

## Лекция 7

### 7. Условные распределения и регрессия

#### 7.1. Дискретный случай

Пусть задан случайный вектор  $(\xi, \eta)$  дискретного типа с законом распределения:

$$P(\xi = x_i, \eta = y_j) = p(x_i, y_j) = p_{ij}, \quad \sum_{i,j} p_{ij} = 1. \quad (1.1)$$

Введём понятие *условного распределения величины  $\eta$  при условии, что задано значение  $\xi$* . Запишем

$$P(\xi = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} p_{ij} = p_{i \cdot} > 0, \quad P(\eta = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} p_{ij} = p_{\cdot j} > 0. \quad (1.2)$$

По определению *условной вероятности*

$$P(\eta = y_j | \xi = x_i) = \frac{P(\xi = x_i, \eta = y_j)}{P(\xi = x_i)} = \frac{p_{ij}}{p_{i \cdot}}. \quad (1.3)$$

Если фиксировать  $x_i$ , то вероятности (1.3) можно рассматривать как *условное распределение* случайной величины  $\eta$  при условии, что  $\xi = x_i$ .

*Условным математическим ожиданием* случайной величины  $\eta$  при условии, что  $\xi = x_i$ , называется число

$$M(\eta | \xi = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} y_j P(\eta = y_j | \xi = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} y_j \frac{p_{ij}}{p_{i \cdot}}. \quad (1.4)$$

Если задана функция  $g(y)$ , то

$$M(g(\eta) | \xi = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} g(y_j) P(\eta = y_j | \xi = x_i) = \sum_{j=1}^{\infty} g(y_j) \frac{p_{ij}}{p_{i \cdot}}. \quad (1.5)$$

Аналогично определяется *условное распределение* случайной величины  $\xi$  при условии, что  $\eta = y_j$ . Имеем

$$P(\xi = x_i | \eta = y_j) = \frac{P(\eta = y_j, \xi = x_i)}{P(\eta = y_j)} = \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}, \quad (1.6)$$

$$M(\xi | \eta = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} x_i P(\xi = x_i | \eta = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} x_i \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}. \quad (1.7)$$

Если задана функция  $f(x)$ , то

$$M(f(\xi) | \eta = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} f(x_i) P(\xi = x_i | \eta = y_j) = \sum_{i=1}^{\infty} f(x_i) \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}. \quad (1.8)$$

Часто вместо  $M(\eta | \xi = x_i)$ ,  $M(\xi | \eta = y_j)$  пишут просто  $M(\eta | x_i)$ ,  $M(\xi | y_j)$ .

Пример 1. Пусть дан случайный вектор  $(\xi, \eta)$  дискретного типа с законом распределения

$\xi \setminus \eta$	0	2	5
1	0,1	0	0,2
2	0	0,3	0
4	0,1	0,3	0

Найдём одномерные законы распределения по формулам (1.2):

$$\begin{aligned} p_{1.} &= P\{\xi = 1\} = 0,1 + 0 + 0,2 = 0,3, \\ p_{2.} &= P\{\xi = 2\} = 0 + 0,3 + 0 = 0,3, \\ p_{3.} &= P\{\xi = 4\} = 0,1 + 0,3 + 0 = 0,4. \end{aligned}$$

Далее

$$\begin{aligned} p_{.1} &= P\{\eta = 0\} = 0,1 + 0 + 0,1 = 0,2, \\ p_{.2} &= P\{\eta = 2\} = 0 + 0,3 + 0,3 = 0,6, \\ p_{.3} &= P\{\eta = 5\} = 0,2 + 0 + 0 = 0,2. \end{aligned}$$

Найдём условные законы распределения по формулам (1.3):

$$\begin{aligned} P(\eta = y_1 | \xi = x_1) &= 1/3, \quad P(\eta = y_2 | \xi = x_1) = 0, \quad P(\eta = y_3 | \xi = x_1) = 2/3, \\ P(\eta = y_1 | \xi = x_2) &= 0, \quad P(\eta = y_2 | \xi = x_2) = 1, \quad P(\eta = y_3 | \xi = x_2) = 0, \\ P(\eta = y_1 | \xi = x_3) &= 1/4, \quad P(\eta = y_2 | \xi = x_3) = 3/4, \quad P(\eta = y_3 | \xi = x_3) = 0. \end{aligned}$$

Далее по формулам (1.6):

$$\begin{aligned} P(\xi = x_1 | \eta = y_1) &= 1/2, \quad P(\xi = x_2 | \eta = y_1) = 0, \quad P(\xi = x_3 | \eta = y_1) = 1/2, \\ P(\xi = x_1 | \eta = y_2) &= 0, \quad P(\xi = x_2 | \eta = y_2) = 1/2, \quad P(\xi = x_3 | \eta = y_2) = 1/2, \\ P(\xi = x_1 | \eta = y_3) &= 1, \quad P(\xi = x_2 | \eta = y_3) = 0, \quad P(\xi = x_3 | \eta = y_3) = 0. \end{aligned}$$

Найдём условные математические ожидания по формулам (1.4):

$$\begin{aligned} M(\eta | \xi = x_1) &= 0 \cdot 1/3 + 2 \cdot 0 + 5 \cdot 2/3 = 10/3, \\ M(\eta | \xi = x_2) &= 0 \cdot 0 + 2 \cdot 1 + 5 \cdot 0 = 2, \\ M(\eta | \xi = x_3) &= 0 \cdot 1/4 + 2 \cdot 3/4 + 5 \cdot 0 = 3/2. \end{aligned}$$

Далее по формулам (1.7):

$$\begin{aligned} M(\xi | \eta = y_1) &= 1 \cdot 1/2 + 2 \cdot 0 + 4 \cdot 1/2 = 5/2, \\ M(\xi | \eta = y_2) &= 1 \cdot 0 + 2 \cdot 1/2 + 4 \cdot 1/2 = 3, \\ M(\xi | \eta = y_3) &= 1 \cdot 1 + 2 \cdot 0 + 4 \cdot 0 = 1. \end{aligned}$$

## 7.2. Непрерывный случай

Пусть задан случайный вектор  $(\xi, \eta)$  непрерывного типа с плотностью совместного распределения  $p(x, y)$ . Запишем одномерные законы распределения:

$$p_\xi(x) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x, y) dy, \quad p_\eta(y) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x, y) dx. \quad (2.1)$$

Плотностью *условного распределения вероятностей* случайной величины  $\eta$  при условии  $\xi = x$  называется величина

$$p_{\eta|\xi}(y|\xi = x) = p_{\eta|\xi}(y|x) = \frac{p(x, y)}{p_\xi(x)}, \quad p_\xi(x) > 0. \quad (2.2)$$

По определению считается, что  $p_{\eta|\xi}(y|x) = 0$ , если  $p_\xi(x) = 0$ .

Аналогично, плотностью *условного распределения вероятностей* случайной величины  $\xi$  при условии  $\eta = y$  называется величина

$$p_{\xi|\eta}(x|\eta = y) = p_{\xi|\eta}(x|y) = \frac{p(x, y)}{p_\eta(y)}, \quad p_\eta(y) > 0. \quad (2.3)$$

*Условным математическим ожиданием* случайной величины  $\eta$  при условии  $\xi = x$  называется величина

$$M(\eta|\xi = x) = \int_{-\infty}^{\infty} y p_{\eta|\xi}(y|x) dy = \int_{-\infty}^{\infty} y \frac{p(x, y)}{p_\xi(x)} dy. \quad (2.4)$$

Аналогично,

$$M(\xi|\eta = y) = \int_{-\infty}^{\infty} x p_{\xi|\eta}(x|y) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x \frac{p(x, y)}{p_\eta(y)} dx. \quad (2.5)$$

Вместо  $M(\eta|\xi = x)$  и  $M(\xi|\eta = y)$  обычно пишут просто  $M(\eta|x)$  и  $M(\xi|y)$ .

Пример 1. Пусть случайный вектор  $(\xi, \eta)$  равномерно распределён в треугольнике с вершинами  $(0, 0)$ ,  $(0, 2)$ ,  $(5, 0)$ . Из геометрических соображений получаем

$$p_{\eta|\xi}(y|x) = \frac{5}{2(5-x)} = \frac{1}{\beta}, \quad 0 < y < \frac{2(5-x)}{5} = \beta, \quad 0 < x < 5.$$

$$p_{\xi|\eta}(x|y) = \frac{2}{5(2-y)} = \frac{1}{\alpha}, \quad 0 < x < \frac{5(2-y)}{2} = \alpha, \quad 0 < y < 2,$$

Следовательно,

$$M(\eta|x) = \int_0^{\beta} y \frac{dx}{\beta} = \frac{x^2}{2\beta} \Big|_0^{\beta} = \frac{\beta}{2} = \frac{5-x}{5}.$$

$$M(\xi|y) = \int_0^{\alpha} x \frac{dx}{\alpha} = \frac{x^2}{2\alpha} \Big|_0^{\alpha} = \frac{\alpha}{2} = \frac{5(2-y)}{4},$$

## 7.3. Регрессия

Пусть случайные величины  $\xi$  и  $\eta$  имеют совместное распределение абсолютно непрерывного типа. Величина  $M(\eta|\xi = x)$  называется *регрессией случайной величины  $\eta$  на случайную величину  $\xi$* . Аналогично  $M(\xi|\eta = y)$  называется *регрессией величины  $\xi$  на величину  $\eta$* .

Уравнение

$$y = M(\eta | \xi = x) \quad (3.1)$$

называется *уравнением регрессии случайной величины  $\eta$  на случайную величину  $\xi$* . Аналогично уравнение

$$x = M(\xi | \eta = y) \quad (3.2)$$

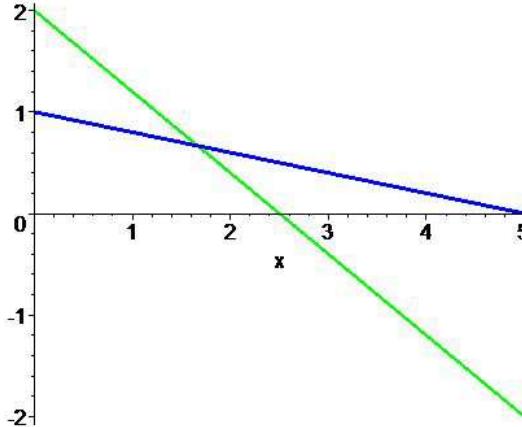
называется *уравнением регрессии величины  $\xi$  на величину  $\eta$* . Графики уравнений (3.1) и (3.2) называются *линиями регрессии*.

Пример 1. Пусть случайный вектор  $(\xi, \eta)$  равномерно распределён в треугольнике с вершинами  $(0, 0)$ ,  $(0, 2)$ ,  $(5, 0)$ . В примере 2.1 было найдено, что

$$M(\eta | \xi = x) = \frac{5-x}{5}, \quad M(\xi | \eta = y) = \frac{5(2-y)}{4}.$$

Следовательно, линии регрессии имеют вид:

$$y = \frac{5-x}{5}, \quad x = \frac{5(2-y)}{4}.$$



**Теорема 3.1.** (Основное свойство регрессии) *Если  $f(x)$  есть функция регрессии случайной величины  $\eta$  на случайную величину  $\xi$ , то для любой функции  $h(x)$  справедливо неравенство:*

$$M[\eta - f(\xi)]^2 \leq M[\eta - h(\xi)]^2. \quad (3.3)$$

Доказательство. Сначала докажем, что для любой функции  $u(\xi)$

$$M[u(\xi)\eta] = M[u(\xi)f(\xi)]. \quad (3.4)$$

По формуле (6.3.5) для математического ожидания функции от случайных величин имеем

$$M[u(\xi)\eta] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} u(x) y p(x, y) dx dy.$$

Заменяя здесь по формуле (2.2)

$$p(x, y) = p_{\xi}(x) p_{\eta|\xi}(y | x),$$

получаем

$$M[u(\xi)\eta] = \int_{-\infty}^{\infty} u(x) p_{\xi}(x) dx \int_{-\infty}^{\infty} y p_{\eta|\xi}(y | x) dy.$$

Так как второй интеграл равен  $M(\eta | \xi = x) = f(x)$ , то

$$M[u(\xi)\eta] = \int_{-\infty}^{\infty} u(x)f(x)p_{\xi}(x) dx = M[u(\xi)f(\xi)].$$

Равенство (3.4) доказано. Отметим, в частности, что

$$M\eta = Mf(\xi), \quad M(\xi\eta) = M[\xi f(\xi)]. \quad (3.5)$$

Теперь преобразуем правую часть неравенства (3.3). Запишем

$$\begin{aligned} M[\eta - h(\xi)]^2 &= M[(\eta - f(\xi)) + (f(\xi) - h(\xi))]^2 = \\ &= M[\eta - f(\xi)]^2 + M[f(\xi) - h(\xi)]^2 + 2M[(\eta - f(\xi))(f(\xi) - h(\xi))]. \end{aligned}$$

Обозначим  $u(\xi) = f(\xi) - h(\xi)$  и применим формулу (3.4). Получим

$$M[(\eta - f(\xi))(f(\xi) - h(\xi))] = M[\eta u(\xi)] - M[f(\xi)u(\xi)] = 0.$$

Следовательно,

$$M[\eta - h(\xi)]^2 = M[\eta - f(\xi)]^2 + M[f(\xi) - h(\xi)]^2. \quad (3.6)$$

Полученное соотношение доказывает теорему. ■

Аналогично формулируется и основное свойство регрессии величины  $\xi$  на величину  $\eta$ :

$$M[\xi - g(\eta)]^2 \leq M[\xi - h(\eta)]^2, \quad (3.7)$$

где  $g(y) = M(\xi | \eta = y)$ , а  $h(y)$  — произвольная функция.

Пусть задан случайный вектор  $(\xi, \eta)$  дискретного типа с законом распределения (1.1). В этом случае регрессией случайной величины  $\eta$  на случайную величину  $\xi$  называется последовательность

$$(x_1, M(\eta | \xi = x_1)), (x_2, M(\eta | \xi = x_2)), \dots \quad (3.8)$$

Регрессией величины  $\xi$  на величину  $\eta$  называется последовательность

$$(M(\xi | \eta = y_1), y_1), (M(\xi | \eta = y_2), y_2), \dots \quad (3.9)$$

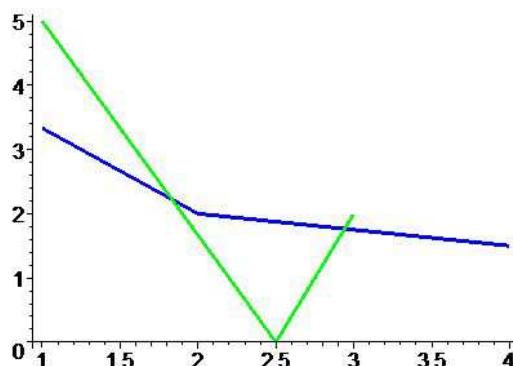
В обоих случаях можно соединить соответствующие точки прямолинейными отрезками и рассматривать таким образом построенные ломаные как кривые регрессии дискретного распределения.

Пример 2. Пусть дан случайный вектор  $(\xi, \eta)$  дискретного типа с законом распределения из примера 2.1. Тогда регрессией величины  $\eta$  на величину  $\xi$  является последовательность

$$(1, 10/3), (2, 2), (4, 3/2).$$

Регрессией величины  $\xi$  на величину  $\eta$  является последовательность

$$(5/2, 0), (3, 2), (1, 5).$$



## 7.4. Линейная регрессия

Рассмотрим случай, когда обе функции регрессии

$$f(x) = M(\eta | \xi = x), \quad g(y) = M(\xi | \eta = y)$$

линейны. В этом случае обе линии регрессии являются прямыми линиями. Они называются *прямыми регрессии*.

Выведем уравнения прямых регрессии. Введём обозначения:

$$m_x = M\xi, \quad m_y = M\eta, \quad \sigma_x^2 = D\xi, \quad \sigma_y^2 = D\eta, \quad \mu_{xy} = \text{cov}(\xi, \eta).$$

Так как  $f(x)$  линейна, то можно записать

$$f(x) = A(x - m_x) + B,$$

где  $A, B$  — константы. Подставляя функцию

$$f(\xi) = A(\xi - m_x) + B$$

в формулы (3.5), получим

$$\begin{aligned} m_y &= M\eta = Mf(\xi) = B, \\ \mu_{xy} &= M[(\xi - m_x)(\eta - m_y)] = M[(\xi - m_x)(f(\xi) - m_y)] = \\ &= A M(\xi - m_x)^2 = A \sigma_x^2. \end{aligned}$$

В результате функция регрессии  $\eta$  на  $\xi$  имеет вид:

$$f(x) = \frac{\mu_{xy}}{\sigma_x^2} (x - m_x) + m_y. \quad (4.1)$$

Аналогично, функция регрессии  $\xi$  на  $\eta$  имеет вид:

$$g(y) = \frac{\mu_{xy}}{\sigma_y^2} (y - m_y) + m_x. \quad (4.2)$$

Величины

$$\frac{\mu_{xy}}{\sigma_x^2}, \quad \frac{\mu_{xy}}{\sigma_y^2} \quad (4.3)$$

называются *коэффициентами регрессии*.

Уравнения прямых регрессии можно записать в более симметричном виде, если воспользоваться безразмерным коэффициентом корреляции  $\rho = \rho(\xi, \eta)$ . Уравнения прямых регрессии примут вид

$$(y - m_y) = \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (x - m_x) \quad (4.4)$$

(прямая регрессии  $\eta$  на  $\xi$ ),

$$(x - m_x) = \rho \frac{\sigma_x}{\sigma_y} (y - m_y) \quad (4.5)$$

(прямая регрессии  $\xi$  на  $\eta$ ) или

$$\frac{y - m_y}{\sigma_y} = \rho \frac{x - m_x}{\sigma_x}, \quad \frac{x - m_x}{\sigma_x} = \rho \frac{y - m_y}{\sigma_y}. \quad (4.6)$$

Пример 1. Пусть случайный вектор  $(\xi, \eta)$  равномерно распределён в треугольнике с вершинами  $(0, 0)$ ,  $(0, 2)$ ,  $(5, 0)$ . Из примера 3.1 известно, что функции регрессии являются линейными функциями. Найдём их по формулам (4.1) и (4.2).

Запишем одномерные плотности распределений случайных величин  $(\xi, \eta)$ :

$$p_\xi(x) = \frac{1}{5} \int_0^{2(5-x)/5} dy = \frac{2(5-x)}{25}, \quad 0 < x < 5.$$

$$p_\eta(y) = \frac{1}{5} \int_0^{5(2-y)/2} dx = \frac{2-y}{2}, \quad 0 < y < 2.$$

Ищем математические ожидания  $M\xi$ ,  $M\xi^2$ ,  $M\eta$ ,  $M\eta^2$  и  $M(\xi\eta)$ :

$$M\xi = \int_0^5 x \frac{2(5-x)}{25} dx = \frac{5}{3}, \quad M\eta = \int_0^2 y \frac{2-y}{2} dy = \frac{2}{3},$$

$$M\xi^2 = \int_0^5 x^2 \frac{2(5-x)}{25} dx = \frac{25}{6}, \quad M\eta^2 = \int_0^2 y^2 \frac{2-y}{2} dy = \frac{2}{3}.$$

$$M(\xi\eta) = \frac{1}{5} \int_0^2 \left( \int_0^{5(2-y)/2} x dx \right) y dy = \frac{5}{6}.$$

Следовательно,

$$D\xi = \frac{25}{6} - \left( \frac{5}{3} \right)^2 = \frac{25}{18}, \quad D\eta = \frac{2}{3} - \left( \frac{2}{3} \right)^2 = \frac{2}{9}, \quad \text{cov}(\xi, \eta) = \frac{5}{6} - \frac{5}{3} \cdot \frac{2}{3} = -\frac{5}{18}.$$

В результате

$$m_x = \frac{5}{3}, \quad m_y = \frac{2}{3}, \quad \sigma_x^2 = \frac{25}{18}, \quad \sigma_y^2 = \frac{2}{9}, \quad \mu_{xy} = -\frac{5}{18}.$$

Подставляя эти значения в формулы (4.1) и (4.2), получим функции регрессии

$$f(x) = \frac{5-x}{5}, \quad g(y) = \frac{5(2-y)}{4}.$$