





Курс "Машинное обучение" Лабораторная работа

Weighted Least Squares

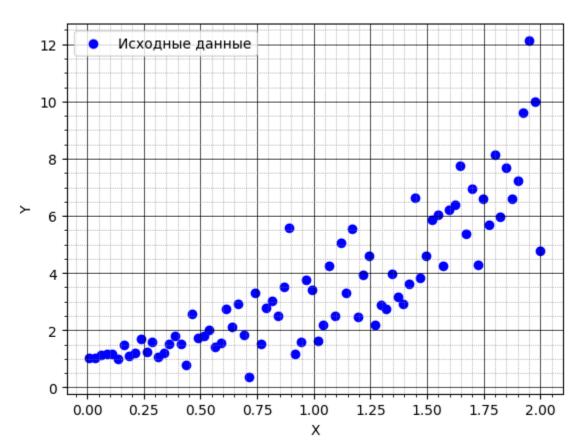
Леонов В.В., M23-524 Вариант 1-06

Исходные данные

Исходные данные представлены в виде файла data_v1-06.csv, который содержит две переменные *x*, *y*

Объем выборки составляет 80 записей.

Исходные данные



Кросс-валидация – это метод оценки производительности модели машинного обучения, который помогает уменьшить влияние случайности в процессе разделения данных на обучающую и тестовую выборки. Основная идея заключается в разделении данных на несколько подмножеств и последующем обучении и тестировании модели на их разных комбинациях. Кросс-валидация позволяет более точно оценить обобщающую способность модели, уменьшает риск переобучения и обнаруживает стабильность модели на различных подмножествах данных.

Этапы:

Разбиение данных: Исходные данные разделяются на K подмножеств.

Обучение и тестирование: Модель обучается К раз, каждый раз используя К-1 фолдов в качестве обучающего набора данных и оставшийся 1 фолд в качестве тестового набора данных.

Оценка производительности: За каждую итерацию вычисляются метрики производительности модели, и в конце процесса получается усредненная оценка.

Метод наименьших квадратов (OLS, Ordinary Least Squares) – это статистический метод оценки параметров линейной регрессии. Он минимизирует сумму квадратов разностей между фактическими и предсказанными значениями зависимой переменной. Формула для оценки коэффициентов линейной регрессии в случае одномерной зависимой переменной выглядит следующим образом:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y,$$

где $\hat{\beta}$ – вектор оценок коэффициентов регрессии,

X — матрица признаков,

Y — вектор зависимых переменных.

R-квадрат является мерой, используемой в регрессионном анализе для измерения объяснительной способности модели. Он предоставляет информацию о том, насколько хорошо зависимая переменная (целевая переменная) объясняется независимыми переменными (признаками) в модели регрессии. R-квадрат находится в пределах от 0 до 1, где:

 $R^2 = 0$: модель не объясняет вариацию зависимой переменной,

 $R^2 = 1$: модель полностью объясняет вариацию зависимой переменной.

$$R_{test}^2 = 1 - \frac{\left(1 - R_{train}^2\right)(size(Y_{test}) - 1)}{size(Y_{test}) - shape(X) - 1}$$

t-статистика используется для проверки гипотез относительно среднего значения в выборке. Формула для t-статистики в случае проверки гипотезы о среднем значении для одной выборки выглядит следующим образом:

$$t = \frac{\overline{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}}$$

р-значение (p-value) – это вероятность получить результаты, не менее экстремальные, чем фактические результаты, при условии, что нулевая гипотеза верна. В контексте t-теста, формула для p-значения выглядит следующим образом:

$$p_{value} = P(|T| \ge |t|)$$

Тест Бройша–Пагана используется для проверки гипотезы о гетероскедастичности ошибок в регрессионной модели.

$$y_t = x_t^T b + \varepsilon_t$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{ESS}{n}$$

$$\frac{e_t^2}{\widehat{\sigma}^2} = \gamma_0 + z_t^T \gamma + \nu_t$$

$$\frac{e_t^2}{\widehat{\sigma}^2} = \gamma_0 + x_t^T \gamma + \nu_t$$

Критерий хи-квадрат используется для проверки статистической значимости связи между двумя категориальными переменными. Этот тест сравнивает фактическое распределение частот в наблюдаемых данных с тем, которое можно было бы ожидать при условии независимости между переменными.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}},$$

где O_{ij} – наблюдаемая частота, E_{ij} – ожидаемая частота.

Метод взвешенных наименьших квадратов (WLS) является обобщением метода наименьших квадратов (OLS), который учитывает веса для каждого наблюдения. Эти веса отражают степень доверия, которую мы придаём каждому наблюдению. Формула для оценки параметров WLS выглядит следующим образом:

$$\hat{\beta} = (X^T W X)^{-1} X^T W Y$$
,

где $\hat{\beta}$ – вектор оценок коэффициентов регрессии,

X — матрица признаков,

W — диагональная матрица весов,

Y — вектор зависимых переменных.

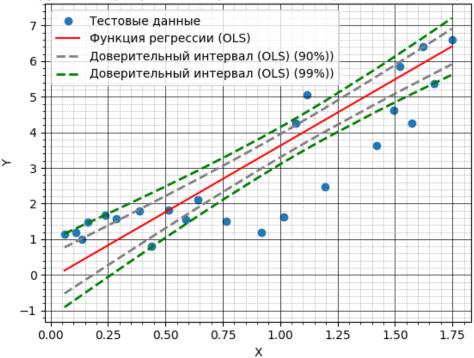
После обучения остатки необходимо скорректировать с учетом весов:

$$\varepsilon'(x_i) = \varepsilon(x_i)w(x_i)$$

Построение простейшей линейной регрессионной модели методом наименьших квадратов

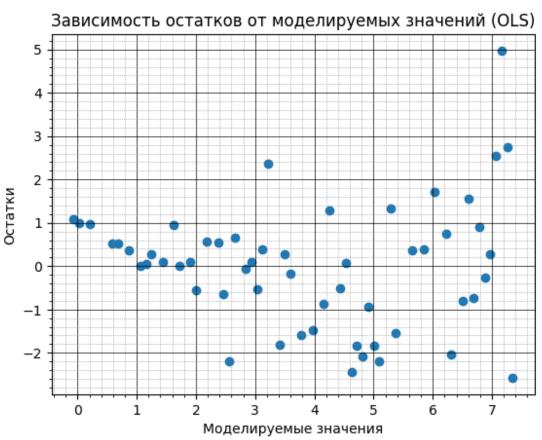
Dep. Variab	ole:		٧	R-squa	red:		0.699
Model:			0LS	Adj. R	-squared:		0.693
Method:		Least Squa	res	F-stat	istic:		125.3
Date:	Mo	n, 25 Dec 2	023	Prob (F-statistic)		1.08e-1
Time:		06:32	:00	Log-Li	kelihood:		-99.06
No. Observa	ations:		56	AIC:			202.
Df Residual	s:		54	BIC:			206.
Df Model:			1				
Covariance	Type:	nonrob	ust				
	coef	std err		t	P> t	[0.025	0.975
const	-0.1037	0.404	-0	.257	0.798	-0.914	0.70
x1	3.7265	0.333	11	.195	0.000	3.059	4.39
 Omnibus:		7.	193	Durbin	-Watson:		1.40
Prob(Omnibus):		0.	0.027		Jarque-Bera (JB):		7.10
Skew:		0.	568	Prob(J	B):		0.028
Kurtosis:		4.	324	Cond.	No.		4.0

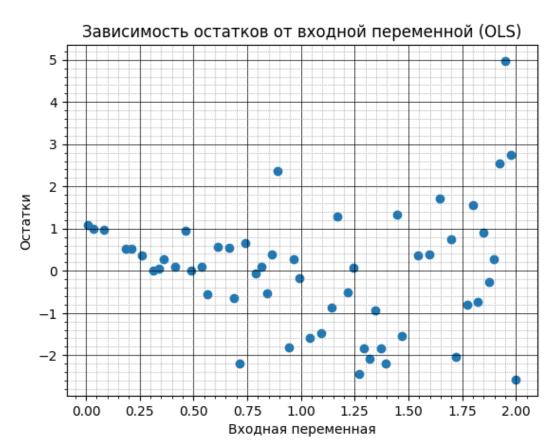
Построение простейшей линейной регрессионной модели методом OLS. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.



Коэффициент детерминации на обучающей выборке (OLS):0.6989

Коэффициент детерминации на тестовой выборке (OLS):0.6702





Построение модели остатков на входную переменную

OLS Regression Results								
Dep. Variable: Model: Method: Date: Time: No. Observations: Df Residuals: Df Model:		y OLS Least Squares n, 25 Dec 2023 06:49:12 56 54	Adj. R-squared: F-statistic: Prob (F-statistic): Log-Likelihood: AIC: BIC:):	0.219 0.204 15.12 0.000279 -69.300 142.6 146.6		
Covariance Typ	pe:	nonrobust						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]		
const x1	0.2489 0.7607	0.237 0.196	1.048 3.888	0.299 0.000	-0.227 0.368	0.725 1.153		
Omnibus: Prob(Omnibus): Skew: Kurtosis:		15.550 0.000 1.003 5.226	Jarqu Prob(1.330 20.958 2.81e-05 4.01		

Для остатков модели

Т-статистика: 3.8882

Р-значение: 0.0003

Т.к. t-статистика отлична от нуля, то модель значима.

Т.к. р-значение мало, то соответствующий коэффициент значим.

В результате качественного анализа остатков можно сделать вывод, что остатки гетероскедастичны.

Breusch-Pagan тест на гетероскедастичность:

LM статистика: 9.2124

Р-значение: 0.0024

F-статистика: 10.6325

Р-значение для F-статистики: 0.0019

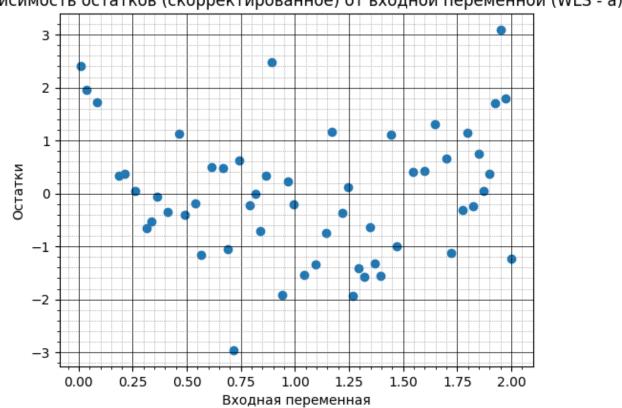
Т.к. Р-значение < 0.05, то можно считать, что гетероскедастичность присутствует в данных.

Построение модели методом WLS с величинами, обратными модельным значениям функции регрессии

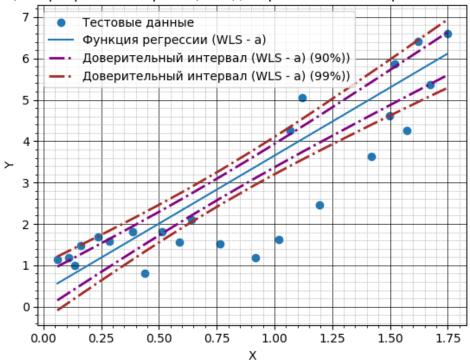
WLS Regression Results								
Dep. Variable:		y R-squared:					0.735	
Model:			NLS	Adj. I	R-squared:		0.730	
Method:		Least Squa	res	F-sta	tistic:		149.6	
Date:		Mon, 25 Dec 2023		Prob	(F-statistic)	:	3.43e-17	
Time:		03:04	:06	Log-Likelihood:			-91.055	
No. Observa	tions:		56	AIC:			186.1	
Df Residual	s:		54	BIC:			190.2	
Df Model:			1					
Covariance	Type:	nonrob	ust					
	coef	std err		t	P> t	[0.025	0.975]	
const	0.3627	0.256	1	.416	0.163	-0.151	0.876	
x1	3.2891	0.269	12	.231	0.000	2.750	3.828	
Omnibus:		4.	523	Durbi	n-Watson:		1.431	
Prob(Omnibu	s):	0.	099	Jarque	e-Bera (JB):		3.596	
Skew:		0.	505	Prob(JB):		0.166	
Kurtosis:		3.	721	Cond.	No.		2.95	

Коэффициент детерминации на обучающей выборке (WLS - a):0.7348 Коэффициент детерминации на тестовой выборке (WLS - a):0.7095

Зависимость остатков (скорректированное) от входной переменной (WLS - a)



Построение модели методом WLS с величинами, обратными модельным значениям функции регрессии. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.

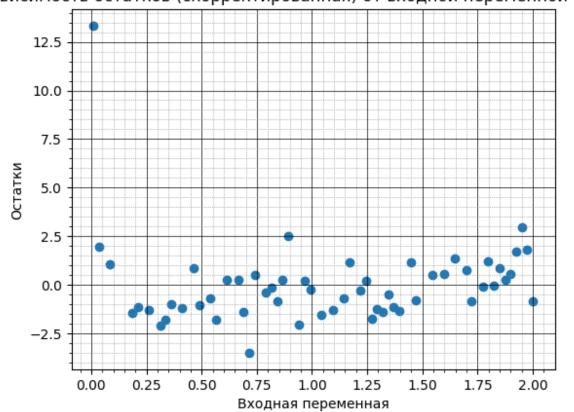


Построение модели методом WLS с величинами, равными 1/x

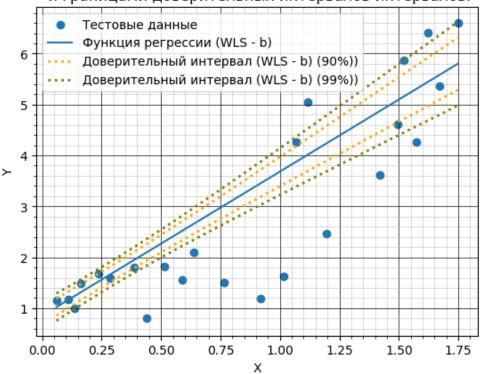
		WLS Re	gress	ion Re	sults		
Dep. Variable: Model: Method: Date: Time: No. Observation Df Residuals: Df Model:	М	Least Squa on, 25 Dec 2 03:04	023	Adj. F-sta Prob	nared: R-squared: tistic: (F-statistic): ikelihood:		0.790 0.787 203.7 5.69e-20 -87.939 179.9 183.9
Covariance Typ	e:	nonrob	ust				
	coef	std err		t	P> t	[0.025	0.975]
const x1	0.8528 2.8294	0.106 0.198		.051 .274	0.000 0.000	0.640 2.432	1.065 3.227
Omnibus: Prob(Omnibus): Skew: Kurtosis:		0. 0.	258 027 711 836				1.336 6.349 0.0418 2.36

Коэффициент детерминации на обучающей выборке (WLS - b):0.7905 Коэффициент детерминации на тестовой выборке (WLS - b):0.7705

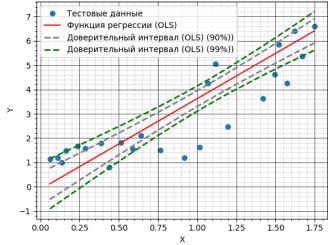
Зависимость остатков (скорректированная) от входной переменной (WLS - b)



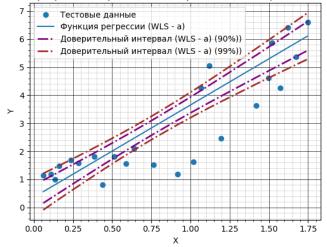
Построение модели методом WLS с величинами, равными 1/х. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.



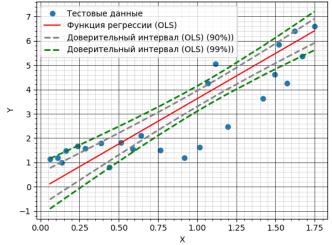
Построение простейшей линейной регрессионной модели методом OLS. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.



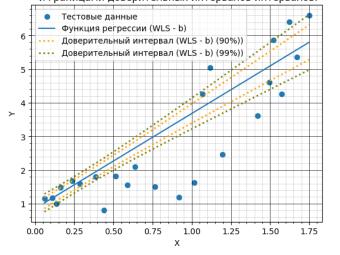
Построение модели методом WLS с величинами, обратными модельным значениям функции регрессии. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.

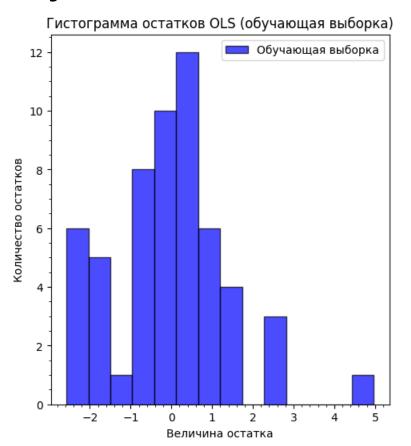


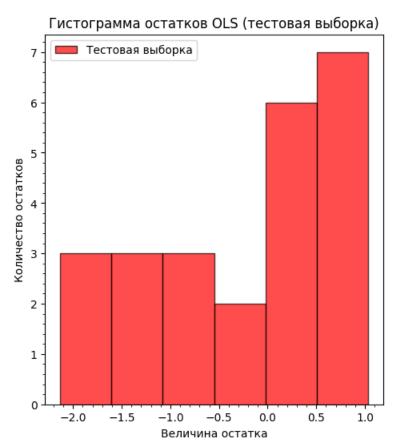
Построение простейшей линейной регрессионной модели методом OLS. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.

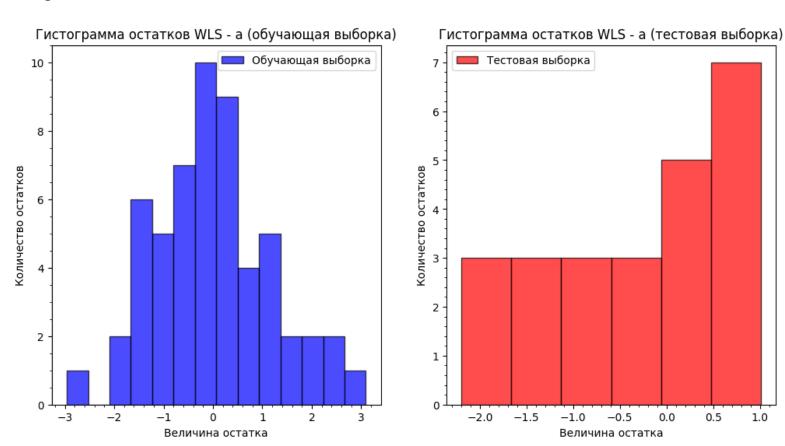


Построение модели методом WLS с величинами, равными 1/х. Диаграмма рассеяния с рассчитанной функцией регрессии и границами доверительных интервалов интервалов.

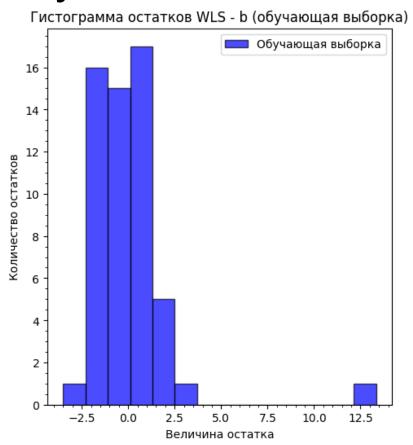


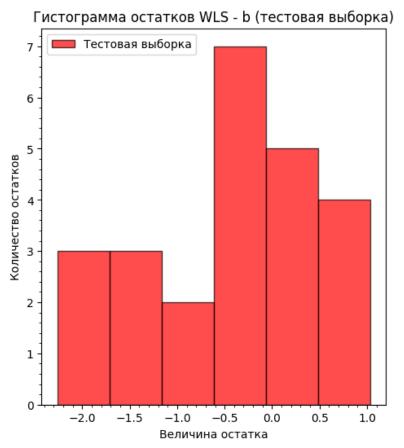






1.0





Тест на нормальность остатков

OLS (обучающая выборка):

Статистика критерия: 56.0000

Р-значение: 0.4371

Тест на нормальность остатков

OLS (тестовая выборка):

Статистика критерия: 25.2445

Р-значение: 0.3378

Т.к. р-значение > 0.05, то распределение нормальное

Тест на нормальность остатков

WLS - а (обучающая выборка):

Статистика критерия: 56.0000

Р-значение: 0.4371

Тест на нормальность остатков

WLS - а (тестовая выборка):

Статистика критерия: 26.8178

Р-значение: 0.2638

Т.к. р-значение > 0.05, то распределение нормальное

Тест на нормальность остатков

WLS - b (обучающая выборка):

Статистика критерия: 56.0000

Р-значение: 0.4371

Тест на нормальность остатков

WLS - b (тестовая выборка):

Статистика критерия: 28.9454

Р-значение: 0.1821

Т.к. р-значение > 0.05, то распределение нормальное

Выводы

Метод наименьших квадратов (OLS) и метод взвешенных наименьших квадратов (WLS) представляют собой два подхода к оценке параметров в регрессионном анализе, но они отличаются в обработке гетероскедастичности.

Среди преимуществ WLS:

- WLS более устойчив к наличию гетероскедастичности, так как он позволяет учесть различия в дисперсии ошибок.
- Если гетероскедастичность присутствует, и веса выбраны правильно, WLS может обеспечить более эффективные оценки параметров.