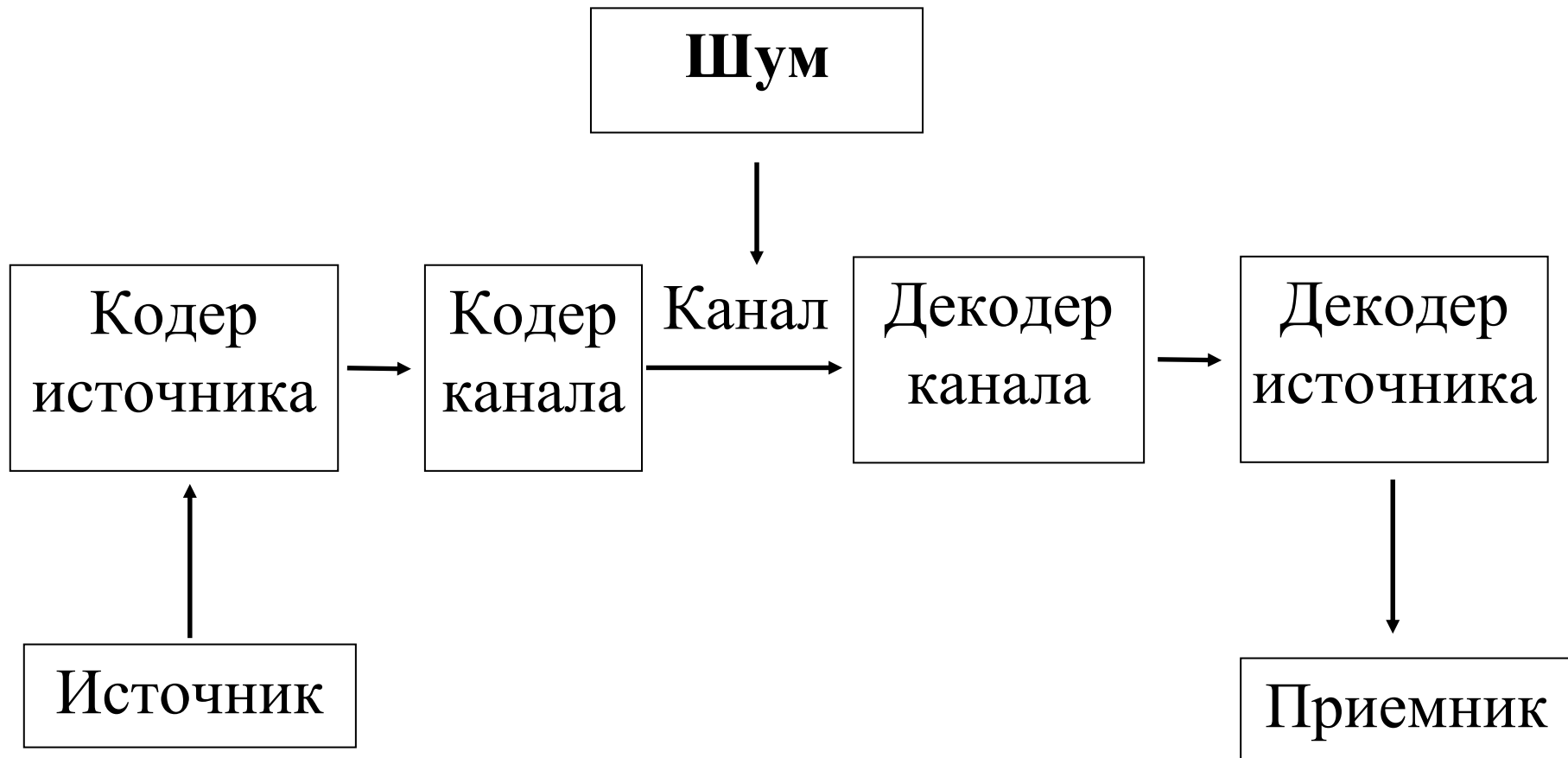


- **Основной моделью, которую изучает теория информации, является *модель системы передачи сигналов:***

# ***Модель системы передачи сигналов***



## **2 Понятие количества информации**

## ***2.1 Виды информации***

**Информация может быть двух видов:**

- **дискретная (цифровая)**
- **непрерывная (аналоговая)**

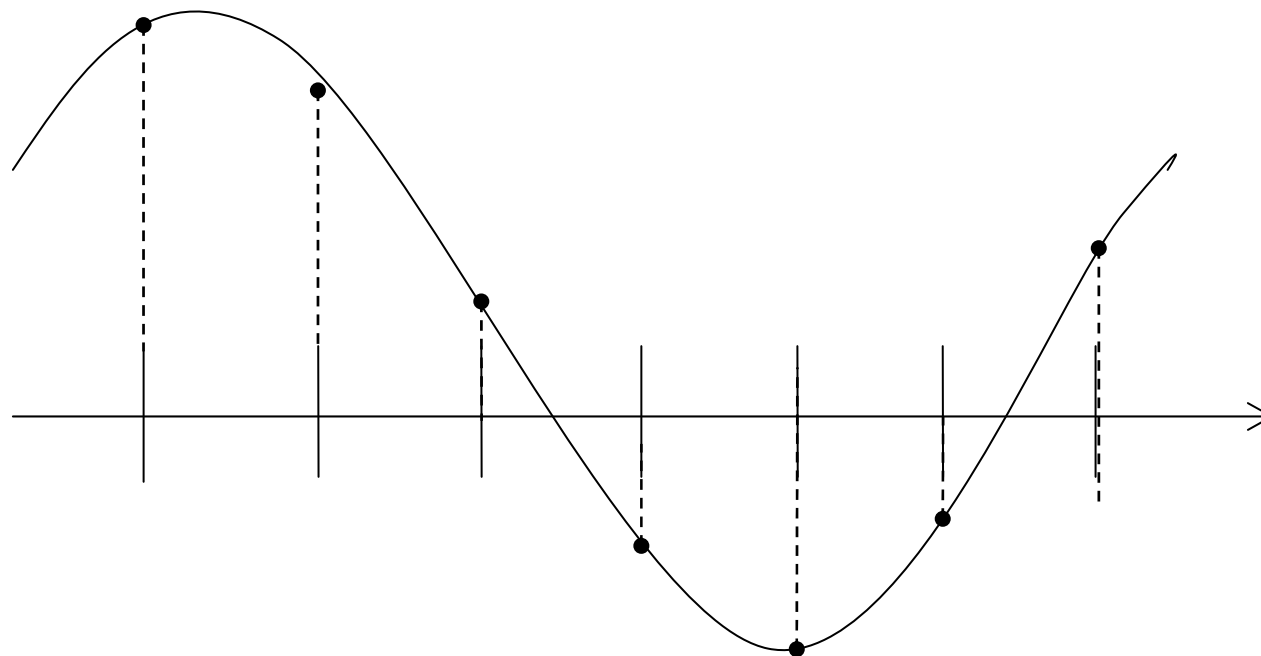
**Непрерывная информация  
характеризуется непрерывным  
процессом изменения некоторой  
случайной величины (сигнала)**

- **Дискретная информация характеризуется последовательными точными значениями некоторой случайной величины**

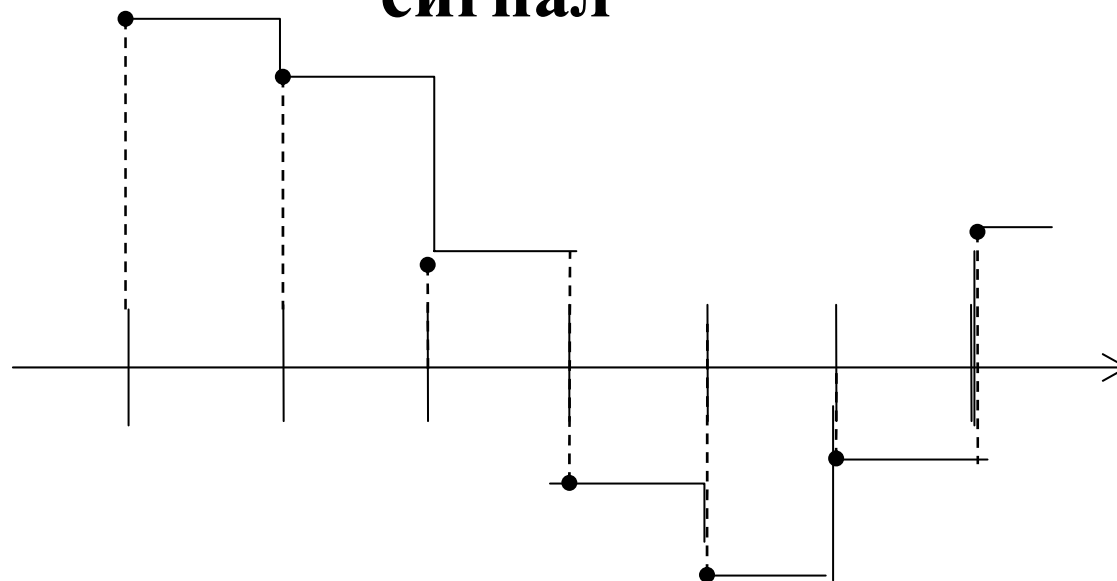
- **Дискретную информацию можно получить, измеряя непрерывную информацию через определенные интервалы времени.**



# Исходный сигнал



# Дискретизированный сигнал



- **Дискретная информация удобнее для обработки, хранения и передачи, поскольку она описывается последовательностью чисел.**
- **Если представить каждое число в двоичной системе счисления, то дискретная информация предстанет в виде последовательности нулей и единиц.**

## ***2.2 Оценка количества информации сообщений***

- **Дискретные сообщения, передаваемые по каналам связи, можно представить как набор из  $N$  символов, которые последовательно порождает некоторый дискретный источник информации.**
- **Элементы сообщения принимают значения из конечного алфавита мощности  $M$  дискретного источника.**

**Общее количество различных  
сообщений равно**

$$L = m^n$$

- **Чем больше  $L$ , тем значительней отличается каждое данное сообщение от остальных, т. е. величина  $L$  может служить мерой количества информации для равновероятных сообщений.**

**Мера  $I(L)$  количества информации  
обладает следующими свойствами**

- 1.  $I(1)=0$**
- 2.  $I(L_1) > I(L_2)$  при  $L_1 > L_2$**
- 3.  $I(L_1 \cdot L_2) = I(L_1) + I(L_2)$**



# Формула Хартли

$$I(L) = \log L = \log m^n = n \log m$$

**Рассмотрим теперь сообщения  
длины  $n$ , символы которого  
порождаются независимо  
некоторым источником информации  
в соответствии с распределением  
дискретной случайной величины**

элементы сообщения могут

принимать значения  $a_1, a_2, \dots, a_m$

с вероятностями  $p_1, p_2, \dots, p_m$   $\sum_{i=1}^m p_i = 1$

# Вычислим среднюю вероятность такого сообщения

- Обозначим  $n_k$  количество элементов сообщения, принимающих значение  $a_k$ ,  $k=1\dots m$

- Тогда 
$$\sum_{k=1}^m n_k = n$$

- Поскольку элементы сообщения принимают значения независимо, то вероятность сообщения равна

$$\prod_{k=1}^m p_k^{n_k}$$

- При достаточно больших  $n$  по теореме Бернулли допустимо приближение

- $\frac{n_k}{n} = p_k$  или  $n_k = np_k$

и тогда 
$$\prod_{k=1}^m p_k^{n_k} \approx \prod_{k=1}^m p_k^{np_k}$$

- Среднее число всех возможных сообщений

$$L = \frac{1}{\prod_{k=1}^m p_k^{np_k}}$$

# Формула Шеннона

- Среднее количество информации  $I(L)$ , содержащееся в одном сообщении

$$I(L) = \log L = -\log \prod_{k=1}^m p_k^{np_k} = -n \sum_{k=1}^m p_k \log p_k$$

$$H(p_1, p_2, \dots, p_m) = -\sum_{k=1}^m p_k \log p_k$$



При равновероятных состояниях элементов сообщений, т.е.  $p_k = \frac{1}{m}$  формула Шеннона превращается в уже знакомую формулу

$$I(L) = n \log m$$

# Пример

- **Источник информации порождает сообщения, состоящие из символов  $a, b, c, d$  с вероятностями  $p_1=0.1, p_2=0.1, p_3=0.1, p_4=0.7$ .  
Определить количество информации, приходящуюся на букву источника информации.**

- При одинаковых вероятностях появления любой из всех  $m=4$  букв алфавита количество информации, приходящаяся на одну букву, характеризует величина  $\log_2 4 = 2$  бит.

# Найдем количество информации источника

$$H(A) = - \sum_{k=1}^4 p_k \log p_k =$$

$$= 0.1 \cdot \log 10 + 0.1 \cdot \log 10 + 0.1 \cdot \log 10 + 0.7 \cdot \log \frac{10}{7} =$$

$$= \log 10 - 0.7 \log 7 = 1.37$$

- Таким образом, неравномерность распределения вероятностей использования букв снижает количество информации источника с 2 до 1.37 бит

## ***2.3 Энтропия. Свойства энтропии***

- Любое сообщение представляет собой совокупность сведений о некоторой физической системе.
- Если бы состояние физической системы было известно заранее, не было бы смысла передавать сообщение.
- Сообщение содержит информацию только тогда, когда состояние системы заранее неизвестно, т.е. неопределено.

- **В качестве меры априорной неопределенности дискретного источника в теории информации применяется специальная характеристика, называемая энтропией.**



# Энтропия Шеннона

$$\begin{aligned} H(p_1, \dots, p_m) &= \frac{I(L)}{n} = \\ &= -\sum_{k=1}^m p_k \log p_k = \sum_{k=1}^m p_k \log \frac{1}{p_k} \end{aligned}$$

# Основные свойства энтропии

- 1. Значение  $H(p_1, \dots, p_m)$   
не зависит от любой перестановки

$$p_1, \dots, p_m$$

# Основные свойства энтропии

- 2.  $H(p_1, \dots, p_m)$  непрерывна

Если  $p_k \rightarrow 0$ , то  $p_k \cdot \log \frac{1}{p_k} \rightarrow 0$

- 3.  $0 \leq H(p_1, \dots, p_m) \leq \log m$

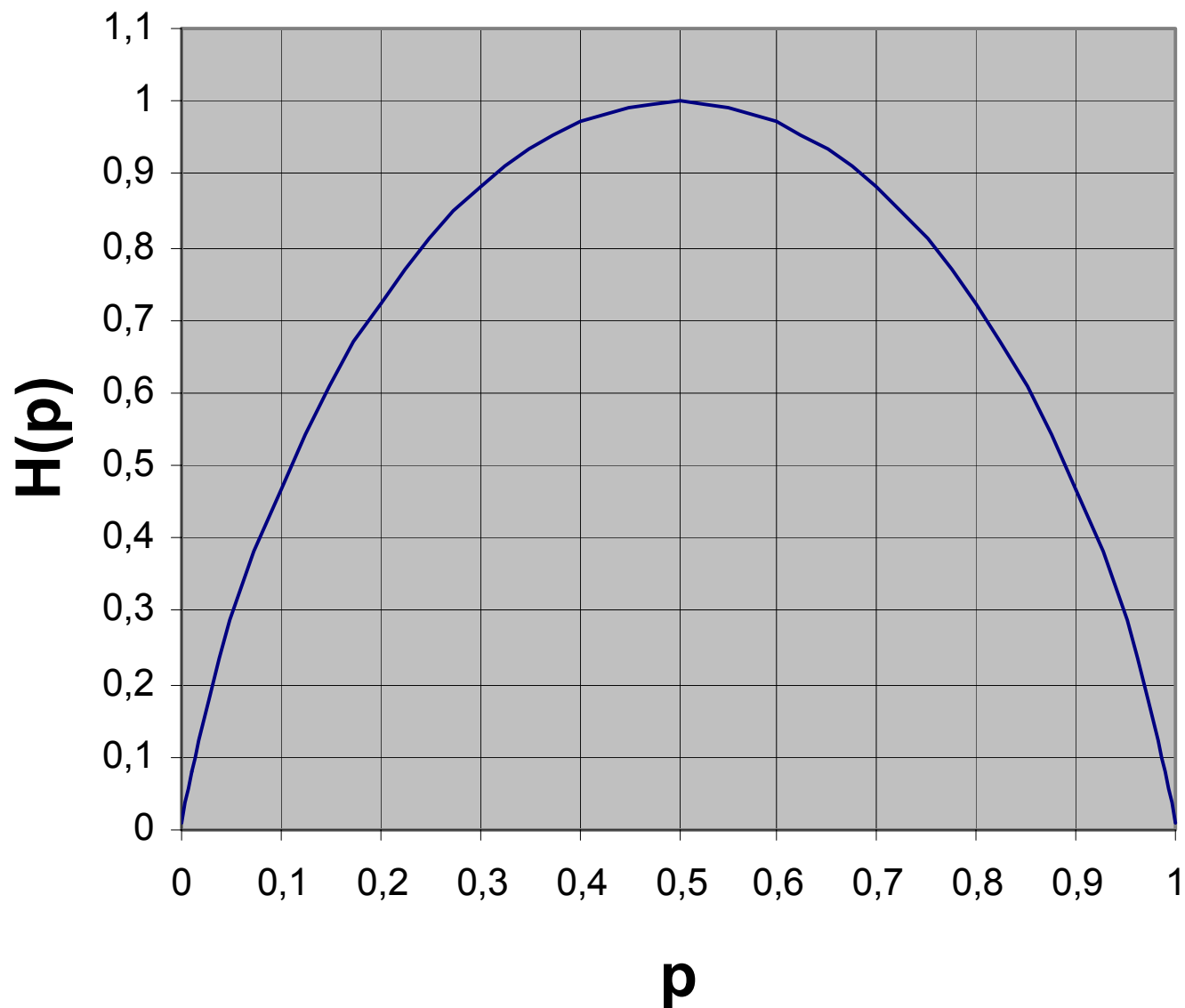
# Основные свойства энтропии

4. Если  $m=2$  и  $p_1=p$ ,  $p_2=1-p$  то выражение для энтропии принимает вид

$$H(p) = -(p \log p + (1 - p) \log(1 - p))$$

Энтропия двоичного сообщения изменяется от 0 до 1 и достигает максимума при равных вероятностях ( $p_1=p_2=0.5$ ), т.е. когда ситуация является наиболее неопределенной.

## Зависимость энтропии от вероятности



# **Основные свойства энтропии**

- 5. Энтропия сообщения, состоящего из некоторых частных независимых сообщений, равна сумме энтропий составляющих его частей.**

- Действительно, пусть имеются два независимых сообщения  $A$  и  $B$  с энтропиями  $H(A)$  и  $H(B)$  соответственно.
- Вероятность совместного события  $AB$  равна произведению вероятностей событий  $A$  и  $B$

$$p(AB) = p(A)p(B)$$

- Тогда

$$H(AB) = - \sum_{A,B} p(A)p(B) \log(p(A)p(B)) =$$

$$= - \sum_{A,B} p(A)p(B) (\log p(A) + \log p(B)) =$$

$$= - \sum_A (p(A) \log p(A) \sum_B p(B)) - \sum_B (p(B) \log p(B) \sum_A p(A)) =$$

$$= H(A) + H(B)$$



# Пример

- В таблицах заданы распределения вероятностей двух случайных дискретных величин  $X$  и  $Y$ .

Случайные величины $X$	0.5	0.7	0.9	0.3
Вероятности их появления	0.25	0.25	0.25	0.25
Случайные величины $Y$	5	10	15	8
Вероятности их появления	0.25	0.25	0.25	0.25

**Сравнить энтропии данных случайных величин**

- **Энтропия не зависит от конкретных значений случайной величины. Так как вероятности появления символов в обоих случаях одинаковы, то**

$$\begin{aligned} H(X) = H(Y) &= -\sum_{k=1}^4 p_k \log p_k = \\ &= -4 \cdot (0.25 \cdot \log 0.25) = 2 \end{aligned}$$

## ***2.4 Энтропия объединения***

### ***Условная энтропия***

# Пусть имеются два источника информации

- Первый источник А порождает символы  $a_1, a_2, \dots, a_m$  с вероятностями  $p(a_1), p(a_2), \dots, p(a_m)$
- Второй источник В порождает символы  $b_1, b_2, \dots, b_s$  с вероятностями  $p(b_1), p(b_2), \dots, p(b_s)$

- Необходимо определить энтропию сложного сообщения

**ab**

- отдельные части сообщения порождаются источниками *A* и *B*

**Энтропия объединения двух источников сообщений  $A$  и  $B$  определяется суммой по всем возможным состояниям объединения**

$$H(A, B) = - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k, b_j) \log p(a_k, b_j)$$

**где  $p(a_k, b_j)$  – вероятность совместного появления двух статистически зависимых состояний  $a_k$  и  $b_j$ .**

- **Вероятность совместного появления двух состояний может быть выражена через вероятность появления одного из состояний и условную вероятность появления другого состояния равенством**

$$p(a_k, b_j) = p(a_k) p(b_j / a_k)$$

$$H(A, B) = - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k) p(b_j / a_k) \log(p(a_k) p(b_j / a_k)) =$$

$$= - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k) p(b_j / a_k) \log p(a_k) - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k) p(b_j / a_k) \log p(b_j / a_k)$$

- Первая сумма в соотношении представляет собой энтропию сообщений  $H(A)$ , а вторая сумма – условную энтропию  $H(B/A)$ .



- Таким образом, окончательно имеем

$$H(A, B) = H(A) + H(B / A)$$

- Аналогично можно получить симметричное соотношение

$$H(A, B) = H(B) + H(A / B)$$

- Для фиксированного символа  $a_k$  совокупность условных вероятностей определяет частную условную энтропию

$$H(B / a_k) = - \sum_{j=1}^s p(b_j / a_k) \log p(b_j / a_k)$$

которая характеризует информативность сообщений  $B$  после того, как стал известен символ  $a_k$

- Если частную условную энтропию усреднить по всем значениям  $a_k$ , то найдем общую условную энтропию сообщений  $B$  относительно сообщений  $A$

$$H(B / A) = - \sum_{k=1}^m p(a_k) H(B / a_k)$$

$$H(B / A) = - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k) p(b_j / a_k) \log p(b_j / a_k)$$

Поскольку

$$p(a_k, b_j) = p(a_k) p(b_j / a_k)$$

то

$$H(B / A) = - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(a_k, b_j) \log p(b_j / a_k)$$

# Основные свойства энтропии объединения

- 1.  $H(A, B) = H(B, A)$

# Основные свойства энтропии объединения

2. Если источники сообщений  $A$  и  $B$  статистически независимы, то энтропия объединения равна сумме энтропий источников сообщений  $A$  и  $B$

$$H(A, B) = H(A) + H(B)$$

# Основные свойства энтропии объединения

3. Если источник  $B$  полностью  
статистически зависит от источника  
 $A$ , то  $H(A, B) = H(A)$

# Основные свойства условной энтропии

1. Если сообщения  $X$  и  $Y$  статистически независимы, то условная энтропия сообщений  $Y$  относительно сообщений  $X$  равна безусловной энтропии сообщений ,  
т.е.

$$H(Y / X) = H(Y)$$



# Основные свойства условной энтропии

**2. Если сообщения  $X$  и  $Y$  статистически жестко зависимые, т.е. появление одного из них непременно влечет появление другого, то условная энтропия сообщений  $Y$  относительно сообщений  $X$  равна нулю, т.е.**

$$H(Y / X) = 0$$

# Основные свойства условной энтропии

3

$$0 \leq H(Y / X) \leq H(Y)$$

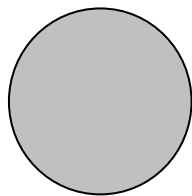
# Пример

Известны энтропии двух зависимых источников информации  $X$  и  $Y$

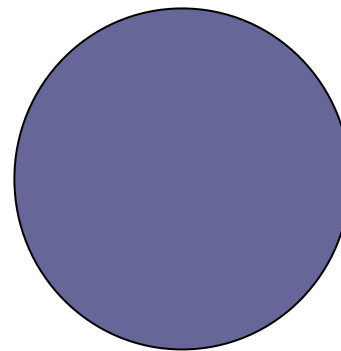
$$H(X)=5 \text{ бит}, H(Y)=10 \text{ бит}$$

Определить, в каких пределах могут изменяться величины условных энтропий  $H(X/Y)$  и  $H(Y/X)$

- При отсутствии взаимосвязи между источниками информации



Энтропия источника  
 $H(X)$



Энтропия источника  
 $H(Y)$

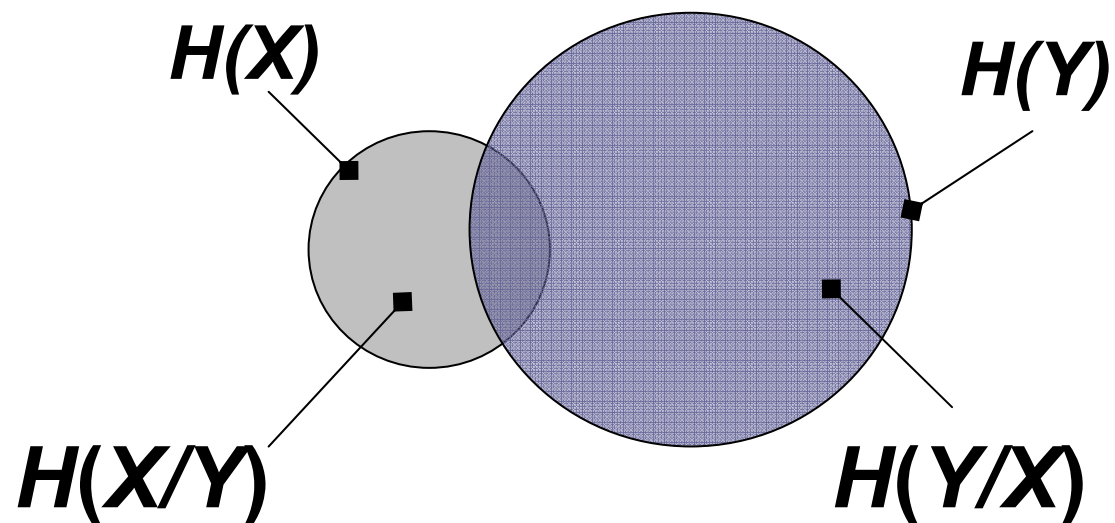
- Если источники информации независимы, то

$$H(Y/X) = H(Y) = 10 \text{ бит},$$

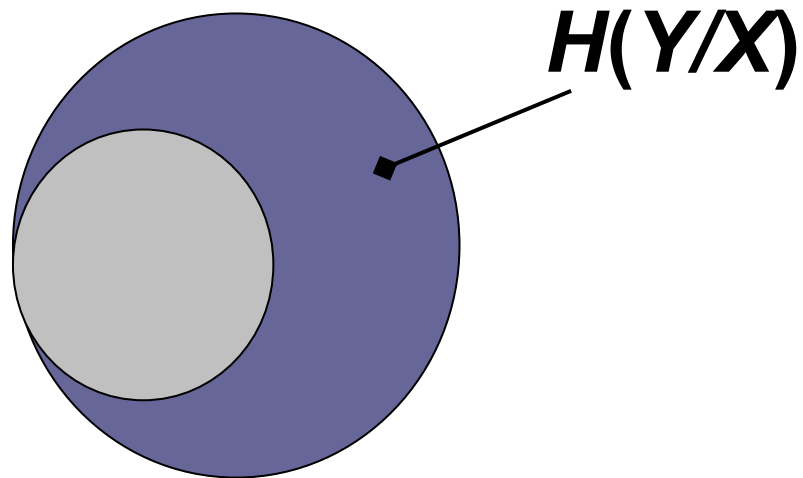
$$H(X/Y) = H(X) = 5 \text{ бит}.$$

- Эти значения условных энтропий являются максимальными.

- По мере увеличения взаимосвязи источников условные энтропии  $H(X/Y)$  и  $H(Y/X)$  будут уменьшаться



- При полной статистической зависимости двух источников один из них не вносит никакой информации



- При этом

$$H(Y/X) = H(Y) - H(X) = 10 - 5 = 5 \text{ бит},$$

Поэтому  $H(Y/X)$  будет изменяться от 10 бит до 5 бит при максимально возможном изменении  $H(X/Y)$  от 5 бит до 0 бит.



## **Пример**

**Закон распределения вероятностей  
системы, объединяющей зависимые  
источники информации  $X$  и  $Y$ , задан  
в таблице совместных вероятностей:**

# таблица совместных вероятностей

$X \backslash Y$	$y_1$	$y_2$	$y_3$
$x_1$	0.4	0.1	0
$x_2$	0	0.2	0.1
$x_3$	0	0	0.2

- **Определить величины**  
 **$H(X), H(Y), H(X, Y), H(X/Y), H(Y/X)$**

- **Сначала вычислим безусловные вероятности  $p(x)$  и  $p(y)$**

- **Сложив вероятности по строкам таблицы, получим вероятности появления значений  $p(x_i)$**

$$p(x_1) = 0.4 + 0.1 + 0 = 0.5$$

$$p(x_2) = 0 + 0.2 + 0.1 = 0.3$$

$$p(x_3) = 0 + 0 + 0.2 = 0.2$$

- **Сложив вероятности по столбцам таблицы, получим вероятности появления значений  $y_j$**

$$p(y_1) = 0.4 + 0 + 0 = 0.4$$

$$p(y_2) = 0.1 + 0.2 + 0 = 0.3$$

$$p(y_3) = 0 + 0.1 + 0.2 = 0.3$$

- **Вычислим теперь энтропии источников информации  $X$  и  $Y$  по формуле Шеннона, используя вычисленные ранее значения безусловных вероятностей.**

$$H(X) = -\sum_{i=1}^3 p(x_i) \log p(x_i) = -(0.5 \cdot \log 0.5 + 0.3 \cdot \log 0.3 + 0.2 \cdot \log 0.2) = 1.485$$

$$H(Y) = -\sum_{j=1}^3 p(y_j) \log p(y_j) = -(0.4 \cdot \log 0.4 + 0.3 \cdot \log 0.3 + 0.3 \cdot \log 0.3) = 1.57$$

- Определим условные вероятности появления  $y_j$  при условии появления  $x_i$  по формуле
$$p(y_j / x_i) = \frac{p(x_i, y_j)}{p(x_i)}$$



$$p(y_1 | x_1) = \frac{p(x_1, y_1)}{p(x_1)} = \frac{0.4}{0.5} = 0.8$$

$$p(y_2 | x_1) = \frac{p(x_1, y_2)}{p(x_1)} = \frac{0.1}{0.5} = 0.2$$

$$p(y_3 | x_1) = \frac{p(x_1, y_3)}{p(x_1)} = \frac{0}{0.5} = 0$$

$$p(y_1 | x_2) = \frac{p(x_2, y_1)}{p(x_2)} = \frac{0}{0.3} = 0$$

$$p(y_2 | x_2) = \frac{p(x_2, y_2)}{p(x_2)} = \frac{0.2}{0.3} = 0.67$$

$$p(y_3 | x_2) = \frac{p(x_2, y_3)}{p(x_2)} = \frac{0.1}{0.3} = 0.33$$

$$p(y_1 | x_3) = \frac{p(x_3, y_1)}{p(x_3)} = \frac{0}{0.2} = 0$$

$$p(y_2 | x_3) = \frac{p(x_3, y_2)}{p(x_3)} = \frac{0}{0.2} = 0$$

$$p(y_3 | x_3) = \frac{p(x_3, y_3)}{p(x_3)} = \frac{0.2}{0.2} = 1$$

# таблица условных вероятностей

$X \backslash Y$	$y_1$	$y_2$	$y_3$
$x_1$	0.8	0.2	0
$x_2$	0	0.67	0.33
$x_3$	0	0	0.1

$$\begin{aligned}
H(Y | X) &= - \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(x_k, y_j) \log p(y_j | x_k) = \\
&= -(0.4 \cdot \log 0.8 + 0.1 \cdot \log 0.2 + 0 \cdot \log 0 + \\
&+ 0 \cdot \log 0 + 0.2 \cdot \log 0.67 + 0.1 \cdot \log 0.33 + \\
&+ 0 \cdot \log 0 + 0 \cdot \log 0 + 0.2 \cdot \log 1) = 0.635
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
H(X,Y) &= -\sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^s p(x_k, y_j) \log p(x_k, y_j) = \\
&= -(0.4 \cdot \log 0.4 + 0.1 \cdot \log 0.1 + 0 \cdot \log 0 + \\
&+ 0 \cdot \log 0 + 0.2 \cdot \log 0.2 + 0.1 \cdot \log 0.1 + \\
&+ 0 \cdot \log 0 + 0 \cdot \log 0 + 0.2 \cdot \log 0.2) = 2.12
\end{aligned}$$

$$H(X, Y) = H(X) + H(Y | X) = 1.485 + 0.635 = 2.12$$

## ***2.6 Относительная энтропия и избыточность сообщения***

**С практической точки зрения оценка количества информации необходима**

- для построения экономичных кодов**
- для оценки свойств каналов связи и их пропускной способности,**
- для определения избыточности кодов и повышения их помехоустойчивости**

- **Максимальное количество информации на элемент сообщения может быть получено только в случае равновероятных и независимых сообщений.**



- **Сообщения, энтропия которых равна максимальному значению являются оптимальными сообщениями в смысле наибольшего количества передаваемой информации.**
- **Реальные сообщения редко полностью удовлетворяют этому условию, поэтому информационная нагрузка на каждый элемент обычно меньше той, которую они могли бы передавать.**

- Энтропия таких сообщений меньше максимальной и сообщение обладает информационной избыточностью.
- В теории информации избыточность показывает количество «лишней информации», которая определяется структурой множества состояний элементов и обычно заранее известна из статистических данных.

- По результатам исследований одонго англистского университета, не имеют значения, в каком порядке расположены буквы в слове. Говорят, чтобы понять и понимать буквы нужно на слух. Остальные буквы могут следовать в любом беспорядке, все равно текст читается без проблем. Причиной этого является то, что мы читаем не каждую букву по отдельности, а все слово целиком.

- Мерой количественной оценки того, насколько данное реальное сообщение отличается от соответствующего ему оптимального сообщения, служит *относительная энтропия*

$$\mu = H / H_{\max}$$

- Наряду с коэффициентом сжатия используется и величина *избыточности сообщения*

$$r = 1 - \mu$$

- **Для уменьшения избыточности сообщения необходимо увеличить энтропию сообщения, т.е. стремиться к тому, что элементы сообщения были максимально информативны.**
- **Для этой цели используются методы кодирования информации.**

- **Величина**  $H_L = \frac{1}{L} \cdot \sum_{x \in A^L} P(x) \log P(x)$

**называется *энтропией  $L$ -той степени*,**

**где  $A^L$  - множество всех сообщений источника длины  $L$  в алфавите  $A$  .**

- Обозначим  $H_{\infty} = \lim_{L \rightarrow \infty} H_L$
- Эту величину называют *предельной энтропией источника*.
- Показано, что для стационарного бернуллиевского источника

$$H_{\infty} = H(p_1, \dots, p_n)$$



# Пример

- Для русского языка, состоящего из 32 букв (буквы «е» и «ё», «ь» и «ъ» не различаются, добавлен символ пробела « » ), максимальное значение энтропии при условии равновероятности букв составляет

$$H_{\max} = \log m = \log 32 = 5 \text{ бит}$$

# Частоты появления отдельных букв русского языка

<b>пробел</b>	<b>о</b>	<b>Е, Ё</b>	<b>а</b>	<b>и</b>	<b>т</b>	<b>н</b>	<b>с</b>
0.175	0.090	0.072	0.062	0.062	0.053	0.045	0.045
<b>р</b>	<b>в</b>	<b>л</b>	<b>к</b>	<b>м</b>	<b>д</b>	<b>п</b>	<b>у</b>
0.040	0.038	0.035	0.028	0.026	0.025	0.023	0.021
<b>я</b>	<b>ы</b>	<b>з</b>	<b>Ь,ъ</b>	<b>б</b>	<b>г</b>	<b>ч</b>	<b>й</b>
0.018	0.016	0.016	0.014	0.014	0.013	0.012	0.010
<b>х</b>	<b>ж</b>	<b>ю</b>	<b>ш</b>	<b>ц</b>	<b>щ</b>	<b>э</b>	<b>ф</b>
0.009	0.007	0.006	0.006	0.004	0.003	0.003	0.002

**Используя эти частоты в качестве вероятностей появления букв, можно получить приближенное значение энтропии одной буквы русского языка  $H_1 = 4.35$  бит, что меньше максимального значения энтропии.**

**Если учитывать статистику появления буквенных сочетаний и словесных сочетаний, то исследования показали, что энтропия на букву русского языка не превышает 2 бит**

- Таким образом, коэффициент сжатия или относительная энтропия для русского языка составляет

$$\mu = \frac{H}{H_{\max}} \leq \frac{2}{\log 32} = 0.4$$

- а величина избыточности

$$r = 1 - \mu \geq 1 - 0.4 = 0.6$$