Нелинейные модели парной регрессии

Реальные экономические процессы наилучшим образом описываются нелинейными соотношениями.

Нелинейными зависимостями описываются многие экономические законы – *спроса и предложения, потребления, производственные функции* и др.

Различают два класса нелинейных моделей:

1. ***регрессии, нелинейные относительно объясняющих переменных, но линейные по оцениваемым параметрам***.
2. ***регрессии, нелинейные по оцениваемым параметрам***.

Нелинейные модели путем соответствующих преобразований сводятся к линейным, т.е. выполняется их ***линеализация***.

Регрессии, нелинейные относительно объясняющих переменных, например:

– ***полиномы различных степеней***:

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2,$$

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2 + b_3 \cdot x^3;$$

– ***равносторонняя гипербола***:

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 / x;$$

– ***полулогарифмическая функция***:

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 \cdot \ln x.$$

Такие модели приводятся к линейному виду простой ***заменой переменных***, а дальнейшая оценка параметров производится с помощью МНК.

1. **Парабола** $\hat{y}_x = b_0 + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2$ приводится к линейному виду с помощью замены:

$$x = x_1 \cdot \qquad\qquad x^2 = x_2 .$$

В результате приходим к двухфакторному уравнению

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 ,$$

оценка параметров которого при помощи МНК приводит к системе нормальных уравнений:

$$\begin{cases} b_0 \cdot n + b_1 \sum x_1 + b_2 \sum x_2 = \sum y \\ b_0 \sum x_1 + b_1 \sum x_1^2 + b_2 \sum x_1 \cdot x_2 = \sum x_1 \cdot y \\ b_0 \sum x_2 + b_1 \sum x_1 \cdot x_2 + b_2 \sum x_2^2 = \sum x_2 \cdot y \end{cases} .$$

или в матричном виде

$$Y = \left(Z^T Z\right)^{-1} Z^T Y$$

В данной спецификации параметры имеют следующий экономический смысл:

b_0 – значение зависимой переменной y при значении регрессора x=0;

b_1– прирост зависимой переменной y при увеличении значения регрессора x на единицу роста (скорость роста);

b_2 – скорость изменения скорости (ускорение роста);

b_3 – изменение ускорения и т.д.

2. **Гиперболическая регрессия (обратная модель)** вида

$$\hat{y}_x = b_0 + b_1 / x$$

приводится к линейному уравнению простой заменой: $z = 1/x$. Система линейных уравнений при применении МНК будет выглядеть следующим образом:

$$\begin{cases} nb_0 + b_1 \sum \frac{1}{x_i} = \sum y_i; \\ b_0 \sum \frac{1}{x_i} + b_1 \sum \frac{1}{x_i^2} = \sum \frac{1}{x_i} y_i. \end{cases} \text{ или } \begin{cases} nb_0 + b_1 \sum z_i = \sum y_i; \\ b_0 \sum z_i + b_1 \sum z_i^2 = \sum z_i y_i. \end{cases}$$

Гиперболическая регрессия вида

$$\hat{y}_x = \frac{1}{b_0 + b_1 x}$$

сводится к линейной преобразованием $z = \dfrac{1}{\hat{y}_x}$.

Регрессии, нелинейные по параметрам, например:

– степенная – $\hat{y}_x = b_0 \cdot x^{b_1}$;

– показательная – $\hat{y}_x = b_0 \cdot b_1{}^x$;

– экспоненциальная – $\hat{y}_x = e^{b_0 + b_1 x}$.

– логистическая – $\hat{y}_x = \dfrac{b_0}{1 + b_1 \cdot e^{-b_2 x}}$,

Такие модели приводятся к линейному виду с помощью соответствующих преобразований, например, ***логарифмированием,*** а дальнейшая оценка параметров производится с помощью МНК.

Среди нелинейных моделей наиболее часто используется степенная функция $\hat{y} = b_0 \cdot x^{b_1}$, которая приводится к линейному виду логарифмированием:

$$\ln \hat{y} = \ln\left(b_0 \cdot x^{b_1}\right)$$

$$\ln \hat{y} = \ln b_0 + b_1 \ln x$$

$$Y = B_0 + b_1 X,$$

где $Y = \ln \hat{y}$, $B_0 = \ln b_0$, $X = \ln x$,

т.е. МНК мы применяем для преобразованных данных:

$$\begin{cases} nB_0 + b_1 \sum X = \sum Y; \\ B_0 \sum X + b_1 \sum X^2 = \sum XY. \end{cases}$$

а затем потенцированием находим искомое уравнение.

Параметры модели $\hat{y} = b_0 \cdot x^{b_1}$ имеют следующее *экономическое истолкование*:

где b_0 – значение зависимой переменной ***y***, полученное при единичном значении регрессора ***x***.

b_1– ***коэффициент эластичности*** $Э$ переменной ***y*** по переменной ***x***.

<u>Коэффициент эластичности показывает, на сколько процентов измениться в среднем результат, если фактор изменится на 1%.</u>

Формула для расчета коэффициента эластичности имеет вид:

$$Э = f'(x) \cdot \frac{x}{y}$$

Так как коэффициент эластичности для остальных функций не является *постоянной величиной*, а зависит от соответствующего значения фактора x, то обычно рассчитывается средний коэффициент эластичности:

$$\bar{Э} = f'(\bar{x}) \cdot \frac{\bar{x}}{\bar{y}}.$$

Формулы для расчета средних коэффициентов эластичности для наиболее часто используемых типов уравнений регрессии:

Вид функции, y	Первая производная, y'	Средний коэффициент эластичности, $\bar{Э}$
$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x + \varepsilon$	β_1	$\frac{\beta_1 \cdot \bar{x}}{\beta_0 + \beta_1 \bar{x}}$
$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x + \beta_2 \cdot x^2 + \varepsilon$	$\beta_1 + 2\beta_2 \cdot x$	$\frac{(\beta_1 + 2\beta_2 \cdot \bar{x}) \cdot \bar{x}}{\beta_0 + \beta_1 \bar{x} + \beta_2 \cdot x^2}$
$y = \beta_0 + \frac{\beta_1}{x} + \varepsilon$	$-\frac{\beta_1}{x^2}$	$-\frac{\beta_1}{\beta_0 \bar{x} + \beta_1}$

Вид функции, y	Первая производная, y'	Средний коэффициент эластичности, $\bar{Э}$
$y = \beta_0 \cdot x^{\beta_1} \cdot \varepsilon$	$\beta_0 \cdot \beta_1 \cdot x^{\beta_1 - 1}$	β_1
$y = \beta_0 \cdot \beta_1^{\,x} \cdot \varepsilon$	$\beta_0 \cdot \ln \beta_1 \cdot \beta_1^{\,x}$	$\bar{x} \cdot \ln \beta_1$
$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln x + \varepsilon$	$\dfrac{\beta_1}{x}$	$\dfrac{\beta_1}{\beta_0 + \beta_1 \ln \bar{x}}$
$y = \dfrac{\beta_0}{1 + \beta_1 \cdot e^{-\beta_2 x + \varepsilon}}$	$\dfrac{\beta_0 \cdot \beta_1 \cdot \beta_2 \cdot e^{-\beta_2 x}}{\left(1 + \beta_1 \cdot e^{-\beta_2 x}\right)^2}$	$\dfrac{\beta_1 \cdot \beta_2 \cdot \bar{x}}{\beta_1 + e^{\beta_2 \bar{x}}}$
$y = \dfrac{1}{\beta_0 + \beta_1 \cdot x + \varepsilon}$	$-\dfrac{\beta_0}{(\beta_0 + \beta_1 \cdot x)^2}$	$-\dfrac{\beta_1 \cdot \bar{x}}{\beta_0 + \beta_1 \bar{x}}$

Замечание. Возможны случаи, когда расчет коэффициента эластичности не имеет смысла. Это происходит тогда, когда для рассматриваемых признаков бессмысленно определение изменения в процентах.

Проверка адекватности нелинейной модели

Уравнение нелинейной регрессии дополняется показателем тесноты связи. В данном случае ***это индекс корреляции***:

$$\rho = \sqrt{1 - \frac{Q^2_{ост}}{Q^2_{общ}}} = \sqrt{1 - \frac{\sum (y - \hat{y}_x)^2}{\sum (y - \bar{y})^2}}, \quad 0 \le \rho \le 1.$$

Чем ближе значение индекса корреляции к единице, тем теснее связь рассматриваемых признаков, тем более надежно уравнение регрессии.

Квадрат индекса корреляции называется ***индексом детерминации*** и характеризует долю дисперсии результативного признака y, объясняемую регрессией, в общей дисперсии результативного признака:

$$\rho^2 = 1 - \frac{Q^2_{ост}}{Q^2_{общ}} = \frac{Q^2_{факт}}{Q^2_{общ}}$$

Индекс детерминации ρ^2 сравнивают с коэффициентом детерминации R^2 <u>для обоснования возможности применения линейной функции.</u>

Чем больше кривизна линии регрессии, тем величина R^2 меньше ρ^2.

Близость этих показателей указывает на то, что нет необходимости усложнять форму уравнения регрессии и можно использовать линейную функцию.

Для проверки значимости уравнения регрессии в целом строят статистику F:

$$F = \frac{\rho^2}{1-\rho^2} \cdot \frac{n-k-1}{k} \sim F(\alpha; \nu_1 = k; \nu_2 = n-k-1),$$ где

n– число наблюдений, k – число параметров при переменной x.

Пример. По данным проведенного опроса восьми групп семей известны данные связи расходов населения на продукты питания с уровнем доходов семьи.

Расходы на продукты питания, y, тыс. руб.	0,9	1,2	1,8	2,2	2,6	2,9	3,3	3,8
Доходы семьи, x, тыс. руб.	1,2	3,1	5,3	7,4	9,6	11,8	14,5	18,7

Предположим, что связь между признаками носит нелинейный характер, и найдем параметры следующих нелинейных уравнений:

$$y = b_0 + b_1 \ln x + \varepsilon,$$

$$y = b_0 + b_1 \sqrt{x} + \varepsilon \text{ и}$$

$$y = b_0 \cdot x^{b_1} \cdot \varepsilon.$$

1. Для нахождения параметров регрессии $\hat{y}_x = b_0 + b_1 \ln x$ делаем замену $z = \ln x$. Получаем линейное уравнение регрессии:

$$\hat{y}_x = 0{,}305 + 1{,}063 \cdot \ln x.$$

2. Для нахождения параметров регрессии $\hat{y}_x = b_0 + b_1\sqrt{x}$ делаем замену $z = \sqrt{x}$. Получаем линейное уравнение регрессии:

$$\hat{y}_x = -0{,}286 + 0{,}931 \cdot \sqrt{x}.$$

3. Для нахождения параметров регрессии $\hat{y}_x = b_0 \cdot x^{b_1}$ линеаризацию проводят с помощью логарифмирования: $\hat{Y} = B_0 + b_1 X$, где $Y = \ln y$, $X = \ln x$, $B_0 = \ln b_0$.

Получаем уравнение регрессии: $\hat{Y} = -0{,}305 + 0{,}551X$. После потенцирования находим искомое уравнение регрессии:

$$\hat{y}_x = 0{,}737 \cdot x^{0{,}551}.$$

Сравним построенные модели:

Модель	Индекс детерминации, R^2 $(r^2_{xy},\ \rho^2_{xy})$	Средняя ошибка аппроксимации, $\bar{A}$, %
Линейная модель, $\hat{y}_x = b_0 + b_1 x$	0,987	6,52
Полулогарифмическая модель, $\hat{y}_x = b_0 + b_1 \ln x$	0,918	14,51
Модель с квадратным корнем, $\hat{y}_x = b_0 + b_1 \sqrt{x}$	0,991	4,98
Степенная модель, $\hat{y}_x = b_0 \cdot x^{b_1}$	0,967	4,39

Модель с квадратным корнем лучше аппроксимирует исходные данные. Но так как индексы детерминации линейной модели и модели с квадратным корнем отличаются всего на 0,004, то можно обойтись более простой линейной функцией.