

# Procesamiento y Análisis de Datos Astronómicos

## 6.- Probabilidades

R. Gil-Hutton

Marzo 2020

## Práctica 5:

- Para una variable cualquiera de su archivo de datos calcule todos sus estadísticos.
- Para esa misma variable verificar si el porcentaje de valores dentro de  $1s$ ,  $2s$  y  $3s$  de  $\bar{x}$  representan el  $\sim 68,3\%$ ,  $\sim 95,5\%$  y  $\sim 99,7\%$  de la muestra, respectivamente.
- Para esa misma variable extraiga al azar 20 muestras con 100 elementos cada una, calcule los estadísticos de cada una de ellas y compare con los valores obtenidos en el primer punto.
- Los valores medios de las muestras usadas en el ejemplo para demostrar el Teorema del Límite central (pág. 24) tienden a un valor de 0,9228. Por qué?

## Práctica 5 (cont.):

- Utilizando la función de luminosidad de Schechter,  $\phi(L) = \left(\frac{\phi^*}{L^*}\right) \left(\frac{L}{L^*}\right)^\alpha \exp(-L/L^*)$ , con  $L^* = 1$ ,  $\phi^* = 1$  y  $\alpha = -0,5$ , generen una población de galaxias para  $0 < L < 6$  y extraigan muestras de 10 galaxias. Cómo se distribuye el **valor máximo** de cada muestra?. Y en el caso de extraer 50 galaxias?.

# Actividades:

```
In [1]: cd cursos/proc-datos/clases/actividades/practica-5
/home/rgg/cursos/proc-datos/clases/actividades/practica-5

In [2]: apo=np.loadtxt('apollo-aeih.dat')

In [3]: import scipy.stats as sts

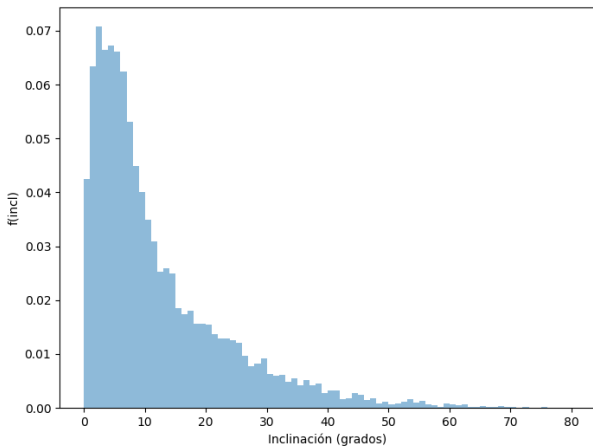
In [4]: val=sts.describe(apo[:,2],ddof=1)

In [5]: val
Out[5]: DescribeResult(nobs=9239, minmax=(0.023188, 154.372007), mean=12.0879821
1343219, variance=129.8878243300749, skewness=1.842808552339338, kurtosis=5.5546
74671451179)

In [6]: sts.mode(apo[:,2]),np.median(apo[:,2]),np.std(apo[:,2],ddof=1)
Out[6]:
(ModeResult(mode=array([7.756518]), count=array([2])),
 8.160087,
11.396833960801345)

In [7]: █
```

# Actividades:



# Actividades:

```
In [7]: ind=np.where(np.abs(apo[:,2]-val[2]) < np.sqrt(val[3]))
```

```
In [8]: uno=apo[ind]
```

```
In [9]: len(uno[:,2])/len(apo[:,2])
```

```
Out[9]: 0.8259551899556229
```

```
In [10]: ind=np.where(np.abs(apo[:,2]-val[2]) < 2.*np.sqrt(val[3]))
```

```
In [11]: dos=apo[ind]
```

```
In [12]: len(dos[:,2])/len(apo[:,2])
```

```
Out[12]: 0.9460980625608832
```

```
In [13]: ind=np.where(np.abs(apo[:,2]-val[2]) < 3.*np.sqrt(val[3]))
```

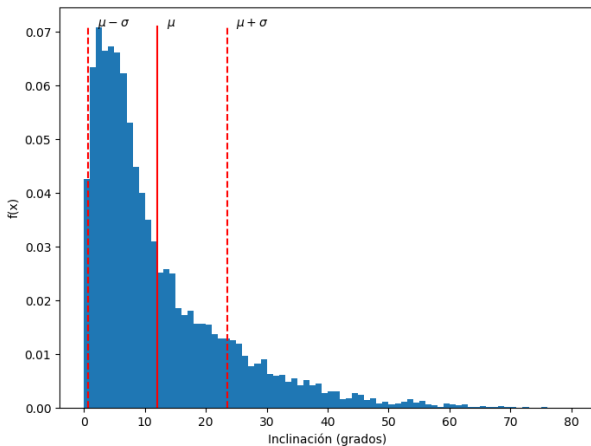
```
In [14]: tres=apo[ind]
```

```
In [15]: len(tres[:,2])/len(apo[:,2])
```

```
Out[15]: 0.9826821084532958
```

```
In [16]: █
```

# Actividades:



# Actividades:

```
In [10]: cd cursos/proc-datos/clases/actividades/practica-5
/home/rg/h/cursos/proc-datos/clases/actividades/practica-5

In [11]: apo=np.loadtxt('apollo-aeih.dat')

In [12]: his,lim=np.histogram(apo[:,2],bins=80,range=(0,80))

In [13]: his=his/np.sum(his)

In [14]: ac=np.cumsum(his)

In [15]: mue=np.zeros((20,100))

In [16]: for ii in range(20):
...:     kk=np.random.random(100)
...:     for jj in range(100):
...:         vp=0
...:         while(kk[jj]>ac[vp]):
...:             vp+=1
...:         mue[ii,jj]=lim[vp]+0.5+(np.random.random()-0.5)
...:

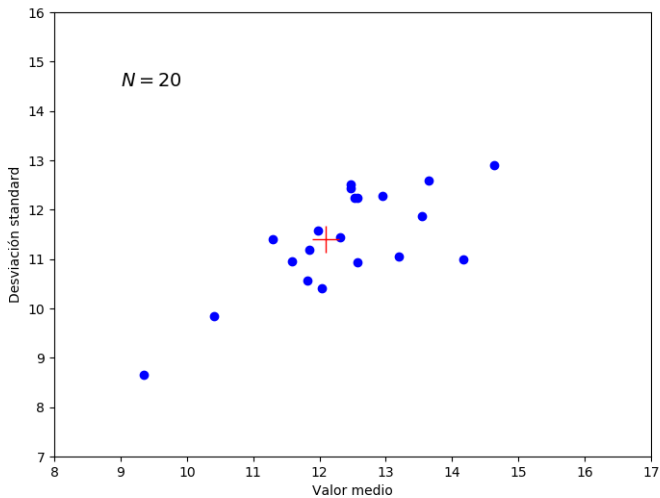
In [17]: muemed=np.mean(mue,axis=1)

In [18]: muestd=np.std(mue,axis=1,ddof=1)

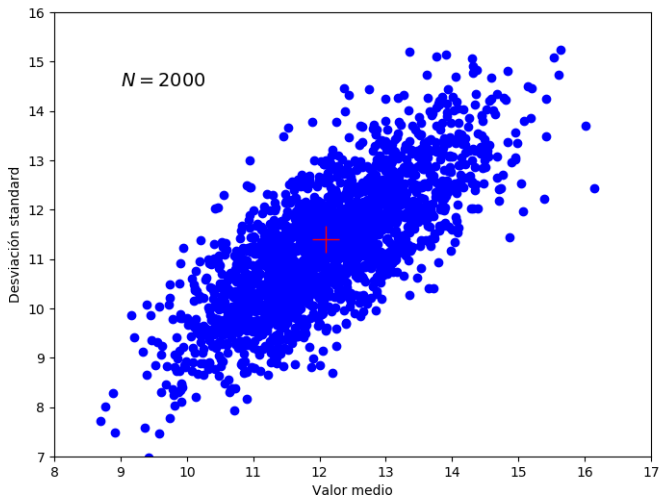
In [19]: █
```



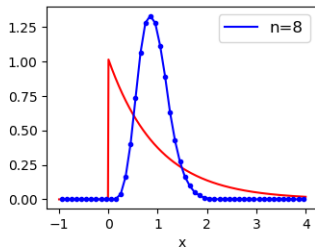
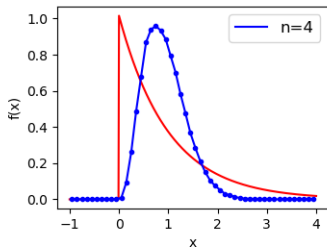
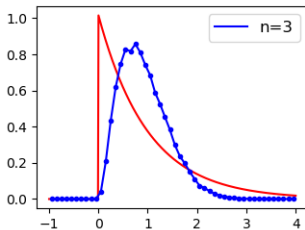
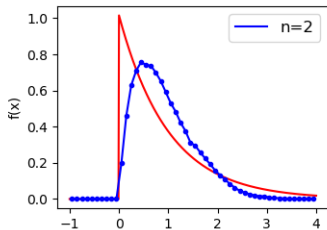
# Actividades:



# Actividades:



# Actividades:



# Actividades:

```
In [25]: xx=np.linspace(-1,4,500)

In [26]: yy=np.zeros(len(xx))

In [27]: for ii in range(len(yy)):
...:     if(xx[ii]>0.):
...:         yy[ii]=np.exp(-xx[ii])
...:

In [28]: yy=yy/np.sum(yy)

In [29]: np.mean(xx)
Out[29]: 1.5

In [30]: np.average(xx,weights=yy)
Out[30]: 0.9228314385225089

In [31]: █
```

# Actividades:

```
import numpy as np

def prom(x,ac,n,p):
    """
    Extrae p elementos de n valores cada uno del array x tomados al azar,
    obtiene el máximo y el histograma correspondiente. El ancho del bin es de
    0.05 para 600 bins entre 0 y 6.
    """
    vx=[]
    for ii in range(p):
        kk=np.random.random(n)
        sx=[]
        for jj in range(n):
            vp=0
            while(kk[jj] > ac[vp]):
                vp+=1
            sx.append(x[vp])
        vx.append(np.max(sx))
    vx=np.array(vx)
    pes=np.ones(len(vx))/float(p)
    his=np.histogram(vx,bins=600,range=(0,6),weights=pes)
    return his
```

# Actividades:

```
xx=np.linspace(0.001,6,600)
yy=xx**(-0.5)*np.exp(-xx)

yy=yy/np.sum(yy)

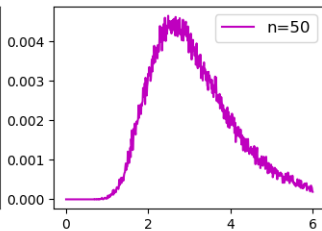
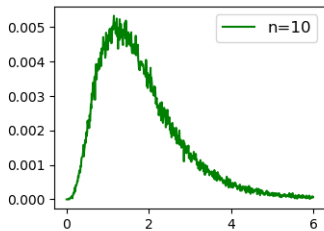
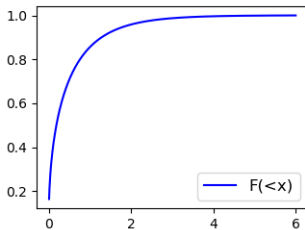
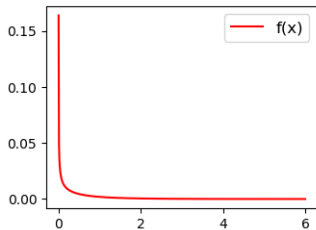
ac=np.cumsum(yy,dtype=float)

plt.figure()
plt.subplot(221)
plt.plot(xx,yy,'-r',label='f(x)')
plt.legend(fontsize=12)
plt.subplot(222)
plt.plot(xx,ac,'-b',label='F(<x)')
plt.legend(fontsize=12)

his0=prom(xx,ac,10,100000)
his1=prom(xx,ac,50,100000)

plt.subplot(223)
plt.plot(his0[1][1:]-0.005,his0[0],'-g',label='n=10')
plt.legend(fontsize=12)
plt.subplot(224)
plt.plot(his1[1][1:]-0.005,his1[0],'-m',label='n=50')
plt.legend(fontsize=12)
```

# Actividades:



- **Definición clásica de Laplace:** la probabilidad  $p(A)$  de un evento  $A$  en un experimento aleatorio es:

$$p(A) = \frac{w}{m}$$

donde  $w$  es el número de casos en que  $A$  ocurre y  $m$  es el número de casos **igualmente elegibles** en el experimento.

- **Concepto estadístico:** decimos que el evento  $E$  tiene una probabilidad  $p(E)$  si al repetir **muchas veces** un experimento se obtiene que  $p(E) \simeq f(E)$ .
- **Ley de los grandes números de Bernoulli:**  
 $\lim_{m \rightarrow \infty} p \left( \left| \frac{w}{m} - p(E) \right| \leq \epsilon \right) \rightarrow 1$  para un **infinitésimo**  $\epsilon$ .



# Reglas de operación:

## Axiomas de Kolmogorov:

- 1 Cualquier evento  $A$  tiene una  $p(A)$  entre 0 y 1.
- 2 El evento seguro tiene  $p(A) = 1$ .
- 3 Si  $A$  y  $B$  son eventos **excluyentes**, tenemos que  $p(A \text{ or } B) = p(A) + p(B)$ .

Además:

- Si  $A$  y  $B$  son eventos **independientes**, tenemos que  $p(A \text{ and } B) = p(A) \times p(B)$ .
- Si  $A$  y  $B$  son eventos **no independientes**, tenemos que  $p(A \text{ and } B) = p(A|B) \times p(B)$ , donde  $p(A|B)$  es la **probabilidad condicional** que suceda  $A$  siendo conocido  $B$ .
- Si existen **varias posibilidades** para el evento  $B$ , tenemos que  $p(A \text{ and } B_i) = \sum_i p(A|B_i) \times p(B_i)$  (**marginalización**).

# Reglas de operación:

- Si  $A$  y  $B$  no son independientes, entonces:

$$p(A) = p(A \text{ and } B) + p(A \text{ and } \sim B)$$

$$p(A) = p(A|B) \times p(B) + p(A|\sim B) \times p(\sim B)$$

$$p(A \text{ and } B) = p(A|B) \times p(B)$$

$$p(B \text{ and } A) = p(B|A) \times p(A)$$

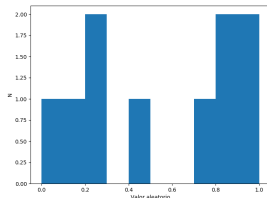
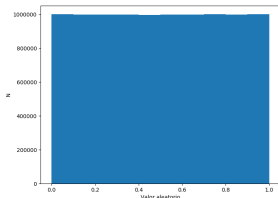
- Finalmente, como  $p(A \text{ and } B) = p(B \text{ and } A)$ :

$$p(B|A) = \frac{p(A|B) \times p(B)}{p(A)}$$

que se denomina **Teorema de Bayes**.

# Asignando probabilidades:

- Formalmente, el concepto estadístico **asocia la probabilidad con la frecuencia relativa** en la **población**.
- Además, el concepto estadístico **tiene una fuerte dependencia** con el tamaño de la **muestra**.
- Si la frecuencia relativa de un evento es baja y la muestra es pequeña posiblemente ese evento **no se observe** pero, si de todos modos se observa, **su probabilidad estará distorsionada** respecto de la real.



# Asignando probabilidades:

- El **principio de indiferencia** nos dice que, a menos que **podamos distinguir entre ellos**, debemos **asignar** igual probabilidad a los eventos.
- Si es posible identificar eventos igualmente probables el problema se reduce simplemente a **contar**.
- Por ejemplo:
  - Al arrojar un dado **asumimos** que las 6 caras tienen igual posibilidad y **asignamos** una probabilidad a cada una de  $1/6$ . Es fácil asignar probabilidades.
  - Si el dado está cargado una de las caras tendrá **mayor probabilidad de aparecer**. Cómo asignamos probabilidad en estos casos?.

# Asignando probabilidades:

- Muchas veces se estiman probabilidades **directamente de los datos**, pero la cantidad de datos usualmente es limitada y no siempre se pueden identificar casos igualmente probables.
- Si se definen probabilidades en base a la **frecuencia de los datos** la definición usualmente se vuelve circular porque los datos se obtienen en base a su frecuencia en la población.
- Definir probabilidades de este modo es parte de la **estadística clásica** o **estadística frecuentista**.
- La probabilidad refleja **solo lo que conocemos**, pero a veces se formula en base a **valoraciones intuitivas o subjetivas**.

# Asignando probabilidades:

**Ejemplo 1:** Estamos estudiando un pequeño cúmulo de 100 estrellas de las cuales 80 son de secuencia principal mientras que 20 ya salieron de ella. Si selecciono al azar 6 estrellas, cuál es la probabilidad de obtener 2 estrellas que estén fuera de la secuencia?.

- El problema corresponde a un número total de  $T$  estrellas, con  $E$  estrellas en secuencia y  $F$  fuera, y seleccionando con **reposición**.
- Entonces, la probabilidad de obtener 2 estrellas fuera de secuencia de una muestra de 6 será:

$$p = \binom{6}{2} \left(\frac{F}{T}\right)^2 \left(\frac{E}{T}\right)^{(6-2)} = 0,24576$$

# Asignando probabilidades:

**Ejemplo 2:** Tenemos asignada una noche de observación y queremos estimar cuál es la probabilidad de que esté nublada.

- En este caso podemos estimar la probabilidad considerando el número de noches nubladas durante el último año:  $p = \text{noches nubladas} / 365$ .
- Si los datos del último año no nos parece suficiente podemos tomar los datos de **cualquier otro período**.
- La pregunta es si tienen **la misma probabilidad** de estar nublada una noche de invierno que de verano. Cómo definimos **invierno**?

**Otra definición:** Probabilidad es una **formalización numérica** de nuestro grado de **creencia** sobre un hecho particular.

**Ejemplo 3:** Lanzamos 4 monedas y registramos cuántas caras se obtienen.

- Con 4 monedas la probabilidad de no obtener caras es  $\binom{4}{0} (1/2)^4$ .
- Con 4 monedas la probabilidad de obtener 1 cara es  $\binom{4}{1} \times (1/2)^4$ .
- Con 4 monedas la probabilidad de obtener 2 caras es  $\binom{4}{2} \times (1/2)^4$ .
- ...etc.



# Asignando probabilidades:

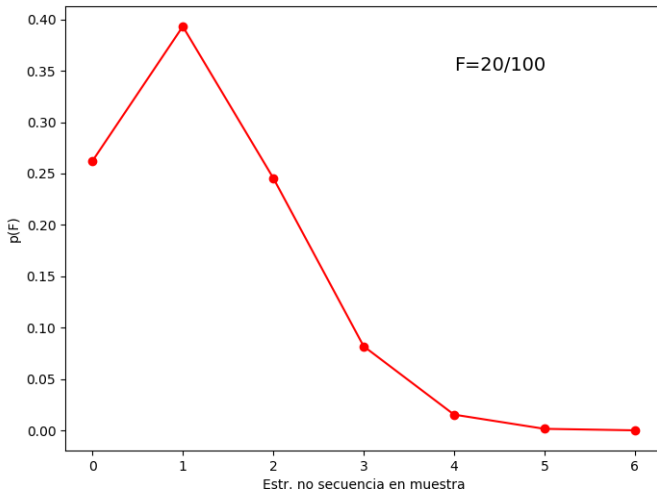
- Si  $x$  es el número de caras, tenemos que  $x = (0, 1, 2, 3, 4)$ , y su probabilidad es  $p(x) = (1/16, 1/4, 3/8, 1/4, 1/16)$ .
- La suma es  $\sum_{i=0}^4 p(x) = 1$ , por lo cual la **distribución de probabilidades** corresponde a la distribución de las frecuencias obtenidas para los posibles eventos.
- En este caso la variable aleatoria adquiere valores **enteros**, pero en otros casos puede tener valores **reales**. En esos casos podemos agrupar valores próximos de  $x$  y definir una **densidad de probabilidades** (área  $\propto 1$ ).

**Ejemplo 4:** En el ejemplo 1, cuál es la probabilidad de obtener en una muestra al azar de 6 estrellas entre 0 y 6 estrellas fuera de la secuencia principal?.

- Número total de  $T$  estrellas, con  $E$  estrellas en secuencia y  $F$  fuera, y seleccionando con **reposición**.
- Entonces, para  $A$  estrellas fuera de secuencia en la muestra:

$$p = \binom{6}{A} \left(\frac{F}{T}\right)^A \left(\frac{E}{T}\right)^{(6-A)}$$

# Asignando probabilidades:



# Distribuciones continuas:

En el ejemplo la distribución es **discreta**, pero puede también ser **continua**.

Si  $x$  es una variable aleatoria continua,  $f(x)$  es su **función de densidad de probabilidad**, usualmente designada como **distribución de probabilidad**, cuando:

①  $p(a < x < b) = \int_a^b f(x)dx.$

②  $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1.$

③  $f(x)$  es siempre un número real positivo para todo  $x$ .

En este caso, la correspondiente **función acumulativa de densidad** es  $F(< y) = \int_{-\infty}^y f(x)dx.$

# Distribuciones de probabilidad:

Distr.	Func. de densidad	$\mu$	$\sigma^2$
Binomial	$f(x p, q) = \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x q^{n-x}$	$np$	$npq$
Poisson	$f(x \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!}$	$\mu$	$\mu$
Normal	$f(x \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$	$\mu$	$\sigma^2$
$\chi^2$	$f(x \nu) = \frac{x^{\frac{\nu}{2}-1}}{2^{\frac{\nu}{2}} \Gamma(\frac{\nu}{2})} \exp\left(-\frac{x}{2}\right)$	$\nu$	$2\nu$

# Distribuciones de probabilidad:

Distr.	Func. de densidad	$\mu$	$\sigma^2$
t	$f(x \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi\nu}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)\left(1+\frac{x^2}{\nu}\right)^{\frac{\nu+1}{2}}}$	0	$\frac{\nu}{\nu-2}$
Beta	$f(x \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}$	$\frac{\alpha}{\alpha+\beta}$	$\frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta+1)(\alpha+\beta)^2}$
Gamma	$f(x \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp(-\beta x)$	$\frac{\alpha}{\beta}$	$\frac{\alpha}{\beta^2}$
Maxwell	$f(x a) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{x^2}{a^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2a^2}\right)$	$2a\sqrt{\frac{2}{\pi}}$	$\frac{a^2(3\pi-8)}{\pi}$

# Estadísticos y sus distribuciones:

Si tenemos una muestra de  $N$  elementos  $x_i$  con media  $\bar{x}$  y varianza  $s^2$  extraídos de una población con media  $\mu$  y varianza  $\sigma^2$ , entonces:

- $\bar{x}$  tiene una **distribución normal** con media  $\mu$  y varianza  $\sigma^2/N$ .
- $s^2$  se distribuye **como  $\sigma^2\chi^2/(N-1)$**  con  $(N-1)$  grados de libertad.
- el cociente:

$$\frac{\sqrt{N}(\bar{x} - \mu)}{s^2}$$

tiene una **distribución t** con  $(N-1)$  grados de libertad.

# Estadísticos y sus distribuciones:

- si tenemos dos muestra de  $N$  y  $M$  elementos obtenidas de una **distribución normal**, el cociente entre  $s_1^2$  y  $s_2^2$  siguen una **distribución F**.
- los **estadísticos de orden  $k$**  de muestras con  $N$  elementos obtenidas de una población con distribución de probabilidad  $f(x)$  y distribución acumulativa  $F(x)$  tienen una distribución:

$$g_{(k)}(x) = \frac{N!}{(k-1)!(N-k)!} f(x)[F(x)]^{k-1}[1-F(x)]^{N-k}$$



# Estadísticos de orden:

Si tenemos una muestra  $x_1, x_2, \dots, x_k$  extraída de una población con distribución de probabilidad  $f(x)$  y distribución acumulativa  $F(x)$  y **se la ordena de menor a mayor**, se obtiene la muestra ordenada:

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(k)}$$

donde:

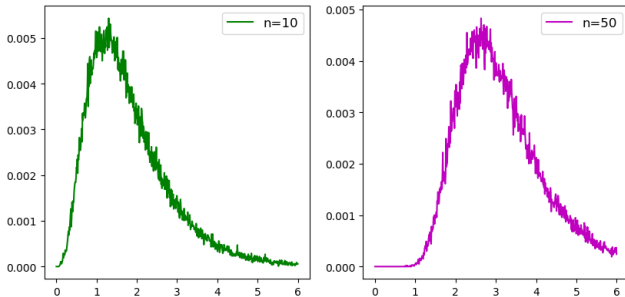
$$x_{(1)} = \min(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$x_{(k)} = \max(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$x_{(k/2)} = \text{mediana}(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

# Estadísticos de orden:

**Ejemplo 5:** Utilizando la función de luminosidad de Schechter,  $\phi(L) = \left(\frac{\phi^*}{L^*}\right) \left(\frac{L}{L^*}\right)^\alpha \exp(-L/L^*)$ , con  $L^* = 1$ ,  $\phi^* = 1$  y  $\alpha = -0,5$ , generen una población de galaxias para  $0 < L < 6$  y extraigan muestras de 10 galaxias. Cómo se distribuye el **valor máximo** de cada muestra?. Y en el caso de extraer 50 galaxias?.



A partir de la distribución:

$$g_{(k)}(x) = \frac{N!}{(k-1)!(N-k)!} f(x) [F(x)]^{k-1} [1-F(x)]^{N-k}$$

haciendo  $k = 1$  y  $k = N$  se obtienen las **distribuciones para el mínimo y el máximo**, respectivamente:

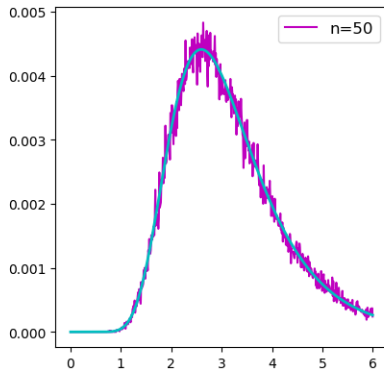
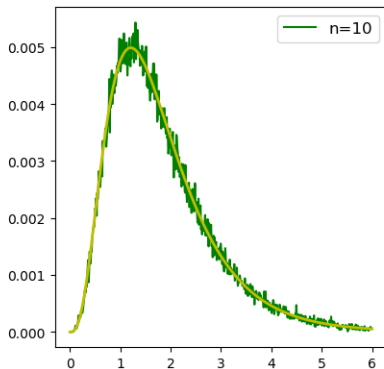
$$g_{(1)}(x) = N f(x) [1 - F(x)]^{N-1}$$

$$g_{(N)}(x) = N f(x) [F(x)]^{N-1}$$

y haciendo  $k = N/2$  se obtiene la **distribución para la mediana**, siempre que  $k$  sea entero.

# Estadísticos de orden:

Distribución para el máximo de muestras con  $N = 10$  y  $N = 50$ :



# Probabilidad bayesiana:

Otra definición: Probabilidad es una **formalización numérica** de nuestro grado de **creencia** sobre un hecho particular.

A partir del Teorema de Bayes se define la **estadística bayesiana**:

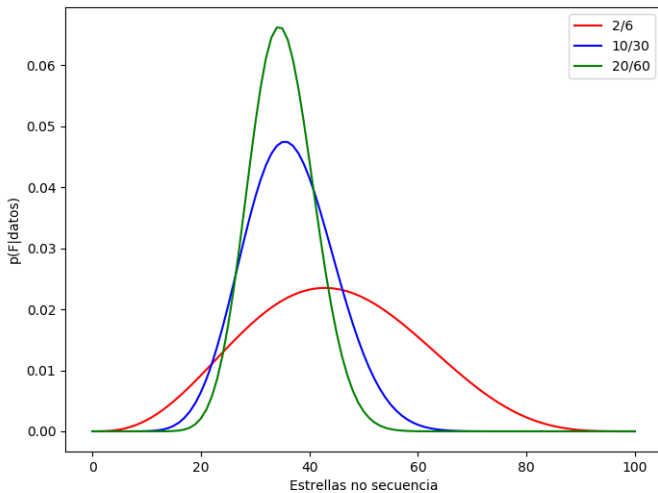
$$p(B|A) = \frac{p(A|B) \times p(B)}{p(A)}$$

- $p(B)$  se denomina **probabilidad a priori**.
- $p(A|B)$  se denomina **verosimilitud** o **probabilidad condicional**.
- $p(B|A)$  se denomina **probabilidad a posteriori**.
- $p(A)$  se denomina **probabilidad marginal**.

**Ejemplo 1a:** En un pequeño cúmulo de 100 estrellas hay estrellas de secuencia principal y otras que ya salieron de ella. Si selecciono al azar 6 estrellas y obtengo 2 estrellas que están fuera de la secuencia, **cuántas estrellas fuera de la secuencia tengo en el cúmulo?**

- El planteo sería:  $p(F|\text{datos}) \propto p(\text{datos}|F) \times p(F)$ , donde los **datos** son obtener 2 de 6.
- $p(\text{datos}|F)$  es la **distribución binomial** para  $F$  y  $E$  variables.
- Para  $p(F)$  consideramos una **distribución uniforme** entre 0 y  $T$ .

# Probabilidad bayesiana:



**Ejemplo 6:** Se observa un cierto tipo de objeto con magnitud  $m$  y se asume que la medición se distribuye en forma normal alrededor de la magnitud correcta  $M$ , con varianza  $\sigma^2$ . La probabilidad de observar un objeto de ese tipo es  $p(M) = KM^{2,5}$ . Entonces:

- El planteo bayesiano sería:

$$p(M|m) = \frac{p(m|M) \times p(M)}{p(m)}$$

- Como  $m$  se distribuye en forma normal tenemos que:

$$p(m|M) = K' \exp \left[ -\frac{(m - M)^2}{2\sigma^2} \right]$$



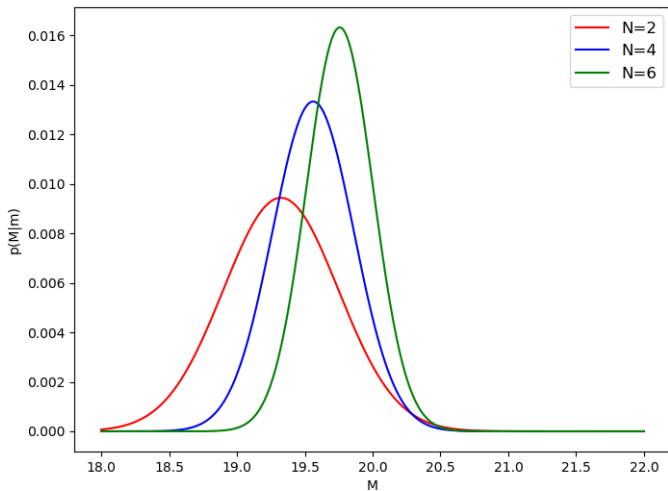
# Probabilidad bayesiana:

- La probabilidad a posteriori utilizando varias mediciones será:

$$p(M|m) \propto K'' \exp \left[ -\frac{\sum_{i=1}^N (m_i - M)^2}{2\sigma^2} \right] M^{2,5}$$

- Por simplicidad, usamos  $\sigma^2 = 0,6$ .
- Los valores observados son  $m_i = 20,0; 18,6; 19,4; 20,2; 19,9$  y  $20,4$ .
- Se grafican los dos primeros, luego cuatro y finalmente seis.

# Probabilidad bayesiana:



## Práctica 6:

- La función de distribución uniforme entre dos valores reales  $a$  y  $b$  es  $f(x; a, b) = (b - a)^{-1}$  para  $a \leq x \leq b$ . Para esta distribución de probabilidades, cuánto valen  $\mu$  y  $\sigma^2$ ?
- Un conjunto de 300000 vectores tienen sus tres componentes distribuidos de manera normal con  $\sigma^2 = 1$  y  $\mu = 0$ . Simular la distribución de los módulos de los vectores, calcular cuánto valen  $\mu$  y  $\sigma^2$  en este caso y verificar que tienen una **distribución Maxwelliana**.

## Práctica 6 (cont.):

- Repita el último ejercicio de la práctica anterior con muestras de 21 galaxias, pero ahora trabajando con la **mediana**. Ajuste a los resultados la función de distribución correspondiente.

## Entrega

Para la próxima clase

Por consultas:

[ricardo.gil-hutton@conicet.gov.ar](mailto:ricardo.gil-hutton@conicet.gov.ar)  
Grupo de Ciencias Planetarias - CUIM 2