

Микроэконометрика

Модели с усечением и цензурированием

Потанин Богдан Станиславович

доцент, научный сотрудник, кандидат экономических наук

2023-2024

Усеченная регрессия (truncated regression)

Мотивация

- Часто значение зависимой переменной наблюдается лишь при попадании в определенную область, например:

Усеченная регрессия (truncated regression)

Мотивация

- Часто значение зависимой переменной наблюдается лишь при попадании в определенную область, например:
 - Сумма заказа в интернет магазине известна лишь для индивидов, сделавших заказ на сумму не менее минимально установленного магазином порога.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Мотивация

- Часто значение зависимой переменной наблюдается лишь при попадании в определенную область, например:
 - Сумма заказа в интернет магазине известна лишь для индивидов, сделавших заказ на сумму не менее минимально установленного магазином порога.
 - Информация о ежемесячных доходах может быть собрана по результатам опроса лишь людей со средним достатком, например, с доходом от ста тысяч до миллиона рублей.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Мотивация

- Часто значение зависимой переменной наблюдается лишь при попадании в определенную область, например:
 - Сумма заказа в интернет магазине известна лишь для индивидов, сделавших заказ на сумму не менее минимально установленного магазином порога.
 - Информация о ежемесячных доходах может быть собрана по результатам опроса лишь людей со средним достатком, например, с доходом от ста тысяч до миллиона рублей.
 - В выборке может содержаться информация о расходах на покупку мороженого лишь среди тех домохозяйств, которые приобрели хотя бы одно мороженое.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Мотивация

- Часто значение зависимой переменной наблюдается лишь при попадании в определенную область, например:
 - Сумма заказа в интернет магазине известна лишь для индивидов, сделавших заказ на сумму не менее минимально установленного магазином порога.
 - Информация о ежемесячных доходах может быть собрана по результатам опроса лишь людей со средним достатком, например, с доходом от ста тысяч до миллиона рублей.
 - В выборке может содержаться информация о расходах на покупку мороженого лишь среди тех домохозяйств, которые приобрели хотя бы одно мороженое.
- Такого рода зависимые переменные именуются усеченными и для их анализа используются специальные эконометрические методы.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Усеченное нормальное распределение (truncated normal distribution)

- Рассмотрим нормальную случайную величину $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Усеченное нормальное распределение (truncated normal distribution)

- Рассмотрим нормальную случайную величину $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.
- Случайная величина $Y = X | (a \leq X \leq b)$ будет иметь усеченное нормальное распределение с нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения a и b соответственно, где $b > a$.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Усеченное нормальное распределение (truncated normal distribution)

- Рассмотрим нормальную случайную величину $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.
- Случайная величина $Y = X | (a \leq X \leq b)$ будет иметь усеченное нормальное распределение с нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения a и b соответственно, где $b > a$.
- Математическое ожидание:

$$E(Y) = \mu + \frac{\phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)}\sigma$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Усеченное нормальное распределение (truncated normal distribution)

- Рассмотрим нормальную случайную величину $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.
- Случайная величина $Y = X | (a \leq X \leq b)$ будет иметь усеченное нормальное распределение с нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения a и b соответственно, где $b > a$.
- Математическое ожидание:

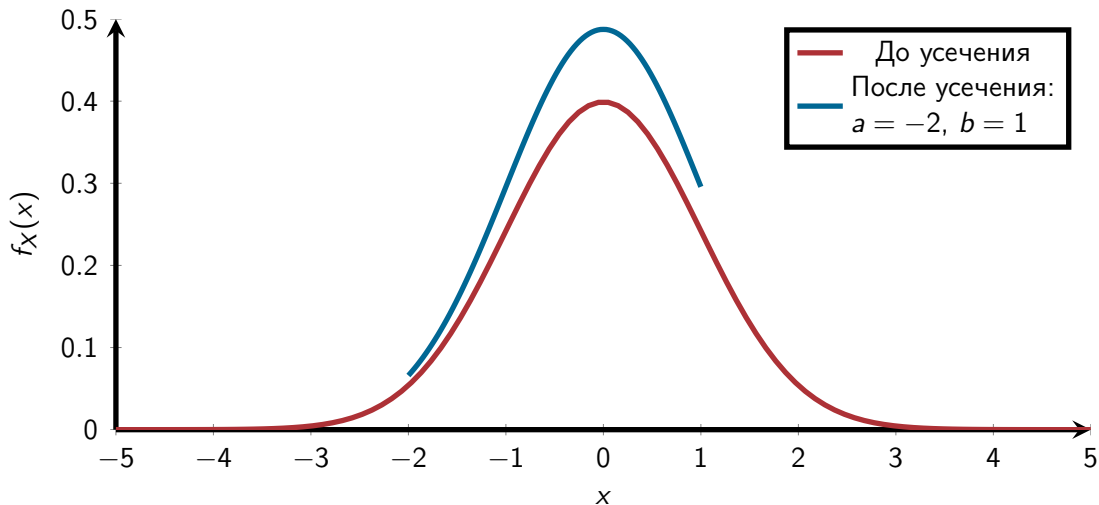
$$E(Y) = \mu + \frac{\phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)}\sigma$$

- Дисперсия:

$$\text{Var}(Y) = \sigma^2 \left(1 + \frac{\frac{a-\mu}{\sigma}\phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right) - \frac{b-\mu}{\sigma}\phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)} - \left(\frac{\phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)} \right)^2 \right) < \sigma^2$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Визуализация усеченного нормального распределения



Усеченная регрессия (truncated regression)

Формулировка

- Имеется латентная переменная:

$$y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i,$$

где случайные ошибки ε_i одинаково распределены и независимы.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Формулировка

- Имеется латентная переменная:

$$y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i,$$

где случайные ошибки ε_i одинаково распределены и независимы.

- Исследователь наблюдает лишь зависимую переменную, подвергнутую усечению:

$$y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ \text{не наблюдается, в противном случае} \end{cases},$$

где a и b именуются нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения соответственно.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Формулировка

- Имеется латентная переменная:

$$y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i,$$

где случайные ошибки ε_i одинаково распределены и независимы.

- Исследователь наблюдает лишь зависимую переменную, подвергнутую усечению:

$$y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ \text{не наблюдается, в противном случае} \end{cases},$$

где a и b именуются нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения соответственно.

- Если исследователь изучает факторы, влияющие на ежемесячные доходы индивидов по выборке, собранной по результатам опроса лишь индивидов с доходом от ста тысяч до миллиона рублей, то $a = 10^5$ и $b = 10^6$.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Формулировка

- Имеется латентная переменная:

$$y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i,$$

где случайные ошибки ε_i одинаково распределены и независимы.

- Исследователь наблюдает лишь зависимую переменную, подвергнутую усечению:

$$y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ \text{не наблюдается, в противном случае} \end{cases},$$

где a и b именуются нижней (левой) и верхней (правой) границами усечения соответственно.

- Если исследователь изучает факторы, влияющие на ежемесячные доходы индивидов по выборке, собранной по результатам опроса лишь индивидов с доходом от ста тысяч до миллиона рублей, то $a = 10^5$ и $b = 10^6$.
- При изучении факторов, влияющих на объем покупок в интернет магазине при минимальной сумме заказа в 500 рублей, границы усечения могут быть заданы как $a = 500$ и $b = \infty$.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Проблема оценивания

- Условное математическое ожидание имеет вид:

$$E(y_i^* | a \leq y_i^* \leq b) = x_i\beta + E(\varepsilon_i | a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta)$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Проблема оценивания

- Условное математическое ожидание имеет вид:

$$E(y_i^* | a \leq y_i^* \leq b) = x_i\beta + E(\varepsilon_i | a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta)$$

- Для простоты предположим, что случайные ошибки имеют нормальное распределение $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, откуда по формуле математического ожидания усеченного нормального распределения получаем:

$$E(\varepsilon_i | a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta) = \frac{\phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right)}\sigma = \sigma\lambda_i$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Проблема оценивания

- Условное математическое ожидание имеет вид:

$$E(y_i^* | a \leq y_i^* \leq b) = x_i\beta + E(\varepsilon_i | a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta)$$

- Для простоты предположим, что случайные ошибки имеют нормальное распределение $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, откуда по формуле математического ожидания усеченного нормального распределения получаем:

$$E(\varepsilon_i | a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta) = \frac{\phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right)}\sigma = \sigma\lambda_i$$

- Очевидно, что в данном случае условное математическое ожидание случайной ошибки коррелирует с регрессорами x_i , что влечет несостоятельность МНК оценок β . При этом λ_i можно рассматривать как пропущенную значимую переменную с коэффициентом σ (omitted variable bias).

Усеченная регрессия (truncated regression)

Оценивание

- Параметры β и стандартное отклонение случайной ошибки σ можно оценить при помощи метода максимального правдоподобия.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Оценивание

- Параметры β и стандартное отклонение случайной ошибки σ можно оценить при помощи метода максимального правдоподобия.
- Функция правдоподобия с учетом усечения будет иметь вид:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i=1}^n f_{y_i^* | (a \leq y_i^* \leq b, x_i)}(y_i^*) = \prod_{i=1}^n f_{\varepsilon_i | (a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta, x_i)}(y_i^* - x_i\beta) = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i^* - x_i\beta}{\sigma}\right) / \left[\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Оценивание

- Параметры β и стандартное отклонение случайной ошибки σ можно оценить при помощи метода максимального правдоподобия.
- Функция правдоподобия с учетом усечения будет иметь вид:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i=1}^n f_{y_i^* | (a \leq y_i^* \leq b, x_i)}(y_i^*) = \prod_{i=1}^n f_{\varepsilon_i | (a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta, x_i)}(y_i^* - x_i\beta) = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i^* - x_i\beta}{\sigma}\right) / \left[\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

- Оценки усеченной регрессии могут оказаться несостоятельными при нарушении допущения о нормальном распределении случайной ошибки или при наличии гетероскедастичности.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Оценивание

- Параметры β и стандартное отклонение случайной ошибки σ можно оценить при помощи метода максимального правдоподобия.
- Функция правдоподобия с учетом усечения будет иметь вид:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i=1}^n f_{y_i^* | (a \leq y_i^* \leq b, x_i)}(y_i^*) = \prod_{i=1}^n f_{\varepsilon_i | (a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta, x_i)}(y_i^* - x_i\beta) = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i^* - x_i\beta}{\sigma}\right) / \left[\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

- Оценки усеченной регрессии могут оказаться несостоятельными при нарушении допущения о нормальном распределении случайной ошибки или при наличии гетероскедастичности.
- Модель можно по аналогии оценивать при альтернативных (в том числе гибких) предположениях о распределении случайной ошибки.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Оценивание

- Параметры β и стандартное отклонение случайной ошибки σ можно оценить при помощи метода максимального правдоподобия.
- Функция правдоподобия с учетом усечения будет иметь вид:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i=1}^n f_{y_i^* | (a \leq y_i^* \leq b, x_i)}(y_i^*) = \prod_{i=1}^n f_{\varepsilon_i | (a - x_i\beta \leq \varepsilon_i \leq b - x_i\beta, x_i)}(y_i^* - x_i\beta) = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i^* - x_i\beta}{\sigma}\right) / \left[\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

- Оценки усеченной регрессии могут оказаться несостоятельными при нарушении допущения о нормальном распределении случайной ошибки или при наличии гетероскедастичности.
- Модель можно по аналогии оценивать при альтернативных (в том числе гибких) предположениях о распределении случайной ошибки.
- Для учета гетероскедастичности σ может быть специфицирована по аналогии с гетероскедастичной пробит моделью.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельные эффекты на математическое ожидание

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное математическое ожидание имеет такой же вид, как в случае с обычной линейной регрессией:

$$\frac{\partial E(y_i^* | x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельные эффекты на математическое ожидание

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное математическое ожидание имеет такой же вид, как в случае с обычной линейной регрессией:

$$\frac{\partial E(y_i^* | x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k$$

- Предельный эффект на усеченное математическое ожидание рассчитывается как:

$$\frac{\partial E(y_i^* | a < y_i^* < b, x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k \underbrace{\text{Var}(\varepsilon_i | a - x_i\beta < \varepsilon_i < b - x_i\beta, x_i)}_{0 < \text{эффект усечения} < 1} / \sigma^2 =$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельные эффекты на математическое ожидание

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное математическое ожидание имеет такой же вид, как в случае с обычной линейной регрессией:

$$\frac{\partial E(y_i^* | x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k$$

- Предельный эффект на усеченное математическое ожидание рассчитывается как:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(y_i^* | a < y_i^* < b, x_i)}{\partial x_{ik}} &= \beta_k \underbrace{\text{Var}(\varepsilon_i | a - x_i\beta < \varepsilon_i < b - x_i\beta, x_i)}_{0 < \text{эффект усечения} < 1} / \sigma^2 = \\ &= \beta_k \left(1 + \frac{\frac{a - x_i\beta}{\sigma} \phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) - \frac{b - x_i\beta}{\sigma} \phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right)} - \left(\frac{\phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right)} \right)^2 \right) \end{aligned}$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельные эффекты на математическое ожидание

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное математическое ожидание имеет такой же вид, как в случае с обычной линейной регрессией:

$$\frac{\partial E(y_i^* | x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k$$

- Предельный эффект на усеченное математическое ожидание рассчитывается как:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(y_i^* | a < y_i^* < b, x_i)}{\partial x_{ik}} &= \beta_k \underbrace{\text{Var}(\varepsilon_i | a - x_i\beta < \varepsilon_i < b - x_i\beta, x_i)}_{0 < \text{эффект усечения} < 1} / \sigma^2 = \\ &= \beta_k \left(1 + \frac{\frac{a-x_i\beta}{\sigma} \phi\left(\frac{a-x_i\beta}{\sigma}\right) - \frac{b-x_i\beta}{\sigma} \phi\left(\frac{b-x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-x_i\beta}{\sigma}\right)} - \left(\frac{\phi\left(\frac{a-x_i\beta}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{b-x_i\beta}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{b-x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-x_i\beta}{\sigma}\right)} \right)^2 \right) \end{aligned}$$

Данный предельный эффект меньше β_k и совпадает с ним по знаку, но его величина зависит от $x_i\beta$.

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельный эффект на вероятность усечения

- Предельный эффект переменной x_{ik} на вероятность усечения рассчитывается как:

$$\frac{\partial P(a < y_i^* < b | x_i)}{\partial x_{ik}} = \frac{\beta_k}{\sigma} \left(\phi \left(\frac{a - x_i \beta}{\sigma} \right) - \phi \left(\frac{b - x_i \beta}{\sigma} \right) \right)$$

Усеченная регрессия (truncated regression)

Предельный эффект на вероятность усечения

- Предельный эффект переменной x_{ik} на вероятность усечения рассчитывается как:

$$\frac{\partial P(a < y_i^* < b | x_i)}{\partial x_{ik}} = \frac{\beta_k}{\sigma} \left(\phi \left(\frac{a - x_i \beta}{\sigma} \right) - \phi \left(\frac{b - x_i \beta}{\sigma} \right) \right)$$

- Знак данного предельного эффекта может не совпадать со знаком β_k , поскольку разница функций плотности может оказаться как положительной, так и отрицательной.

- Помимо усечения в данных также часто встречается цензурирование – когда исследователю доступна некоторая информация об объектах, не попавших в выборку, но неизвестны точные значения зависимой переменной. Ситуации, в которых встречается цензурирование, часто схожи с теми, в которых имеет место усечение.

- Помимо усечения в данных также часто встречается цензурирование – когда исследователю доступна некоторая информация об объектах, не попавших в выборку, но неизвестны точные значения зависимой переменной. Ситуации, в которых встречается цензурирование, часто схожи с теми, в которых имеет место усечение.
- Рассмотрим разницу между усечением и цензурированием на нескольких примерах:
 - В усеченной выборке имеется информация лишь об индивидах с положительной заработной платой, а в цензурированной также могут иметься характеристики неработающих индивидов, у которых зарплата равна нулю.

- Помимо усечения в данных также часто встречается цензурирование – когда исследователю доступна некоторая информация об объектах, не попавших в выборку, но неизвестны точные значения зависимой переменной. Ситуации, в которых встречается цензурирование, часто схожи с теми, в которых имеет место усечение.
- Рассмотрим разницу между усечением и цензурированием на нескольких примерах:
 - В усеченной выборке имеется информация лишь об индивидах с положительной заработной платой, а в цензурированной также могут иметься характеристики неработающих индивидов, у которых зарплата равна нулю.
 - В усеченной выборке имеется информация о расходах на театр лишь для тех индивидов, которые ходят в театр, а в цензурированной выборке также известны характеристики индивидов, которые вообще не посещают театр.

- Помимо усечения в данных также часто встречается цензурирование – когда исследователю доступна некоторая информация об объектах, не попавших в выборку, но неизвестны точные значения зависимой переменной. Ситуации, в которых встречается цензурирование, часто схожи с теми, в которых имеет место усечение.
- Рассмотрим разницу между усечением и цензурированием на нескольких примерах:
 - В усеченной выборке имеется информация лишь об индивидах с положительной заработной платой, а в цензурированной также могут иметься характеристики неработающих индивидов, у которых зарплата равна нулю.
 - В усеченной выборке имеется информация о расходах на театр лишь для тех индивидов, которые ходят в театр, а в цензурированной выборке также известны характеристики индивидов, которые вообще не посещают театр.
 - Число проданных билетов на стадионе с ограниченным числом мест скорее подходит под цензурирование, чем под усечение, поскольку обычно имеется информация о случаях, когда стадион был полностью заполнен.

- Помимо усечения в данных также часто встречается цензурирование – когда исследователю доступна некоторая информация об объектах, не попавших в выборку, но неизвестны точные значения зависимой переменной. Ситуации, в которых встречается цензурирование, часто схожи с теми, в которых имеет место усечение.
- Рассмотрим разницу между усечением и цензурированием на нескольких примерах:
 - В усеченной выборке имеется информация лишь об индивидах с положительной заработной платой, а в цензурированной также могут иметься характеристики неработающих индивидов, у которых зарплата равна нулю.
 - В усеченной выборке имеется информация о расходах на театр лишь для тех индивидов, которые ходят в театр, а в цензурированной выборке также известны характеристики индивидов, которые вообще не посещают театр.
 - Число проданных билетов на стадионе с ограниченным числом мест скорее подходит под цензурирование, чем под усечение, поскольку обычно имеется информация о случаях, когда стадион был полностью заполнен.
- Модели, построенные на цензурированных данных, инкорпорируют больший объем информации, чем модели, построенные на схожих усеченных данных. Поэтому оценки моделей с цензурированием обычно эффективней оценок моделей с усечением.

- При цензурировании зависимая переменная имеет вид:

$$y_i = \begin{cases} a, & \text{если } y_i^* < a \\ y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ b, & \text{если } y_i^* > b \end{cases}$$

- При цензурировании зависимая переменная имеет вид:

$$y_i = \begin{cases} a, & \text{если } y_i^* < a \\ y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ b, & \text{если } y_i^* > b \end{cases}$$

- Условное математическое ожидание зависимой переменной имеет вид:

$$\begin{aligned} E(y_i|x_i) &= P(y_i^* \leq a|x_i) \times a + P(a < y_i^* < b|x_i) \times E(y_i^*|a < y_i^* < b, x_i) + P(y_i^* \geq b|x_i) \times b = \\ &= P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \times a + x_i\beta + E(\varepsilon_i|a - x_i\beta < \varepsilon_i < b - x_i\beta, x_i) + P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) \times b \end{aligned}$$

- При цензурировании зависимая переменная имеет вид:

$$y_i = \begin{cases} a, & \text{если } y_i^* < a \\ y_i^*, & \text{если } a \leq y_i^* \leq b \\ b, & \text{если } y_i^* > b \end{cases}$$

- Условное математическое ожидание зависимой переменной имеет вид:

$$\begin{aligned} E(y_i|x_i) &= P(y_i^* \leq a|x_i) \times a + P(a < y_i^* < b|x_i) \times E(y_i^*|a < y_i^* < b, x_i) + P(y_i^* \geq b|x_i) \times b = \\ &= P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \times a + x_i\beta + E(\varepsilon_i|a - x_i\beta < \varepsilon_i < b - x_i\beta, x_i) + P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) \times b \end{aligned}$$

- Условное математическое ожидание случайной ошибки аналогично тому, что было получено в случае с усеченной регрессией, из-за чего МНК оценки коэффициентов β окажутся несостоятельными.

- По аналогии с усеченной регрессией оценивание параметров β и σ осуществляется с помощью метода максимального правдоподобия со следующей функцией правдоподобия:

$$L(\beta, \sigma; y|X) = \prod_{i:a < y_i < b} f_{y_i|x_i}(y_i) \prod_{i:y_i=a} P(y_i = a|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(y_i = b|x_i) =$$

- По аналогии с усеченной регрессией оценивание параметров β и σ осуществляется с помощью метода максимального правдоподобия со следующей функцией правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{y_i|x_i}(y_i) \prod_{i:y_i=a} P(y_i = a|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(y_i = b|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{\varepsilon_i}(y_i - x_i\beta) \prod_{i:y_i=a} P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) = \end{aligned}$$

- По аналогии с усеченной регрессией оценивание параметров β и σ осуществляется с помощью метода максимального правдоподобия со следующей функцией правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{y_i|x_i}(y_i) \prod_{i:y_i=a} P(y_i = a|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(y_i = b|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{\varepsilon_i}(y_i - x_i\beta) \prod_{i:y_i=a} P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=a} \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=b} 1 - \Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) \end{aligned}$$

- По аналогии с усеченной регрессией оценивание параметров β и σ осуществляется с помощью метода максимального правдоподобия со следующей функцией правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{y_i|x_i}(y_i) \prod_{i:y_i=a} P(y_i = a|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(y_i = b|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{\varepsilon_i}(y_i - x_i\beta) \prod_{i:y_i=a} P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=a} \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=b} 1 - \Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) \end{aligned}$$

- Альтернативные формы распределения случайной ошибки и гетероскедастичность могут быть учтены по аналогии с усеченной регрессией.

- По аналогии с усеченной регрессией оценивание параметров β и σ осуществляется с помощью метода максимального правдоподобия со следующей функцией правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma; y|X) &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{y_i|x_i}(y_i) \prod_{i:y_i=a} P(y_i = a|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(y_i = b|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} f_{\varepsilon_i}(y_i - x_i\beta) \prod_{i:y_i=a} P(\varepsilon_i < a - x_i\beta|x_i) \prod_{i:y_i=b} P(\varepsilon_i > b - x_i\beta|x_i) = \\ &= \prod_{i:a < y_i < b} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=a} \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i:y_i=b} 1 - \Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) \end{aligned}$$

- Альтернативные формы распределения случайной ошибки и гетероскедастичность могут быть учтены по аналогии с усеченной регрессией.
- Для того, чтобы гарантировать нахождение глобального максимума данной функции правдоподобия, ее может сделать вогнутой за счет репараметризации Олсена, оценивая вместо β и σ такие β^* и σ^* , что $\beta = \beta^*/\sigma^*$ и $\sigma = 1/\sigma^*$.

Модель Тобина

Сравнение модели Тобина и усеченной регрессии

- Состоятельные оценки параметров модели Тобина (с цензурированием) можно также получить и с помощью усеченной регрессии.

Модель Тобина

Сравнение модели Тобина и усеченной регрессии

- Состоятельные оценки параметров модели Тобина (с цензурированием) можно также получить и с помощью усеченной регрессии.
- Однако, оценки усеченной регрессии окажутся менее эффективными, поскольку игнорируют информацию о случаях, когда $y_i = a$ и $y_i = b$.

Модель Тобина

Сравнение модели Тобина и усеченной регрессии

- Состоятельные оценки параметров модели Тобина (с цензурированием) можно также получить и с помощью усеченной регрессии.
- Однако, оценки усеченной регрессии окажутся менее эффективными, поскольку игнорируют информацию о случаях, когда $y_i = a$ и $y_i = b$.
- Поскольку модель Тобина и усеченная регрессия оцениваются на разных выборках, то их непосредственное сравнение по информационным критериям является некорректным. В качестве альтернативы эти модели можно сравнить, например, по предсказательной силе, однако по возможности следует предпочитать модель Тобина в силу большей эффективности ее оценок.

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное $E(y_i^*|x_i)$ и усеченное $E(y_i^*|a < y_i^* < b)$ математические ожидания латентной переменной аналогичны тем, что были рассмотрены в случае с усеченной регрессией.

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное $E(y_i^*|x_i)$ и усеченное $E(y_i^*|a < y_i^* < b)$ математические ожидания латентной переменной аналогичны тем, что были рассмотрены в случае с усеченной регрессией.
- Предельный эффект на математическое ожидание наблюдаемой (с учетом цензурирования) зависимой переменной рассчитывается как:

$$\frac{\partial E(y_i|x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k P(a < y_i^* < b|x_i) = \beta_k \left(\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right)$$

Данный предельный эффект меньше β_k и совпадает с ним по знаку, но его величина зависит от $x_i\beta$. То, что данный предельный эффект меньше, интуитивно связано с тем, что при попадании зависимой переменной под цензурирование малое изменение регрессора не изменит значения зависимой переменной.

- Предельный эффект переменной x_{ik} на обычное $E(y_i^*|x_i)$ и усеченное $E(y_i^*|a < y_i^* < b)$ математические ожидания латентной переменной аналогичны тем, что были рассмотрены в случае с усеченной регрессией.
- Предельный эффект на математическое ожидание наблюдаемой (с учетом цензурирования) зависимой переменной рассчитывается как:

$$\frac{\partial E(y_i|x_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k P(a < y_i^* < b|x_i) = \beta_k \left(\Phi\left(\frac{b - x_i\beta}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right) \right)$$

Данный предельный эффект меньше β_k и совпадает с ним по знаку, но его величина зависит от $x_i\beta$. То, что данный предельный эффект меньше, интуитивно связано с тем, что при попадании зависимой переменной под цензурирование малое изменение регрессора не изменит значения зависимой переменной.

- Предельные эффекты на вероятность цензурирования считаются как:

$$\frac{\partial P(y_i = b|x_i)}{\partial x_{ik}} = \frac{\beta_k}{\sigma} \phi\left(\frac{x_i\beta - b}{\sigma}\right), \quad \frac{\partial P(y_i = a|x_i)}{\partial x_{ik}} = -\frac{\beta_k}{\sigma} \phi\left(\frac{a - x_i\beta}{\sigma}\right)$$