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 2.1 Метод Наименьших Квадратов	4	
3	Моделирование функции регрессии с аномальными наблюдениями	5	
4	Поиск breakdown point у МНК и М-оценок 4.1 Результаты программы		
5	Заключение	8	
Список Литературы		9	

1 Введение

Существует несколько подходов для оценки параметров регрессии, но далеко не все устойчивы к возникновениям 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:

$$y_{i} = \beta_{0} + \beta_{1}x_{i1} + \beta_{2}x_{i2} + \dots + \beta_{n}x_{in} + \epsilon_{i}, i = \overline{1, N}$$

$$y_{i} = f(x_{i}, \beta) + \epsilon_{i},$$

$$f(x_{i}, \beta) = \beta_{0} + \beta_{1}x_{i1} + \beta_{2}x_{i2} + \dots + \beta_{n}x_{in}$$
(1)

Или, в векторной форме:

$$y_{i} = \begin{pmatrix} \beta_{0} \\ \beta_{1} \\ \dots \\ \beta_{n} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ x_{i1} \\ \dots \\ x_{in} \end{pmatrix}^{T} + \epsilon_{i}, \tag{2}$$

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 эксперемента, 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:

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

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

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

Предлоположим, что случайные ошибки подчиняются нормальному закону распределения вероятностей:

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

$$\tag{5}$$

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

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

Логарифмическая функция правдоподобия выглядит так[2]:

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

$$R^{2}(\beta) = \sum_{i=1}^{n} (\delta y_{i})^{2} = \sum_{i=1}^{n} (y_{i} - f(x_{i}, \beta))^{2} \ge 0$$
 (8)

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

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

2.2 М-оценки

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

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

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 Моценках

Для начала определим:

$$u_{i} = y_{i}^{\tilde{\epsilon}} - (\beta_{0} + \beta_{1}x_{i1} + \beta_{2}x_{i2} + \dots + \beta_{n}x_{in})$$
(11)

Тогда существует такие методы[3]:

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

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:

Параметры программы			
Переменная	значение		
Pазмер выборки N	1000		
Процент выбросов $\widetilde{\epsilon}$	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:

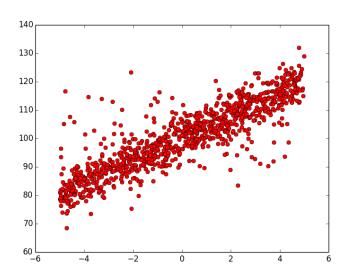


Рис. 1: Вывод графика рассеяния (y_i, x_i)

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 $\widetilde{\epsilon}_i$ от $\widetilde{\epsilon}_0=0$ до $\widetilde{\epsilon}_{100}=100$, увеличивая каждый раз $\widetilde{\epsilon}_i$ 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, а потом находим среднее, поделив на количество суммирования, т.е. посчитаем усредненную невязку:

$$\widetilde{\delta_1^{\widetilde{\epsilon}_i}} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^n (\beta_i - \beta_{N_1 k i})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$
 (12)

$$\widetilde{\delta_2^{\widetilde{\epsilon}_i}} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} \left(\sum_{i=0}^{n} (\beta_i - \beta_{N_2 k i})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$
(13)

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

$$br = \left\{ \widetilde{\epsilon_i}, \text{если } \widetilde{\delta_1^{\widetilde{\epsilon_i}}} < \widetilde{\delta_2^{\widetilde{\epsilon_i}}} \right.$$
 (14)

ullet иначе повышаем процент на 1 и повторяем цикл: $\widetilde{\epsilon_{i+1}} = \widetilde{\epsilon_i} + 1$

Такие тесты проведем для МНК и М-оценок.

4.1 Результаты программы

Найденные breakdown point для МНК и М-оценок		
Метод	breakpoint	
MHK	10%	
М-оценка с функцией Хьюбера	18%	

Итак, видим, что М-оценки значительно устойчивее к выбросам чем МНК.

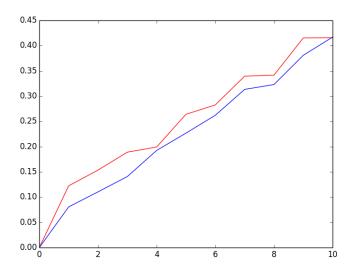


Рис. 2: График, на котором изображены $\widetilde{\delta_1^{\widetilde{\epsilon}_i}}$ красным и $\widetilde{\delta_2^{\widetilde{\epsilon}_i}}$ синим относительно $\widetilde{\epsilon_i}$ в случае МНК

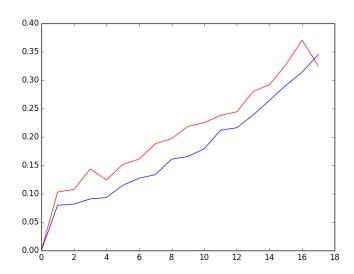


Рис. 3: График, на котором изображены $\widetilde{\delta_1^{\widetilde{\epsilon}_i}}$ красным и $\widetilde{\delta_2^{\widetilde{\epsilon}_i}}$ синим относительно $\widetilde{\epsilon_i}$ в случае М-оценок

Замечания:

- Мы могли бы моделировать не 20 раз, а значительно больше, тем самым мы уменьшаем зависимость результата работы метода он 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 устройчивость при разных количествах выбросов.

Численные эксперименты показали, что МНК оценки более чувствительны к наличию в выборке аномальных наблюдений чем М-оценки.

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