

МИНЕСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И
АНАЛИЗА ДАННЫХ

Румянцев
Андрей Кириллович

**"Робастные оценки параметров регрессии при
наличии группирования выборки"**

Курсовой проект

Допущен к защите
«__» _____ 2017 г
Агеева Елена Сергеевна

Научный руководитель:
Агеева Елена Сергеевна

Минск, 2017

Содержание

1	Введение	2
2	Модель функции регрессии с аномальными наблюдениями и оценки ее параметров	3
2.1	Метод Наименьших Квадратов	3
2.2	М-оценки	4
2.2.1	Способы выбора функции для решения экстремальной задачи в М-оценках	4
3	Моделирование функции регрессии с аномальными наблюдениями	5
4	Поиск breakdown point у МНК и М-оценок	6
4.1	Результаты программы	7
5	Заключение	8
	Список Литературы	9

1 Введение

Существует несколько подходов для оценки параметров регрессии, но далеко не все устойчивы к возникновению аномальных наблюдений. В реальной жизни аномальные наблюдения возникают постоянно, поэтому большинство методов просто неприменимо. В прошлом веке в работах Хьюбера была заложена теория робастного оценивания. Были предложены следующие робастные оценки[1]:

- М-Оценки
- R-Оценки
- L-Оценки

М-оценки – некоторое подобие оценок максимального правдоподобия (ММП-оценки - частный случай), L-оценки строятся на основе линейных комбинаций порядковых статистик, R-оценки – на основе ранговых статистик. В данном курсовом проекте я буду моделировать функцию регрессии с аномальными наблюдениями, анализировать точность методов и находить для разных методов так называемый "breakdown point" – процент аномальных наблюдений, при котором увеличение количества наблюдений не повысит точность методов.

2 Модель функции регрессии с аномальными наблюдениями и оценки ее параметров

Введем линейную регрессию:

$$\begin{aligned} y_i &= \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_n x_{in} + \epsilon_i, i = \overline{1, N} \\ y_i &= f(x_i, \beta) + \epsilon_i, \\ f(x_i, \beta) &= \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_n x_{in} \end{aligned} \quad (1)$$

Или, в векторной форме:

$$y_i = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \dots \\ \beta_n \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ x_{i1} \\ \dots \\ x_{in} \end{pmatrix}^T + \epsilon_i, \quad (2)$$

где y_i – i -е наблюдение из N наблюдений (N -объем выборки), $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ регрессоры, $\{\beta_k, k = \overline{0, n}\}$ – параметры регрессии, а ϵ_i – случайная ошибка i -го эксперимента, распределение которой подчиняется нормальному закону с нулевым ожиданием и дисперсией σ^2 .

В нашей задаче считаем параметры $\{\beta_k, k = \overline{0, n}\}$ неизвестными, их нам и требуется найти.

Но мы будем рассматривать не линейную регрессию, заданную формулами (1)-(2), а линейную регрессию с аномальными наблюдениями вида:

$$y_i^{\tilde{\epsilon}} = (\xi_i) y_i + (1 - \xi_i) \eta_i, \quad (3)$$

где ξ_i принимает значение, равное 1, с вероятностью $1 - \tilde{\epsilon}$ и значение, равное 0, с вероятностью $\tilde{\epsilon}$, т.е.:

$$\begin{cases} p(\xi_i = 0) = \tilde{\epsilon} \\ p(\xi_i = 1) = 1 - \tilde{\epsilon} \end{cases}, \quad (4)$$

которая называется функцией линейной регрессии с выбросами. η_i – случайная величина из какого-то другого неизвестного нам распределения. Переменную $\tilde{\epsilon}$ будем называть процентом аномальных наблюдений.

Теперь рассмотрим некоторые методы оценки параметров регрессии:

2.1 Метод Наименьших Квадратов

Предположим, что случайные ошибки подчиняются нормальному закону распределения вероятностей:

$$L\{\epsilon_i\} = N_1(0, \sigma^2), i = \overline{1, n} \quad (5)$$

Строим логарифмическую функцию правдоподобия. В силу (1) и (2) имеем:

$$L\{y_i\} = N_1(f(x_i; \beta), \sigma^2) \quad (6)$$

Логарифмическая функция правдоподобия выглядит так[2]:

$$l(\beta) = \ln \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(y_i - f(x_i; \beta))^2}{2\sigma^2}} \right) = -\frac{1}{2}n \ln 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2}R^2(\beta), \quad (7)$$

$$R^2(\beta) = \sum_{i=1}^n (\delta y_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \beta))^2 \geq 0 \quad (8)$$

Тогда оценка максимального правдоподобия из формул (4)-(5) такова:

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} R^2(\beta) \quad (9)$$

2.2 М-оценки

Швейцарский статистик П.Хьюбер предложил использовать М-оценки [2], которые являются решениями экстремальных задач вида:

$$\sum_{i=1}^n \phi(x_i; \beta) \rightarrow \min_{\beta}, \quad (10)$$

где $\phi(\cdot; \beta)$ -некоторая функция, определяющая конкретный тип оценок и их точность. Очевидно, что $\phi(\cdot; \beta) \equiv -\ln p(\cdot; \beta)$ -обычная оценка максимального правдоподобия, построенная по модели без выбросов (1).

Рассмотрим теперь некоторые способы выбора $\phi(\cdot; \beta)$.

2.2.1 Способы выбора функции для решения экстремальной задачи в М-оценках

Для начала определим:

$$u_i = y_i^{\epsilon} - (\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_n x_{in}) \quad (11)$$

Тогда существует такие методы[3]:

Способы выбора $\phi(\cdot; \beta)$	
Метод	Целевая функция
Метод Наименьших Квадратов	$\phi(\cdot; \beta)_{OLS} = u^2$
Хьюбера	$\phi(\cdot; \beta)_H = \begin{cases} \frac{1}{2}u^2, u \leq k, \\ k u - \frac{1}{2}k^2, u > k \end{cases}$
Биквадратный	$\phi(\cdot; \beta)_B = \begin{cases} \frac{k^2}{6}(1 - [1 - (\frac{u}{k})^2]^3), u \leq k \\ \frac{k^2}{6}, u > k \end{cases}$

3 Моделирование функции регрессии с аномальными наблюдениями

Для начала смоделируем функцию регрессии по методу (3). Для удобства моделируем регрессию с одномерными регрессорами $x_i, i = \overline{1, N}$.

Воспользуемся такими параметрами:

Переменная	значение
Размер выборки N	1000
Процент выбросов $\tilde{\epsilon}$	10
Параметры регрессии β	(100, 4)
регрессоры x_i	$\sim U(-5, 5)$
ϵ_i	$\sim N(0, 16)$
η_i	$\sim N(100, 100)$

$U(-5, 5)$ - равномерное распределение на отрезке $[-5, 5]$.

Получаем такой график:

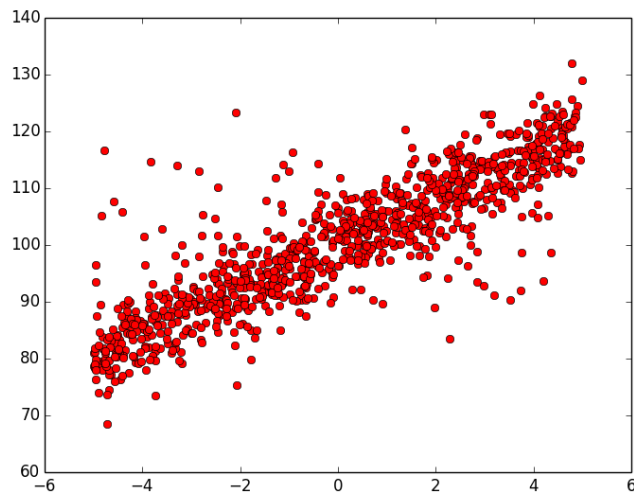


Рис. 1: Вывод графика рассеяния (Y,X)

4 Поиск breakdown point у МНК и М-оценок

Будем пользоваться той же моделью, как и в пункте 3. Для поиска того процента загрязнений, при котором увеличение количества элементов выборки не повышает точности метода будем делать так:

- Организуем цикл по процентам загрязнений $\tilde{\epsilon}_i$ от $\tilde{\epsilon}_0 = 0$ до $\tilde{\epsilon}_{100} = 100$, увеличивая каждый раз $\tilde{\epsilon}_i$ на 1
- На каждой итерации будем 20 раз моделировать выборку с $N_1 = 1000$ и $N_2 = 3000$ наблюдений.
 - На каждой такой итерации суммируем невязку с точными значениями параметров для каждого количества элементов:

$$\delta_1^{\tilde{\epsilon}_i} = \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^n (\beta_i - \hat{\beta}_{N_1 ki})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\delta_2^{\tilde{\epsilon}_i} = \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^n (\beta_i - \hat{\beta}_{N_2 ki})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

- после цикла делим на количество суммирования каждую из сумм невязок, т.е. вычисляем такие значения:

$$\widetilde{\delta_1^{\tilde{\epsilon}_i}} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^n (\beta_i - \hat{\beta}_{N_1 ki})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

$$\widetilde{\delta_2^{\tilde{\epsilon}_i}} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^n (\beta_i - \hat{\beta}_{N_2 ki})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

- если полученная усредненная невязка при 1000 наблюдений меньше либо равна невязке при 3000 наблюдений, то заканчиваем цикл - нашли breakdown point, т.е.:

$$br = \left\{ \tilde{\epsilon}_i, \text{ if } \widetilde{\delta_1^{\tilde{\epsilon}_i}} < \widetilde{\delta_2^{\tilde{\epsilon}_i}} \right. \quad (14)$$

- иначе повышаем процент на 1 и повторяем цикл: $\widetilde{\epsilon_{i+1}} = \tilde{\epsilon}_i + 1$

Такие тесты проведем для МНК и М-оценок.

4.1 Результаты программы

Метод	breakpoint
МНК	7%
М-оценка с функцией Хьюбера	23%

Итак, видим, что М-оценки значительно устойчивее к выбросам чем МНК. По консольному выводу можно заметить, как растет невязка у обоих методов и при этом уменьшается расхождение невязок при увеличении объема выборки, когда процент аномальных наблюдений растет.

Замечания:

- Мы могли бы моделировать не 20 раз , а значительно больше, тем самым мы уменьшаем зависимость результата работы метода от моделируемой выборки.
- Аналогично можно заключить и для размера выборок (отношение моделируемых количеств можно значительно увеличить)

5 Заключение

Была рассмотрена модель функции регрессии с аномальными наблюдениями. Были построены МНК оценки и М-оценки, а также была оценена их устойчивость при разных количествах выбросов.

Численные эксперименты показали, что МНК оценки значительно хуже применимы к аномальным наблюдениям по сравнению с М-оценками.

Список литературы

- [1] Хьюбер Дж П., *Робастность в статистике: пер. с англ.* М.: Мир, 1984-304с
- [2] Харин Ю.С., Зуев Н.М., Жук Е.Е., *Теория вероятностей, математическая и прикладная статистика: учебник* Минск: БГУ, 2011.-463с
- [3] John Fox & Sanford Weisberg, *Robust Regression*, October 8, 2013
- [4] А.В. Омельченко, *Робастное оценивание параметров полиномиальной регрессии второго порядка*, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина, 2009
- [5] Özlem Gürünlü Alma, *Comparison of Robust Regression Methods in Linear Regression*, Int. J. Contemp. Math. Sciences, Vol. 6, 2011, no. 9, 409 - 421