

Эконометрика

ПМ-1701

Преподаватель:

КУРЫШЕВА СВЕТЛАНА ВЛАДИМИРОВНА

Санкт-Петербург
2020 г., 6 семестр

Список литературы

- [1] Эконометрика: Учебник/И.И.Елисеева и др.-М.:Проспект, 2009
- [2] Практикум по эконометрике: Учебное пособие/И.И.Елисеева и др.,М.:Финансы и статистика,2006
- [3] Эконометрика: Учебник/В. С.Мхитарян и др.-М.:2008
- [4] Доугерти К. Введение в эконометрику: Учебник. 2-е изд. / Пер. с англ. – М.: ИНФРА – М, 2007
- [5] Берндт Э. Практика эконометрики: классика и современность. М.,2005

Содержание

1	Парная регрессия 07.02.2020	3
1.1	Общие понятия об эконометрике	3
1.2	Парная регрессия и корреляция в эконометрических исследованиях	3
1.3	Предпосылки регрессионной модели	4
1.4	Оценка параметров модели	4
1.4.1	Метод наименьших квадратов	5
1.4.2	Качество модели: коэффициент детерминации	7
1.4.3	Статистическая оценка достоверности регрессионной модели	8
1.4.4	Оценка значимости коэффициентов регрессии	12
1.4.5	Связь F и t-критериев	13
1.4.6	Гипотеза о коэффициенте корреляции	13
1.4.7	Доверительные интервалы для коэффициентов регрессии	15
1.4.8	Использование модели парной регрессии для прогнозирования	15
1.4.9	Пример использования полученных знаний	16
1.5	Нелинейная регрессия	21
1.5.1	Сведение нелинейной регрессии по независимым параметрам	21
1.5.2	Сведение нелинейной регрессии по оцениваемым параметрам	22
1.5.3	Показатели силы связи в моделях парной регрессии	24
1.5.4	Показатели тесноты связи в моделях нелинейной регрессии	24
1.5.5	Средняя ошибка аппроксимации	24

2	14.02.2020 Множественная регрессия и корреляция	25
2.1	Спецификация модели	25
2.2	Отбор факторов	26
2.2.1	Оценка параметров множественной линейной регрессии	27
2.2.2	Показатели силы зависимости множественной регрессии	29
2.2.3	Частная корреляция для нелинейной регрессии	30
2.2.4	Оценка значимости модели множественной регрессии	32
2.2.5	Использование множественной регрессии для прогноза	33
2.2.6	Анализ остатков регрессии	33
2.3	Модели с фиктивными переменными 27.03.2020	35
3	Системы эконометрических уравнений	36
3.1	Общее понятие о системах уравнений	36
3.2	Структурная и приведенная форма модели	37
3.3	Проблема идентификации	39
3.4	Оценивание параметров структурной модели	41

1 Парная регрессия 07.02.2020

1.1 Общие понятия об эконометрике

Эконометрика - это наука, которая дает конкретное количественное выражение закономерностям и взаимосвязям экономических явлений и процессов с помощью статистико-математических методов и моделей.

Связь эконометрики с другими науками:

- Экономическая теория (сущность связи явлений)
- Статистика (информационная база)
- Математические и статистические методы:
 - $C = k \cdot Y + L$, $0 < |k| < 1$ - регрессия
 - $r = sC + Dx + T$, где t - сбережения, а x - инвестиции
 - Если $s=D$, то $t = s(C + x) + T$ - уравнение двухфакторной регрессии
 - $Y + r = C + x$ - балансовое тождество

Этапы построения эконометрической модели:

1. Теоретическое описание рассматриваемого процесса
2. Сбор данных, анализ их качества
3. Спецификация модели
 - (а) Выявление объясняемых (Y) и объясняющих (X) переменных
 - (б) Выбор функций
4. Оценка параметров модели
5. Верификация модели (т.е проверка достоверности)
6. Интерпретация результатов

1.2 Парная регрессия и корреляция в эконометрических исследованиях

Последовательность анализа регрессии:

1. Выбор типа математической функции при построении уравнения регрессии
2. Оценка параметров уравнения

3. Показатели силы связи
4. Статистическая оценка достоверности (F -критерий Фишера)
5. Интервальная оценка параметров уравнений парной регрессии
6. Использование модели

Выбор функции для модели может проводиться 3-мя способами

1. Аналитический
2. Графический
3. Экспериментальный

Основные виды функций в модели парной регрессии:

$$y = ax + b, y = a + \frac{b}{x}, y = a + bx + cx^2, y = ax^b, a = b^x, y = ae^{bx}$$

1.3 Предпосылки регрессионной модели

1. Модель линейна по параметрам
2. $\mathbb{E}\xi_i = 0 \forall i$, т.е. ожидание значения случайного члена должно быть равно нулю в каждом наблюдении из-за того, что каждое наблюдение не должно включать в себя смещения ни в каком из направлений.
3. $\mathbb{D}\xi_i = Const$, т.е. его значение в каждом наблюдении получено из распределения с постоянной теоретической дисперсией. Также не должно быть причин, делающих его больше подверженным ошибке в одних наблюдениях по сравнению с другим. Заметим, что

$$\mathbb{E}\xi_i^2 = \mathbb{D}\xi_i = \mathbb{D}\sigma_{\xi_i}^2 \forall i$$

4. Значения случайного члена имеют взаимно независимые распределения. Случайный член не подвержен автокорреляции, т.е. отсутствует систематическая связь между его значениями в любых двух наблюдениях. Ковариация равна нулю:

$$\sigma_{\xi_i \xi_j} = \mathbb{E}(\xi_i \xi_j) = \mathbb{E}\xi_i \cdot \mathbb{E}\xi_j = 0 \forall i \neq j$$

5. $\xi_i \sim N(0, \sigma^2)$: если случайный член нормально распределен, то распределены нормально и коэффициенты регрессии.

1.4 Оценка параметров модели

Рассмотрим случаи, для которых мы хотим предположить, что одна *зависимая* переменная Y определяется другими переменными, называемые *объясняющими* переменными (регрессорами). Математическая

зависимость, связывающая эти переменные, называется *моделью регрессии*. Мы допускаем, что модель регрессии имеет факт неточности - *случайный* (остаточный) член.

Начнем с рассмотрения простейшей модели:

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \xi_i \quad (1)$$

Y_i - значение зависимой переменной, α и β - постоянные величины - параметры уравнения, ξ_i - случайный член.

Задача регрессионного анализа состоит в получении оценок α и β и, следовательно, в определении положения прямой по точкам \Leftrightarrow нужно построить прямую, в наибольшей степени соответствующую этим точкам.

a - отсечение Y - оценка α

b - угловой коэффициент - оценка β

Пусть

$$\hat{Y} = a + bX_i \quad (2)$$

оцениваемая модель, а Y_i - оцененное значение Y . Наша задача заключается в том, чтобы выяснить, существуют ли способы оценки коэффициентов a, b алгебраическим путем.

Обозначим за

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - a - bX_i \quad (3)$$

Остаток наблюдений зависит от выбора коэффициентов a и $b \Rightarrow$ задача заключается в том, чтобы выбрать такие a и b , предсказанное значение функции от искомой в каждой точке было минимальным. Глупо минимизировать сумму остатков, потому что при выборе выборочного среднего модели:

$$\sum e_i = 0 \quad (4)$$

Поэтому будем минимизировать сумму квадратов остатков. Данный метод называется *Методом Наименьших Квадратов* или сокращенно МНК.

1.4.1 Метод наименьших квадратов

Пусть у нас имеются n наблюдений (X_i, Y_i) , Y зависит от X и мы хотим подобрать уравнение:

$$\hat{Y} = a + bX_i$$

Запишем формально нашу задачу в обозначениях метода наименьших квадратов (МНК):

$$S = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum (Y_i - a - bX_i)^2 \rightarrow \min \quad (5)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial S}{\partial a} = -2 \sum Y + 2na + 2b \sum X = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial b} = -2 \sum YX + 2a \sum X + 2b \sum X^2 = 0 \end{cases} \quad (6)$$

Применение метода наименьших квадратов приводит к системе уравнений, которая для линейных уравнений имеет вид:

$$\begin{cases} \sum Y = na + b \sum X \\ \sum YX = a \sum X + b \sum X^2 \end{cases} \quad (7)$$

Решим данную систему линейных уравнений методом Крамера:

$$\delta = \begin{vmatrix} n & \sum X \\ \sum X & \sum X^2 \end{vmatrix} = n \cdot \sum X^2 - (\sum X)^2$$

$$\delta_b = \begin{vmatrix} n & \sum Y \\ \sum X & \sum XY \end{vmatrix} = n \cdot \sum XY - \sum X \sum Y$$

$$b = \frac{\delta_b}{\delta} = \frac{n \cdot \sum XY - \sum X \sum Y}{n \cdot \sum X^2 - (\sum X)^2} = \frac{\frac{\sum XY}{n} - \frac{\sum X \sum Y}{n}}{\frac{\sum X^2}{n} - \frac{(\sum X)^2}{n^2}} = \frac{\overline{XY} - \bar{X} \cdot \bar{Y}}{\overline{X^2} - (\bar{X})^2} = \frac{cov(x, y)}{\sigma_x^2}$$

Итого получаем коэффициенты предполагаемой модели:

$$b = \frac{cov(x, y)}{\sigma_x^2} = \frac{\sum (X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{\overline{XY} - \bar{X} \cdot \bar{Y}}{\overline{X^2} - (\bar{X})^2} \quad (8)$$

$$a = \bar{Y} - b\bar{X} \quad (9)$$

b - наклон линии регрессии (коэффициент регрессии) - абсолютный показатель силы связи.

Свойства метода МНК (результаты относительно регрессий, оцениваемых по обычному МНК):

1. $\sum e_i = 0$
2. $\bar{e} = 0$
3. $\widehat{\bar{Y}} = \bar{Y}$
4. $\sum X_i \cdot e_i = 0$
5. $\sum \hat{Y}_i \cdot e_i = 0$

Уравнение регрессии всегда дополняется обязательным показателем тесноты связи. При использовании линейной регрессии в качестве такого показателя выступает *линейный коэффициент корреляции* r_{xy} . Существует разные модификации формулы линейного коэффициента корреляции:

$$r = b \frac{\sigma_x}{\sigma_y} = \frac{cov(x, y)}{\sigma_x^2} \cdot \frac{\sigma_x}{\sigma_y} = \frac{\overline{YX} - \bar{Y} \cdot \bar{X}}{\sigma_x \sigma_y}, -1 \leq r \leq 1 \quad (10)$$

Шкала значений коэффициента корреляции (все значения берутся по модулю):

- $r \leq 0.3$ - связь слабая
- $0.3 < r \leq 0.5$ - связь умеренная
- $0.5 < r \leq 0.7$ - связь заметная
- $0.7 < r \leq 0.9$ - связь высокая
- $0.9 < r \leq 1$ - связь весьма высокая, близкая к функциональной

Следует иметь ввиду, что величина линейного коэффициента корреляции оценивает тесноту связи рассматриваемых признаков в её линейной форме. Поэтому близость абсолютной величины линейного коэффициента корреляции к нулю *еще не означает отсутствие связи* между признаками.

Для оценки качества подбора линейной функции рассчитывается квадрат линейного коэффициента корреляции r_{yx}^2 , называемый **коэффициентом детерминации**. Коэффициент детерминации характеризует долю дисперсии результативного признака y , объясняемую регрессией, в общей дисперсии результативного признака.

$$r_{yx}^2 = \frac{\sigma_{y,obysn}^2}{\sigma_{y,obch}^2} \quad (11)$$

1.4.2 Качество модели: коэффициент детерминации

Цель регрессии - объяснение поведения Y . В любой выборке Y оказывается низким, а в других - высоким. Разброс значений Y можно описать с помощью суммы квадратов отклонений от выборочного среднего.

$$\sum (Y - \bar{Y})^2$$

Все показатели корреляции основаны на правиле сложения дисперсий \Rightarrow можно разложить **общую сумму квадратов отклонений** переменной Y от среднего значения \bar{Y} на две части - "объясненную" сумму квадратов и "необъясненную".

$$\sum (Y - \bar{Y})^2 = \sum (\hat{Y} - \bar{Y})^2 + \sum (Y - \hat{Y})^2 \quad (12)$$

Данное равенство можно переписать как:

$$SS_T = SS_R + SS_E \quad (13)$$

где:

$SS_T = \sum(Y - \bar{Y})^2$ - общая сумма квадратов отклонений (*total sum of squares*)

$SS_R = \sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2$ - **сумма квадратов отклонений, объясненная** регрессией, **факторная сумма** (*sum of square due to regression*)

$SS_E = \sum(Y - \hat{Y})^2 = \sum e_i^2$ - **остаточная сумма** квадратов отклонений, (*sum of square due to error*).

Введем **коэффициент детерминации**:

$$R^2 = r^2 = \frac{\sigma_{y,obysn}^2}{\sigma_{y,obch}^2} = \frac{SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} = 1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2}$$

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2} = 1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2} \quad (14)$$

Коэффициент детерминации- обобщающий показатель оценки качества построенного уравнения регрессии.

1.4.3 Статистическая оценка достоверности регрессионной модели

После того как найдено уравнение линейной регрессии, проводится оценка значимости как уравнения в целом, так и отдельных его параметров. Оценка значимости уравнения регрессии в целом дается с помощью F -критерия Фишера. При этом выдвигается нулевая гипотеза, что коэффициент регрессии равен нулю, т.е. $b = 0$ и, следовательно, фактор x не оказывает влияния на результат Y .

Выберем нулевую гипотезу, по которой мы будем оценивать качество модели (в генеральной совокупности):

$$H_0: r^2 = 0$$

$$H_1: r^2 \neq 0$$

Если же прочие факторы не влияют на результат, то Y связан с X функционально и остаточная сумма квадратов $SS_E = \sum e_i^2 = 0$. В этом случае сумма квадратов отклонений равна объясненной сумме квадратов:

$$SS_T = SS_R$$

Поскольку не все точки поля корреляции лежат на линии регрессии, то всегда имеет место их разброс как обусловленный влиянием фактора X , т.е. регрессией Y по X , так и вызванный действием прочих причин (необъясненная вариация).

Так как

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T},$$

то если SS_T будет больше остаточной суммы квадратов SS_E , то уравнение регрессии статистически значимо и фактор X оказывает существенное воздействие на результат Y . Это равносильно тому, что коэффициент детерминации R^2 будет приближаться к единице.

Любая сумма квадратов отклонений связана с числом степени свободы (*df - degrees of freedom*), т.е. числом свободы независимого варьирования признака. Число степеней свободы связано с числом единиц совокупности n и с числом определяемых по ней констант.

При расчете объясненной или факторной суммы квадратов $\sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2$ используются теоретические (расчетные) значения результативного признака \hat{Y} , найденные по линии регрессии:

$$\hat{Y} = a + bX_i$$

Сумма квадратов отклонений, обусловленных линейной регрессией (следует из формулы линейного коэффициента корреляции):

$$SS_R = \sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = b^2 \cdot \sum(X - \bar{X})^2 \quad (15)$$

так как по формулам (11) и (14):

$$r_{yx}^2 = \frac{\sigma_{y,obyasn}^2}{\sigma_{y,obch}^2} = \frac{SS_R}{SS_T} = \frac{\sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2} = b^2 \cdot \frac{\sigma_x^2}{\sigma_y^2}$$

$$\sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2 = b^2 \cdot \frac{\sigma_x^2}{\sigma_y^2} \cdot \sum(Y - \bar{Y})^2 = b^2 \cdot \frac{\sum(X - \bar{X})^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2} \cdot \sum(Y - \bar{Y})^2 = b^2 \cdot \sum(X - \bar{X})^2$$

Данная сумма квадратов отклонений имеет 1 степень свободы, так как зависит только от одной константы коэффициента регрессии b , следовательно:

$$df_{SS_R} = 1$$

Число степеней свободы остаточной суммы квадратов при линейной регрессии:

$$df_{SS_E} = n - 2$$

Число степеней свободы для общей суммы квадратов определяется числом единиц, и поскольку мы используем среднюю вычисленную по данным выборки, то теряем одну степень свободы, следовательно:

$$df_{SS_T} = n - 1$$

В случае линейной регрессии получаем следующее равенство:

$$n - 1 = 1 + (n - 2)$$

В общем случае:

$$df_{SS_T} = df_{SS_R} + df_{SS_E}$$

$$n - 1 = m + (n - 1 - m)$$

$$df_{SS_T} = n - 1, df_{SS_R} = m, df_{SS_E} = n - 1 - m \quad (16)$$

где m - число параметров переменных.

Разделив каждую сумму квадратов на соответствующее ей число степеней свободы, получим средний квадрат отклонений или **дисперсию на одну степень свободы**:

$$MS_R = \frac{SS_R}{df_R} = \frac{\sum(\hat{Y} - \bar{Y})^2}{m} \quad (17)$$

$$MS_E = \frac{SS_E}{df_E} = \frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{n - 1 - m} \quad (18)$$

$$MS_T = \frac{SS_T}{df_T} = \frac{\sum(Y - \bar{Y})^2}{n - 1} \quad (19)$$

где MS_T - общая дисперсия, MS_E - остаточная, MS_R - факторная (объясненная).

Определение дисперсии на одну степень свободы приводит дисперсии к *сравнимому виду*. Сопоставляя факторную (объясненную) и остаточную дисперсию в расчете на одну степень свободы, получим величину **F-критерия**:

$$F = \frac{MS_R}{MS_E} = \frac{\text{Factor Variance with 1 df}}{\text{Remainder variance with 1 df}} \quad (20)$$

Значение F_{table} означает максимальную величину отношения дисперсия при случайном их расхождении для данного уровня вероятности и наличия нулевой гипотезы.

В математической статистике данное распределение называется распределение *Снедекора* для (n, m) степеней свободы.

Для проверки гипотезы о значимости уравнения регрессии воспользуемся следующим алгоритмом:

1. Выберем в достоверной области критический уровень значимости α . Обычно выбирают маленький уровень значимости, так как вероятность попадания в критическую область при справедливости нулевой гипотезы H_0 должна быть маленькой ($\alpha \approx 0.05$).
2. Определяется табличное критическое значение критерия Фишера $F_{table}(m, n - 1 - m)$
3. Если $F > F_{table}$, то H_0 отвергается \Rightarrow гипотеза о случайности природы отвергается и делается вывод о существенности связи и значимости R^2

Если нулевая гипотеза справедлива, то факторная (объясненная) и остаточная дисперсия не отличаются друг от друга. Величина F -критерия связана с коэффициентом детерминации r^2 . Факторную сумму квадратов отклонений можно представить как:

$$SS_R = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = b^2 \cdot \sum (X - \bar{X})^2 = r_{yx}^2 \cdot \sigma_y^2 \cdot n \quad (21)$$

так как:

$$SS_R = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = r_{yx}^2 \cdot SS_T = r_{yx}^2 \sum (Y - \bar{Y})^2 = r_{yx}^2 \cdot \frac{1}{n} \sum (Y - \bar{Y})^2 \cdot n = r_{yx}^2 \cdot \sigma_y^2 \cdot n$$

А остаточную сумму квадратов как:

$$SS_E = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = (1 - r_{yx}^2) \cdot \sigma_y^2 \cdot n \quad (22)$$

так как:

$$r_{xy}^2 = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \Rightarrow SS_E = SS_T \cdot (1 - r_{xy}^2) = (1 - r_{yx}^2) \cdot \sigma_y^2 \cdot n$$

Тогда значение F -критерия равно:

$$F = \frac{MS_R}{MS_E} = \frac{\frac{SS_R}{df_R}}{\frac{SS_E}{df_E}} = \frac{r_{yx}^2}{(1 - r_{yx}^2)} \cdot \frac{n - 1 - m}{m} \quad (23)$$

где n - число единиц в совокупности, m - число параметров при переменных.

Результаты факторного анализа обычно представлены в таблице дисперсионного анализа

Источник вариации	df	SS	MS	F-критерий
Регрессия	1	14735	14735	278
Остаток	5	265	53	1
Итого	6	15000	x	x

Таблица 1: Таблица дисперсионного анализа для примера

$F_{table} = 6.61$, $278 > 6.61$ - регрессия статистически значима, $r^2 \neq 0$

1.4.4 Оценка значимости коэффициентов регрессии

В линейной регрессии обычно оценивается значимость не только уравнения в целом, но и отдельных его параметров. С этой целью по каждому из параметров строится его **стандартная ошибка** (случайная ошибка коэффициента регрессии).

Выдвигается нулевая гипотеза о равенстве коэффициентов регрессии в генеральной совокупности:

$$H_0 : b = 0$$

$$H_1 : b \neq 0$$

Стандартная ошибка коэффициента регрессии определяется по формуле:

$$m_b = \sqrt{\frac{MS_E}{\sum(X - \bar{X})^2}} = \sqrt{\frac{\frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{n-1-m}}{\sum(X - \bar{X})^2}} \quad (24)$$

Вводится t-статистика:

$$t_b = \frac{b - 0}{m_b} = \frac{b}{m_b} \sim t(n - 2) \quad (25)$$

так как два параметра, то число степеней свободы равно двум и данная статистика имеет распределение Стьюдента с $n - 2$ степенями свободы.

Для проверки гипотезы о значимости коэффициента регрессии воспользуемся следующим алгоритмом:

1. Выберем в достоверной области критический уровень значимости α . Обычно выбирают маленький уровень значимости, так как вероятность попадания в критическую область при справедливости нулевой гипотезы H_0 должна быть маленькой.
2. Определяется табличное критическое значение критерия Стьюдента $t_{table}(n - 2)$
3. Если $|t_b| > t_{table}$, то H_0 отвергается \rightarrow гипотеза о незначимости коэффициента регрессии отвергается (параметр b не случайно отличается от нуля, и сформировался под влиянием систематически действующего фактора)

Критерий опровержения гипотезы:

$$|t_b| = \frac{b}{m_b} = \frac{b}{\sqrt{\frac{MS_E}{\sum(X - \bar{X})^2}}} > t_{table} \Leftrightarrow H_0 \text{ discards} \quad (26)$$

Величина m_b называется случайной ошибкой коэффициентов регрессии. Если $t_b > 3$, то параметры всегда значимы.

1.4.5 Связь F и t-критериев

F -критерий Снедекора и t -критерия Стюдента для коэффициентов регрессии взаимосвязаны. Покажем эту связь:

$$t_b^2 = \frac{b^2}{m_b^2} = \frac{b^2}{\frac{\sum(Y-\hat{Y})^2}{n-1-m}} = \frac{b^2 \cdot \sum(X-\bar{X})^2}{\sum(Y-\hat{Y})^2} \stackrel{1.4.3}{=} \frac{SS_R}{\sum(Y-\hat{Y})^2} = \frac{MS_R}{MS_E} = F$$

Следовательно:

$$t_b = \sqrt{F} \quad (27)$$

1.4.6 Гипотеза о коэффициенте корреляции

Значимость линейного коэффициента корреляции проверяется на основе величины **ошибки коэффициента корреляции** m_r :

$$m_r = \sqrt{\frac{1 - r_{yx}^2}{n - 1 - m}} \quad (28)$$

Фактическое значение t -критерия Стьюдента определяется как:

$$t_r = \frac{r}{\sqrt{1 - r_{yx}^2}} \cdot \sqrt{n - 1 - m} \quad (29)$$

$$F = \frac{r_{yx}^2}{(1 - r_{yx}^2)} \cdot (n - 1 - m)$$

Для парной регрессии:

$$t_r = \frac{r}{\sqrt{1 - r_{yx}^2}} \cdot \sqrt{n - 2} \quad (30)$$

$$F = \frac{r_{yx}^2}{(1 - r_{yx}^2)} \cdot (n - 2)$$

Следовательно F и t связаны для коэффициентов корреляции:

$$t_r = \frac{r_{xy}}{m_r}$$

$$t_r^2 = F, t_b^2 = F \Rightarrow t_r^2 = t_b^2$$

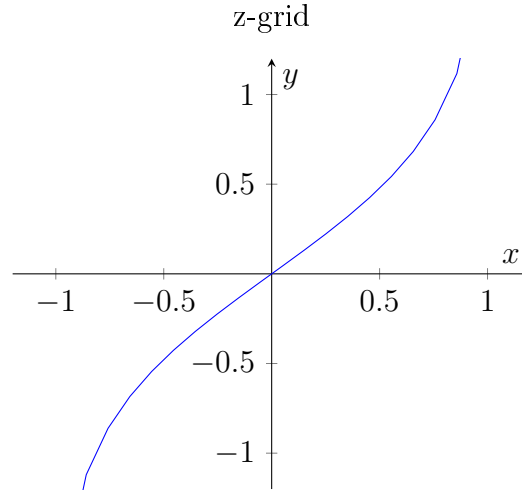
$$t_r = t_b \quad (31)$$

Таким образом, проверка гипотез о значимости коэффициентов регрессии и корреляции равносильна проверке гипотезы о существенности линейного уравнения регрессии. В гипотезе о корреляции: если гипотеза неверна, то зависимость является достоверной и коэффициент корреляции существенно отличен от нуля.

Рассмотренная формула оценки коэффициента корреляции работает при большом числе наблюдений и если r не близко к ± 1 . Если же величина коэффициента корреляции близка к 1, то распределение его оценок отличается от нормального или распределения Стьюдента, так как величина коэффициента корреляции ограничена $[-1, 1]$.

Чтобы обойти это затруднение было предложено для оценки существенности r ввести вспомогательную величину z , связанную с коэффициентом корреляции следующим отношением:

$$z = \frac{1}{2} \cdot \ln \frac{1+r}{1-r} \quad (32)$$



Величина z изменяется от $-\infty$ до $+\infty$, что соответствует пределам нормального распределения.

Стандартная ошибка величины z вычисляется по формуле:

$$m_z = \frac{1}{\sqrt{n-3}} \quad (33)$$

Далее выдвигается нулевая гипотеза H_0 , которая состоит в том, что корреляция отсутствует, т.е. теоретическое значение коэффициента корреляции равно 0:

$$H_0 : r_{xy} = 0, H_1 : r_{xy} \neq 0$$

Критерий опровержения гипотезы:

$$t_z = \frac{z}{m_z} = z \cdot \sqrt{n-3} \sim t(n-2) \quad (34)$$

$$t_z > t_\alpha \Leftrightarrow H_0 \text{ discards}$$

Вывод: таким образом, если H_0 отвергается, то коэффициент корреляции значимо отличен от нуля.

1.4.7 Доверительные интервалы для коэффициентов регрессии

Если коэффициенты регрессии оказываются статистически значимыми, то можно построить **доверительный интервал** для коэффициентов регрессии:

$$\delta_b = \pm t_{table} \cdot m_b$$

$$b - t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2) \cdot m_b \leq b \leq b + t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2) \cdot m_b \quad (35)$$

Также стандартную среднюю ошибку для коэффициента a можно выразить через m_b :

$$m_a = \sqrt{\frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{n-1-m} \cdot \frac{\sum X^2}{n \cdot (X - \bar{X})}} = m_b \cdot \sqrt{\frac{\sum X^2}{n}} \quad (36)$$

1.4.8 Использование модели парной регрессии для прогнозирования

В прогнозных расчетах по уравнению регрессии определяется предсказываемое (y_p) значение как точечный прогноз \hat{y}_x при $x_p = x_k$, т.е. путем подстановки в уравнение регрессии $\hat{y}_x = a + b \cdot x$ соответствующего значения x . Однако точечный прогноз явно нереален, поэтому он дополняется расчетом стандартной ошибки \hat{y}_i , т.е. $m_{\hat{y}}$ и соответственно интервальной оценкой прогнозируемого значения y^* .

Выражение для **стандартной ошибки предсказываемого по линии регрессии значения \hat{y}** :

$$m_{\hat{y}_x} = \sqrt{MS_E} \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x_k - \bar{X})^2}{\sum(X - \bar{X})^2}} \quad (37)$$

где $\sqrt{MS_E}$ - стандартная ошибка линейной регрессии. Данная формула стандартной ошибки предсказываемого значения y при заданном значении x_k и характеризует ошибку положения линии регрессии.

Величина стандартной ошибки достигает минимума при $x_k = \bar{X}$.

Для прогнозируемого значения \hat{y} доверительный интервал выглядит следующим бразом:

$$\hat{y}_{x_k} \pm t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2) \cdot m_{\hat{y}_x}$$

$$\hat{y}_{x_k} - t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2) \cdot m_{\hat{y}_x} \leq \hat{y}_{x_k} \leq \hat{y}_p + t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2) \cdot m_{\hat{y}_x} \quad (38)$$

где:

$$\hat{y}_{x_k} = a + b \cdot x_k$$

Средняя ошибка прогнозируемого индивидуального значения составит:

$$m_y = \sqrt{MS_E} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_k - \bar{X})^2}{\sum(X - \bar{X})^2}} \quad (39)$$

Доверительный интервал для y_p - предсказываемого значения регрессии:

$$\hat{y}_p - t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2)m_y \leq y_p \leq \hat{y}_p + t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2)m_y \quad (40)$$

1.4.9 Пример использования полученных знаний

Рассмотрим выборку $\{X, Y\}$, где:

$$X = \{1, 2, 4, 3, 5, 3, 4\}$$

$$Y = \{30, 70, 150, 100, 170, 100, 150\}$$

Последовательно проведем анализ согласно изучению материала:

1. Найдем оценку параметров модели методом МНК:

Согласно формуле (7) получаем следующую систему уравнений:

$$\begin{cases} 770 = 7a + 22b \\ 2820 = 22a + 80b \end{cases}$$

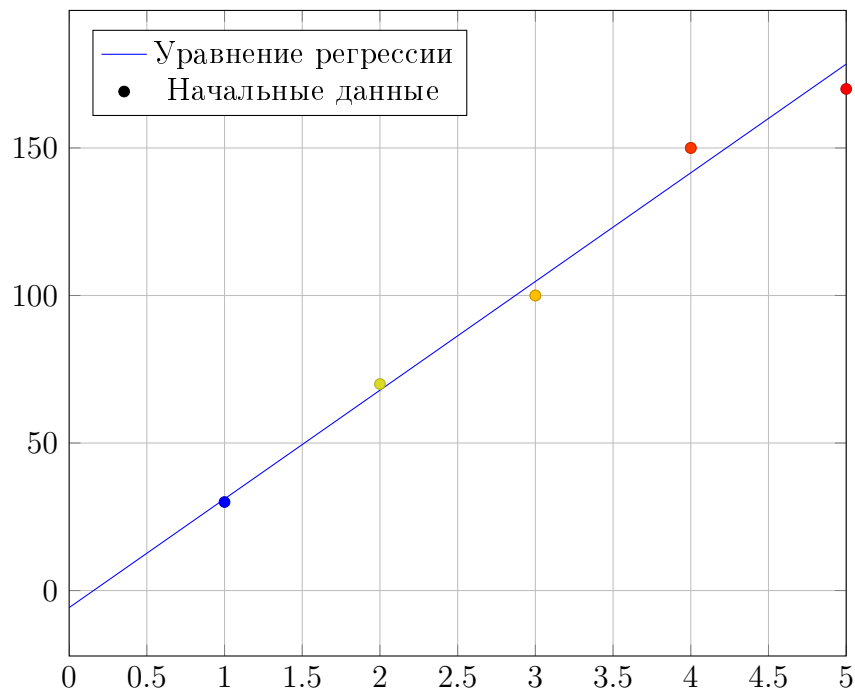
Из данной системы уравнений находим значения параметров регрессии a и b :

$$a = -5.78947; b = 36.8421$$

Можно убедиться, что все альтернативные формулы (8) дают те же значения коэффициентов линейной регрессии.

Построим график прямой

$$\hat{Y} = -5.78947 + 36.8421X$$



Линейный коэффициент корреляции по формуле (10):

$$r = 0.991189$$

Вывод: связь очень высокая и близкая к функциональной.

2. Качество модели

По формуле (13) найдем общую сумму квадратов отклонений и объясненную и необъясненную дисперсию:

$$SS_T = 15000, SS_R = 14736.8, SS_E = 263.158$$

$$SS_T = SS_R + SS_E : \text{ True}$$

По формуле (11) и (14) найдем *коэффициент детерминации*:

$$R^2 = \frac{SS_R}{SS_T} = 0.982456$$

Вывод: уравнением регрессии объясняется около 98% дисперсии результативного признака, а на долю других факторов уходит лишь 2% ее дисперсии. Чем больше коэффициент детерминации, тем меньше роль прочих факторов и, следовательно, линейная модель хорошо аппроксимирует данные и ею можно пользоваться для прогноза значений Y .

3. Проверка гипотезы о достоверности регрессионной модели

Допустим, что $H_0 : r^2 = 0$ (как следствие, коэффициент $b = 0$).

Выберем уровень значимости: $\alpha = 0.05$

Согласно формулам (17-19), высчитаем дисперсию на одну степень свободы :

$$MS_R = \frac{SS_R}{1} = 14736.8$$

$$MS_E = \frac{SS_E}{n - 1 - m} = \frac{263.158}{7 - 2} = 52.6316$$

Посчитаем статистику F -критерия:

$$F_{stat} = \frac{MS_R}{MS_E} = \frac{14736.8}{52.6316} = 280$$

Найдем табличное значение распределения Фишера-Снедекора при заданном уровне значимости:

$$F_{1-\alpha}(m, n - 1 - m) = F_{0.95}(1, 5) = 6.61$$

Вывод: так как $F_{stat} > F_{0.95}$, то нулевая гипотеза H_0 отвергается и делается вывод о том, что регрессия статистически значима и связь существенна.

Также можно проверить, что значение F -критерия одинаково и при других альтернативе формулы (23)(можно проверить). Дисперсионная таблица представлена на странице 11.

4. Проверка гипотезы о достоверности регрессионной модели

Проверим значимость отдельных параметров регрессии, в данном случае значимость параметра b .

Введем нулевую гипотезу о том, что параметр регрессии незначим:

$$H_0 : b = 0.$$

Выберем уровень значимости: $\alpha = 0.05$

Вычислим стандартную ошибку по формуле (24), чтобы построить t_{stat} :

$$m_b = \sqrt{\frac{52.6316}{10.8571}} = 2.20174$$

Вычислим t_{stat} по формуле (25) :

$$t_b = \frac{b}{m_b} = \frac{36.8421}{2.20174} = 16.7332$$

$$t_b = \sqrt{F} = \sqrt{280} = 16.7332$$

Вычислим табличное значение распределения Стьюдента с $(n - 2)$ степенями свободы:

$$t_{table} = t_{1-\frac{\alpha}{2}} = t_{0.975} = 2.57058$$

Вывод: так как $t_b > t_{table}$, то нулевая гипотеза H_0 отвергается и делается вывод, что коэффициент линейной регрессии b статистически значим

Доверительный интервал для коэффициента b выглядит следующим образом, согласно формуле (35):

$$36.8421 - 2.57058 \cdot 2.20174 \leq b \leq 36.8421 + 2.57058 \cdot 2.20174$$

$$31.1824 \leq b \leq 42.5019$$

5. Использование модели парной регрессии для прогнозирования

Вычислим стандартную ошибку предсказываемого по линии регрессии значения \hat{Y} по формуле (37):

$$m_{\hat{y}_x} = \sqrt{52.6316} \sqrt{\frac{1}{7} + \frac{(x_k - 3.14286)^2}{10.8571}}$$

Подставляя различные значения из выборки X мы можем узнать ошибку предсказываемого значения. Минимальная ошибка будет при подстановке $x_k = \bar{X} = 3.14286$:

$$m_{y_{\bar{X}}} = \sqrt{52.6316} \sqrt{\frac{1}{7}} = 2.74204$$

Построим доверительный интервал для \hat{Y} при каком-то произвольном значении x_k , например $x_k = 4$. Воспользуемся формулой (38).

Сначала вычислим значение линейной регрессии в точке $x_k = 4$:

$$\hat{y}_4 = -5.78947 + 36.8421 \cdot 4 = 141.579$$

Затем вычислим стандартную ошибку в точке $x_k = 4$:

$$m_{\hat{y}_4} = \sqrt{52.6316} \sqrt{\frac{1}{7} + \frac{(4 - 3.14286)^2}{10.8571}} = 3.32871$$

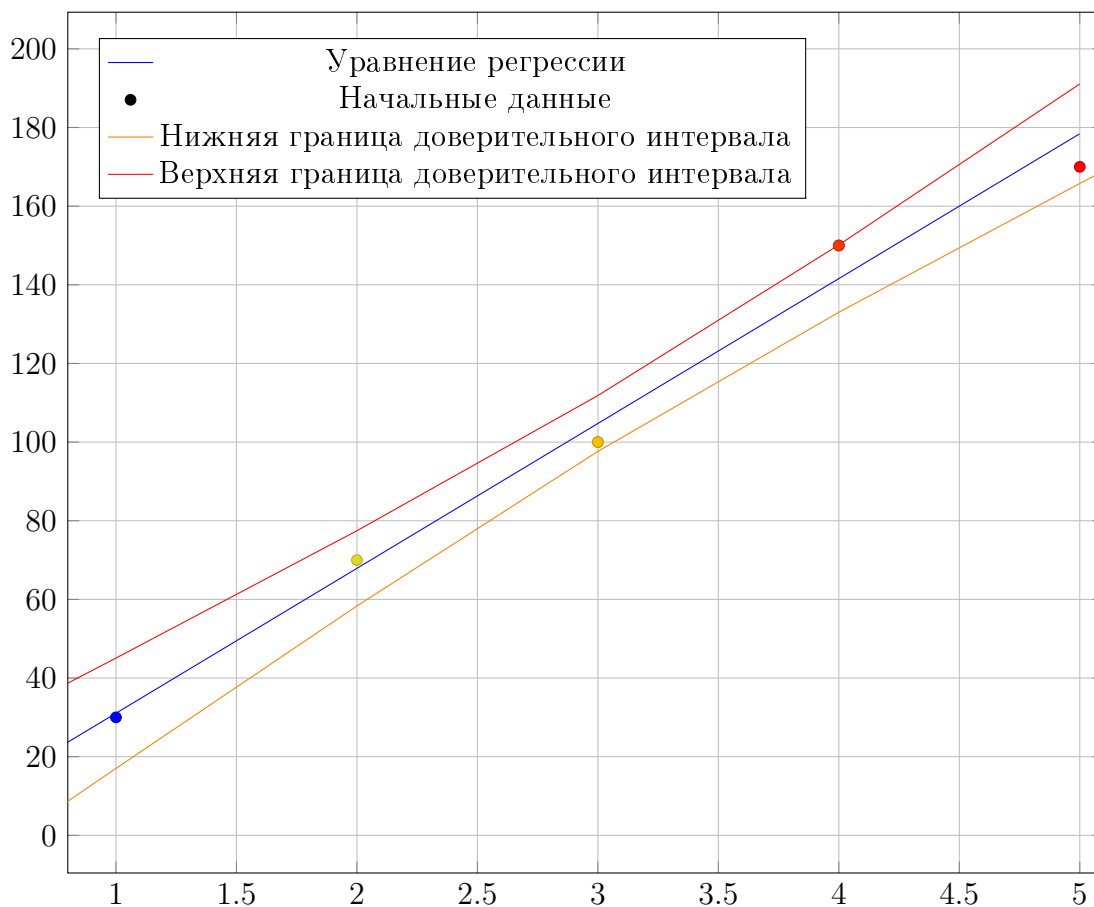
Теперь можно и построить доверительный интервал для уровня значимости $\alpha = 0.05$:

$$\hat{y}_4 - t_{0.975} \cdot m_{\hat{y}_4} \leq \hat{y}_4 \leq \hat{y}_4 + t_{0.975} \cdot m_{\hat{y}_4}$$

$$133.022 \leq \hat{y}_4 \leq 150.136$$

Значения будут удаляться от линии регрессии по гиперболе, с минимум ошибки в точке $x_k = \bar{X}$. Изобразим это на графике:

График стандартной ошибки и доверительные интервалы



Вычислим среднюю ошибку прогноза по формуле (39) и построим доверительный интервал. Все действия аналогичны разобранному пункту.

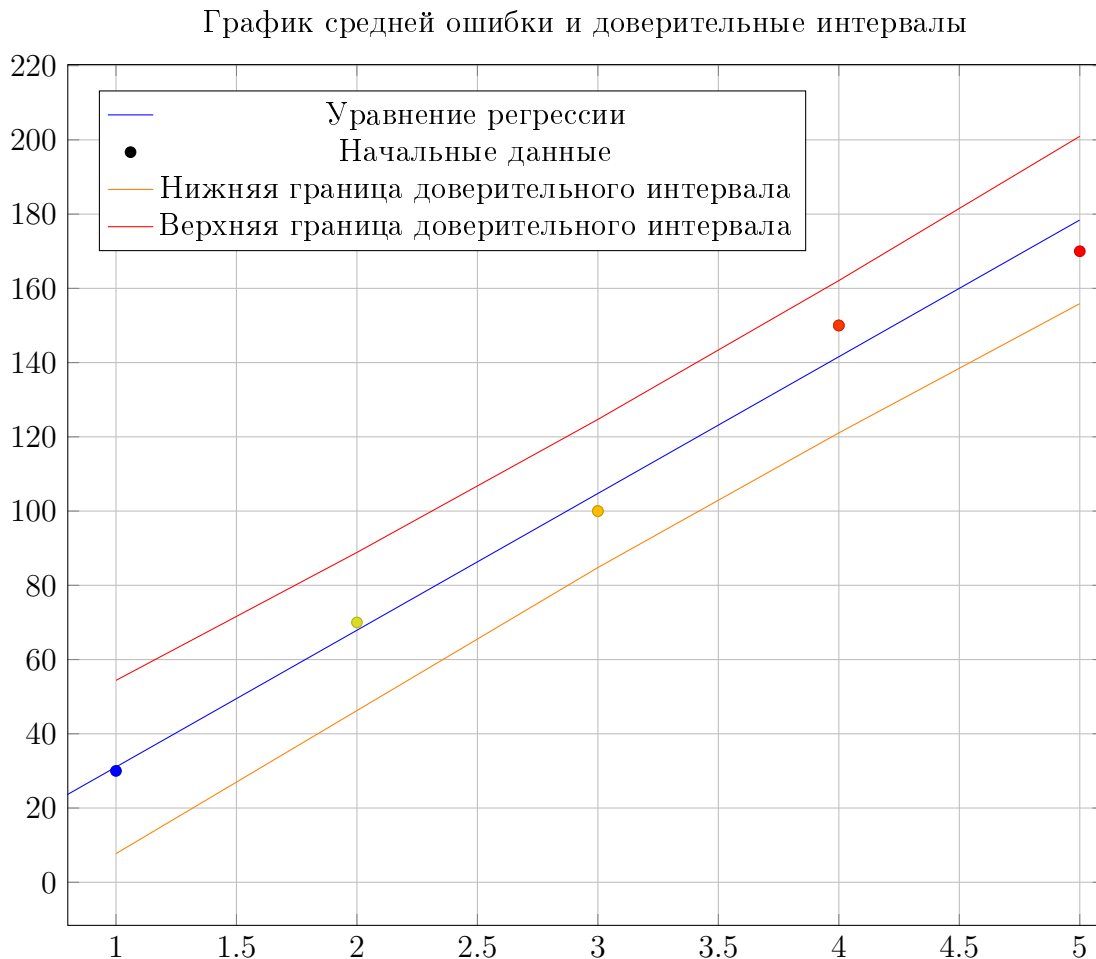
Средняя ошибка прогноза:

$$m_{\widehat{y}_x} = \sqrt{52.6316} \sqrt{1 + \frac{1}{7} + \frac{(x_k - 3.14286)^2}{10.8571}}$$

Доверительный интервал для $x_k = 4$ и уровня значимости $\alpha = 0.05$ по формуле (40):

$$121.061 \leq \widehat{y_{x_k=4}} \leq 162.097$$

Построим график средней ошибки в зависимости от наблюдений.



Вывод: таким образом, было разобрано, как делать доверительные интервалы для ошибки прогнозирования с помощью стандартной ошибки и средней ошибки прогнозирования.

1.5 Нелинейная регрессия

Если между явлениями существуют нелинейные соотношения, то они выражаются с помощью соответствующих нелинейных функций.

Различают два класса *нелинейной регрессии*:

1. Нелинейная по независимым переменным - регрессии, нелинейные относительно включенных в анализ объясняющих переменных, но линейные по оцениваемым параметрам.
2. Нелинейная по оцениваемым параметрам

Примеры нелинейной регрессии по независимым переменным:

1. полиномы разных степеней: $y = a + bx + cx^2 + \varepsilon$
2. равносторонняя гипербола: $y = a + \frac{b}{x} + \varepsilon$

Примеры нелинейных регрессий по оцениваемым параметрам:

1. степенная: $y = a \cdot x^b \cdot \varepsilon$
2. показательная: $y = a \cdot b^x \cdot \varepsilon$
3. экспоненциальная: $y = e^{a+bx} \cdot \varepsilon$

1.5.1 Сведение нелинейной регрессии по независимым параметрам

Данный класс нелинейной регрессии определяется, как и в линейной регрессии, МНК, ибо эти функции *линейны по параметрам*. Рассмотрим, каким образом возможно перевести каждый тип к виду линейной регрессии.

1. Полиномы разных степеней

Парабола:

$$y = \alpha + \beta x + \gamma x^2 + \varepsilon$$

Замена переменных:

$$x = x_1, x^2 = x_2$$

Линейный вид:

$$y = \alpha + \beta x_1 + \gamma x_2 + \varepsilon$$

2. Равносторонняя гипербола

Модель:

$$y = \alpha + \frac{\beta}{x} + \varepsilon$$

Замена переменных:

$$z = \frac{1}{x}$$

Линейный вид:

$$y = \alpha + \beta \cdot z + \varepsilon$$

Примерами нелинейных регрессий являются:

1. Кривая Филлипса - отображает зависимость между уровнем безработицы x и процентным изменением заработной платы y
2. Кривая Энгеля - отображает зависимость доли расходов на непродовольственные товары y и общих доходов x

1.5.2 Сведение нелинейной регрессии по оцениваемым параметрам

Если модель внутренне линейна, то она с помощью соответствующих преобразований может быть приведена к линейному виду.

1. Степенная функция

Модель:

$$y = a \cdot x^b \cdot \varepsilon$$

Логарифмируем обе части равенства (линеаризация):

$$\ln y = \ln a + b \ln x + \ln \varepsilon$$

Замена переменных:

$$\ln y = z, \alpha_1 = \ln a, t = \ln x, \varepsilon_1 = \ln \varepsilon$$

Линейный вид:

$$z = \alpha_1 + b \cdot t + \varepsilon_1$$

2. Экспоненциальная модель

Модель:

$$y = e^{a+bx} \cdot \varepsilon$$

Логарифмируем обе части равенства:

$$\ln y = a + bx + \ln \varepsilon$$

Замена переменных:

$$\ln y = z, \varepsilon_1 = \ln \varepsilon$$

Линейный вид:

$$z = a + bx + \varepsilon_1$$

3. Показательная модель

Модель:

$$y = a \cdot b^x \cdot \varepsilon$$

Логарифмируем обе части равенства:

$$\ln y = \ln a + x \ln b + \ln \varepsilon$$

Замена переменных:

$$\ln y = z, \alpha_1 = \ln a, \beta_1 = \ln b, \varepsilon_1 = \ln \varepsilon$$

Линейный вид:

$$z = \alpha_1 + x\beta_1 + \varepsilon_1$$

4. Обратная модель

Модель:

$$y = \frac{1}{a + bx + \varepsilon}$$

Обращение обе части неравенства:

$$\frac{1}{y} = a + bx + \varepsilon$$

Замена:

$$z = \frac{1}{y}$$

Линейный вид:

$$z = a + bx + \varepsilon$$

1.5.3 Показатели силы связи в моделях парной регрессии

Существует два вида показателей силы связи.

Абсолютная - показывает, на сколько единиц в среднем меняется результативный признак на одну единицу. В линейном уравнении параметр b - абсолютный показатель силы связи.

Но существует и другой показатель силы связи. Среди нелинейных функций очень широко используется степенная функция $y = a \cdot x^b \cdot \varepsilon$, так как параметр b является коэффициентом эластичности.

Относительные (коэффициенты эластичности) - показывают, на сколько процентов в среднем меняется результативный признак при изменении факторного признака на 1%:

$$\xi = \frac{\partial y}{\partial x} \cdot \frac{x}{y} \quad 41$$

Для степенной функции показатель эластичности равен константе, ведь:

$$\xi = \frac{\partial y}{\partial x} \cdot \frac{x}{y} = (a \cdot x^b \cdot \varepsilon)' \cdot \frac{x}{a \cdot x^b \cdot \varepsilon} = a \cdot b \cdot x^{b-1} \cdot \frac{x}{a \cdot x^b} = b \quad 42$$

1.5.4 Показатели тесноты связи в моделях нелинейной регрессии

Коэффициент детерминации - обобщающий показатель оценки качества построенного уравнения регрессии.

Индексом корреляции называется следующее отношение:

$$R = \sqrt{\frac{SS_R}{SS_T}} = \sqrt{1 - \frac{SS_E}{SS_T}} = \sqrt{1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y}_i)^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2}} \quad 43$$
$$0 \leq R \leq 1$$

Чем ближе индекс корреляции к 1, тем теснее связь рассматриваемых признаков.

Если нелинейное относительно объясняемой переменной уравнение регрессии при линеаризации принимает форму линейного уравнения парной регрессии, то для оценки тесноты связи может быть использован линейный коэффициент корреляции.

$$r_{xy} = R \quad 44$$

1.5.5 Средняя ошибка аппроксимации

Величина отклонения Y_i от \hat{Y}_i по каждому наблюдению представляет собой ошибку аппроксимации. Их число соответствует объему выборки. Для сравнения используются величины отклонений, выраженные в процентах к фактическим значениям.

Поскольку $Y_i - \hat{Y}_i$ может быть величиной как положительной, так и отрицательной, то ошибки аппроксимации для каждого наблюдения принято определять в процентах по моделию.

Отклонения $Y_i - \hat{Y}_i$ - *абсолютная ошибка* аппроксимации.

$\left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \cdot 100\%$ - *относительная ошибка* аппроксимации.

Средняя ошибка аппроксимации (mean absolute percentage error) определяется по формуле:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \cdot 100\%}{n} \quad 45$$

Средняя ошибка аппроксимации должно быть примерно в интервале от 7 до 11 процентов.

Среднее абсолютное отклонение (median absolute deviation) является еще одной оценкой качества уравнения регрессии и вычисляется по формуле:

$$\text{MAD} = \frac{\sum |Y_i - \hat{Y}_i|}{n} \quad 46$$

Интервалы прогноза по нелинейной регрессии строятся по формулам, что и в линейной регрессии, заменяя переменную на исходную и приводя интервал к новому виду. В равносторонней гиперболе в расчетах используется не x , а $\frac{1}{x}$. В степенной функции и экспоненте сначала определяются интервалы для $\log y$, а далее путем потенцирования находим интервалы для y .

Для нелинейной зависимости не выполняется равенство коэффициентов корреляции.

2 14.02.2020 Множественная регрессия и корреляция

2.1 Спецификация модели

Цель множественной регрессии состоит в том, чтобы построить модель с большим числом факторов и определить влияние каждого из них в отдельности, а также совокупное их воздействие на фактор.

Спецификация модели включает в себя два круга вопросов:

- Отбор факторов - задачей является выяснить, какой фактор влияет больше всего на целевую функцию
- Выбор вида уравнения регрессии

2.2 Отбор факторов

Требования к включаемым факторам

- Количественно измеримы
- Не должны находиться в точной функциональной связи или быть сильно коррелированы

Модель множественной регрессии в общем случае описывается данной функцией:

$$\hat{y} = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

причем включаемые факторы не должны быть коррелированы, запишем это в математической формуле:

$$r_{yx_j} > r_{x_i x_j}$$

Для отбора важных коэффициентов корреляции используется *матрица парных коэффициентов*. t_{stat} связано с *частной корреляцией*. При анализе важности факторов, нужно провести анализ значимости коэффициентов регрессии и, если параметр незначим, то необходимо отбросить параметр с наименьшей $t_{stat} < t_{table}$.

Возникает вопрос, как оценить мультиколлинеарность факторов. Составим таблицу парных коэффициентов:

	y	x_1	x_2	x_3
y	1			
x_1		1	0.95	0.96
x_2		0.95	1	0.8
x_3		0.96	0.8	1

Таблица 2: Таблица парных коэффициентов

Если все факторы тесно связаны, то в пределе все элементы матрицы равны единице и, как следствие, определитель данной матрицы будет равен нулю:

$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

Критерий мультиколлинеарности: если все элементы матрицы коллинеарности тесно связаны друг другом (факторы мультиколлинеарны), то определитель матрицы близок к нулю.

Другой подход к оценке коллинеарности факторов - коэффициент множественной детерминации между факторами.

Рассмотрим на примере: между возрастом и стажем функциональная связь \Rightarrow модель линейной регрессии нелогична.

- линейная $y = a + b_1x_1 + b_2x_2$
- степенная $y = ax^b$

В линейных функциях переменные при параметрах называются *коэффициентами регрессии*. В степенной зависимости параметры при x выступают коэффициентами эластичности.

Рассмотрим модель вида:

Для оценки параметров используется метод наименьших квадратов. Сумма остатков должна быть минимальной, система нормальных уравнений будет включать в себя n параметра.

Решаем данную систему методом определителей. Каждый параметр определяем как

где Δ - определитель системы, а $\Delta_i : i = 1, 2, \dots, p$ - частные определители.

При этом:

$$\Delta = \begin{vmatrix} n & \sum x_1 & \sum x_2 & \dots & \sum x_p \\ \sum x_1 & \sum x_1^2 & \sum x_2 x_1 & \dots & \sum x_p x_1 \\ \sum x_2 & \sum x_1 x_2 & \sum x_2^2 & \dots & \sum x_p x_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum x_p & \sum x_1 x_p & \sum x_2 x_p & \dots & \sum x_p^2 \end{vmatrix}$$

а $\Delta a, \Delta b_1, \dots, \Delta b_p$ получаются путем замены соответствующего столбца матрицы определителя системы данными левой части системы.

В частности для модели от двух переменных получаем следующую модель:

$$\hat{y} = a + b_1 x_1 + b_2 x_2$$

И систему линейных уравнений:

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

Коэффициенты регрессии b_1 и b_2 не сравнимы между собой, т.е, если, не умоляя общности, $b_1 > b_2$ это не означает, что x_1 воздействует на целевую переменную больше, чем x_2 .

Для оценки сравнительной силы факторов на результат строится регрессия в стандартизованном виде.

При двух факторах x_1, x_2 строится регрессия вида:

$$\hat{t}_Y = \beta_1 t_{x_1} + \beta_2 t_{x_2}$$

$$t_Y = \frac{y_i - \bar{y}}{\sigma_y}, t_{x_1} = \frac{x_{1i} - \bar{x}_1}{\sigma_{x_1}}, t_{x_2} = \frac{x_{2i} - \bar{x}_2}{\sigma_{x_2}}$$

строятся стандартизованные переменные.

Среднее значение стандартизированной переменной 0, а среднее квадратичное отклонение равно единице. Параметр $a = 0$, так как все средние равны нулю.

К данному уравнению применяется метод наименьших квадратов.

$$\sum_i (t_y - \bar{t}_y)^2 = \sum_i (t_y - \beta_1 t_{x_1} - \beta_2 t_{x_2})^2 \rightarrow \min$$

В данной системе:

$$\sum t_y t_{x_1} = n r_{y x_1}$$

$$\sum t_{x_1}^2 = \sum t_{x_2}^2$$

$$\begin{cases} r_{yx_1} = \beta_1 + \beta_2 r_{x_1 x_2} \\ r_{yx_2} = \beta_1 r_{x_1 x_2} + \beta_2 \end{cases}$$

С ростом фактора x_1 на одну σ результат y возрастает на свою сигму. Если $\beta_1 > \beta_2$, то коэффициент влияет больше, чем.

Стандартизованные коэффициенты регрессии связаны со стандартизованными переменными регрессии:

$$b_1 = \beta_1 \frac{\sigma_y}{\sigma_{x_1}}$$

$$b_2 = \beta_2 \frac{\sigma_y}{\sigma_{x_2}}$$

$$b_j = \beta_j \frac{\sigma_y}{\sigma_{x_j}}$$

Стандартизованный коэффициент регрессии связаны с коэффициентами эластичности, которые также показывают сравнительную силу влияния фактора на результат.

$$\bar{\xi}_{yx_1} = b_1 \frac{\bar{x}_1}{\bar{y}}$$

$$\bar{\xi}_{yx_2} = b_2 \frac{\bar{x}_2}{\bar{y}}$$

Коэффициент вариации - сколько составляет отклонение от среднего уровня.

$$k_v = \frac{\bar{\xi}}{\sigma}$$

МНК для нелинейной множественной регрессии применяется, если нелинейная функция преобразована в линейную (аналогично с парной регрессией).

2.2.2 Показатели силы зависимости множественной регрессии

Основным показателем корреляции является индекс корреляции:

$$R = \sqrt{\frac{SS_R}{SS_T}} = \sqrt{1 - \frac{SS_E}{SS_T}} = \sqrt{1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y}_i)^2}{\sum(Y - \bar{Y})^2}} \quad 43$$

$$0 \leq R \leq 1$$

Только при линейной регрессии коэффициент детерминации определяется по формуле:

$$R^2 = \sum_{i=1}^k r_{yx_i} \beta_i$$

Показатель множественной корреляции всегда должен быть больше (либо равен) максимальному парному коэффициенту корреляции:

$$R_{yx_1x_2\dots x_n} \geq r_{yx_i \max}$$

Коэффициент детерминации может быть определен через матрица парных коэффициентов корреляции:

$$R^2 = 1 - \frac{|\Delta r|}{\Delta r_{11}}$$

где Δr - определитель матрицы парных коэффициентов корреляции, а Δr_{11} - определитель матрицы межфакторной корреляции.

При расчете коэффициента множественной корреляции используется остаточная дисперсия, которая имеет систематическую ошибку в сторону преуменьшения, чем больше параметров определяется в модели при заданном объеме n . Значение R^2 увеличивается от добавления в модель новых переменных, даже если эти переменные никакого отношения к объясняемой переменной не имеют. Поэтому принято считать *скорректированный* (нормированный) коэффициент множественной корреляции, учитывающий число степеней свободы.

$$R = \sqrt{1 - \frac{MS_E}{MS_T}}$$

$$\hat{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - m - 1}$$

Данный коэффициент зависит от объема наблюдения и числа параметров рассчитываемой модели. Чем больше n , тем меньше коэффициент детерминации и скорректированный коэффициент детерминации различаются.

Если МНК используется к преобразованным Y , то определяется *квази- R^2* .

2.2.3 Частная корреляция для нелинейной регрессии

В множественной регрессии кроме общего показателя совокупной корреляции рассчитывается показатель частной корреляции. Она должна показать в чистом виде влияние факторов на результат при устранении влияния других факторов, включенных в уравнение регрессии.

Метод сокращения остаточной корреляции. Рекуррентная формула (матрица парных коэффициентов корреляции).

Предположим, что рассматривается модель:

$$y = a + b_1x_1 + \dots + b_px_p + \varepsilon$$

Частная корреляция может быть разного порядка. Порядок частной корреляции зависит от того, сколько факторов закрепляется на постоянном уровне.

- Если закрепляется один фактор $R_{y x_1 | x_2}$ - частная корреляция первого порядка при постоянном x_2
- Если закрепляется два фактор $R_{y x_1 | x_2 x_3}$ - частная корреляция второго порядка при постоянном x_2, x_3

Частная корреляция может быть определена как отношение сокращения остаточной дисперсии за счет дополнительного включения в анализ нового фактора к остаточной дисперсии, имевшей место до введения данного фактора в модель.

Пример:

Предположим, что изучается зависимость x_1 и x_2 . Сначала было построено уравнение регрессии $y(x_1)$.

$$Y = 27.5 + 3.5x_1, S_{y|x_1}^2 = 6$$

Далее был добавлен новый фактор:

$$Y = 20.2 + 2.8x_1 + 0.3x_2, S_{y|x_1 x_2}^2 = 3.7$$

Тогда сокращение остаточной дисперсии:

$$S_{y x_1}^2 - S_{y|x_1 x_2}^2 = 2.3$$

Доля сокращения остаточной дисперсии:

$$\frac{S_{y x_1}^2 - S_{y|x_1 x_2}^2}{S_{y|x_1}^2} = 0.383$$

чем данная доля больше, тем теснее связаны между собой y и x_2 при постоянном действии фактора x_1 .

Индекс частной корреляции вычисляется по формуле:

$$R = \sqrt{\frac{S_{y|x_1}^2 - S_{y|x_1 x_2}^2}{S_{y|x_1}^2}} \quad \blacksquare$$

При двухфакторной модели:

$$\hat{y} = a + b_1 x_1 + b_2 x_2$$

Частная корреляция равна:

$$r_{y x_1 x_2} = \sqrt{1 - \frac{1 - R_{y x_1 x_2}^2}{1 - r_{y x_2}^2}}$$

$$r_{y x_2 x_1} = \sqrt{1 - \frac{1 - R_{y x_1 x_2}^2}{1 - r_{y x_1}^2}}$$

Возможно использовать при расчете корреляции рекуррентные формулы:

$$r_{yx_1x_2} = \frac{r_{yx_1} - r_{yx_2} \cdot r_{x_1x_2}}{\sqrt{(1 - r_{yx_2}^2) \cdot (1 - r_{x_1x_2}^2)}}$$

$$r_{yx_2x_1} = \frac{r_{yx_2} - r_{yx_1} \cdot r_{x_1x_2}}{\sqrt{(1 - r_{yx_1}^2) \cdot (1 - r_{x_1x_2}^2)}}$$

Коэффициенты частной корреляции более высоких порядков рассчитываются через коэффициенты корреляции более низких порядков.

Частная корреляция используется в эконометрике для отбора факторов (метод отсева).

$$t_y = \beta_1 t_{x_1} + \beta_2 t_{x_2} + \beta_3 t_{x_3}$$

Частные коэффициенты корреляции связаны со стандартизованными коэффициентами регрессии. То есть если:

$$\beta_1 \geq \beta_2 \geq \beta_3$$

то:

$$r_{yx_1|x_2x_3} \geq r_{yx_2|x_1x_3} \geq r_{yx_3|x_1x_2}$$

2.2.4 Оценка значимости модели множественной регрессии

Дается, как и для парной регрессии, с помощью F -критерия: (20) и (23).

В множественной регрессии может быть посчитан *частный F -критерий*, который оценивает целесообразность включения фактора в модель последним, т.е. при закреплении других факторов на постоянном уровне.

Формула для расчета частного F -критерия - прирост факторной дисперсии, обусловленного включением данного фактора в модель, в сравнении с остаточной дисперсией на одну степень свободы по регрессионной модели в целом.

При двухфакторной модели:

$$F_{x_1} = \frac{R_{yx_1x_2}^2 - r_{yx_2}^2}{1 - R_{yx_1x_2}^2} \cdot (n - 3)$$

$$F_{x_2} = \frac{R_{yx_1x_2}^2 - r_{yx_1}^2}{1 - R_{yx_1x_2}^2} \cdot (n - 3)$$

Частный F -критерий связан с t -критерием Стьюдента для соответствующего фактора:

$$t_{b_i} = \sqrt{F_{x_i}}$$

2.2.5 Использование множественной регрессии для прогноза

В начале путем подстановки точных значений факторов, определяется точечный прогноз. Далее, может быть дан интервальный прогноз. С этой целью определяется *предельная ошибка* прогнозируемого значения y .

$$\delta_{\hat{y}_p} = t_{table} m_{\hat{y}_p}$$

Средняя ошибка прогноза:

$$m_{\hat{y}_p} = \sqrt{\frac{\sum \xi_i^2}{n - m - 1} (1 + X_p^T (X^T X)^{-1} X_p)}$$

Стандартная ошибка регрессии:

$$S = \sqrt{\frac{\sum \xi_i^2}{n - m - 1}}$$

2.2.6 Анализ остатков регрессии

После получения уравнения регрессии проводится анализ остатков, чтобы оценить, насколько достоверна регрессионная модель.

Для оценки параметров используется МНК. Применение МНК предполагает, что полученные оценки параметров состоятельны, несмещенные и эффективные.

Состоятельность - оценка состоятельна, если при увеличении объема выборки стремится к оцениваемому параметру. Увеличивается точность при увеличении наблюдения.

Для *несмещенных* оценок показатели точности оценки служит дисперсия - чем дисперсия меньше, тем оценка лучше. При росте n ошибки не накапливаются и являются несмещенными при малой дисперсии.

Эффективность - имеет минимальную дисперсию среди всех несмещенных оценок.

Свойства остатков:

- Отсутствие связи между остатками о объясняющей переменной
- Отсутствие связи между остатками и предсказанными значениями
- Математическое ожидание остатков равно нулю
- Остатки имеют постоянную дисперсию Дисперсия остатков равна единица. Постоянство дисперсии - гомоскедастичность. Гетероскедастичность - дисперсия остатков непостоянна.
- Остатки не коррелированы между собой

- Остатки распределены по нормальному закону.

Предпосылки МНК:

- случайный характер остатков
- $\mathbb{E}\xi = 0$: не зависят от x .
- Гомоскедастичность остатков - дисперсия каждого остатка одинакова для каждого x .
- Отсутствие автокорреляции
- Остатки подчиняются нормальному распределению.

Автокорреляция остатков - каждый последующий остаток не должен зависеть от предыдущего остатка. Линейный коэффициент корреляции - автокорреляция.

Тесты и критерии гетероскедастичности: тест ранговой корреляции Спирмена. Остатки рассматриваются по модулю, устанавливается их зависимость от значений фактора x . Если $|e_i|$ и x_i будут коррелированы, то делается вывод о гетероскедастичности.

$$R = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n \cdot (n^2 - 1)}$$

$$t_R < t_\alpha$$

Тест Гольдфера - Квандта:

Наличие гетероскедастичности. Сначала упорядочивается по значению x_i , упорядоченная выборка разбивается на три группы: центральная, ниже центральной, выше центральной.

Оцениваются отдельные коэффициенты регрессии для первой подвыборки (k первых наблюдений) и для третьей подвыборки (k последних наблюдений). Если предположение о пропорциональности дисперсий отклонений значениям x_j верно, то $\sum e^2$.

Проверка нулевой гипотезы:

$$F = \frac{S3}{n - m - 1} \cdot \frac{S1}{n - m - 1}$$

которая при справедливости нуль-гипотезы имеет распределение Фишера ($k-m-1, k-m-1$) степенями свободы. Если $F_{fact} > F_{table}$, то имеет гетероскедастичность в остатке.

Объем исключаемых данных равен 3/4.

Количественная оценка гетероскедастичности обычно оценивается с помощью тестов Уайта, Парка, Глейзера. Данные тесты предполагают, что дисперсия рассматривается как функция некоторых факторов.

Тест Парка:

$$\ln e_i^2 = a + b \ln x_{ij} + v_i$$

, где x_{ij} - i -ое значение j -ого фактора, v_i - случайный остаток.

Тест Глейзера:

$$|e_i| = a + bx_{ij}^k + v_i, k = -1, \dots$$

Тест Уайта позволяет оценить количественно зависимость дисперсии ошибок регрессии.

ОМНК - если гетероскедастичность не удалось убрать с помощью изменения спецификации модели, то можно убрать. Обобщенный метод наименьших квадратов применяется к преобразованным данным.

Для устранения гетероскедастичности высказываются предположения о концепции поведения дисперсии. Предполагается что дисперсия остатков пропорциональна значению фактора x с каким-либо коэффициентом k , то есть $\sigma_{ei}^2 = \sigma^2 K_j$

Пример: выдвигаем гипотезу, что дисперсия ошибок пропорциональна x^2 . $Y = a + bX + eX$. Убедиться в верности такой гипотезы можно применить тест Уайта.

$$\frac{y}{x} = \frac{a}{x} + b + e$$
$$Y = b + \frac{a}{x} + e$$

Параметры a, b поменялись местами - константа стада коэффициентов наклона линии регрессии, а коэффициент регрессии - свободным членом. Применим МНК:

$$S = \sum \frac{1}{K_i} (y_i - a - bx_i)^2$$

2.3 Модели с фиктивными переменными 27.03.2020

Фиктивная переменная (dummy variable) - это переменная, принимающая значения 1 или 0.

Число фиктивных переменных должно быть на единицу меньше градаций фиктивных переменных.

3 Системы эконометрических уравнений

3.1 Общее понятие о системах уравнений

Объектом статистического изучения в социальных науках являются сложные системы. Построение изолированных уравнений регрессии недостаточно для описания таких систем и объяснения механизма их функционирования. Изменение одной переменной, как правило, не может происходить без изменения других. Поэтому важное место занимает проблема описания структуры связей между переменными системой так называемых одновременных уравнений.

Так, если изучается модель спроса как отношение цен и количества потребляемых товаров, то одновременно для прогнозирования спроса необходима модель предложения товаров, в которой рассматривается также взаимосвязь между количеством и ценой предлагаемых благ. Это позволяет достичь равновесия между спросом и предложением.

Системы уравнений может быть построена по-разному.

Система независимых переменных - каждая независимая переменная y рассматривается как функция одного и того же набора факторов x .

$$\begin{cases} y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1m}x_m + \xi_1 \\ y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2m}x_m + \xi_2 \\ \dots \\ y_n = a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nm}x_m + \xi_n \end{cases}$$

Набор факторов x_i в каждом уравнении может варьироваться. Каждое уравнение может рассматриваться самостоятельно, для нахождения его параметров используется МНК. Каждое уравнение является уравнением регрессии.

Наибольшее распространение в эконометрических исследованиях получила **система одновременных (совместных, взаимозависимых) уравнений**. В ней одни и те же зависимые переменные в одних уравнениях входят в левую часть, а в других уравнениях – в правую часть:

$$\begin{cases} y_1 = b_{12}y_2 + b_{13}y_3 + \dots + b_{1n}y_n + a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1m}x_m + \xi_1 \\ y_2 = b_{21}y_1 + b_{23}y_3 + \dots + b_{2n}y_n + a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2m}x_m + \xi_2 \\ \dots \\ y_n = b_{n1}y_1 + b_{n2}y_2 + \dots + b_{n,n-1}y_{n-1} + a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nm}x_m + \xi_n \end{cases}$$

В эконометрике эта система уравнений называется также **структурной формой модели**. Для нахождения параметров каждого уравнения традиционный МНК неприменим, здесь используются специальные методы оценивания. В этом случае каждое из уравнений не может рассматриваться самостоятельно.

3.2 Структурная и приведенная форма модели

Система одновременных уравнений (т.е. структурная форма модели) обычно содержит эндогенные и экзогенные переменные. **Эндогенные переменные** – это зависимые переменные, число которых равно числу уравнений в системе. Они обозначаются через y . **Экзогенные переменные** – это предопределенные переменные, влияющие на эндогенные переменные, но не зависящие от них. Они обозначаются через x .

Простейшая форма структурной модели имеет вид:

$$\begin{cases} y_1 = b_{12}y_2 + a_{11}x_1 + \xi_1 \\ y_2 = b_{21}y_1 + a_{22}x_2 + \xi_2 \end{cases}$$

y_1, y_2 - эндогенные переменные, их две, x_1, x_2 - экзогенные переменные, влияют на y_1, y_2 .

Классификация переменных на эндогенные и экзогенные зависит от теоретической концепции принятой модели. Экономические переменные могут выступать в одних моделях как эндогенные, а в других - как экзогенные переменные. Внеэкономические переменные (например, климатические условия) входят в систему как экзогенные переменные. В качестве экзогенных переменных можно рассматривать значения эндогенных переменных за предшествующий период времени (лаговые переменные). Например, потребление текущего года y_t может зависеть также и от уровня потребления в предыдущем году y_{t-1} .

Структурная форма модели позволяет увидеть влияние изменений любой экзогенной переменной на значения эндогенной переменной. Целесообразно в качестве экзогенных переменных выбирать такие переменные, которые могут быть объектом регулирования. Меняя их и управляя ими, можно заранее иметь целевые значения эндогенных переменных.

Коэффициенты b_i при эндогенных и a_j при экзогенных переменных называются **структурными коэффициентами модели**. Все переменные в модели могут быть выражены в отклонениях $x - \bar{x}$ и $y - \bar{y}$ от среднего уровня, поэтому свободный член в таких уравнениях отсутствует.

Использование МНК для оценивания структурных коэффициентов модели дает смещенные и несостоятельные оценки. Поэтому обычно для определения структурных коэффициентов модели структурная форма преобразуется в приведенную.

Приведенная форма модели - система линейных функций эндогенных переменных от экзогенных.

$$\begin{cases} y_1 = \sigma_{11}x_1 + \sigma_{12}x_2 + \dots + \sigma_{1m}x_m + \xi_1 \\ y_2 = \sigma_{21}x_1 + \sigma_{22}x_2 + \dots + \sigma_{2m}x_m + \xi_2 \\ \dots \\ y_n = \sigma_{n1}x_1 + \sigma_{n2}x_2 + \dots + \sigma_{nm}x_m + \xi_n \end{cases}$$

σ_{ij} - коэффициенты приведенной формы модели.

По своему виду приведенная форма модели ничем не отличается от системы независимых уравнений, Применяя МНК, можно оценить σ_{ij} , а затем оценить значения эндогенных переменных через экзогенные.

Коэффициенты приведенной формы модели представляют собой *нелинейные функции коэффициентов структурной модели*. Рассмотрим это на примере:

Простейшая форма структурной модели имеет вид:

$$\begin{cases} y_1 = b_{12}y_2 + a_{11}x_1 \\ y_2 = b_{21}y_1 + a_{22}x_2 \end{cases}$$

Приведенная форма структурной модели имеет вид:

$$\begin{cases} y_1 = \sigma_{11}x_1 + \sigma_{12}x_2 \\ y_2 = \sigma_{21}x_1 + \sigma_{22}x_2 \end{cases}$$

Из первого уравнения структурной модели

$$y_2 = \frac{y_1 - a_{11}x_1}{b_{12}}$$

Тогда систему можно переписать:

$$\begin{aligned} \frac{y_1 - a_{11}x_1}{b_{12}} &= b_{21}y_2 + a_{22}x_2 \\ y_1 - a_{11}x_1 &= b_{12}b_{21}y_2 + a_{22}b_{12}x_2 \\ y_1 \cdot (1 - b_{12}b_{21}) &= a_{11}x_1 + a_{22}b_{12}x_2 \\ y_1 &= \frac{a_{11}}{1 - b_{12}b_{21}} \cdot x_1 + \frac{a_{22}b_{12}}{1 - b_{12}b_{21}} \cdot x_2 \end{aligned}$$

Таким образом мы представили первое уравнение в виде уравнения приведенной формы модели:

$$y_1 = \sigma_{11}x_1 + \sigma_{12}x_2$$

Из уравнения следует, что коэффициенты приведенной формы модели представляют собой нелинейные соотношения коэффициентов структурной модели, т.е

$$\sigma_{11} = \frac{a_{11}}{1 - b_{12}b_{21}}, \sigma_{12} = \frac{a_{22}b_{12}}{1 - b_{12}b_{21}}$$

Аналогично поступим со вторым уравнением, получая:

$$y_2 = \frac{a_{11}b_{21}}{1 - b_{12}b_{21}} \cdot x_1 + \frac{a_{22}}{1 - b_{12}b_{21}} \cdot x_2$$

С соответствующими коэффициентами $\sigma_{21} = \frac{a_{11}b_{21}}{1 - b_{12}b_{21}}, \sigma_{22} = \frac{a_{22}}{1 - b_{12}b_{21}}$

Приведенная форма позволяет выразить значения эндогенных переменных через экзогенные, однако аналитически уступает структурной форме модели, т.к. в ней отсутствуют оценки взаимосвязи между эндогенными переменными.

3.3 Проблема идентификации

При переходе от приведенной формы модели к структурной исследователь сталкивается с проблемой идентификации.

Идентификация – это *единственность соответствия* между приведенной и структурной формами модели.

Структурная модель в полном виде, состоящая в каждом уравнении из n эндогенных и m экзогенных переменных, содержит $n \cdot (n - 1 + m)$ параметров. Приведенная модель в полном виде содержит nm параметров. В полном виде структурная модель содержит большее число параметров, чем приведенная форма модели. Поэтому $n \cdot (n - 1 + m)$ параметров не могут быть однозначно определены через nm параметров приведенной формы модели.

Чтобы получить единственно возможное решение для структурной модели, необходимо предположить, что некоторые из структурных коэффициентов модели равны нулю. Тем самым уменьшится число структурных коэффициентов.

С позиции идентифицируемости структурные модели можно подразделить на три вида:

- идентифицируемые
- неидентифицируемые
- сверхидентифицируемы

Модель **идентифицируема**, если все структурные ее коэффициенты определяются однозначно, единственным образом по коэффициентам приведенной формы модели, т.е. число параметров структурной модели **равно** числу параметров приведенной формы модели.

Модель неидентифицируема, если число приведенных коэффициентов **меньше числа структурных коэффициентов**, и в результате структурные коэффициенты не могут быть оценены через коэффициенты приведенной формы модели. Структурная модель в полном виде всегда неидентифицируема.

Модель сверхидентифицируема, если число приведенных коэффициентов **больше числа структурных коэффициентов**. В этом случае на основе приведенных коэффициентов можно получить два или более значений одного структурного коэффициента. Сверхидентифицируемая модель, в отличие от неидентифицируемой, практически решается, но требует для этого специальных методов исчисления параметров.

Структурная модель всегда представляет собой систему совместных уравнений, каждое из которых требуется проверять на идентификацию. **Модель считается идентифицируемой, если каждое уравнение системы идентифицируемо.** Если хотя бы одно из уравнений

системы неидентифицируемо, то и вся модель считается неидентифицируемой.

Сверхидентифицируемая модель содержит *хотя бы одно сверхидентифицируемое уравнение*.

Обозначим за H - число эндогенных переменных в i -м уравнении системы, D - число экзогенных переменных, которые содержатся в системе, но не входят в уравнение.

Условие идентифицируемости уравнения

- $D + 1 = H$ - уравнение идентифицируемо
- $D + 1 < H$ - уравнение неидентифицируемо
- $D + 1 > H$ - уравнение сверхидентифицируемо

Это счетное правило отражает необходимое, но не достаточное условие идентификации. Более точно условия идентификации определяются, если накладывать ограничения на коэффициенты матриц параметров структурной модели.

Уравнение идентифицируемо, если по отсутствующим в нем переменным (эндогенным и экзогенным) можно из коэффициентов при них в других уравнениях системы получить матрицу, определитель которой не равен нулю, а ранг матрицы не меньше, чем число эндогенных переменных в системе без одного.

$$Rank(M) \geq E - 1$$

где E - количество эндогенных переменных в системе.

Целесообразность проверки условия идентификации модели через определитель матрицы коэффициентов, отсутствующих в данном уравнении, но присутствующих в других уравнениях, объясняется тем, что возможна ситуация, когда для каждого уравнения системы выполнено счетное правило, а определитель матрицы названных коэффициентов равен нулю. В этом случае соблюдается лишь необходимое, но недостаточное условие идентификации.

Обратимся к следующей структурной модели:

$$\begin{cases} \hat{y}_1 = b_{12}y_2 + b_{13}y_3 + a_{11}x_1 + a_{12}x_2 \\ \hat{y}_2 = b_{21}y_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 + a_{24}x_4 \\ \hat{y}_3 = b_{31}y_2 + b_{32}y_2 + a_{31}x_1 + a_{32}x_2 \end{cases}$$

Проверим каждое уравнение на необходимое и достаточное условие идентификации:

1. Первое уравнение: $H = 3, D = 2, H = 2 + 1$, уравнение идентифицируемо

Для проверки на достаточное условие заполним следующую таблицу коэффициентов при отсутствующих в первом уравнении переменных (x_3, x_4) .

$$\begin{pmatrix} n & x_3 & x_4 \\ 2 & a_{23} & a_{24} \\ 3 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Следовательно, определитель равен нулю и первое уравнение не идентифицируемо.

2. Второе уравнение: $H = 2, D = 1, 2 = 1 + 1$, уравнение идентифицируемо. Достаточное выполняется.

$$\begin{pmatrix} n & y_3 & x_1 \\ 1 & b_{13} & a_{11} \\ 3 & -1 & a_{31} \end{pmatrix}$$

Определитель не равен нулю, ранг матрицы равен двум, что не меньше числа эндогенных переменных без одной. $2 = 2$. Уравнение идентифицируемо.

3. Необходимое условие - идентифицируемо, достаточное - определитель не равен нулю.

3.4 Оценивание параметров структурной модели

Коэффициенты структурной модели могут быть оценены разными способами в зависимости от вида системы одновременных уравнений. Наибольшее распространение получили два метода оценивания коэффициентов структурной модели: косвенный МНК и двухшаговый МНК.

Косвенный МНК (КМНК) применим в случае точно идентифицируемой структурной модели. Процедура следующая:

1. Структурная модель преобразуется в приведенную форму
2. Для каждого уравнения приведенной формы обычным МНК оцениваются коэффициенты σ_{ij}
3. Коэффициенты приведенной модели трансформируются в параметры структурной модели.

Двухшаговый МНК:

ДМНК используется для сверхидентифицируемых систем. Основная идея ДМНК: на основе приведенной формы модели получить для сверхидентифицируемого уравнения теоретические значения эндогенных переменных, содержащихся в правой части уравнения. Далее, подставив их вместо фактических значений, можно применить обычный МНК к структурной форме сверхидентифицируемого уравнения. Здесь дважды

используется МНК: на первом шаге при определении приведенной формы модели и нахождении на ее основе оценок теоретических значений эндогенной переменной $y_i = \sigma_{i1}x_1 + \sigma_{i2}x_2 + \dots + \sigma_{im}x_m$ и на втором шаге применительно к структурному сверхидентифицируемому уравнению при определении структурных коэффициентов модели по данным теоретических (расчетных) значений эндогенных переменных.