



# Transmisión de Datos Introducción

José M. Martínez  
Escuela Politécnica Superior  
Universidad Autónoma de Madrid, SPAIN

JoseM.Martinez@uam.es  
tel:+34.91.497.22.58

2011-2012



## Índice

- Sistemas de Comunicación
  - Introducción
  - Sistema de Comunicación analógico
  - Sistema de Comunicación digital
  - Fuentes de Información
- Necesidad de la codificación de fuente y de canal
- Teoría de la Información y Límites de la codificación
  - Introducción
  - Entropía
  - Información mutua
  - Capacidad de canal de información
  - Propiedad de Equipartición Asintótica

## Ejercicio de clase 1: Introducción

- Sistemas de comunicación
- Fuentes de información
- Necesidad de la codificación de fuente y canal

## Índice

- Sistemas de Comunicación
  - Introducción
  - Sistema de Comunicación analógico
  - Sistema de Comunicación digital
  - Fuentes de Información
- Necesidad de la codificación de fuente y de canal
- Teoría de la Información y Límites de la codificación
  - Introducción
  - Entropía
  - Información mutua
  - Capacidad de canal de información
  - Propiedad de Equipartición Asintótica

## Sistemas de Comunicación

¿Para qué sirven?

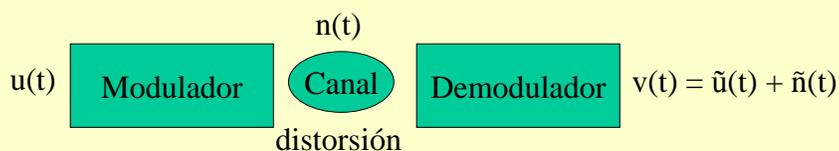
Transmitir información de fuente a destino a través de un canal

- Transmitir información vs. transmitir señales: comunicación
- Canal:
  - o Conjunto de equipos, facilidades, y asignaciones en espacio, frecuencia y tiempo organizado para el transporte de una señal desde un punto a otro
  - o Recursos limitados: Ancho de banda, tasa binaria, retardo, capacidad de almacenamiento, ...
  - o Posibilidad de errores: perturbaciones (interferencias, ruido, distorsiones, ...), defectos físicos, ...

Sistema: conjunto de elementos que hacen posible ...

Sistema de (tele)Comunicación: conjunto de elementos que hacen posible la transferencia de información entre (dos) puntos distantes determinados

## Sistema de Comunicación Analógico



$U(t)$  se adapta al modulador mediante filtros (limitación B)

Modulador

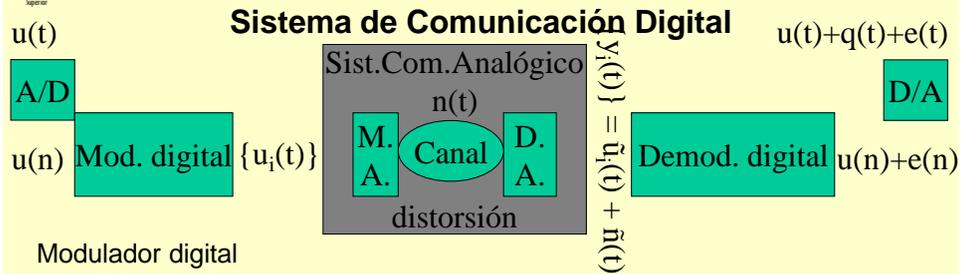
- Adapta la señal al medio de transmisión/canal
- Aprovecha los recursos (e.g., multiplexación)

Canal/Sistema

- Añade ruido (siempre)
- Distorsiona la señal
- Nodos intermedios
  - o transparentes a nivel de "comunicación" -conmutación- salvo por la adición de perturbaciones

Demodulador

- Recupera la señal intentando reducir  $n(t)$



#### Modulador digital

- $u(n)$  pasa a ser un “tren” de símbolos de un conjunto finito de señales (base de la modulación)  $\{u_i(t)\}$

#### Demodulador digital

- $y[n]=\hat{u}[n]=u[n]+e[n]$  (con probabilidad de error)

#### Ventajas

- + inmunidad frente al ruido
- + flexibilidad Ancho de Banda/Potencia (B/P)
- + criptografía/codificación-compresión
- + integración de fuentes y servicios

## Fuentes de Información

En todo Sistema de Comunicación hay fuentes y destinos de la información comunicada

#### Fuentes de información

- |               |   |
|---------------|---|
| ● Radio       | Audio                                   |
| ● Televisión  | Vídeo, Audio, Datos, ...                |
| ● Fax         | Imagen rasterizada                      |
| ● Computadora | datos binarios codificados (e.g, ASCII) |
| ● Discos      | datos binarios codificados (e.g., mp3)  |
| ● Sensores    | temperatura, electrocardiograma, ...    |

#### Destino de información

- Reducción de errores
- Generalmente humanos (casi siempre final)
  - o Calidad (subjetiva) de la información recibida (información perceptual versus información de datos)
  - o Permite “eliminar” información (codificación de fuente con pérdidas)

## Fuentes de Información

### Fuente analógica

- Sistema analógico: adaptación == limitación B (énfasis)
- Sistema digital: conversión A/D => muestro y cuantificación
  - o Muestreo: por encima de la frecuencia de Nyquist (no pérdida de información, reversible)
  - o Cuantificación: pérdida de información (niveles de cuantificación)

### Fuente digital

- Datos binarios (entrada de moduladores digitales)
- Datos no binarios => “binarizar” => codificar (asignar un código binario)

## Índice

- *Sistemas de Comunicación*
  - o *Introducción*
  - o *Sistema de Comunicación analógico*
  - o *Sistema de Comunicación digital*
  - o *Fuentes de Información*
- Necesidad de la codificación de fuente y de canal
- Teoría de la Información y límites de la codificación:
  - o Introducción
  - o Entropía
  - o Información mutua
  - o Capacidad de canal de información
  - o Propiedad de Equipartición Asintótica

## Necesidad de la codificación de fuente y de canal

### Imagen

- 960x1280 píxeles
- 3 colores
- 8 bpp
- Fichero RAW: 3.686.400 bytes
- Fichero JPEG: 598.016 bytes
- Tasa de compresión: 6,164



### Video (TV):

- 720x576 píxeles/cuadro
- 3 colores
- 8 bpp
- 25 cuadros/segundo
- Total: 248.832.000 bps = 248,832 Mbps
- Canal TVD: 3-4 Mbps
- Tasa de compresión = 82,944 -62,208

## Necesidad de la codificación de fuente y de canal

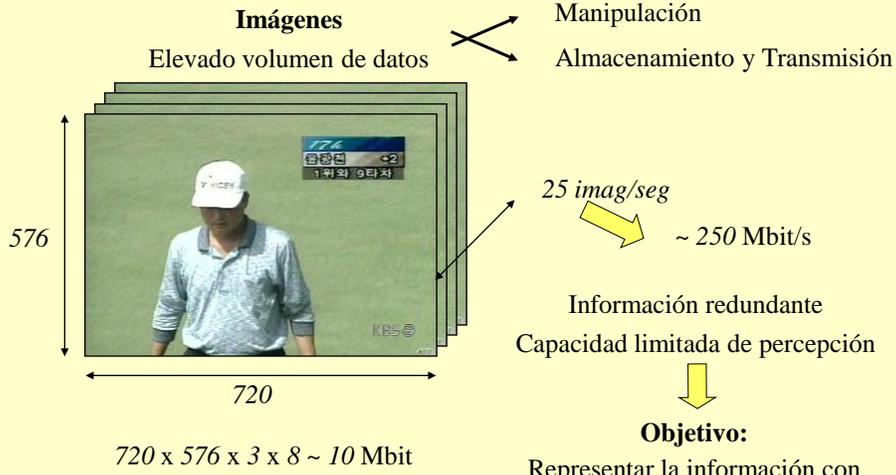
### Audio (CD)

- 44100 muestras/segundo
- 16 bits por muestra
- 2 canales (estéreo)
- Total: 1.411.200 bps = 1,4112 Mbps
- Fichero (4:43 minutos): 399.369.600 bits = 49.921.200 bytes = 48.751,171 Kbytes = 47,609 Mbytes
- Fichero MP3 (4:43 minutos): 2.297.856 bytes = 2.244 Kbytes = 2,191 Mbytes
- Tasa de compresión = 21,725

### Audio TVA (NICAM-728):

- 32000 muestras/segundo
- 14 bits por muestra
- 2 canales (estéreo)
- Total: 896.000 bps = 896 kbps
- Canal audio NICAM.728 = 640 kbps
- Tasa de compresión = 1,4

## Necesidad de Reducción de la Información de vídeo

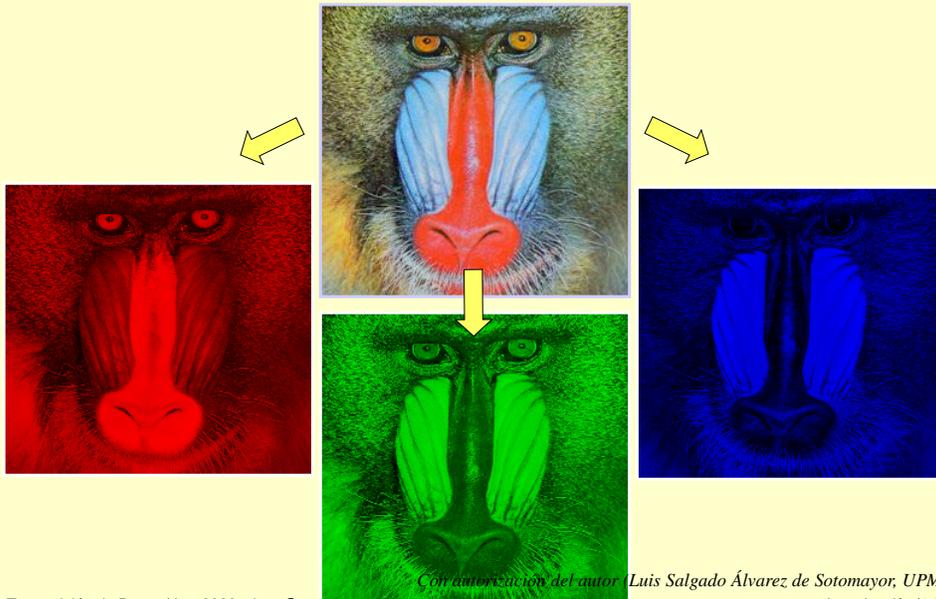


Con autorización del autor (Luis Salgado Álvarez de Sotomayor, UPM)

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (13)

## Reducción basada en Color: de RGB a YCrCb



Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (14)

### Luminancia y Crominancias

¿Sería posible reducir la información de color?

Con autorización del autor (Luis Salgado Álvarez de Sotomayor, UPM)

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012) Introducción (15)

### Reducción basada en Color: agudeza visual

4:2:2  
~ 166 Mbit/s

4:2:0  
~ 124,5 Mbit/s

Y según la aplicación, se utilizan imágenes de diferente tamaño

Con autorización del autor (Luis Salgado Álvarez de Sotomayor, UPM)

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012) Introducción (16)



Con autorización del autor (Luis Salgado Álvarez de Sotomayor, UPM)

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (17)

## Necesidad de la codificación de fuente y canal

¿Cómo puedo “compactar” eficientemente la salida (representación) de una fuente de información?

- Sin pérdidas: basándose en los estadísticos de la fuente
  - o Símbolos más/menos probables menos/más bits.
- Con pérdidas
  - o Destino final de la información: ser humano
  - o Puedo eliminar información poco relevante, poco perceptible, ...
    - Sistema Visual Humano: agudeza visual (separación visible), Mezcla Aditiva Espacial (3 colores), Mezcla Aditiva Temporal (cuadros por segundo),
    - Sistema Auditivo Humano: umbral de audición (función de la frecuencia), enmascaramiento (en tiempo y en frecuencia)
  - o Calidad subjetiva
  - o Si la fuente es analógica, siempre habrá pérdidas por el paso A/D (cuantificación)

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (18)

## Necesidad de la codificación de fuente y canal

Al transmitir por un canal una fuente codificada aparecen errores debido a las imperfecciones del canal (medio de almacenamiento)

- Se hace necesaria la retransmisión de la información, una vez detectado el error => gasto de ancho de banda, tiempo, recursos, paciencia, ...
- En medios de almacenamiento la retransmisión es imposible (al igual que en los sistemas de difusión).

Codificación de canal: códigos para Detección y Corrección de errores (Automatic Repeat reQuest vs. Forward Error Correction)

- Cuanto antes se detecten los errores el sistema extremo-a-extremo funcionará mejor (y el usuario no llegará a “notar” los errores del canal => mayor satisfacción de usuario).
- Si además no solamente se detectan, sino que se corrigen, se ahorran recursos al evitarse (reducirse) las retransmisiones.
- Estos códigos se basan en transmitir bits de redundancia, lo que aumenta la necesidad de transmisión, pero al reducirse las retransmisiones el total es beneficioso a nivel de tasa/tamaño, y además se ahorran recursos y se reducen los retardos.

## Índice

- *Sistemas de Comunicación*
  - *Introducción*
  - *Sistema de Comunicación analógico*
  - *Sistema de Comunicación digital*
  - *Fuentes de Información*
- *Necesidad de la codificación de fuente y de canal*
- **Teoría de la Información y Límites de la codificación**
  - Introducción
  - Entropía
  - Información mutua
  - Capacidad de canal de información
  - Propiedad de Equipartición Asintótica

## Introducción a la Teoría de la Información

Nace en los años 40-50 (Hartley, Nyquist, Shannon, ....)

La Teoría de la Información es un **modelo matemático de la información y su transmisión** que responde (entre otras) a dos preguntas fundamentales de la Teoría de la Comunicación:

- ¿cuál es el límite de la compresión sin pérdidas?
- ¿cuál es el límite de la tasa de transmisión sin error?

En algunos casos se la considera una parte de la Teoría de la Comunicación, pero realmente la Teoría de la Información aplica también a otros campos.

## Introducción a la Teoría de la Información: campos de aplicación

- Informática (*computer science*)
  - o Complejidad de algoritmos
  - o Complejidad de Kolmogorov (K): la complejidad de una cadena de caracteres se define por el tamaño del menor programa binario capaz de procesarla. K tiene una relación con la entropía de Shannon (H)
- Física (termodinámica)
  - o La mecánica estadística es el lugar de nacimiento de la entropía ...
- Matemáticas (teoría de la probabilidad y estadística)
  - o Entropía, entropía relativa, información mutua, ... se definen como funciones densidad de probabilidad
  - o Ellas mismas sirven para estimar probabilidades de eventos raros
  - o La ley de los grandes números y la Propiedad de Equipartición Asintótica
  - o Teoría de Juegos
- Filosofía de la Ciencia (*Occam's Razor*)
  - o La explicación más sencilla es la mejor
  - o No se deben multiplicar las causas más allá de lo necesario
- Economía (inversión)
  - o La velocidad de crecimiento de la riqueza es un valor dual a la tasa de entropía del índice de la bolsa
- Y Teoría de la comunicación ...

## Introducción a la Teoría de la información: límites de la comunicación (1/3)

### Límite de compresión sin pérdidas:

- Shannon (principio de los '40): Las señales aleatorias como la música y la voz tienen una complejidad por debajo de la cual no se pueden comprimir sin introducir pérdidas: la entropía (H)
- Entropía:  $H(X) = -\sum p(x_i) \log_2 p(x_i)$  [bits]
  - o la unidad es [bits]: se trata de los bits necesarios, por media, para un símbolo
- Si la tasa binaria es mayor que la entropía (en bits/seg) es posible comprimir esa fuente sin pérdidas
  - o Si  $R \geq H_{\text{símbolo}}$  es posible codificar la fuente con  $P_e \rightarrow 0$  (vista como distorsión)
    - Si el canal no genera errores se podrá transmitir sin pérdidas

## Introducción a la Teoría de la información: límites de la comunicación (2/3)

### Límite de transmisión de datos sin error:

- Pre-Shannon
  - o Al aumentar la tasa binaria en un canal de comunicación se incrementa la Probabilidad de error
- Shannon (principio de los '40)
  - o Al aumentar la tasa binaria en un canal de comunicación **NO** se incrementa la probabilidad de error **si la tasa es menor que la Capacidad de Canal (C)**
  - o Capacidad de canal (teoría de la comunicación):
$$C_{\text{física}} = W \log(1 + P/(N_0 \cdot W))$$
 [bits/sec]
  - o Capacidad de canal (teoría de la información):
$$C_{\text{info}} = \max_{p(x)} I(x,y)$$
 [bits/transmisión]
  - o Si  $C \geq R$  es posible transmitir con  $P_e \rightarrow 0$

## Introducción a la Teoría de la información: límites de la comunicación (3/3)

Si se cumple:  $C \geq R \geq H(S) * f_{\text{símbolo}} \Rightarrow C \geq H(S) * f_{\text{símbolo}}$  es posible (codificar y) transmitir una fuente con  $P_e \rightarrow 0$

Pero imposible con la tecnología actual ...

- La teoría de la información sugiere métodos para llegar a los límites de la comunicación ( $C=R=H$ )
  - o [bits] o [bits/seg]
- Pero esos esquemas de comunicación óptimos (“...*beautiful as they are...*” [Cover91]) son computacionalmente impracticables
- La “realizabilidad” de los “simples” esquemas de modulación y demodulación hace que sean estos los usados en lugar de las técnicas de codificación aleatoria y decodificación por vecino más cercano empleados por Shannon en la demostración del teorema de capacidad de canal.
- Pero algunas cosas se van pudiendo hacer ...

## Entropía: información de una fuente

Puntos de partida:

- Fuente discreta  $\mathcal{A}=\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  tal que  $p(a_i) \geq p(a_{i+1})$ 
  - o La condición de ordenación creciente no es realmente necesaria en la realidad, pero simplifica el modelado
- Revelo  $a_i$  a un receptor interesado
- Cuanto menor sea  $p(a_i) \Rightarrow$  se obtiene más información al conocer  $a_i$ 
  - o Ejemplo: en verano conocer si la v.a. temperatura es frío, moderado, calor

Para medir la información de una fuente será necesario medir la información de cada posible valor de la v.a.

(Autoinformación:  $I(a_i)$ ) y ponderarlo con su probabilidad ( $p_i$ )

$$H(X) = \sum p_i I(a_i)$$

## Entropía: función autoinformación

### Condiciones de la función autoinformación

- La información que aporta un dato es función de su probabilidad, no de su valor
- La función autoinformación tiene que ser continua y decreciente con  $p_i$ 
  - A mayor  $p_i$  menor información da conocer ese valor  $a_i$
- Una pequeña variación en  $p_i$  debe hacer que la medida de autoinformación varíe poco
- Si  $a_i$  se puede descomponer en dos variables independientes (por ejemplo, la suma de dos dados “buenos”) entonces  $I(a_i) = I(a_{i1}) + I(a_{i2})$

Todas estas condiciones llevan a una única función:

- $I(a_i) = -\log_2(p_i)$

## Entropía: Definición

$$H(X) = \sum p(x_i) I(x_i) = -\sum p(x_i) \log_2 p(x_i) \text{ [bits]}$$

Características:

- Depende de  $p_i$  (fdp de  $X$ ) y no de  $x_i$
- Medida de la información/incertidumbre de  $X$ 
  - A mayor información/incertidumbre mayor  $H$
- Medida del número medio de bits para representar  $X$
- $H(X) \geq 0$
- Shannon demostró que  $H(X)$  es el límite de la compresión sin pérdidas de una fuente ( $\bar{L} \geq H(X)$ )

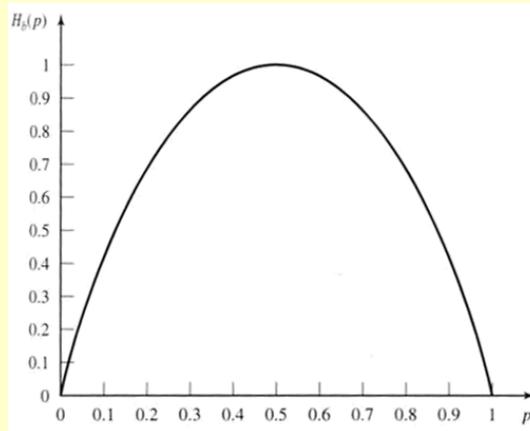
Longitud media de un código

- $\bar{L} = \sum p(x_i) l_i$
- Objetivo de la codificación de fuente sin pérdidas: Cómo diseñar códigos tal que  $H(X) \leq \bar{L} \leq H(X) + \epsilon$ 
  - Generalmente  $\epsilon = 1$

## Entropía: Entropía binaria

Sea la v.a.  $X=\{a_0, a_1\}$  con  $p_i=\{p, 1-p\}$

$$H(X) = -\sum p(x_i)\log_2 p(x_i) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p) = H_b(p)$$



Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (29)

## Ejercicios de clase 2: Entropía

Sea  $X$  una v.a. uniforme con 32 posibles valores

- ¿Cuál es su entropía?
- ¿Cómo se podría codificar?

Sea una carrera de caballos y queremos enviar un mensaje con el caballo ganador. Supongamos 8 caballos

- ¿Cómo se podría codificar?

Si sabemos que la probabilidad de ganar de los caballos es  $(1/2, 1/4, 1/8, 1/16, 1/64, 1/64, 1/64, 1/64)$

- ¿Cómo se podría codificar?

Transmisión de Datos (JoseM.Martinez@uam.es, 2011-2012)

Introducción (30)

## Ejercicios de clase 2: Entropía - soluciones

## Entropía: Entropía condicional y conjunta

### Probabilidad conjunta

- $p(x,y)=p(y)p(x|y)=p(x)p(y|x)$

### Entropía conjunta:

- $H(X,Y) = - \sum \sum p(x,y) \log_2 p(x,y)$

### Entropía condicional:

- $H(X|Y=y) = - \sum p(x|y) \log_2 p(x|y)$ 
  - o Incertidumbre en X conocido Y=y
- $H(X|Y) = \sum p(y)H(X|Y=y) = - \sum \sum p(x,y) \log_2 p(x|y)$ 
  - o Incertidumbre de X conocida Y

$$H(X,Y) = H(X) + H(Y|X) = H(Y) + H(X|Y)$$

### Ejercicios de clase 3: Entropía condicional y conjunta

Demostrar  $H(X,Y) = H(X) + H(Y|X) = H(Y) + H(X|Y)$

Calcular  $H(X)$ ,  $H(Y)$ ,  $H(X|Y)$ ,  $H(Y|X)$ ,  $H(X,Y)$  para los siguientes valores de  $p(x,y)$

$p(x,y)$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$p(y)$
$y_1$	1/8	1/16	1/32	1/32	
$y_2$	1/16	1/8	1/32	1/32	
$y_3$	1/16	1/16	1/16	1/16	
$y_4$	1/4	0	0	0	
$p(x)$					

### Ejercicios de clase 3: Entropía condicional y conjunta - soluciones

Demostrar  $H(X,Y) = H(X) + H(Y|X) = H(Y) + H(X|Y)$

- $p(x,y) =$
- $-\sum p(x,y) \log p(x,y) =$

Calcular  $H(X)$ ,  $H(Y)$ ,  $H(X|Y)$ ,  $H(Y|X)$ ,  $H(X,Y)$  para los siguientes valores de  $p(x,y)$

- $H(X) =$
- $H(Y) =$
- $H(X,Y) =$
- $H(X|Y) = \sum p(Y=y) H(X|Y=y) =$ 
  -
- $H(Y|X) =$ 
  -
- Se puede "tardar" menos ...
  - 
  -
- Comprobar
  - 
  -

$p(x,y)$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$p(y)$
$y_1$					
$y_2$					
$y_3$					
$y_4$					
$p(x)$					

## Entropía: Tasa de entropía

$$H(X_n | X_1, X_2, \dots, X_{n-1}) = - \sum p(x_1, x_2, \dots, x_n) \cdot \log p(x_n | x_1, x_2, \dots, x_{n-1})$$

Cantidad de información nueva para alguien que recibe  $x_n$  tras haber recibido  $x_1 \dots x_{n-1}$

Tasa de entropía (para un proceso estocástico estacionario – asegura la existencia del límite):  $H = \lim H(X_n | X_1, X_2, \dots, X_{n-1})$

Si la fuente es con memoria:  $H = \lim H(X_1, X_2, \dots, X_n) / n$

H juega un papel equivalente a  $H(X)$  en el caso de fuentes con memoria

$$\begin{aligned} \text{Regla de la cadena de la entropía: } H(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) &= \\ &= H(X_1) + H(X_2 | X_1) + \dots + H(X_n | X_1, X_2, \dots, X_{n-1}) = \sum H(X_i | X_1, \dots, X_{i-1}) \end{aligned}$$

## Información mutua

La información mutua se define como:

$$I(X; Y) = \sum \sum p(x, y) \log [p(x, y) / p(x) \cdot p(y)]$$

$I(X; Y)$  es la reducción de incertidumbre sobre X tras conocer Y

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$$

$$I(X; Y) \geq 0 \Rightarrow H(X) \geq H(X|Y)$$

- $I(X; Y) = 0,375$  (ejercicio de la página 31)

$$I(X; Y) = I(Y; X)$$

- $H(X) - H(X|Y) = H(Y) - H(Y|X)$
- Aunque  $H(X|Y) <> H(Y|X)$

$$\begin{aligned} \text{Regla de la cadena de la información mutua: } I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y) &= \\ &= I(X_1; Y) + H(X_2; Y | X_1) + \dots + H(X_n; Y | X_1, X_2, \dots, X_{n-1}) = \sum I(X_i; Y | X_1, \\ &\dots, X_{i-1}) \end{aligned}$$

## Información Mutua y Entropía: Diagrama de Venn

$$I(X;Y) = H(X) - H(X|Y)$$

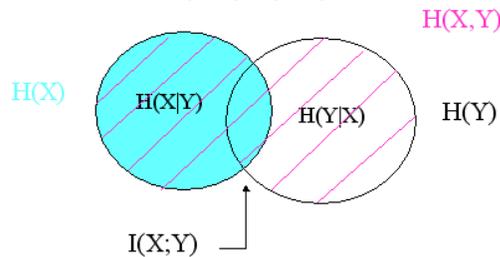
$$I(Y;X) = H(Y) - H(Y|X)$$

$$I(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) = I(Y;X)$$

$$I(X;X) = H(X)$$

$$H(X,Y) = H(X) + H(Y|X) = H(Y) + H(X|Y)$$

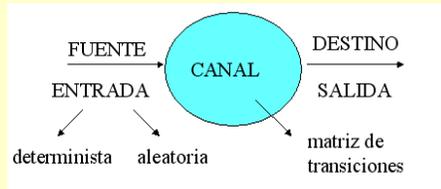
$$I(X;Y) = I(Y;X)$$



## Capacidad de canal de información: Capacidad de información de un canal de información

Un canal de información es un sistema en el que la salida depende probabilísticamente de la entrada

- Entrada X (v.a.)
- Canal "aleatorio" (ruido, distorsión, ... sino no habría  $P_e$ ) caracterizado por una matriz de transiciones de  $\{X_i\}$  a  $\{Y_j\}$
- Salida Y (v.a.)



Capacidad de información de un canal:  $C = \max_{p(x)} I(X;Y) = \max_{p(x)} H(X) - \max_{p(x)} H(X|Y) \geq R_{\max}$

- No se puede transmitir sin error a mayor tasa, ya que hay que "dejar margen de seguridad" para la incertidumbre en lo emitido (X) tras recibir Y (alterada por las transiciones)

## Capacidad de canal de información: Capacidad del canal binario sin ruido

$p_1$  0  $\xrightarrow{1}$  0  
 $p_2$  1  $\xrightarrow{1}$  1

$H_b(p)$

$p = p_1 = 1 - p_2$

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$$

$$H(X) = -p_1 \cdot \log(p_1) - p_2 \cdot \log(p_2) = -p \cdot \log(p) - (1-p) \cdot \log(1-p) = H_b(p)$$

$$C = \max I(X; Y) = 1 \text{ bit}$$

En un canal binario sin ruido, no puedo transmitir más de 1 bit por transmisión.

En la demo  $I(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$  pero en general se usa la otra fórmula  $I(X; Y) = H(Y) - H(Y|X)$ , al ser Y la observada.

## Capacidad de canal de información: Capacidad del canal binario simétrico – ejercicio propuesto 1

$p_1$  0  $\xrightarrow{1-p}$  0  
 $p_2$  1  $\xrightarrow{1-p}$  1  
 $\xrightarrow{p}$  0  
 $\xrightarrow{p}$  1

$$C = 1 - H_b(p_c)$$

Demostrar razonadamente la fórmula de capacidad de información del canal binario simétrico

$p(y x)$	$x=0$	$x=1$
$y=0$	$1-p$	$p$
$y=1$	$p$	$1-p$

$p(x,y)$	$x=0$	$x=1$
$y=0$	$p_1(1-p)$	$p_2(p)$
$y=1$	$p_1(p)$	$p_2(1-p)$

## Propiedad de Equipartición Asintótica

En Teoría de la Información equivale a la Ley de los grandes números

Para v.a. i.i.d (independientes e idénticamente distribuidas):

$$E(X) \cong 1/n \sum x_i$$

$$H(X) \cong -1/n \cdot \log p(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) \cong 2^{-nH(X)}$$

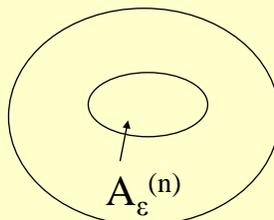
Todas las secuencias posibles  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  se dividen en dos conjuntos

- Secuencias típicas  $A_\epsilon^{(n)}$  :
  - $2^{-n(H(X) + \epsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X) - \epsilon)}$
  - Si  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  pertenece a  $A_\epsilon^{(n)}$  entonces  $H(X) - \epsilon \leq (\log p(x_1, x_2, \dots, x_n))/n \leq H(X) + \epsilon$
  - Probabilidad de  $A_\epsilon^{(n)} > 1 - \epsilon$
  - Cardinal( $A_\epsilon^{(n)}$ )  $\leq 2^{n(H(X) + \epsilon)}$
  - Cardinal( $A_\epsilon^{(n)}$ )  $\geq (1 - \epsilon) 2^{n(H(X) - \epsilon)}$
- Resumiendo: las secuencias típicas tiene probabilidad casi 1, todos sus elementos son casi equiprobables, y el número de elementos es aproximadamente  $2^{nH(X)}$
- Por lo tanto, cualquier propiedad de las secuencias del conjunto típico será verdadera con alta probabilidad

## Propiedad de Equipartición Asintótica: Consecuencias (1/2)

Todas las secuencias posibles  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  de v.a. obtenidas con  $p(x)$  forman el conjunto  $H^n$  que se divide en dos conjuntos:  $A_\epsilon^{(n)}$  y su complementario

- Como Cardinal( $A_\epsilon^{(n)}$ )  $\leq 2^{n(H(X) + \epsilon)}$  se pueden representar todas las secuencia con  $\text{ceil}[n(H(X) + \epsilon)] = n(H(X) + \epsilon) + 1$  bits
  - Para distinguir estas secuencias le ponemos un bit de prefijo (e.g., 0)
  - Para el complementario nos valdrá con  $n \log_2 |H| + 1$ , más el prefijo
- $|X| == \text{cardinal}(X)$



$$|H^n| = |H|^n \Rightarrow n \log_2(|H|) + 2 \text{ bits}$$

$$|A_\epsilon^{(n)}| = 2^{nH(X)} \Rightarrow nH(X) + 2 \text{ bits}$$

$$\bar{T} = 90\% (nH + 2) + 10\% (n \log_2(|H|) + 2)$$

## Propiedad de Equipartición Asintótica: Consecuencias (2/2)

El esquema de codificación descrito tiene las siguientes propiedades:

- Es unívoco y fácilmente decodificable (el prefijo indica el tamaño –fijo- del resto de la palabra)
- Los elementos del complementario al conjunto típico se han codificado “a lo bruto” sin tener en cuenta que el número de elementos es menor (esto es, no serían necesarios  $(n \log|H|+2)$  bits), y sin embargo el resultado sigue siendo bueno
- Las secuencias típicas tienen una longitud aproximada de  $nH(X)$ 
  - Se puede demostrar que la longitud media es  $n(H(X)+[\epsilon+ \epsilon \log|H|] + 2/n)$
  - Tampoco se ha utilizado codificación estadística aquí, pues se define que “todas” las típicas son equivalentes

Con todo esto se demuestra que para  $X^n$  v.a. i.i.d (de  $p(x)$ ) y  $\epsilon>0$ , existe un código (al menos) que mapea secuencias  $x^n$  a cadenas binarias unívocamente decodificables y cuya longitud media es  $\leq n(H(X) + \epsilon)$

- Por lo tanto si  $H(X)$  es menor que  $\log|H|$  se puede lograr siempre compresión de fuente sin pérdidas
  - ¿Cuándo se cumple que  $H(X)= \log|H|$ ?

## Índice

- *Sistemas de Comunicación*
  - *Introducción*
  - *Sistema de Comunicación analógico*
  - *Sistema de Comunicación digital*
  - *Fuentes de Información*
- *Necesidad de la codificación de fuente y de canal*
- *Teoría de la Información y Límites de la codificación*
  - *Introducción*
  - *Entropía*
  - *Información mutua*
  - *Capacidad de canal de información*
  - *Propiedad de Equipartición Asintótica*



## Bibliografía

- John G. Proakis, Masoud Salehi, "Communication Systems Engineering", 2nd ed., Prentice Hall, 2002.
- Thomas M. Cover, Joy A. Thomas, "Elements of Information Theory", John Wiley and Sons, 1991.