

Микроэконометрика

Модели с неслучайным отбором

Потанин Богдан Станиславович

доцент, научный сотрудник, кандидат экономических наук

2023-2024

- Иногда значение зависимой переменной наблюдается лишь при соблюдении некоторого условия (правила).

Неслучайный отбор

Мотивация

- Иногда значение зависимой переменной наблюдается лишь при соблюдении некоторого условия (правила).
- Например, зарплата наблюдается лишь для работающих индивидов, а затраты на покупку в приложении лишь для тех, кто им пользуется.

Неслучайный отбор

Мотивация

- Иногда значение зависимой переменной наблюдается лишь при соблюдении некоторого условия (правила).
- Например, зарплата наблюдается лишь для работающих индивидов, а затраты на покупку в приложении лишь для тех, кто им пользуется.
- В отличие от модели Тобина модели с неслучайным отбором предполагают, что правило, определяющее попадание наблюдений в выборку, моделируется отдельно.

- Иногда значение зависимой переменной наблюдается лишь при соблюдении некоторого условия (правила).
- Например, зарплата наблюдается лишь для работающих индивидов, а затраты на покупку в приложении лишь для тех, кто им пользуется.
- В отличие от модели Тобина модели с неслучайным отбором предполагают, что правило, определяющее попадание наблюдений в выборку, моделируется отдельно.
- Например, в моделях с неслучайным отбором одновременно моделируется как зарплата, так и занятость индивида. Причем различные факторы могут по разному (в том числе с разным знаком) влиять на ожидаемую зарплату и вероятность занятости.

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2),$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

- При усечении X_2 получаем:

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

- При усечении X_2 получаем:

$$E(X_1|X_2 > t) = \mu_1 + \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(t^*),$$

$$\lambda(t^*) = \frac{\phi(t^*)}{1 - \Phi(t^*)},$$

$$t^* = \frac{t - \mu_2}{\sigma_2}$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

- При усечении X_2 получаем:

$$E(X_1|X_2 > t) = \mu_1 + \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(t^*), \quad E(X_1|X_2 < t) = \mu_1 - \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(-t^*)$$

$$\lambda(t^*) = \frac{\phi(t^*)}{1 - \Phi(t^*)},$$

$$t^* = \frac{t - \mu_2}{\sigma_2}$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

- При усечении X_2 получаем:

$$\begin{aligned} E(X_1|X_2 > t) &= \mu_1 + \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(t^*), & E(X_1|X_2 < t) &= \mu_1 - \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(-t^*) \\ \text{Var}(X_1|X_2 > t) &= \sigma_1^2 (1 - \rho^2\delta(t^*)), \\ \lambda(t^*) &= \frac{\phi(t^*)}{1 - \Phi(t^*)}, & \delta(t^*) &= \lambda(t^*)(\lambda(t^*) - t^*), & t^* &= \frac{t - \mu_2}{\sigma_2} \end{aligned}$$

Усеченное двумерное нормальное распределение

Частный случай с односторонним усечением одной компоненты

- Случайные величины X_1 и X_2 имеют совместное нормальное распределение:

$$(X_1, X_2) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

- Напомним, что:

$$E(X_1|X_2 = t) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (t - \mu_2), \quad \text{Var}(X_1|X_2 = t) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$$

- При усечении X_2 получаем:

$$\begin{aligned} E(X_1|X_2 > t) &= \mu_1 + \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(t^*), & E(X_1|X_2 < t) &= \mu_1 - \rho\sigma_1\sigma_2\lambda(-t^*) \\ \text{Var}(X_1|X_2 > t) &= \sigma_1^2 (1 - \rho^2\delta(t^*)), & \text{Var}(X_1|X_2 < t) &= \sigma_1^2 (1 - \rho^2\delta(-t^*)) \\ \lambda(t^*) &= \frac{\phi(t^*)}{1 - \Phi(t^*)}, & \delta(t^*) &= \lambda(t^*)(\lambda(t^*) - t^*), & t^* &= \frac{t - \mu_2}{\sigma_2} \end{aligned}$$

Неслучайный отбор

Формулировка

- Имеются два уравнения:

Целевое уравнение: $y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i$

Уравнение отбора: $z_i^* = w_i\gamma + u_i$

Неслучайный отбор

Формулировка

- Имеются два уравнения:

Целевое уравнение: $y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i$

Уравнение отбора: $z_i^* = w_i\gamma + u_i$

- Значение y_i^* наблюдается лишь при соблюдении определенного условия (правила):

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{если } z_i^* \geq 0 \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } z_i = 1 \\ \text{не наблюдаем}, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

Неслучайный отбор

Формулировка

- Имеются два уравнения:

Целевое уравнение: $y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i$

Уравнение отбора: $z_i^* = w_i\gamma + u_i$

- Значение y_i^* наблюдается лишь при соблюдении определенного условия (правила):

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{если } z_i^* \geq 0 \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } z_i = 1 \\ \text{не наблюдаем}, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

- Например, y_i^* может отражать потенциальную заработную плату индивида, которая наблюдается лишь в случае, когда индивид работает, то есть $z_i = 1$.

Неслучайный отбор

Формулировка

- Имеются два уравнения:

$$\text{Целевое уравнение: } y_i^* = x_i\beta + \varepsilon_i$$

$$\text{Уравнение отбора: } z_i^* = w_i\gamma + u_i$$

- Значение y_i^* наблюдается лишь при соблюдении определенного условия (правила):

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{если } z_i^* \geq 0 \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{если } z_i = 1 \\ \text{не наблюдаем}, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

- Например, y_i^* может отражать потенциальную заработную плату индивида, которая наблюдается лишь в случае, когда индивид работает, то есть $z_i = 1$.
- Для простоты предположим, что случайные ошибки имеют совместное нормальное распределение:

$$(u_i, \varepsilon_i) \sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & \rho\sigma \\ \rho\sigma & \sigma^2 \end{bmatrix} \right), \text{i.i.d.}$$

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

где по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i) = \rho \sigma \frac{\phi(w_i \gamma)}{\Phi(w_i \gamma)} = \rho \sigma \lambda_i(w_i \gamma) = \rho \sigma \lambda_i,$$

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

где по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i) = \rho \sigma \frac{\phi(w_i \gamma)}{\Phi(w_i \gamma)} = \rho \sigma \lambda_i(w_i \gamma) = \rho \sigma \lambda_i,$$

- Часто λ_i именуют лямбдой Хекмана или обратным отношением Миллса.

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

где по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i) = \rho \sigma \frac{\phi(w_i \gamma)}{\Phi(w_i \gamma)} = \rho \sigma \lambda_i(w_i \gamma) = \rho \sigma \lambda_i,$$

- Часто λ_i именуют лямбдой Хекмана или обратным отношением Миллса.
- В результате регрессионное уравнение может быть записано как:

$$y_i = x_i \beta + \rho \sigma \lambda_i + v_i,$$

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

где по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i) = \rho \sigma \frac{\phi(w_i \gamma)}{\Phi(w_i \gamma)} = \rho \sigma \lambda_i(w_i \gamma) = \rho \sigma \lambda_i,$$

- Часто λ_i именуют лямбдой Хекмана или обратным отношением Миллса.
- В результате регрессионное уравнение может быть записано как:

$$y_i = x_i \beta + \rho \sigma \lambda_i + v_i, \quad v_i = \varepsilon_i - \rho \sigma \lambda_i \implies E(v_i | z_i = 1, x_i, w_i) = 0$$

- Поскольку y_i наблюдается лишь при $z_i = 1$, то:

$$E(y_i | w_i, x_i) = E(y_i^* | z_i = 1, w_i, x_i) = x_i \beta + E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i),$$

где по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(\varepsilon_i | u_i \geq -w_i \gamma, w_i, x_i) = \rho \sigma \frac{\phi(w_i \gamma)}{\Phi(w_i \gamma)} = \rho \sigma \lambda_i(w_i \gamma) = \rho \sigma \lambda_i,$$

- Часто λ_i именуют лямбдой Хекмана или обратным отношением Миллса.
- В результате регрессионное уравнение может быть записано как:

$$y_i = x_i \beta + \rho \sigma \lambda_i + v_i, \quad v_i = \varepsilon_i - \rho \sigma \lambda_i \implies E(v_i | z_i = 1, x_i, w_i) = 0$$

- Без учета λ_i при $\rho \neq 0$ и наличии корреляции между λ_i и элементами x_i МНК оценки коэффициентов β окажутся несостоятельными вследствие проблемы пропущенной переменной.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Оценивание

- **Идея метода:** истинное значение λ_i исследователю неизвестно, поскольку зависит от неизвестных параметров γ . Однако, оценив параметры γ можно получить состоятельную оценку $\hat{\lambda}_i$ и использовать ее вместо λ_i для того, чтобы избежать смещения в оценках вследствие пропущенной переменной.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Оценивание

- **Идея метода:** истинное значение λ_i исследователю неизвестно, поскольку зависит от неизвестных параметров γ . Однако, оценив параметры γ можно получить состоятельную оценку $\hat{\lambda}_i$ и использовать ее вместо λ_i для того, чтобы избежать смещения в оценках вследствие пропущенной переменной.
- Двухшаговая процедура оценивания:
 - **Первый шаг:** при помощи пробит модели оцениваются параметры γ . В силу инвариантности ММП оценок состоятельная оценка λ_i рассчитывается как $\hat{\lambda}_i = \lambda_i(w_i\hat{\gamma})$.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Оценивание

- **Идея метода:** истинное значение λ_i исследователю неизвестно, поскольку зависит от неизвестных параметров γ . Однако, оценив параметры γ можно получить состоятельную оценку $\hat{\lambda}_i$ и использовать ее вместо λ_i для того, чтобы избежать смещения в оценках вследствие пропущенной переменной.
- **Двухшаговая процедура оценивания:**
 - **Первый шаг:** при помощи пробит модели оцениваются параметры γ . В силу инвариантности ММП оценок состоятельная оценка λ_i рассчитывается как $\hat{\lambda}_i = \lambda_i(w_i\hat{\gamma})$.
 - **Второй шаг:** В регрессионное уравнение для y_i подставляется $\hat{\lambda}_i$ в качестве дополнительного регрессора с коэффициентом $\rho\sigma$. Затем β и $\rho\sigma$ оцениваются при помощи МНК.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Оценивание

- **Идея метода:** истинное значение λ_i исследователю неизвестно, поскольку зависит от неизвестных параметров γ . Однако, оценив параметры γ можно получить состоятельную оценку $\hat{\lambda}_i$ и использовать ее вместо λ_i для того, чтобы избежать смещения в оценках вследствие пропущенной переменной.
- Двухшаговая процедура оценивания:
 - **Первый шаг:** при помощи пробит модели оцениваются параметры γ . В силу инвариантности ММП оценок состоятельная оценка λ_i рассчитывается как $\hat{\lambda}_i = \lambda_i(w_i\hat{\gamma})$.
 - **Второй шаг:** В регрессионное уравнение для y_i подставляется $\hat{\lambda}_i$ в качестве дополнительного регрессора с коэффициентом $\rho\sigma$. Затем β и $\rho\sigma$ оцениваются при помощи МНК.
- Состоятельные оценки $\hat{\sigma}^2$ и $\hat{\rho}$ можно получить как:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + (\widehat{\rho\sigma})^2 \hat{\lambda}_i (\hat{\lambda}_i - w_i\hat{\gamma}),$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Оценивание

- **Идея метода:** истинное значение λ_i исследователю неизвестно, поскольку зависит от неизвестных параметров γ . Однако, оценив параметры γ можно получить состоятельную оценку $\hat{\lambda}_i$ и использовать ее вместо λ_i для того, чтобы избежать смещения в оценках вследствие пропущенной переменной.
- **Двухшаговая процедура оценивания:**
 - **Первый шаг:** при помощи пробит модели оцениваются параметры γ . В силу инвариантности ММП оценок состоятельная оценка λ_i рассчитывается как $\hat{\lambda}_i = \lambda_i(w_i\hat{\gamma})$.
 - **Второй шаг:** В регрессионное уравнение для y_i подставляется $\hat{\lambda}_i$ в качестве дополнительного регрессора с коэффициентом $\rho\sigma$. Затем β и $\rho\sigma$ оцениваются при помощи МНК.
- Состоятельные оценки $\hat{\sigma}^2$ и $\hat{\rho}$ можно получить как:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + (\widehat{\rho\sigma})^2 \hat{\lambda}_i \left(\hat{\lambda}_i - w_i\hat{\gamma} \right), \quad \hat{\rho} = \frac{\widehat{\rho\sigma}}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}}$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$

$$\hat{A}_1 = X_*^T (I - \hat{\rho}^2 \hat{\Delta}) X_*,$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$
$$\hat{A}_1 = X_*^T (I - \hat{\rho}^2 \hat{\Delta}) X_*, \quad \hat{A}_2 = \hat{\rho}^2 (X_* \hat{\Delta} W) \widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\gamma}) (X_* \hat{\Delta} W)^T,$$

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$

$$\hat{A}_1 = X_*^T (I - \hat{\rho}^2 \hat{\Delta}) X_*, \quad \hat{A}_2 = \hat{\rho}^2 (X_* \hat{\Delta} W) \widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\gamma}) (X_* \hat{\Delta} W)^T,$$

где $\beta_* = (\beta, \rho\sigma)^T$ и X_* является матрицей регрессоров, полученной за счет присоединения столбца $\hat{\lambda}$ к матрице X справа.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$

$$\hat{A}_1 = X_*^T (I - \hat{\rho}^2 \hat{\Delta}) X_*, \quad \hat{A}_2 = \hat{\rho}^2 (X_* \hat{\Delta} W) \widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\gamma}) (X_* \hat{\Delta} W)^T,$$

где $\beta_* = (\beta, \rho\sigma)^T$ и X_* является матрицей регрессоров, полученной за счет присоединения столбца $\hat{\lambda}$ к матрице X справа. Также, $\hat{\Delta}$ – диагональная матрица, такая, что $\hat{\Delta}_i = 1 - \hat{\rho}^2 \hat{\delta}_i$.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Тестирование гипотез

- Случайные ошибки гетероскедастичны, поскольку по свойствам усеченного двумерного нормального распределения:

$$E(v_i^2 | z_i = 1, w_i, x_i) = \sigma^2 (1 - \rho^2 \delta_i), \quad \delta_i = \lambda_i (\lambda_i + w_i \gamma)$$

- Для коррекции ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов необходимо учесть как гетероскедастичность, так и то, что вместо истинного значения λ_i используется его оценка, зависящая от $\hat{\gamma}$, откуда:

$$\widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\beta}^*) = \hat{\sigma}^2 (X_*^T X_*)^{-1} (\hat{A}_1 + \hat{A}_2) (X_*^T X_*)^{-1}$$

$$\hat{A}_1 = X_*^T (I - \hat{\rho}^2 \hat{\Delta}) X_*, \quad \hat{A}_2 = \hat{\rho}^2 (X_* \hat{\Delta} W) \widehat{\text{As.Cov}}(\hat{\gamma}) (X_* \hat{\Delta} W)^T,$$

где $\beta_* = (\beta, \rho\sigma)^T$ и X_* является матрицей регрессоров, полученной за счет присоединения столбца $\hat{\lambda}$ к матрице X справа. Также, $\hat{\Delta}$ – диагональная матрица, такая, что $\hat{\Delta}_i = 1 - \hat{\rho}^2 \hat{\delta}_i$. Элементы \hat{A}_1 и \hat{A}_2 позволяют учесть гетероскедастичность и использование оценок λ_i вместо истинных значений соответственно.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx c w_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx c w_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.
- Из-за этого при сильном сходстве между x_i и w_i может возникнуть сильная коллинеарность между $\lambda(w_i\gamma)$ и x_i .

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx c w_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.
- Из-за этого при сильном сходстве между x_i и w_i может возникнуть сильная коллинеарность между $\lambda(w_i\gamma)$ и x_i .
- Эта коллинеарность часто приводит к существенному снижению в эффективности оценок.

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx c w_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.
- Из-за этого при сильном сходстве между x_i и w_i может возникнуть сильная коллинеарность между $\lambda(w_i\gamma)$ и x_i .
- Эта коллинеарность часто приводит к существенному снижению в эффективности оценок.
- Для смягчения проблемы коллинеарности, как правило, исследователи пытаются обеспечить наличие **ограничений исключения**: регрессоров, входящих в w_i и не входящих в x_i .

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx cw_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.
- Из-за этого при сильном сходстве между x_i и w_i может возникнуть сильная коллинеарность между $\lambda(w_i\gamma)$ и x_i .
- Эта коллинеарность часто приводит к существенному снижению в эффективности оценок.
- Для смягчения проблемы коллинеарности, как правило, исследователи пытаются обеспечить наличие **ограничений исключения**: регрессоров, входящих в w_i и не входящих в x_i .
- Например, исследователь может предположить, что количество детей влияет на вероятность занятости (входит в w_i), но не влияет на зарплату индивида (не входит в x_i).

Метод Хекмана: двухшаговая процедура

Ограничения исключения (exclusion restrictions)

- Отношение Миллса $\lambda(w_i\gamma)$ крайне близко к линейной функции при $w_i\gamma \in (-\infty, 2)$, то есть в данном диапазоне $\lambda(w_i\gamma) \approx c w_i\gamma$, где $c \in R_{++}$.
- Из-за этого при сильном сходстве между x_i и w_i может возникнуть сильная коллинеарность между $\lambda(w_i\gamma)$ и x_i .
- Эта коллинеарность часто приводит к существенному снижению в эффективности оценок.
- Для смягчения проблемы коллинеарности, как правило, исследователи пытаются обеспечить наличие **ограничений исключения**: регрессоров, входящих в w_i и не входящих в x_i .
- Например, исследователь может предположить, что количество детей влияет на вероятность занятости (входит в w_i), но не влияет на зарплату индивида (не входит в x_i).
- В качестве более устойчивой к отсутствию ограничений исключения альтернативы вместо двухшаговой процедуры можно воспользоваться методом максимального правдоподобия.

Метод Хекмана: метод максимального правдоподобия

Оценивание

- Оценки параметров β , γ , ρ и σ можно также получить за счет максимизации функции правдоподобия:

$$L(\beta, \gamma, \rho, \sigma; y, z | X, W) = \prod_{i: z_i=1} f_{y_i|x_i, w_i}(y_i) P(z_i = 1 | y_i, x_i, w_i) \prod_{i: z_i=0} P(z_i = 0 | x_i, w_i) =$$

Метод Хекмана: метод максимального правдоподобия

Оценивание

- Оценки параметров β , γ , ρ и σ можно также получить за счет максимизации функции правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \gamma, \rho, \sigma; y, z|X, W) &= \prod_{i:z_i=1} f_{y_i|x_i, w_i}(y_i) P(z_i = 1|y_i, x_i, w_i) \prod_{i:z_i=0} P(z_i = 0|x_i, w_i) = \\ &= \prod_{i:z_i=1} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \Phi\left(\frac{\rho(y_i - x_i\beta)/\sigma + w_i\gamma}{\sqrt{1 - \rho^2}}\right) \prod_{i:z_i=0} (1 - \Phi(w_i\gamma)) \end{aligned}$$

Метод Хекмана: метод максимального правдоподобия

Оценивание

- Оценки параметров β , γ , ρ и σ можно также получить за счет максимизации функции правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \gamma, \rho, \sigma; y, z|X, W) &= \prod_{i:z_i=1} f_{y_i|x_i, w_i}(y_i) P(z_i = 1|y_i, x_i, w_i) \prod_{i:z_i=0} P(z_i = 0|x_i, w_i) = \\ &= \prod_{i:z_i=1} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \Phi\left(\frac{\rho(y_i - x_i\beta)/\sigma + w_i\gamma}{\sqrt{1 - \rho^2}}\right) \prod_{i:z_i=0} (1 - \Phi(w_i\gamma)) \end{aligned}$$

- Оценки ММП метода более эффективны, чем оценки двухшаговой процедуры.

Метод Хекмана: метод максимального правдоподобия

Оценивание

- Оценки параметров β , γ , ρ и σ можно также получить за счет максимизации функции правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \gamma, \rho, \sigma; y, z|X, W) &= \prod_{i:z_i=1} f_{y_i|x_i, w_i}(y_i) P(z_i = 1|y_i, x_i, w_i) \prod_{i:z_i=0} P(z_i = 0|x_i, w_i) = \\ &= \prod_{i:z_i=1} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \Phi\left(\frac{\rho(y_i - x_i\beta)/\sigma + w_i\gamma}{\sqrt{1 - \rho^2}}\right) \prod_{i:z_i=0} (1 - \Phi(w_i\gamma)) \end{aligned}$$

- Оценки ММП метода более эффективны, чем оценки двухшаговой процедуры.
- Недостаток ММП заключается в сложности технической реализации, связанной с возможностью наличия несколько локальных максимумов функции правдоподобия.

Метод Хекмана: метод максимального правдоподобия

Оценивание

- Оценки параметров β , γ , ρ и σ можно также получить за счет максимизации функции правдоподобия:

$$\begin{aligned} L(\beta, \gamma, \rho, \sigma; y, z|X, W) &= \prod_{i:z_i=1} f_{y_i|x_i, w_i}(y_i) P(z_i = 1|y_i, x_i, w_i) \prod_{i:z_i=0} P(z_i = 0|x_i, w_i) = \\ &= \prod_{i:z_i=1} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right) \Phi\left(\frac{\rho(y_i - x_i\beta)/\sigma + w_i\gamma}{\sqrt{1 - \rho^2}}\right) \prod_{i:z_i=0} (1 - \Phi(w_i\gamma)) \end{aligned}$$

- Оценки ММП метода более эффективны, чем оценки двухшаговой процедуры.
- Недостаток ММП заключается в сложности технической реализации, связанной с возможностью наличия несколько локальных максимумов функции правдоподобия.
- Для тестирования гипотезы о наличии неслучайного отбора достаточно проверить $H_0 : \rho = 0$ для ММП или $H_0 : \rho\sigma = 0$ для двухшаговой процедуры. Если нулевая гипотеза отвергается, то МНК оценки несостоятельны, что мотивирует применение метода Хекмана.

- 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 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 условное математическое ожидание рассчитывается как:

$$\frac{\partial E(y_i^* | z_i = 1, x_i, w_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k - \gamma_* \rho \sigma \delta_i,$$

где γ_* является коэффициентом при x_{ki} в уравнении отбора, если x_{ki} входит в w_i . В противном случае $\gamma_* = 0$.

- 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 условное математическое ожидание рассчитывается как:

$$\frac{\partial E(y_i^* | z_i = 1, x_i, w_i)}{\partial x_{ik}} = \beta_k - \gamma_* \rho \sigma \delta_i,$$

где γ_* является коэффициентом при x_{ki} в уравнении отбора, если x_{ki} входит в w_i . В противном случае $\gamma_* = 0$.

- Предельный эффект на условное математическое ожидание целевой переменной складывается из предельного эффекта на безусловное математическое ожидание β_k и части, обусловленной наличием неслучайного отбора $\gamma_* \rho \sigma \delta_i$.

- При нарушении допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок оценки метода Хекмана могут оказаться несостоятельными.

- При нарушении допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок оценки метода Хекмана могут оказаться несостоятельными.
- В качестве альтернативы допущению о конкретной форме совместного распределения случайных ошибок условное математическое ожидание случайной ошибки основного уравнения можно аппроксимировать при помощи полинома k -й степени:

$$E(\varepsilon_i | z_i = 1, w_i, x_i) \approx \sum_{t=0}^k \tau_t g(w_i \gamma)^t, \quad \tau = (\tau_1, \dots, \tau_k),$$

- При нарушении допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок оценки метода Хекмана могут оказаться несостоятельными.
- В качестве альтернативы допущению о конкретной форме совместного распределения случайных ошибок условное математическое ожидание случайной ошибки основного уравнения можно аппроксимировать при помощи полинома k -й степени:

$$E(\varepsilon_i | z_i = 1, w_i, x_i) \approx \sum_{t=0}^k \tau_t g(w_i \gamma)^t, \quad \tau = (\tau_1, \dots, \tau_k),$$

где $g(w_i \gamma)$ является произвольно выбираемой сглаживающей функцией, в качестве которой, как правило, рассматривают $g(w_i \gamma) = w_i \gamma$ или $g(w_i \gamma) = \lambda(w_i \gamma)$.

- При нарушении допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок оценки метода Хекмана могут оказаться несостоятельными.
- В качестве альтернативы допущению о конкретной форме совместного распределения случайных ошибок условное математическое ожидание случайной ошибки основного уравнения можно аппроксимировать при помощи полинома k -й степени:

$$E(\varepsilon_i | z_i = 1, w_i, x_i) \approx \sum_{t=0}^k \tau_t g(w_i \gamma)^t, \quad \tau = (\tau_1, \dots, \tau_k),$$

где $g(w_i \gamma)$ является произвольно выбираемой сглаживающей функцией, в качестве которой, как правило, рассматривают $g(w_i \gamma) = w_i \gamma$ или $g(w_i \gamma) = \lambda(w_i \gamma)$.

- На **первом шаге** параметры γ оцениваются при помощи полупараметрической модели бинарного выбора (например, метода Галланта и Нички), а на **втором шаге** все k переменных $g(w_i \hat{\gamma})^t$ подставляются в целевое уравнение в качестве регрессоров (в дополнении к x_i), в котором параметры β и τ оцениваются с помощью МНК.

- При нарушении допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок оценки метода Хекмана могут оказаться несостоятельными.
- В качестве альтернативы допущению о конкретной форме совместного распределения случайных ошибок условное математическое ожидание случайной ошибки основного уравнения можно аппроксимировать при помощи полинома k -й степени:

$$E(\varepsilon_i | z_i = 1, w_i, x_i) \approx \sum_{t=0}^k \tau_t g(w_i \gamma)^t, \quad \tau = (\tau_1, \dots, \tau_k),$$

где $g(w_i \gamma)$ является произвольно выбираемой сглаживающей функцией, в качестве которой, как правило, рассматривают $g(w_i \gamma) = w_i \gamma$ или $g(w_i \gamma) = \lambda(w_i \gamma)$.

- На **первом шаге** параметры γ оцениваются при помощи полупараметрической модели бинарного выбора (например, метода Галланта и Нички), а на **втором шаге** все k переменных $g(w_i \hat{\gamma})^t$ подставляются в целевое уравнение в качестве регрессоров (в дополнении к x_i), в котором параметры β и τ оцениваются с помощью МНК.
- Оценки данного метода состоятельные и асимптотически нормальные. Для тестирования гипотез и оценивания асимптотической ковариационной матрицы оценок регрессионных коэффициентов, как правило, применяют аналитическую формулу (опущена для краткости) или бутстрап.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.
- На каждой из этих выборок при заданном k методом Ньюи оцениваются параметры модели, а затем с их помощью предсказывается \hat{y}_i – значение исключенного из выборки наблюдения y_i .

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.
- На каждой из этих выборок при заданном k методом Ньюи оцениваются параметры модели, а затем с их помощью предсказывается \hat{y}_i – значение исключенного из выборки наблюдения y_i .
- Рассчитывается $RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ мера качества модели при данной степени полинома.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.
- На каждой из этих выборок при заданном k методом Ньюи оцениваются параметры модели, а затем с их помощью предсказывается \hat{y}_i – значение исключенного из выборки наблюдения y_i .
- Рассчитывается $RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ мера качества модели при данной степени полинома.
- К счастью существует аналитическая формула, позволяющая рассчитать $RMSE_k$ без необходимости n раз оценивать параметры модели.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.
- На каждой из этих выборок при заданном k методом Ньюи оцениваются параметры модели, а затем с их помощью предсказывается \hat{y}_i – значение исключенного из выборки наблюдения y_i .
- Рассчитывается $RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ мера качества модели при данной степени полинома.
- К счастью существует аналитическая формула, позволяющая рассчитать $RMSE_k$ без необходимости n раз оценивать параметры модели.
- Выбирается степень k с наименьшим $RMSE_k$.

- По мере увеличения степени полинома k растет точность аппроксимации, что позволяет снизить смещение оценок. Однако, вместе с ростом k увеличивается и число оцениваемых параметров, а также усугубляется проблема коллинеарности, что приводит к росту дисперсии оценок.
- Оптимальная степень полинома k , как правило, подбирается с помощью leave-one-out кросс-валидации.
- Создается n (объем исходной выборки) выборок объема $n - 1$, каждая из которых формируется за счет исключения из исходной выборки одного (каждый раз разного) наблюдения.
- На каждой из этих выборок при заданном k методом Ньюи оцениваются параметры модели, а затем с их помощью предсказывается \hat{y}_i – значение исключенного из выборки наблюдения y_i .
- Рассчитывается $RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ мера качества модели при данной степени полинома.
- К счастью существует аналитическая формула, позволяющая рассчитать $RMSE_k$ без необходимости n раз оценивать параметры модели.
- Выбирается степень k с наименьшим $RMSE_k$.
- При использовании бутстрапа кросс-валидацию необходимо проводить каждую итерацию.

Модели с неслучайным отбором

Краткие дополнительные комментарии

- Помимо метода Ньюи существуют и иные подходы к ослаблению допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок в моделях с неслучайным отбором. Например, можно воспользоваться методом Галланта и Нички для аппроксимации соответствующего совместного распределения и получить оценки за счет максимизации функции квази-правдоподобия.

Модели с неслучайным отбором

Краткие дополнительные комментарии

- Помимо метода Ньюи существуют и иные подходы к ослаблению допущения о совместном нормальном распределении случайных ошибок в моделях с неслучайным отбором. Например, можно воспользоваться методом Галланта и Нички для аппроксимации соответствующего совместного распределения и получить оценки за счет максимизации функции квази-правдоподобия.
- Во многих исследованиях рассматриваются альтернативные механизмы неслучайного отбора наблюдений. Например, в качестве уравнения отбора можно использовать мультиномиальную логит модель или порядковую пробит модель. Также, рассматриваются модели с несколькими правилами отбора, когда, например, наблюдения по зарплате доступны лишь для работающих индивидов (первое правило), согласившихся ответить на вопрос о зарплате (второе правило).