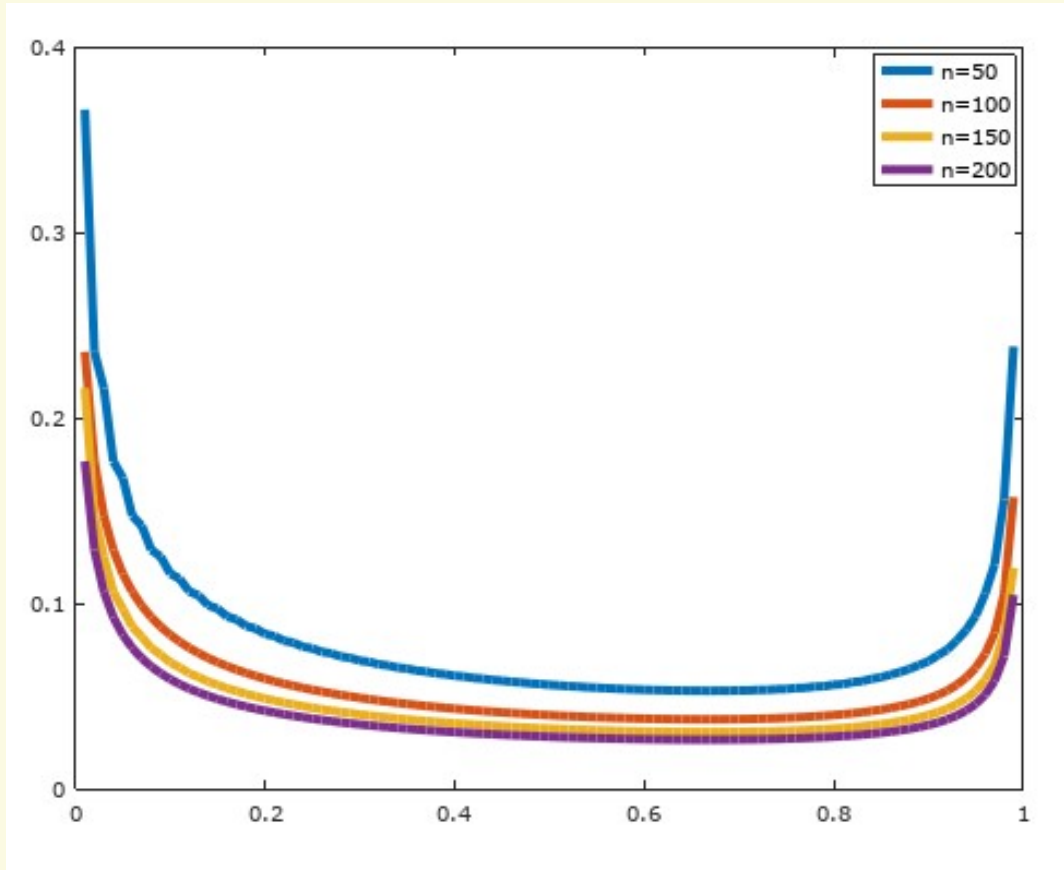
```
p=0.01:0.01:0.99;  
for i=1:length(p)  
    for j=1:length(n)  
        P=binocdf(0:n(j),n(j),p(i));  
        m=n(j)*p(i);s=sqrt(n(j)*p(i)*(1-p(i)));  
        N=normcdf(0:n(j),m,s);  
        E(i,j)=max(abs(P-N));  
    end  
end  
plot(p',E,'linewidth',4)  
legend('n=50','n=100','n=150','n=200')
```



Aproximación normal de la binomial

Máxima diferencia entre los valores de la función de distribución binomial y la aproximación normal en función de p para varios valores de n . Puede observarse que en regiones intermedias de valores de p y para varios valores crecientes de n el error es menor que

```
0.1;  
p=0.01:0.01:0.99;  
for i=1:length(p)  
    for j=1:length(n)  
        P=binocdf(0:n(j),n(j),p(i));  
        m=n(j)*p(i);s=sqrt(n(j)*p(i)*(1-p(i)));  
        N=normcdf(0:n(j),m,s);  
        E(i,j)=max(abs(P-N));  
    end  
end  
plot(p',E,'linewidth',4)  
legend('n=50','n=100','n=150','n=200')
```

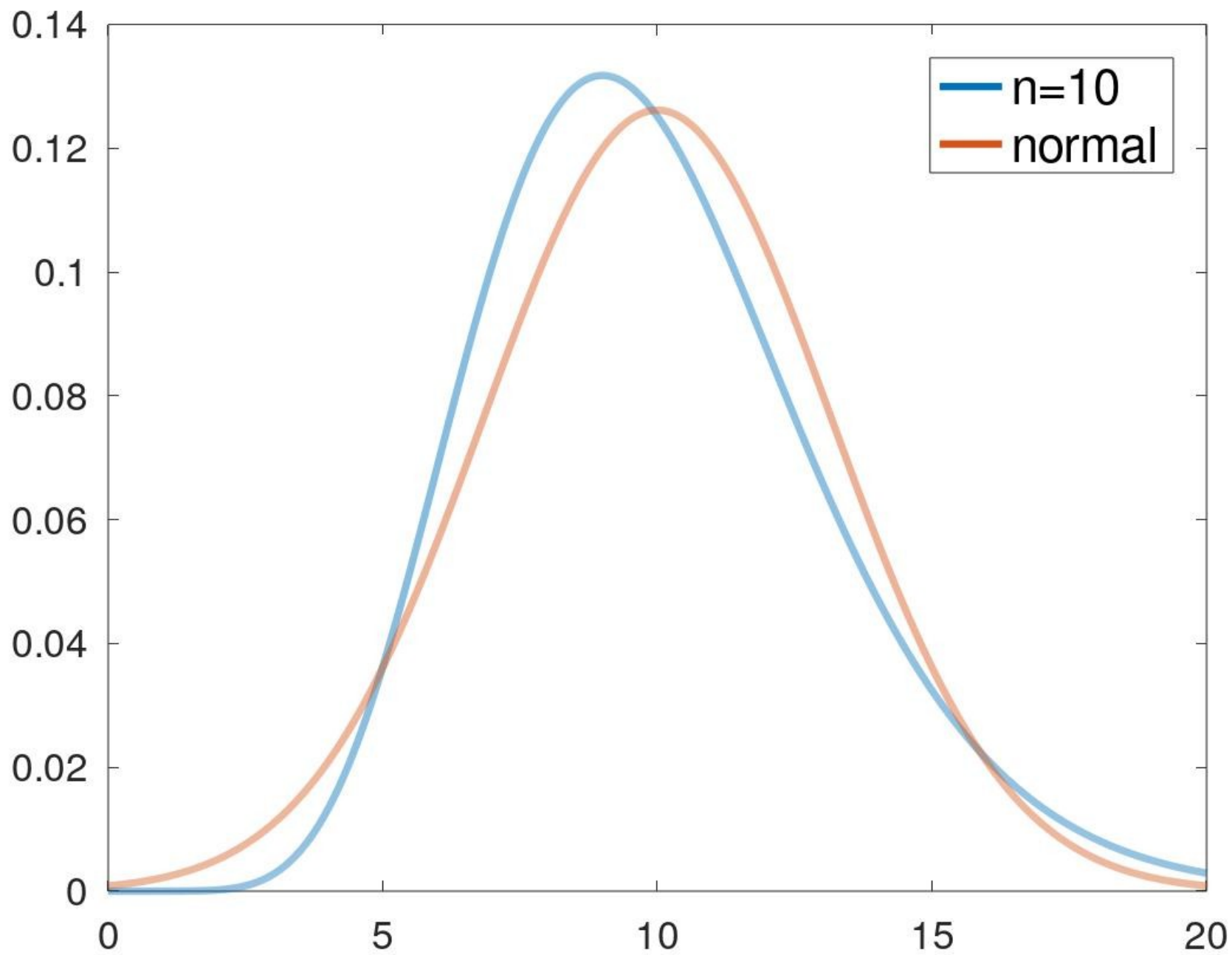


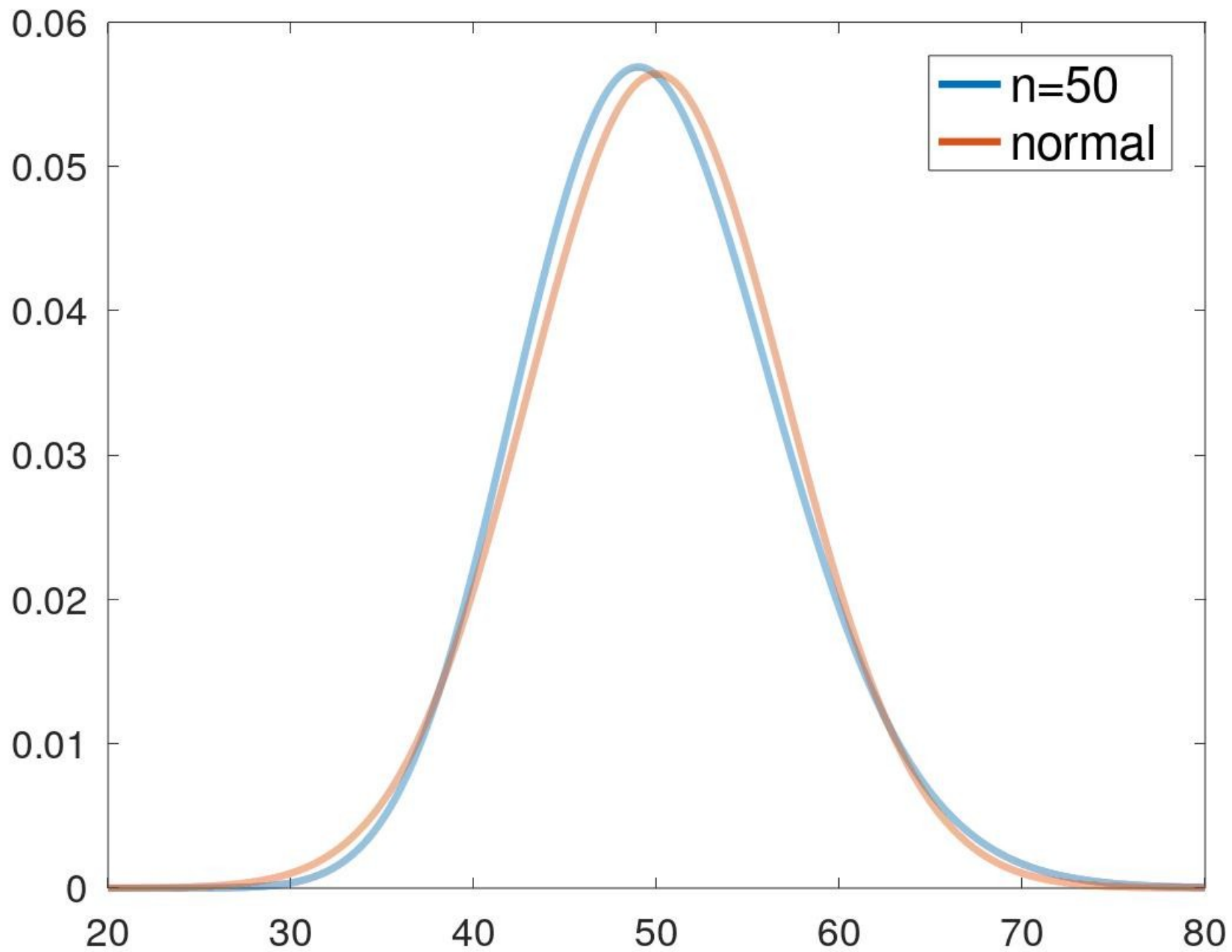
Teorema Central del Límite

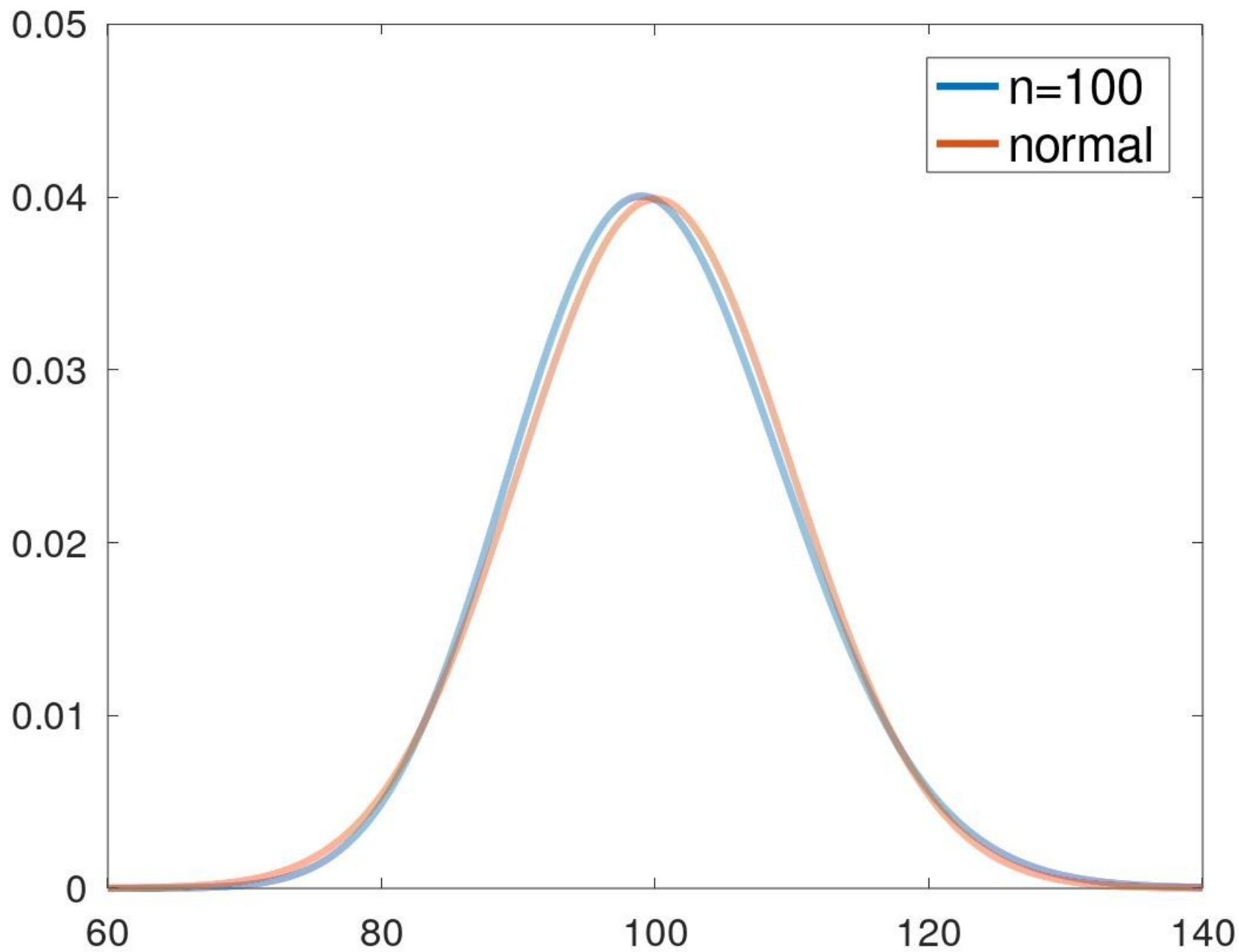
Ejemplo 3

,

$$S_n \underset{\text{aprox}}{\sim} N(n\lambda, \sqrt{n}\lambda)$$







Teorema Central del Límite

10. Los tiempos de servicio para los clientes que llegan a una caja de un supermercado pueden suponerse variables aleatorias independientes con un promedio de 1.5 minutos y una dispersión de 1 minuto.
- a) Calcular la probabilidad aproximada de que pueda atender a 100 clientes en menos de 2 horas de tiempo total de servicio de esta caja.
 - b) Calcular el número de clientes n tal que la probabilidad de dar servicio a todos en menos de 2 horas sea aproximadamente 0.1.

Supongamos que se presentan n clientes y sea S_n el tiempo necesario para atenderlos. Sea T_k el tiempo de atención del cliente k con k entre 1 y n . Supongamos que las variables aleatorias T_k son independientes y claramente idénticamente distribuidas. Se tiene:

$$E(T_k) = 100 \cdot 1.5 = 150 ;$$

$$V(T_k) = 100 \cdot 1^2 = 100$$

Teorema Central del Límite

Se desea calcular $p = P(S_{100} < 120)$. Se puede aproximar el valor de p usando el teorema central del límite dado que puede suponerse que “**n es grande**”, ... Para ello es necesario conocer el valor esperado y la varianza de S_{100}

Se tiene $E(S_{100}) = 150$ y $V(S_{100}) = 100 \cdot 1 = 100$ ya que los tiempos por cliente son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas.

Entonces usando el teorema central del límite:

$$p = P(S_{100} < 120) \approx \Phi \left(\frac{120 - 150}{\sqrt{100}} \right) = \Phi(-3)$$

$$p \approx \Phi(-3) \approx 0.0044$$

Teorema Central del Límite

Se desea calcular n tal que $p = P(S_n < 120) = 0.1$. Se puede aproximar el cálculo usando el teorema central del límite suponiendo que “ n es grande”, ... Para ello es necesario conocer el valor esperado y la varianza de S_n

Se tiene $E(S_n) = 1.50 n$ y $V(S_n) = n \cdot 1 = n$ ya que los tiempos por cliente son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas.

Entonces usando el teorema central del límite:

$$P(S_n < 120) \approx \Phi\left(\frac{120 - 1.50n}{\sqrt{n}}\right)$$

(

Teorema Central del Límite

En un negocio de comida rápida los clientes pueden elegir entre tres combos: el pequeño a 70 pesos, el mediano a 140 pesos y el grande a 210 pesos. Cada cliente que llega, en forma independiente, elige el pequeño con probabilidad 0.3, el mediano con probabilidad 0.6 o el grande con probabilidad 0.1. Calcule en forma aproximada la probabilidad de que 100 clientes en conjunto gasten más de 13000 pesos.

Supongamos que se presentan n clientes y sea S_n el gasto realizado por los n clientes y M_k lo gastado por el cliente k con k entre 1 y n . Supongamos que las variables aleatorias M_k son independientes y claramente idénticamente distribuidas. Se tiene:

m	70	140	210
$P(M_k = m)$	0.3	0.6	0.1

$$E(M_k) = (70 \cdot 0.3 + 140 \cdot 0.6 + 210 \cdot 0.1) = 126 ;$$

$$V(M_k) = 17640 - 126^2 = 1764$$

Teorema Central del Límite

Se desea calcular $p = P(S_{100} > 13000)$. Se puede aproximar el valor de p usando el teorema central del límite dado que puede suponerse que “ n es grande”, ... Para ello es necesario conocer el valor esperado y la varianza de S_{100}

Se tiene $E(S_{100}) = 100 \cdot 126 = 12600$ y $V(S_{100}) = 100 \cdot 1764 = 176400$ ya que los gastos por cliente son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas.

Entonces usando el teorema central del límite:

$$p = P(S_{100} > 13000) = 1 - P(S_{100} \leq 13000) \approx 1 - \Phi \left(\frac{13000 - 12600}{\sqrt{176400}} \right) \approx 1 - \Phi(0.9524)$$

$$p \approx 1 - \Phi(0.9524) = \Phi(-0.9524) \approx 0.1705$$

Preguntas

