



FACULTAD DE CIENCIAS  
**EXACTAS**  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CENTRO  
DE LA PROVINCIA DE BUENOS AIRES

# TEORÍA DE LA INFORMACIÓN

## Probabilidades y Muestreo computacional <sup>(1)</sup>



# ¿Por qué probabilidades?

- En situaciones de aleatoriedad (azar), donde hay **incertidumbre** sobre el resultado del experimento  
→ se puede asignar un valor (**probabilidad**) asociado al grado de certeza de que la variable aleatoria analizada tome un determinado valor
- En la generación y transmisión de información se utilizan modelos de probabilidades para realizar mediciones y estimaciones



# Experimentos aleatorios

- En un **experimento aleatorio** el resultado depende del azar
- **Espacio muestral**  $E$  = conjunto de posibles resultados del experimento
- **Evento** o suceso  $\rightarrow$  subconjunto de  $E$

## Ejemplo

### 1) Experimento: arrojar un dado

6 resultados posibles  $\rightarrow E = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$

evento: "sale par"  $\rightarrow \{2, 4, 6\}$  3 casos favorables (de los 6 posibles)



### 2) Experimento: arrojar dos dados

36 resultados posibles  $\rightarrow E = \{(1,1),(1,2),\dots,(2,1),(2,2),\dots,(6,6)\}$

evento: "suma 6"  $\rightarrow \{(1,5),(5,1),(2,4),(4,2),(3,3)\}$  5 casos favorables (de 36 posibles)

# Probabilidad de un Evento (Cálculo analítico)

## Ejemplo

Se arrojan 2 monedas  $\rightarrow E=\{CC, CS, SC, SS\}$   
siendo las tiradas independientes



1) Si son "normales":  $p(C)=p(S)=1/2$

$$p(A = \text{"al menos 1 cara"}) = \underline{3 \text{ casos favorables}} = 0,75$$

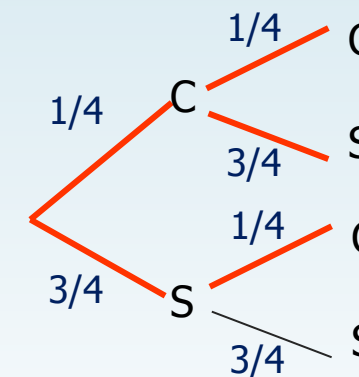
**si hay equiprobabilidad:**

$$P(A) = \frac{\text{Nro.casos en que ocurre } A}{\text{Nro.total de casos}}$$

2) Si están "pesadas", con  $p(C)=1/4$  y  $p(S)=3/4$

$$\begin{aligned} p(A = \text{"al menos 1 cara"}) &= p(CC) + p(CS) + p(SC) \\ &= p(C).p(C) + p(C).p(S) + p(S).p(C) \\ &= 1/4 \cdot 1/4 + 1/4 \cdot 3/4 + 3/4 \cdot 1/4 = 0,437 \end{aligned}$$

En este caso son  
independientes



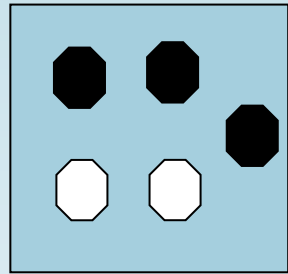


## Ejemplo

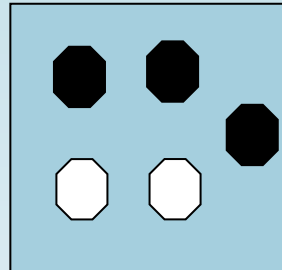
Se tienen 5 fichas: 3 negras (N) y 2 blancas (B)  
Experimento: se saca una ficha, se devuelve y se extrae otra

"CON reposición"

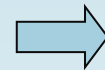
$$E = \{NN, NB, BN, BB\}$$



1º extracción



2º extracción



$$p(N)=3/5 \quad \text{y} \quad p(B)=2/5$$

**¿Cuál es la probabilidad de que salgan 2 fichas negras?**

$$p(NN) = \underline{p(N) \cdot p(N)} = 3/5 \cdot 3/5 = 9/25$$

**Son independientes**  
(No importa qué resultado se dio antes porque se repone la ficha)

# Probabilidades Condicionales

- En algunos casos la información aportada por un acontecimiento cambia las probabilidades de ocurrencia de otros

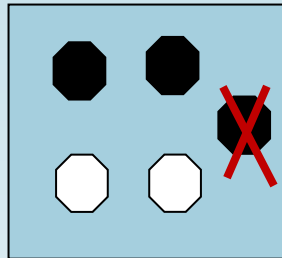
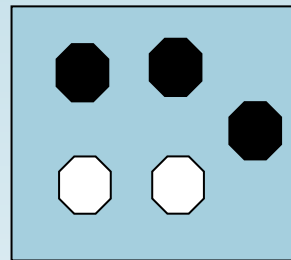


- En términos de probabilidades:
  - La probabilidad de ocurrencia de un evento A depende de la ocurrencia de otro evento B → probabilidad condicional  $P(A/B)$

## Ejemplo

Se tienen 5 fichas: 3 negras (N) y 2 blancas (B)  
Experimento: Se sacan dos fichas a la vez

“SIN reposición”



1º extracción

$p(N)=3/5$  y  $p(B)=2/5$

2º extracción

Si en la 1º extracción salió N

$p(N)=2/4$  y  $p(B)=2/4$

¿Cuál es la probabilidad de que salgan 2 fichas negras?

$$p(NN) = p(N) \cdot p(N/N) = 3/5 \cdot 1/2 = 3/10$$

**Son dependientes**  
(el resultado de la 1º extracción condiciona el resultado de la 2º)

# Propiedades de la Probabilidad

$$E_1 = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_i, \dots, A_N\}$$

$$E_2 = \{B_1, B_2, B_3, \dots, B_i, \dots, B_M\}$$

$$0 \leq p(A_i) \leq 1 \quad (\text{ídem } B)$$

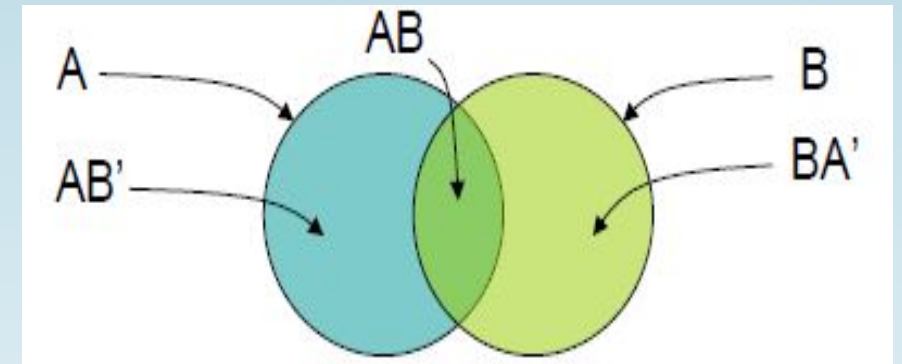
$$\sum_i p(A_i) = 1 \quad (\text{ídem } B)$$

$$p(A \cup B) = p(A) + p(B) - p(AB) \quad \text{regla de la adición}$$

Si A y B son disjuntos o excluyentes  $\rightarrow p(AB) = 0$

y entonces:  $p(A \cup B) = p(A) + p(B)$

Si A y B son independientes  $p(B/A) = P(B) \rightarrow B$  no depende de A





# Distribuciones de Probabilidad

## Conjunta - Condicional - Marginal

### Probabilidad condicional

$$p(B/A) = p(AB)/p(A) ; p(A) \neq 0$$

$$p(A/B) = p(AB)/p(B) ; p(B) \neq 0$$

### Probabilidad Conjunta

$$p(AB) = p(A) \cdot p(B/A)$$

$$p(AB) = p(B) \cdot p(A/B)$$

Cuando A y B son independientes:  $p(B/A) = p(B) ; p(A/B) = p(A) \rightarrow p(AB) = p(A) \cdot p(B)$

Si se cumplen estas expresiones: A y B son independientes

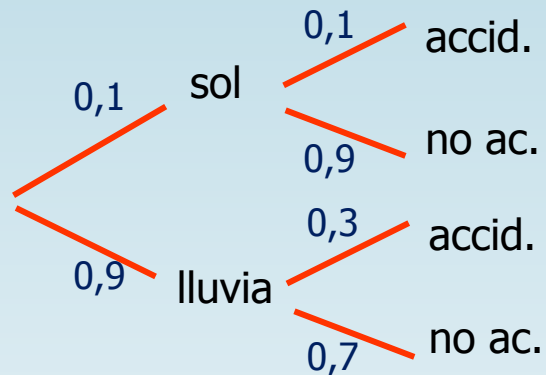
$$p(A/B) = \frac{p(A) \cdot p(B/A)}{P(B)}$$

Teorema de Bayes

$$p(B) = \sum_k p(A_k) \cdot p(B/A_k) \rightarrow \text{Probabilidad marginal}$$

## Ejemplo

En una región el 90% de los días son lluviosos. Luego de cierto estudio se pudo determinar que en un día lluvioso, la probabilidad de que se produzca un accidente automovilístico es de 0,3. En cambio, si el día es soleado dicha probabilidad se reduce a 0,1.



representación de árbol

Probabilidad condicional  $P(\text{Accidente}/\text{Clima})$

$P(A/C)$	sol	lluvia
accid.	0,1	0,3
no ac.	0,9	0,7

representación matricial

**Si se produjo un accidente ¿cuál es la probabilidad de que haya sido en día de lluvia?**

Se trata de una probabilidad "a posteriori": 
$$P(\text{lluvia}/\text{accid.}) = \frac{P(\text{lluvia}) P(\text{accid.}/\text{lluvia})}{P(\text{accid.})} \approx 0,9642...$$

# Distribuciones de Probabilidad

## Conjunta - Condicional - Marginal

### Probabilidad Conjunta

P(AB)	A <sub>1</sub>	...	A <sub>i</sub>	...	A <sub>n</sub>
B <sub>1</sub>					
...					
B <sub>j</sub>			<b>P(A<sub>i</sub>B<sub>j</sub>)</b>		
...					
B <sub>m</sub>					

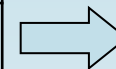


P(A)			<b>P(A<sub>i</sub>) = <math>\sum_h p(A_i B_h)</math></b>		
------	--	--	--	--	--

### Probabilidad marginal

### Prob. marginal

P(B)
<b>P(B<sub>j</sub>) = <math>\sum_k p(A_k B_j)</math></b>



#### Propiedades

$$\sum_k p(A_k) = 1$$


$$\sum_h p(B_h) = 1$$

$$\sum_{k,h} p(A_k B_h) = 1$$

$$1 \leq k \leq n; 1 \leq h \leq m$$

# Distribuciones de Probabilidad


## Conjunta - Condicional - Marginal




<b>P(B/A)</b>	$A_1$	...	$A_i$	...	$A_n$
$B_1$					
...					
$B_j$			$P(A_i B_j)/P(A_i)$		
...					
$B_m$					

**Importante: tener en cuenta la dirección de las flechas para interpretar los valores de probabilidad**






$$\sum_h p(B_h/A_i)=1 \quad \text{para } 1 \leq h \leq m$$



$$\sum_k p(A_k/B_j)=1 \quad \text{para } 1 \leq k \leq n$$



<b>P(A/B)</b>	$A_1$	...	$A_i$	...	$A_n$
$B_1$					
...					
$B_j$			$P(A_i B_j)/P(B_j)$		
...					
$B_m$					

# Variable Aleatoria o Estocástica

- Algún valor numérico asociado al resultado de un experimento aleatorio

## Ejemplo

Se tiran 2 dados

$$E = \{(1,1), (1,2) \dots, (6,6)\}$$

(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)	(1,5)	(1,6)
(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)	(2,5)	(2,6)
(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)	(3,6)
(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)	(4,5)	(4,6)
(5,1)	(5,2)	(5,3)	(5,4)	(5,5)	(5,6)
(6,1)	(6,2)	(6,3)	(6,4)	(6,5)	(6,6)

variable aleatoria:

**S = suma de los valores de los 2 dados**

$$P(S=2) = P(1,1) = 1/36$$

$$P(S=3) = P(1,2) + P(2,1) = 2/36$$

$$P(S=4) = P(1,3) + P(2,2) + P(3,1) = 3/36$$

.....



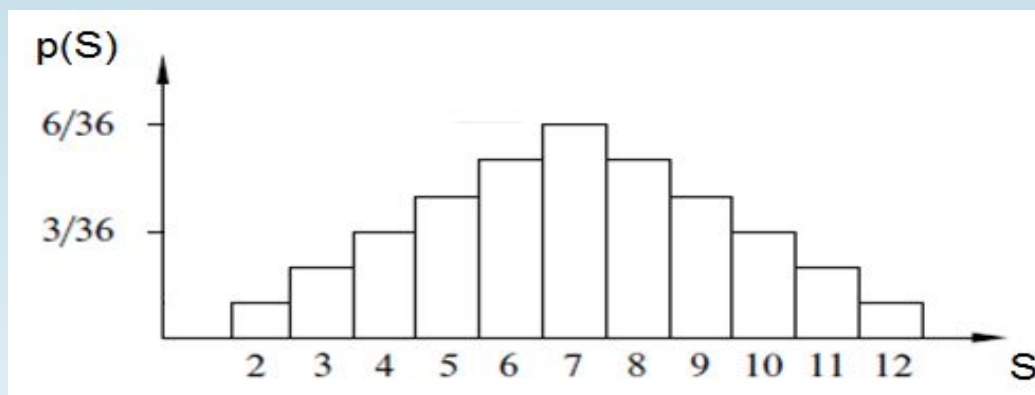
S	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P(S)	1/36	2/36	3/36	4/36	5/36	6/36	5/36	4/36	3/36	2/36	1/36

# Variable Aleatoria o Estocástica

## Ejemplo

**S = suma de dos dados**

<b>S=</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>
<b>P(S)=</b>	1/36	2/36	3/36	4/36	5/36	6/36	5/36	4/36	3/36	2/36	1/36

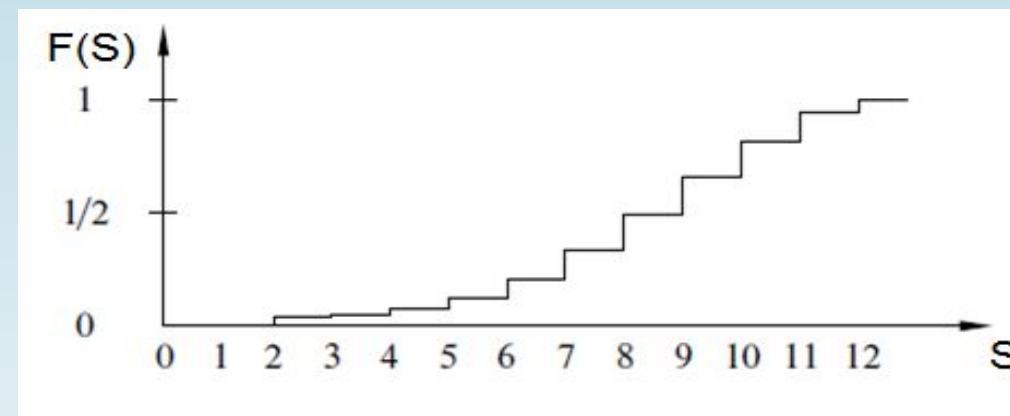


**Distribución de probabilidad (caso discreto)**

$$\sum_x p(x) = 1$$

Función de densidad de probabilidad (continuo)

$$\int_x f(x) dx = 1$$



**Función acumulada de probabilidades  $F(x)$**

$$F(x_2) - F(x_1) = \sum_{x=x_1}^{x_2} p(x) \quad (\text{discreto})$$

$$F(x_2) - F(x_1) = \int_{x=x_1}^{x_2} f(x) dx \quad (\text{continuo})$$



# Indicadores

- Promedio o media

Caso discreto:

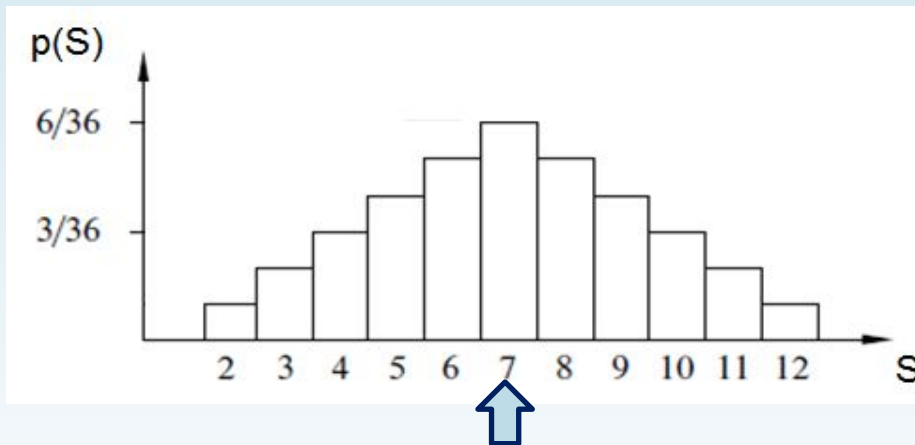
$$\langle X \rangle = \sum_x x p(x)$$

Caso continuo:  $\langle X \rangle = \int_x x f(x) dx$

**Ejemplo**

**S = suma de dos dados**

<b>S=</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>
<b>P(S)=</b>	1/36	2/36	3/36	4/36	5/36	6/36	5/36	4/36	3/36	2/36	1/36



$$\langle S \rangle = 2 \cdot \frac{1}{36} + 3 \cdot \frac{2}{36} + 4 \cdot \frac{3}{36} + \dots + 12 \cdot \frac{1}{36} = \frac{252}{36} = 7$$

# Indicadores

## • Varianza

$$\sigma_x^2 = \sum_x (x - \langle X \rangle)^2 p(x)$$

$$= \sum_x (x^2 - 2x\langle X \rangle + \langle X \rangle^2) p(x) =$$

$$= \sum_x x^2 p(x) - 2\langle X \rangle \sum_x x p(x) + \langle X \rangle^2 \sum_x p(x) =$$

$$= \langle x^2 \rangle - 2\langle X \rangle^2 + \langle X \rangle^2$$

$$\sigma_x^2 = \langle x^2 \rangle - \langle X \rangle^2$$

**Ejemplo**

**S = suma de dos dados**

<b>S=</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>
<b>P(S)=</b>	1/36	2/36	3/36	4/36	5/36	6/36	5/36	4/36	3/36	2/36	1/36

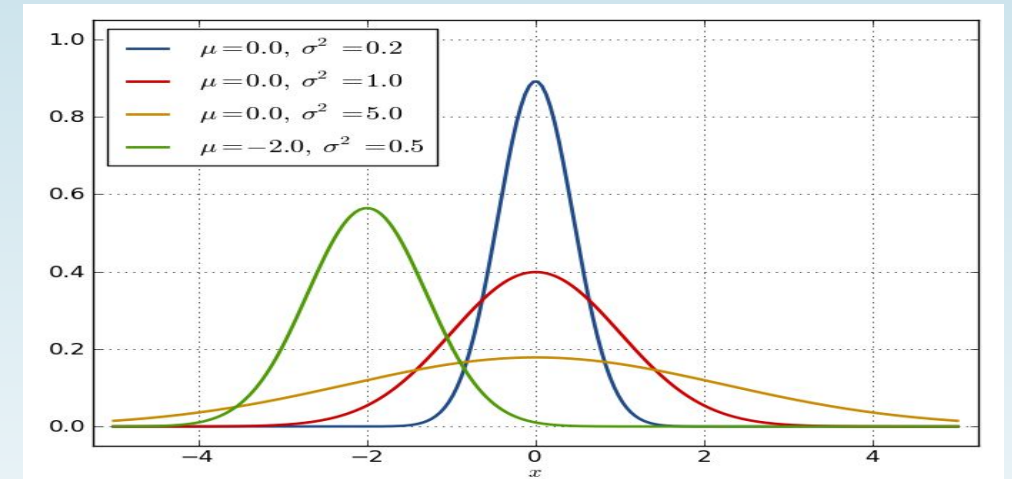
$$\langle S \rangle = 7$$

$$\sigma_S = \sqrt{5,833} \approx 2,415$$

## • Desvío estándar

$$\sigma_x = \sqrt{\sigma_x^2}$$

→ mide la dispersión de los datos alrededor de la media



# Bibliografía

MacKay D., **Information Theory, Inference, and Learning Algorithms**, Cambridge University Press, 2003

Papoulis A., **Probability Random Variables and Stochastic Processes**, McGraw-Hill, 1991

Spiegel M., Schiller J., Srinivasan R.A., **Probability and Statistics** (Schaum's Outlines), 4° ed., McGraw-Hill Education, 2013





FACULTAD DE CIENCIAS  
**EXACTAS**  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CENTRO  
DE LA PROVINCIA DE BUENOS AIRES

# TEORÍA DE LA INFORMACIÓN

## Probabilidades y Muestreo computacional <sup>(2)</sup>



# Probabilidad de un Evento por muestreo

Si un experimento se repite un gran número de veces  
→ la probabilidad frecuencial del evento A se aproxima al valor teórico

$$P(A) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\#A}{N}$$

Por ley de los grandes números

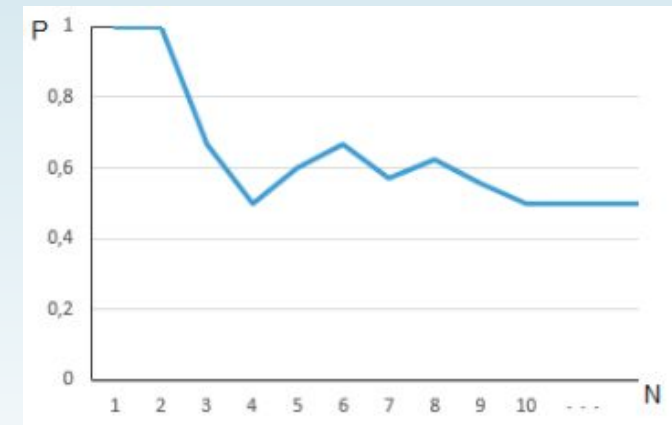
*#A = Número de veces que ocurre A (caso favorable)*

*N = Número de veces que repito el experimento*

## Ejemplo

Arrojar un dado:  $E = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  → Obtener  $P(\text{número par})$

dado		6	2	1	3	4	2	1	2	4	3	...
#muestras	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
# exitos	0	1	2	2	2	3	4	4	5	5	5	...
$\sim P(\text{par})$		1	1	2/3	1/2	3/5	2/3	4/7	5/8	5/9	1/2	...





# Muestreo Computacional

## Motor de Montecarlo



- Método para **simular muestreos aleatorios** computacionales
- Esquema general del algoritmo:

*Calcular por simulación* **valor/es**

```
{ N=0;           //nro de experimentos  
  exitos=0;      // nro de casos favorables  
  ....
```

**REPETIR EXPERIMENTO** ( ..... )  $\longrightarrow$  **N  $\rightarrow$   $\infty$  ?**

```
{
```

1. Generar una muestra al azar para el experimento
2. Verificar si la muestra es un caso favorable  $\rightarrow$  exitos++
3. Incrementar la cantidad de experimentos  $\rightarrow$  N++
4. Calcular **valor/es** buscado/s (usando exitos y N)

```
}
```

```
  retornar el/los valor/es buscado/s;
```

```
}
```



# Muestreo Computacional

## Generar muestra aleatoria

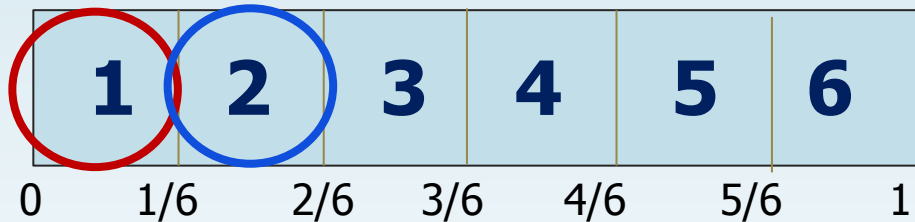
### Ejemplo

“Arrojar un dado”:  $E=\{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$   
cada resultado tiene probabilidad  $1/6$



### ¿Cómo generar un “dado virtual”?

- Dividir el rango según la distribución de **probabilidades acumuladas** para cada valor del dado
- Generar “muestras” mediante un número aleatorio en el rango  $[0..1)$  - función *rand()*



$p = \text{rand}()$

•  $p \in [0.. 1/6) \Rightarrow$  salió **1**

•  $p \in [1/6.. 2/6) \Rightarrow$  salió **2**

• ...

# Muestreo Computacional

## Generar muestra aleatoria

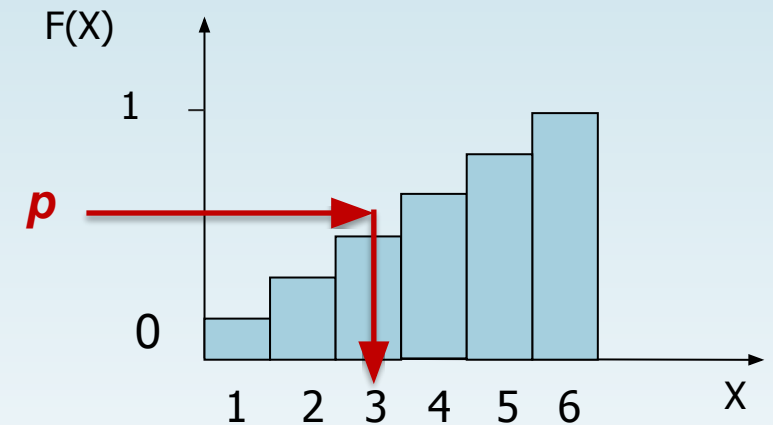
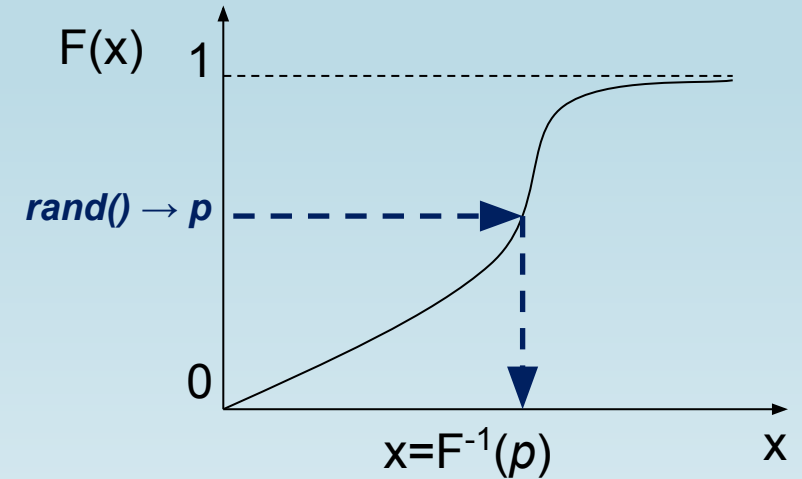
### Simular la generación aleatoria

- obtener números aleatorios (*rand*)
- generar “muestras” según la distribución de probabilidades (usar la **función de probabilidad acumulada**)

#### Ejemplo

```
int Arrojar_dado ()  
{ prob_acum={1/6, 2/6, 3/6, 4/6, 5/6, 1}  
  p= rand ()  
  for (i=1 to 6)  
    if (p < prob_acum[ i ])  
      return i    //valor del dado  
}
```

- Se obtiene una muestra de valores independientes para  $X$  con la distribución buscada
- El generador debe ajustarse al problema considerado (según sus posibles salidas y probabilidades acumuladas)



# Muestreo Computacional

## Generar muestra aleatoria

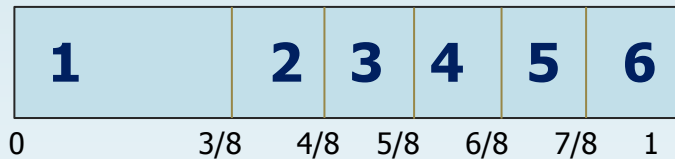


### Simular la generación aleatoria

Un dado pesado tiene 2, 3, 4, 5, 6 con probabilidad  $1/8$

- ¿Cuál es la probabilidad de salir el 1?
- ¿Cómo sería el motor de Montecarlo para este ejemplo?

**Ejemplo**



```
int Arrojar_dado_pesado ()
{ prob_acum={3/8, 4/8, 5/8, 6/8, 7/8, 1}
  p= rand ()
  for (i=1 to 6)
    if (p < prob_acum[ i ])
      return i    //valor del dado
}
```

# Muestreo Computacional

## Motor de Montecarlo

### Ejemplo

Calcular la **probabilidad de "suma 6"**, si se arrojan dos dados

```
float Calcular_Prob_Suma6 ()
```

```
{ exitos=0; N=0; ...
```

**REPETIR EXPERIMENTO** →

```
{ x= Arrojar_dado ()
```

```
  y= Arrojar_dado ()
```

```
  if (x+y==6)
```

```
    exitos++
```

```
  N++
```

```
  prob = exitos / N
```

```
}
```

```
return prob
```

```
}
```

**¿hasta cuándo se debe  
repetir el experimento?**

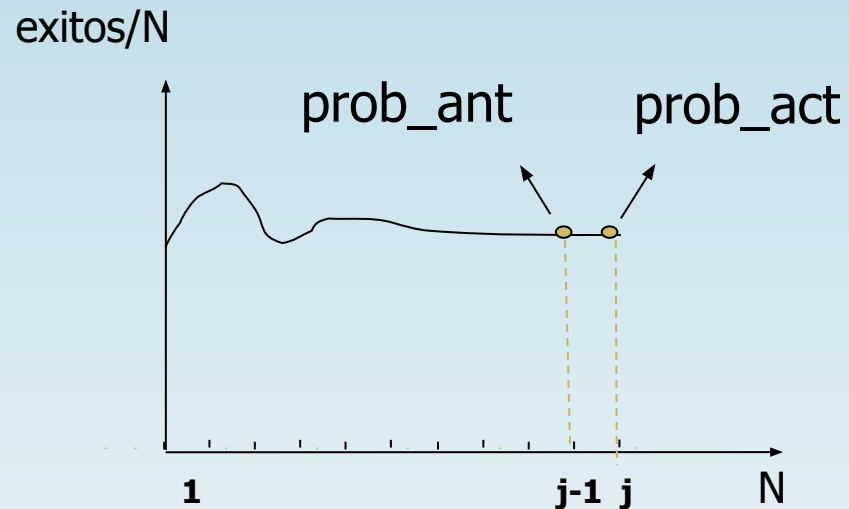


**hasta asegurar la  
convergencia del valor prob**

# Muestreo Computacional

## Convergencia

¿Hasta cuándo se debe repetir el experimento?



- En cada iteración del muestreo chequear la **condición de convergencia**:

$$|\text{prob\_ant} - \text{prob\_act}| < \xi \quad \text{convergencia absoluta}$$

$$|\text{prob\_ant} - \text{prob\_act}| / \text{prob\_ant} < \xi \quad \text{convergencia relativa}$$

$\xi$  es el **umbral de error**  
(debe ser una constante pequeña)

- Detener el muestreo si la condición se verifica

**Nota:** Para evitar una posible “convergencia temprana” se puede fijar un número mínimo de muestras generadas antes de empezar a verificar la condición

## Ejemplo

### Obtener la probabilidad de un evento

Calcular la **probabilidad de "suma 6"**, si se arrojan dos dados



```
float Calcular_Prob_Suma6 ()
{
    exitos=0, N=0
    prob_ant= -1, prob_act= 0

    WHILE (not converge (prob_ant, prob_act) )(*)
    {
        x= Arrojar_dado ()
        y= Arrojar_dado ()
        IF (x+y == 6) //condición favorable
            exitos++ //casos favorables
        N++ //casos totales
        prob_ant = prob_act
        prob_act = exitos / N
    }
    return prob_act
}
```

```
int Arrojar_dado ()
{
    probacum={1/6,2/6,3/6,4/6,5/6,1}
    p=rand ()
    for (i=1 to 6)
        if (p < probacum[ i ])
            return i
    }
}
```

```
BOOL converge (ant, act)
{
    if ( |ant - act| )<  $\xi$  ) //  $\xi \rightarrow$ cte pequeña
        return true
    return false
}
```

(\*) se puede agregar condición de mínimo de tiradas  
**OR (N < MIN\_EXPERIMENTOS )**



## Ejemplo

### Obtener una distribución de probabilidades

Se arrojan 2 dados →  $S$  es la suma de 2 dados, encontrar  $P(s)$



```
[float] Calcular_ProbS ()
{
    N=0;
    exitos [12] inicializado en 0
    PS_ant [12] inicializado en -1
    PS_act [12] inicializado en 0
    WHILE (not converge (PS_ant, PS_act)) (*)
    {
        x1= Arrojar_dado () , x2= Arrojar_dado ()
        S= x1 + x2
        exitos [S]++
        N++
        for(j=2 to 12)
        {
            pS_ant [j]= pS_act [j]
            pS_act [j]= exitos [j] / N
        }
    }
    return pS_act
}
```

```
int Arrojar_dado ()
{
    prob_acum={1/6,2/6,3/6,4/6,5/6,1}
    p= rand ()
    for (i=1 to 6)
        if (p < prob_acum[ i ])
            return i
}
```

```
BOOL converge (Pant, Pact)
{
    for (i=2 to 12)
        if (|Pant [i] – Pact[i]| ) >  $\xi$  )  $\xi \rightarrow$ cte. pequeña
        return false
    return true
}
```

verificar todo el vector (distribución de probabilidades completa)

(\*) se puede agregar condición de mínimo de tiradas

## Ejemplo

¿Cómo obtener la media de una distribución?

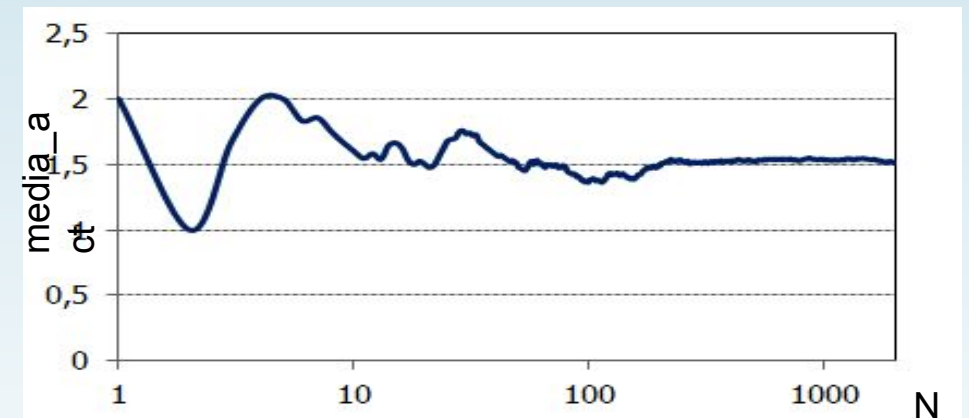
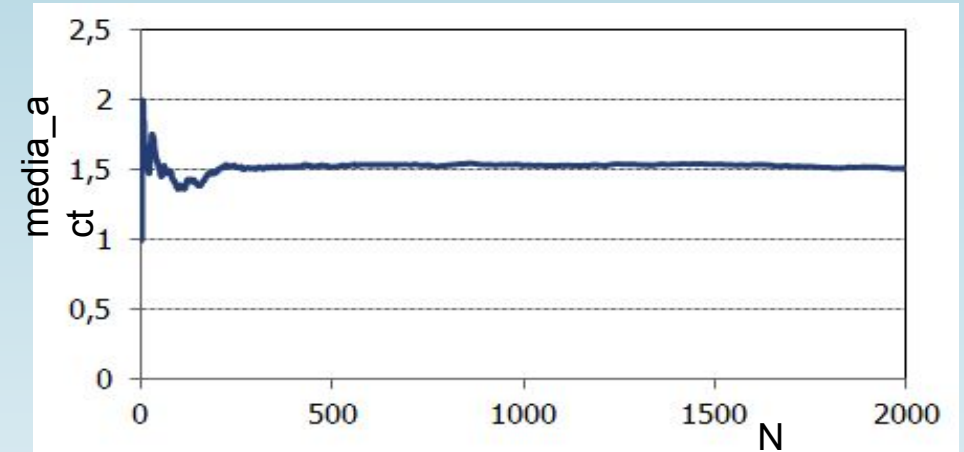
$$\langle X \rangle = \frac{\sum_i x_i}{N}$$

$N$  es el número de muestras

```
float CalcularMedia ()
{
    suma=0
    N=0
    media_ant=-1
    media_act= 0

    WHILE (not converge (media_ant, media_act)...)
    {
        x= generarX () // mediante función aleatoria
        suma=suma + x
        N++
        media_ant= media_act
        media_act= suma/ N
    }
    return media_act
}
```

## Gráfico de convergencia



escala logarítmica

# Indicadores: Muestreo Computacional

	Cálculo Analítico	Muestreo computacional
<b>Media</b>	$\langle X \rangle = \begin{cases} \sum_x x p(x) \\ \int_x x f(x) dx \end{cases}$	$\langle X \rangle = \frac{\sum_i x_i}{N}$
<b>Varianza</b>	$\sigma_x^2 = \sum_x (x - \langle X \rangle)^2 p(x)$ $\sigma_x^2 = \langle x^2 \rangle - \langle X \rangle^2$	$\sigma_x^2 = \frac{\sum_i (x_i - \sum_i \frac{x_i}{N})^2}{N}$
<b>Desvío estándar</b>	$\sigma_x = \sqrt{\sigma_x^2} = \sqrt{\langle x^2 \rangle - \langle X \rangle^2}$	$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_i (x_i - \sum_i \frac{x_i}{N})^2}{N}}$

$N$  es el número de muestras

# Muestreo Computacional

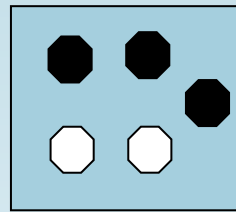
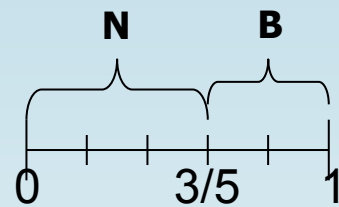
## Motor de Montecarlo

### ¿Cómo simular eventos dependientes? (Probabilidades condicionales)

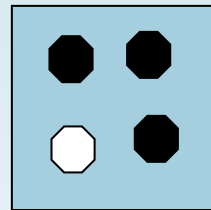
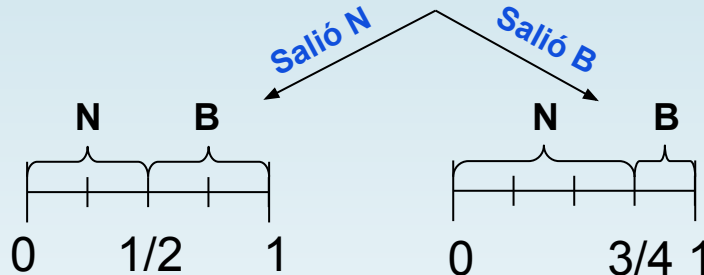
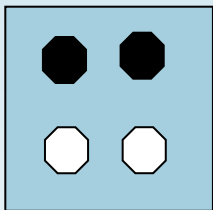
#### Ejemplo

Se tienen 5 fichas: 3 negras (N) y 2 blancas (B)  
Se sacan dos fichas a la vez

1° extracción:



2° extracción:



```
{ ...  
  B1 = Primera_Extraccion ();  
  B2 = Segunda_Extraccion ( B1 );  
  ... }
```

```
int Primera_Extraccion ()  
{ prob_acum = [3/5, 1]  
  x = rand ()  
  for (i=0 to 1)  
    if (x < prob_acum [i])  
      return i /*0 es negra 1 es blanca*/  
}
```

```
int Segunda_Extraccion (int B1)  
{ matriz_acum = [1/2, 3/4  
                  [ 1 , 1 ]  
  /*columna 0 salió Negra, columna 1 salió Blanca*/  
  x = rand ()  
  for (i=0 to 1)  
    if (x < matriz_acum[i][B1])  
      return i  
}
```

## Ejemplo

# ¿Cómo simular eventos dependientes?

Se tienen 5 fichas: 3 negras y 2 blancas - Se sacan dos fichas a la vez

Obtener la probabilidad de que ambas sean Negras (se considera 0 negra, y 1 blanca)

```
float Calcular_Prob_2N ()
{
    exitos= 0; N= 0;
    prob_ant= -1; prob_act= 0;
    WHILE not converge (prob_ant, prob_act) (*)
    {
        f1= Primera_Extraccion ();
        f2= Segunda_Extraccion (f1);
        if (f1==0 and f2==0)
            exitos++;
        N++;
        prob_ant= prob_act;
        prob_act= exitos / N;
    }
    return prob_act;
}
```

(\*) agregar condición: OR (N < MIN\_EXPERIMENTOS)

```
int Primera_Extraccion ()
{
    prob_acum= [3/5,1]
    x=rand ();
    for (i=0 to 1)
        if (x < prob_acum [i])
            return i //0 es Negra, 1 es Blanca
}
```

```
int Segunda_Extraccion (int f_ant)
{
    matriz_acum= [1/2, 3/4 ] //columna 0 salió Negra
                 [ 1 , 1 ] //columna 1 salió Blanca

    x= rand ();
    for (i=0 to 1)
        if (x < matriz_acum[i][f_ant])
            return i //0 es Negra, 1 es Blanca
}
```

```
BOOL converge (ant, act)
{
    if ( |ant - act| )<  $\xi$  ) //  $\xi \rightarrow$ cte pequeña
        return true;
    return false;
}
```

**Practicar ejercicios**



**Interpretar resultados**



**Consultar dudas!**

**Implementar algoritmos**



**Evaluar convergencia**

```
CalcularProbabilidadSumaDados(int suma)  
{  
    s = 0;  
    las = 0;  
    lb = 0;  
    probAnterior = -1;  
    while (!this.Converge(prob, probAnterior))  
    {  
        int dado1 = this.ArrojarDado();  
        int dado2 = this.ArrojarDado();  
        if (dado1 + dado2 == suma) {  
            exitos++;  
        }  
        tiradas++;  
        probAnterior = prob;  
        prob = (float) (exitos) / tiradas;  
    }  
}
```





FACULTAD DE CIENCIAS  
**EXACTAS**  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CENTRO  
DE LA PROVINCIA DE BUENOS AIRES

# TEORÍA DE LA INFORMACIÓN

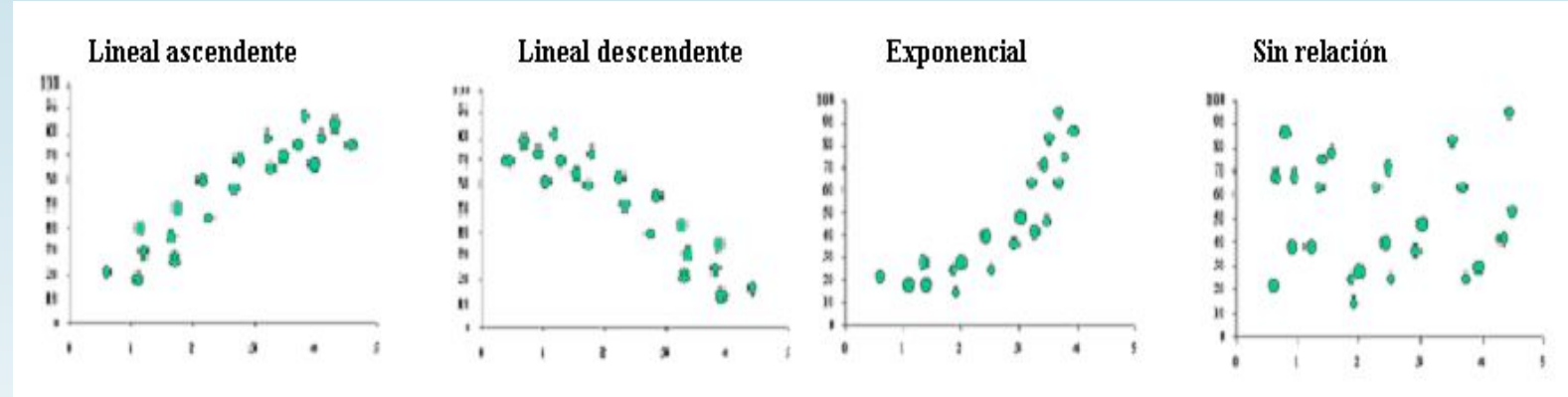
## Probabilidades y Muestreo computacional <sup>(3)</sup>



# Relación entre 2 variables aleatorias

**¿Cómo evaluar el comportamiento o relación entre dos v.a. A y B?**  
(su grado de acople o aporte de información de una respecto de la otra)

- **Diagrama de dispersión:** gráfico de los pares  $(A,B)$  con  $P(A,B)>0$ , o de las observaciones  $(a_i,b_j)$ , genera una **"nube de puntos"** que permite visualizar la relación existente entre A y B



- **Indicadores (correlación, covarianza, ...):** valores indicativos de la relación, tendencia e intensidad de la relación entre las variables A y B

# Relación entre 2 variables aleatorias

## Covarianza y Correlación

La covarianza y la correlación cuantifican la relación (lineal) entre las variables

### Covarianza

$$CovAB = \sum_A \sum_B (A - \langle A \rangle)(B - \langle B \rangle) p(AB)$$

$\langle A \rangle$  y  $\langle B \rangle$ : valores medios de A y B respectivamente

$$\begin{aligned}
 &= \sum_A \sum_B AB p(AB) - \langle B \rangle \sum_A A \underbrace{\sum_B p(AB)}_{P(A)} - \langle A \rangle \sum_B B \underbrace{\sum_A p(AB)}_{P(B)} + \langle A \rangle \langle B \rangle \underbrace{\sum_A \sum_B p(AB)}_1 \\
 &= \langle AB \rangle - \langle B \rangle \langle A \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle + \langle A \rangle \langle B \rangle = \langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle
 \end{aligned}$$

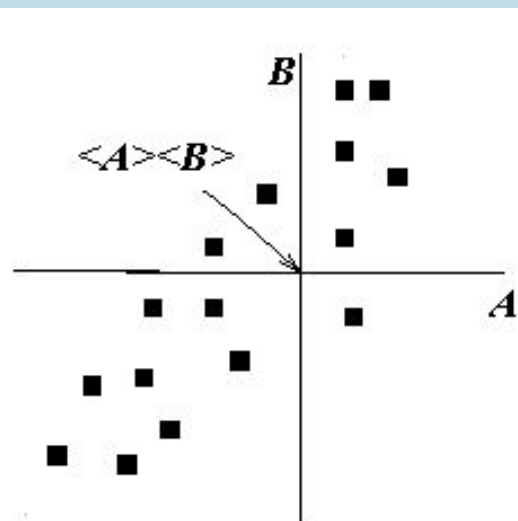
### Correlación

$$\langle AB \rangle = \sum_A \sum_B AB p(AB)$$

Desventaja: generan un valor no acotado y que depende de las unidades de las variables

# Relación entre covarianza y nube de puntos

$$\text{Cov}AB = \sum_A \sum_B (A - \langle A \rangle)(B - \langle B \rangle)p(AB) = \langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle$$

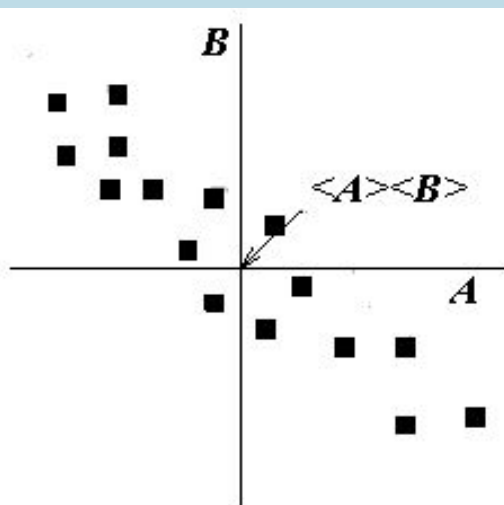


*Cuando A crece, B crece*

*Las variables están en fase*

*El valor de covAB es positivo*

*Hay Correlación lineal positiva*

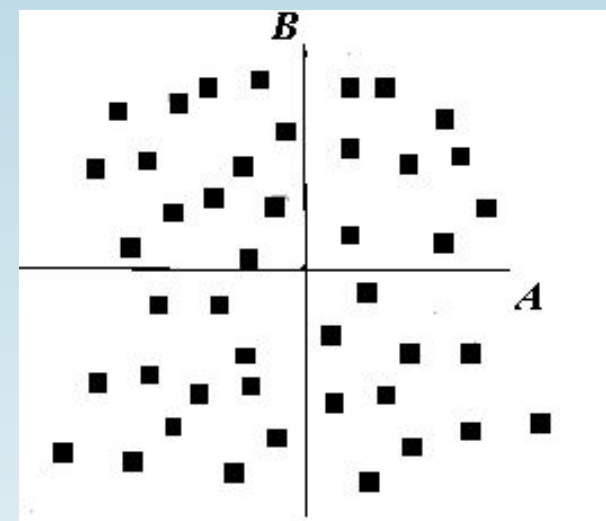


*Cuando A crece B decrece*

*Las variables están en contrafase*

*El valor de CovAB es negativo*

*Hay Correlación lineal negativa*



*Si la CovAB=0 se cancelan los términos.*

*Puede haber relación entre ellas pero no lineal*

*Si son independientes A y B  
 $\langle AB \rangle = \langle A \rangle \langle B \rangle$  siempre  
CovAB=0*



# Relación entre 2 variables aleatorias

## Coeficiente de correlación lineal

$$r_{AB} = \frac{Cov_{AB}}{\sigma_A \sigma_B} = \frac{\langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle}{\sqrt{\langle A^2 \rangle - \langle A \rangle^2} * \sqrt{\langle B^2 \rangle - \langle B \rangle^2}}$$

- Ventaja:  $r_{AB}$  tiene el mismo signo (positivo o negativo) que la  $Cov_{AB}$ , pero es adimensional

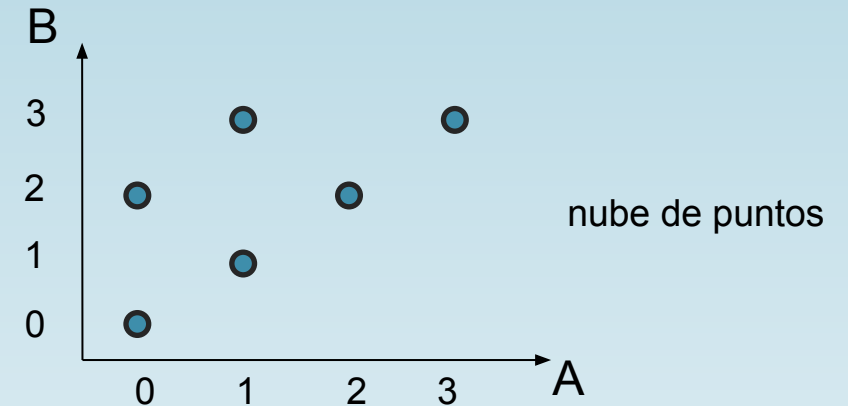
$$-1 \leq r_{AB} \leq 1 \left\{ \begin{array}{ll} r_{AB} = 1 & \text{A y B totalmente correlacionadas en forma positiva} \\ & \text{(lineal ascendente)} \\ r_{AB} = -1 & \text{A y B totalmente correlacionadas en forma negativa} \\ & \text{(lineal descendente)} \\ r_{AB} \sim 0 & \text{Las variables tienen poca o nula relación lineal} \end{array} \right.$$

- Si A y B son independientes, entonces  $Cov_{AB} = 0$  y también  $r_{AB} = 0$

## Ejemplo

Se tienen 2 v.a. A y B (distancias en *mm*) con distribución:

P(A,B)					
AB	0	1	2	3	P(B) ↓
0	5/16	0	0	0	5/16
1	0	3/16	0	0	3/16
2	2/16	0	3/16	0	5/16
3	0	2/16	0	1/16	3/16
P(A) →	7/16	5/16	3/16	1/16	



$$\langle A \rangle = 0.875 \text{ mm}$$

$$\langle B \rangle = 1.375 \text{ mm}$$

$$\sigma_A = \sqrt{\langle A^2 \rangle - \langle A \rangle^2} = 0.927 \text{ mm}$$

$$\sigma_B = \sqrt{\langle B^2 \rangle - \langle B \rangle^2} = 1.111 \text{ mm}$$

$$\langle AB \rangle = 1.875 \text{ mm}^2$$

$$Cov_{AB} = \langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle = 0.671 \text{ mm}^2$$

$$r_{AB} = Cov_{AB} / \sigma_A \sigma_B = 0.65$$

→ la tendencia es lineal ascendente (si A crece, B crece)

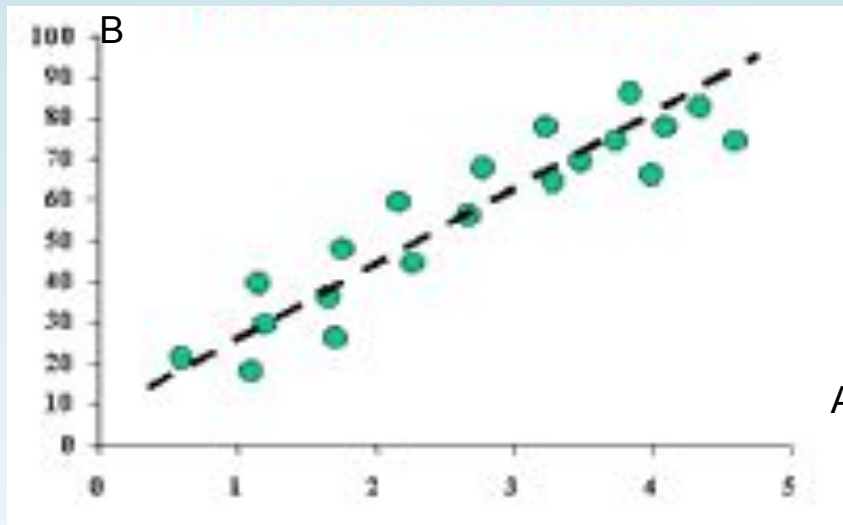
→ moderadamente correlacionados en forma positiva

→ conocer el resultado de una v.a. aporta información sobre la otra

# Relación entre 2 variables aleatorias

## Regresión lineal

Cuando una distribución sigue una tendencia lineal ascendente o descendente  
→ se puede definir la ecuación de la recta que mejor se ajusta a la nube de puntos  
→ entonces dado un valor de A se puede estimar el valor B, usando la ecuación



Ec. Recta

$$B' = c1 A + c2$$

variable dependiente

variable independiente



# Relación entre 2 variables aleatorias

## Regresión lineal

Medida del error (por aproximar):

$$E = \sum_A \sum_B (B' - B)^2 p(AB) \quad \text{donde } B' = c_1 * A + c_2 \text{ es el valor estimado de B}$$

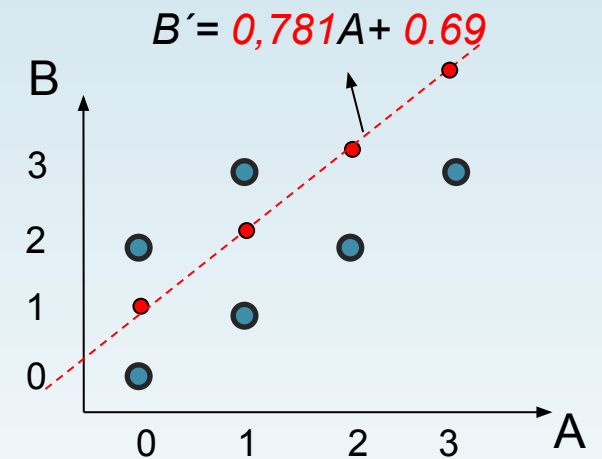
$$E = \sum_A \sum_B (c_1 * A + c_2 - B)^2 p(AB) = E(c_1, c_2)$$

Se busca minimizar la función de error E, resultando:

$$c_1 = \frac{\langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle}{(\langle A^2 \rangle - \langle A \rangle^2)} = \frac{Cov_{AB}}{\sigma_A^2}$$
$$c_2 = \langle B \rangle - c_1 \langle A \rangle$$

$$c_1 = 0.781$$
$$c_2 = 0.69$$

los factores de la recta que mejor ajusta a la nube de puntos



# Relación entre 2 variables aleatorias

## Estimación probabilística

Se trata de estimar el valor de una v.a. B en función de otra A, a partir de la **distribución de probabilidades condicionales** asociada, buscando el menor error de estimación

estimación de B en función de A:

$$B'' = g(A) = \sum_B B p(B/A)$$

O la situación inversa para obtener estimación de A en función de B:

$$A'' = g(B) = \sum_A A p(A/B)$$

# Ejemplo

## Estimación probabilística

		A			
B	P(AB)	0	1	2	3
	0	5/16	0	0	0
	1	0	3/16	0	0
	2	2/16	0	3/16	0
	3	0	2/16	0	1/16
P(A) →		7/16	5/16	3/16	1/16

$$P(B/A) = P(A,B)/P(A)$$

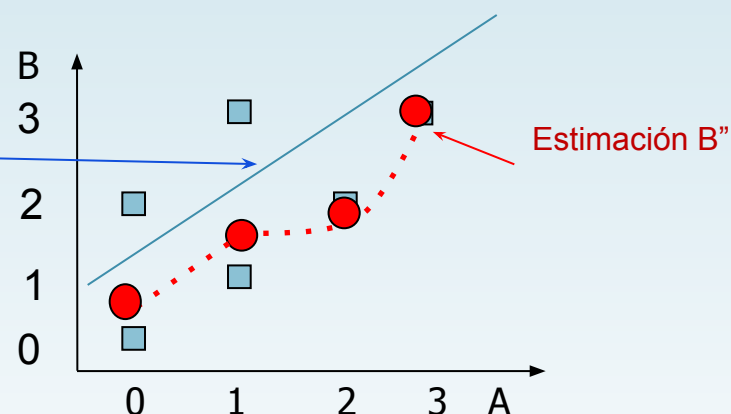
		A			
B	P(B/A)	0	1	2	3
	0	5/7	0	0	0
	1	0	3/5	0	0
	2	2/7	0	1	0
	3	0	2/5	0	1
Para A		0	1	2	3
B''		4/7	9/5	2	3

Estimación B''  
a partir de A:

$$B'' = g(A) = \sum_B B p(B/A)$$

Tener en cuenta: se obtienen  
"valores estimados" para B (que  
pueden no coincidir con un valor  
posible de la variable)

Regresión lineal (recta)  
B' = 0,781A + 0.69  
Calculada filmina anterior



# Indicadores de 2 v.a.: Muestreo Computacional

	Cálculo Analítico	Muestreo computacional
<b>Covarianza</b>	$CovAB = \langle AB \rangle - \langle A \rangle \langle B \rangle$	$CovAB = \frac{\sum a_i b_i}{N} - \frac{\sum a_i}{N} \cdot \frac{\sum b_i}{N}$ <p><math>N</math> = número de experimentos  <math>a_i, b_i</math>, valores en i-esimo experimento</p>
<b>Estimación</b>	$B'' = g(A) = \sum_B B p(B/A)$	$B'' = g(A) = \frac{\sum b_i}{N_A}$ <p><math>N_A</math> = número de ocurrencias de A</p>
<b>Regresión Lineal</b>	$B' = c_1 A + c_2$ $c_1 = \frac{Cov(A, B)}{\sigma_A^2} ; c_2 = \langle B \rangle - c_1 \langle A \rangle$	Obtener $c_1$ y $c_2$ a partir de la covarianza, varianza y medias

# Bibliografía

Papoulis A., **Probability Random Variables and Stochastic Processes**, McGraw-Hill, 1991

Spiegel M., Schiller J., Srinivasan R.A., **Probability and Statistics** (Schaum 's Outlines), 4° ed., McGraw-Hill Education, 2013

Cover T., Thomas J., **Elements of Information Theory**, 2nd ed., John Wiley & Sons, 2006

