

# Машинное обучение в экономике

## Эффекты воздействия

Потанин Богдан Станиславович

доцент, кандидат экономических наук

2024–2025

- Основные понятия:

- Потенциальные исходы.
- Эффект воздействия, средний эффект воздействия, локальный средний эффект воздействия и условный средний эффект воздействия.
- Допущения о независимости, об условной независимости и об экзогенности инструмента.

- Методы оценивания:

- Оценивание средних эффектов воздействия с помощью условных математических ожиданий, взвешивания на обратные условные вероятности и метода с двойной устойчивостью.
- Оценивание локального среднего эффекта воздействия с помощью двойного машинного обучения.
- Оценивание условных средних эффектов воздействия с помощью S-learner, T-learner, X-learner и метода трансформации классов.

# Повторение теории вероятностей

## Некоторые важные результаты

- Рассмотрим случайные векторы  $Y$ ,  $X$  и  $Z$  с конечными математическими ожиданиями, а также функцию  $g(\cdot)$ , такую, что математическое ожидание  $g(X)$  существует.
- При введенных предположках справедливы следующие формулы.

$$E[E(Y|X)] = E[Y] \quad E[g(X)Y|X] = g(X)E[Y|X]$$

$$E[g(X)Y] = E[g(X)E(Y|X)] \quad E[E(Y|X, Z)|X] = E[Y|X]$$

- Если случайные величины  $X_1, \dots, X_n$  одинаково распределены и имеют конечное математическое ожидание, то  $E(X_i) = E(X_j)$  при любых  $i, j \in \{1, \dots, n\}$ , а значит:

$$E(\bar{X}_n) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} \left( \underbrace{E(X_1) + \dots + E(X_n)}_{n \text{ раз складываем } E(X_i)} \right) = E(X_i)$$

Кроме того, в силу **закона больших чисел**  $\bar{X}_n \xrightarrow{P} E(X_i)$ .

- Если  $g(\cdot)$  – непрерывная функция и  $X_1, \dots, X_n$  последовательность случайных векторов такая, что  $X_n \xrightarrow{P} x$ , где  $x \in R^m$ , то по **теореме о непрерывном отображении** (СМТ) выполняется  $g(X_n) \xrightarrow{P} g(x)$ .
- В частности, по **теореме Slutsky** если  $X_n \xrightarrow{P} x$  и  $Y_n \xrightarrow{P} y$ , где  $x, y \in R^m$ , то:

$$X_n + Y_n \xrightarrow{P} x + y \quad X_n - Y_n \xrightarrow{P} x - y$$

$$X_n \times Y_n \xrightarrow{P} x \times y \quad X_n / Y_n \xrightarrow{P} x / y, \text{ где } y \neq 0$$

# Эффект воздействия

## Определение

- Предположим, что одновременно существуют два гипотетически **режима** (counterfactual states) целевой переменной, обозначаемых  $Y_{0i}$  и  $Y_{1i}$ . Но в данных мы наблюдаем только один из них, в зависимости от значения бинарной **переменной воздействия** (treatment)  $T_i$ .

$$Y_i = \begin{cases} Y_{1i}, & \text{если } T_i = 1 \\ Y_{0i}, & \text{если } T_i = 0 \end{cases} = T_i Y_{1i} + (1 - T_i) Y_{0i}$$

- Эффект воздействия** (treatment effect)  $TE_i$  на  $Y_i$  определяется как:

$$TE_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

- Например,  $Y_i$  может отражать факт совершения покупки клиентом, а  $T_i$  – факт наличия персонального предложения по бесплатной доставке товара на дом.
- Фундаментальная проблема причинно-следственного анализа** (fundamental problem of casual inference) – на практике мы не можем посчитать эффект воздействия  $TE_i$ , поскольку не способны одновременно наблюдать оба потенциальных исхода:  $Y_{0i}$  и  $Y_{1i}$ .
- Например, мы не знаем, как клиент мог бы повести себя и в случае наличия  $Y_{1i}$  и в случае отсутствия  $Y_{i0}$  предложения о доставке  $T_i$ , поскольку он либо получает это предложение (воздействие)  $T_i = 1$ , либо нет  $T_i = 0$ .

# Средний эффект воздействия

## Определение

- На практике часто рассматривается **средний эффект воздействия**:

$$ATE = E(TE_i) = E(Y_{1i} - Y_{0i}) = E(Y_{1i}) - E(Y_{0i})$$

- Представим, что  $Y_i$  отражает зарплату индивида, а  $T_i$  - факт наличия высшего образования.
- Тогда  $Y_{1i}$  отражает зарплату индивида в случае, когда у него есть высшее образование (экзогенно заданное), а  $Y_{0i}$  - в случае, когда у него нет высшего образования.
- У каждого индивида одновременно существуют две гипотетические зарплаты  $Y_{0i}$  и  $Y_{1i}$ , но мы наблюдаем лишь одну из них  $Y_i$ , в зависимости от наличия  $T_i = 1$  или отсутствия  $T_i = 0$  высшего образования, поэтому мы не можем посчитать эффект воздействия  $TE_i = Y_{1i} - Y_{0i}$ .
- Однако, при определенных предпосылках мы можем оценить средний эффект воздействия АТЕ, который можно интерпретировать как среднюю разницу в заработных платах среди людей в состояниях, когда у них есть высшее образование и в случаях, когда у них нет высшего образования.
- Для простоты дальнейшего изложения будем придерживаться допущения о том, что  $Y_{ji}$ ,  $Y_{jt}$ ,  $T_i$  и  $T_t$  независимы при любых  $i \neq t$ , где  $j \in \{0, 1\}$ .

# Средний эффект воздействия

## Условное распределение потенциальных исходов

- Для того, чтобы корректно оценивать и интерпретировать АТЕ, крайне важно различать безусловные  $Y_{1i}$ ,  $Y_{0i}$  и условные  $(Y_{1i}|T_i = 1)$ ,  $(Y_{0i}|T_i = 0)$  распределения потенциальных исходов.
- Рассмотрим очень простой пример, в котором индивиды без высшего образования всегда зарабатывают две тысячи рублей  $Y_{0i} = 2$ , а с высшим образованием с равной вероятностью зарабатывают одну или три тысячи рублей  $P(Y_{1i} = 1) = P(Y_{1i} = 3) = 0.5$ .
- В данном случае легко рассчитать эффекты воздействия и средний эффект воздействия:

$$TE_i = Y_{1i} - Y_{0i} = Y_{1i} - 2 = \begin{cases} 3 - 2, & \text{если } Y_{1i} = 3 \\ 1 - 2, & \text{если } Y_{1i} = 1 \end{cases} = \begin{cases} 1, & \text{если } Y_{1i} = 3 \\ -1, & \text{если } Y_{1i} = 1 \end{cases}$$

$$ATE = E(Y_{1i}) - E(Y_{0i}) = (0.5 \times 1 + 0.5 \times 3) - 2 = 2 - 2 = 0$$

- Предположим, что индивид получает высшее образование  $T_i = 1$ , только если оно позволяет увеличить доходы  $Y_{1i} > Y_{0i}$ . Тогда разница в условных на уровень образования ожидаемых зарплатах не будет отражать средний эффект воздействия:

$$E(Y_{1i}|T_i = 1) - E(Y_{0i}|T_i = 0) = E(Y_{1i}|Y_{1i} > Y_{0i}) - E(Y_{0i}|Y_{1i} < Y_{0i}) = 3 - 2 = 1 \neq ATE$$

- В данном случае  $E(Y_{1i}|T_i = 1)$  и  $E(Y_{0i}|T_i = 0)$  отражают ожидаемые зарплаты среди людей фактически получивших и не получивших высшее образование соответственно.

# Допущение о независимости

## Формулировка

- Из предыдущего примера мы заключили, что в общем случае:

$$ATE = E(Y_{1i}) - E(Y_{0i}) \neq E(Y_{1i}|T_i = 1) - E(Y_{0i}|T_i = 0)$$

- Однако, на практике в некоторых частных случаях мы можем предположить, что ожидаемый исход не зависит от воздействия, то есть  $E(Y_{1i}|T_i = 1) = E(Y_{1i})$  и  $E(Y_{0i}|T_i = 0) = E(Y_{0i})$ .
- Например, для измерения среднего эффекта воздействия вакцины на излечение от болезни, пациентов случайным образом распределяют между группой воздействия, получающей лекарство, и контрольной группой, принимающей плацебо.
- В результате то, излечится ли (гипотетически) пациент при принятии вакцины  $Y_{1i}$  и без нее  $Y_{0i}$  не зависит от того, получит ли он ее фактически  $T_i = 1$ , поскольку она выдается случайным образом.
- Введем **допущение о независимости** (mean independence):

$$E(Y_{1i}|T_i = 1) = E(Y_{1i}) \quad E(Y_{0i}|T_i = 0) = E(Y_{0i})$$

- Это допущение обычно соблюдается в рамках контролируемых случайных экспериментов.
- При выполнении допущения о независимости:

$$ATE = E(Y_{1i}|T_i = 1) - E(Y_{0i}|T_i = 0)$$

# Допущение о независимости

## Оценивание среднего эффекта воздействия

- Предположим, что в данных  $n_1$  наблюдений попали в **группу воздействия**  $T_i = 1$ , а  $n_0$  наблюдений оказались в **контрольной группе**  $T_i = 0$ .
- При соблюдении допущения о независимости вследствие закона больших чисел получаем состоятельные оценки:

$$\hat{E}(Y_{1i}) = \frac{1}{n_1} \sum_{i: T_i=1} Y_{1i} \qquad \hat{E}(Y_{0i}) = \frac{1}{n_0} \sum_{i: T_i=0} Y_{0i}$$

- Тогда по теореме Слуцкого состоятельная оценка среднего эффекта воздействия может быть получена как:

$$\widehat{ATE} = \hat{E}(Y_{1i}) - \hat{E}(Y_{0i}) = \frac{1}{n_1} \sum_{i: T_i=1} Y_{1i} - \frac{1}{n_0} \sum_{i: T_i=0} Y_{0i}$$

- Например, если среди  $n = 100$  пациентов  $n_0 = 60$  получили плацебо и  $n_1 = 40$  получили вакцину, причем среди получивших плацебо излечились 15, а среди получивших вакцину 20, то:

$$\widehat{ATE} = (1/40) \times 20 - (1/60) \times 15 = 0.5 - 0.25 = 0.25$$

- **Вывод** – согласно полученной оценке в среднем вакцина повышает вероятность исцеления на 0.25.



# Допущение о независимости

## Технический комментарий о числе наблюдений в группе воздействия и контрольной группе

- При оценивании  $E(Y_{1i})$  и  $E(Y_{0i})$  для простоты изложения ранее и далее **предполагается**, что  $n_1$  и  $n_0$  являются константами.
- Однако, за пределами контролируемых экспериментов размеры группы воздействия и контрольной группы, как правило, являются случайными величинами:

$$n_1 = \sum_{i=1}^n T_i \quad n_0 = \sum_{i=1}^n 1 - T_i$$

- Воспользуемся законом больших чисел (в числителе и знаменателе) и теоремой Слуцкого:

$$\begin{aligned} \hat{E}(Y_{1i}) &= \frac{1}{n_1} \sum_{i: T_i=1} Y_{1i} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i Y_{1i}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i} \xrightarrow{p} \frac{E(T_i Y_{1i})}{E(T_i)} = \\ &= \frac{E(Y_{1i}|T_i=1)P(T_i=1) + 0 \times P(T_i=0)}{P(T_i=1)} = E(Y_{1i}|T_i=1) \end{aligned}$$

- По аналогии нетрудно показать, что  $\hat{E}(Y_{0i}) \xrightarrow{p} E(Y_{0i}|T_i=0)$ , откуда при допущении о независимости следует состоятельность введенной ранее оценки:

$$\widehat{ATE} = \hat{E}(Y_{1i}) - \hat{E}(Y_{0i}) \xrightarrow{p} E(Y_{1i}|T_i=1) - E(Y_{0i}|T_i=0) = \underbrace{E(Y_{1i}) - E(Y_{0i})}_{\text{допущение о независимости}} = ATE$$

# Допущение о независимости

## AB-тестирование

- Часто под **AB-тестированием** понимается проверка гипотезы  $H_0 : ATE = 0$  при допущении о независимости.
- Например, представим, что клиентская база продавца составляет 1000 человек. Из них он случайным образом отобрал 100 и предоставил им специальное предложение, согласно которому при покупке телефона они получают в подарок наушники.
- Из 100 человек, получивших предложение, покупку совершили 50, а из оставшихся 900 покупку осуществили 360 человек.
- Оценим средний эффект воздействия, то есть насколько в среднем возросла вероятность покупки благодаря предоставлению предложения:

$$\widehat{ATE} = 50/100 - 360/900 = 0.1$$

- Протестируем гипотезу  $H_0 : ATE = 0$  против альтернативы  $H_1 : ATE > 0$  с помощью теста о разнице долей, тестовая статистика которого, при верной нулевой гипотезе, в асимптотике имеет стандартное нормальное распределение:

$$Z = \frac{0.1}{\sqrt{0.410 \times (1 - 0.410)(1/100 + 1/900)}} \approx 1.93 \quad p\text{-value} = 1 - \Phi(Z) \approx 0.03$$

# Допущение об условной независимости

## Формулировка

- **Проблема** – если допущение о независимости не соблюдается, то введенная ранее оценка  $\widehat{ATE}$  окажется несостоятельной, поскольку:

$$\widehat{ATE} \xrightarrow{P} E(Y_{1i}|T_i = 1) - E(Y_{0i}|T_i = 0) \neq \underbrace{E(Y_{1i}) - E(Y_{0i})}_{ATE}$$

- Обычно оно нарушается в неконтролируемых экспериментах, например, когда имеется самоотбор в число тех, кто решил принять участие в новой программе лояльности магазина или вследствие конкурсного отбора в университеты.
- **Решение** – ввести менее сильное допущение, чем допущение о независимости.
- Введем **допущение об условной независимости** (conditional mean independence), согласно которому:

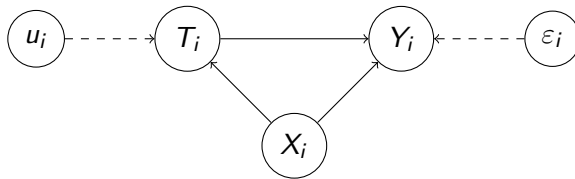
$$E(Y_{1i}|X_i, T_i = 1) = E(Y_{1i}|X_i) \quad E(Y_{0i}|X_i, T_i = 0) = E(Y_{0i}|X_i)$$

- Например, мы можем предположить, что при прочем равном возрасте и интеллекте  $X_i$  информация о полученном уровне образования  $T_i$  не влияет на наши ожидания по поводу того, сколько бы индивид зарабатывал в случаях, когда у него есть  $Y_{1i}$  и когда у него нет  $Y_{0i}$  высшего образования.
- В приведенной формулировке допущение об условной независимости также подразумевает **предпосылку об общем носителе**, согласно которой  $0 < P(T_i = 1|X_i) < 1$ . В противном случае  $X_i$  может принимать такие значения, при которых события  $T_i = 1$  и  $T_i = 0$  невозможны.

# Допущение об условной независимости

## Интерпретация

- Обычно допущение об условной независимости соблюдается, когда  $X_i$  отражает все факторы, которые могут быть статистически связаны и с  $T_i$ , и с  $Y_{ji}$ .



- Предполагается, что связь между  $T_i$  и  $Y_i$  обусловлена наблюдаемыми в данных переменными  $X_i$ , именуемыми **смешивающими** (confounders).
- Прерывистыми линиями отображены связи  $T_i$  и  $Y_i$  с агрегированными ненаблюдаемыми переменными  $u_i$  и  $\varepsilon_i$ .

# Допущение об условной независимости

## Пример

- Представим, что мы оцениваем эффект воздействия высшего образования  $T_i$  на зарплату  $Y_i$ .
- В состоянии без высшего образования индивид зарабатывает  $Y_{0i} = 1$ .
- Зарплата при наличии высшего образования описывается как:

$$Y_{1i} = 1 + X_i \implies TE_i = 1 + X_i - 1 = X_i \implies ATE = E(X_i) = 0.5$$

Где  $X_i$  отражает любовь индивида к обучению, причем  $P(X_i = 0) = P(X_i = 1) = 0.5$ .

- Вероятность получения образования зависит **только** от любви к обучению:

$$P(T_i = 1|X_i = 1) = 0.75 \quad P(T_i = 1|X_i = 0) = 0.5$$

- Допущение о независимости не соблюдается, так как  $E(Y_{1i})$  и  $E(Y_{1i}|T_i = 1)$  не совпадают:

$$E(Y_{1i}) = 1 + E(X_i) = 1 + 0.5 = 1.5$$

$$E(Y_{1i}|T_i = 1) = 1 + 1 \times P(X_i = 1|T_i = 1) + 0 \times P(X_i = 0|T_i = 1) =$$

$$1 + \frac{P(T_i = 1|X_i = 1)P(X_i = 1)}{P(T_i = 1|X_i = 1)P(X_i = 1) + P(T_i = 1|X_i = 0)P(X_i = 0)} = 1 + \frac{0.75 \times 0.5}{0.75 \times 0.5 + 0.5 \times 0.5} = 1.6$$

- Однако, соблюдается допущение об условной независимости, поскольку  $Y_{0i}$  константа, а также:

$$E(Y_{1i}|X_i, T_i = 1) = 1 + E(X_i|X_i, T_i = 1) = 1 + X_i = E(Y_{1i}|X_i)$$

# Допущение об условной независимости

Оценивание с помощью условных математических ожиданий

- При соблюдении допущения об условной независимости:

$$\begin{aligned} \text{ATE} &= E(Y_{1i}) - E(Y_{0i}) = E(E(Y_{1i}|X_i) - E(Y_{0i}|X_i)) = \\ &= E(E(Y_{1i}|X_i, T_i = 1) - E(Y_{0i}|X_i, T_i = 0)) = \\ &= E(E(T_i Y_{1i} + (1 - T_i) Y_{0i} | X_i, T_i = 1) - E(T_i Y_{1i} + (1 - T_i) Y_{0i} | X_i, T_i = 0)) = \\ &= E(E(Y_i | X_i, T_i = 1) - E(Y_i | X_i, T_i = 0)) \implies \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(Y_i | X_i, T_i = 1) - E(Y_i | X_i, T_i = 0) \xrightarrow{p} \text{ATE} \end{aligned}$$

- **Проблема** – условные математические ожидания  $E(Y_i | X_i, T_i)$  неизвестны.
- **Решение** – поскольку  $Y_i$  всегда наблюдается в данных, то можно получить состоятельные оценки  $\hat{E}(Y_i | X_i, T_i)$ , например, **методами машинного обучения**.
- В итоге средний эффект воздействия оценивается как:

$$\widehat{\text{ATE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{E}(Y_i | X_i, T_i = 1) - \hat{E}(Y_i | X_i, T_i = 0)$$

# Допущение об условной независимости

Оценивание с помощью взвешивания на обратные условные вероятности

- Обратим внимание, что при соблюдении допущения об условной независимости:

$$\begin{aligned} E(T_i Y_i / P(T_i = 1 | X_i) | X_i) &= \underbrace{E(Y_{1i} / P(T_i = 1 | X_i) | X_i, T_i = 1) P(T_i = 1 | X_i)}_{\text{формула полной вероятности, второе слагаемое обнуляется}} = E(Y_{1i} | X_i) \implies \\ \implies E(T_i Y_i / P(T_i = 1 | X_i)) &= E(E(T_i Y_i / P(T_i = 1 | X_i) | X_i)) = E(E(Y_{1i} | X_i)) = E(Y_{1i}) \end{aligned}$$

- По аналогии можно показать, что при допущении об условной независимости:

$$E((1 - T_i) Y_i / (1 - P(T_i = 1 | X_i))) = E(Y_{0i})$$

- В итоге получаем:

$$ATE = E(T_i Y_i / P(T_i = 1 | X_i)) - E((1 - T_i) Y_i / (1 - P(T_i = 1 | X_i)))$$

- Из полученных результатов следует альтернативный способ оценивания АТЕ, именуемый **оценкой с помощью взвешивания на обратные условные вероятности** (inverse probability weighting):

$$\widehat{ATE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i Y_i}{\hat{P}(T_i = 1 | X_i)} - \frac{(1 - T_i) Y_i}{1 - \hat{P}(T_i = 1 | X_i)}$$

- Преимущество** – достаточно с помощью **методов машинного обучения** оценить  $\hat{P}(T_i = 1 | X_i)$ .

# Допущение об условной независимости

## Двойная устойчивость

- Мы рассмотрели два способа оценивания АТЕ при допущении об условной независимости, первый из которых опирается на оценки  $E(Y_i|X_i, T_i)$ , а второй – на оценки  $P(T_i = 1|X_i)$ .
- Проблема** – точность оценок каждого из этих способов зависит от точности оценок соответствующих условных математических ожиданий или вероятностей. Если они оценены неточно, то и итоговая оценка АТЕ также будет неточной.
- Решение** – обеспечить **двойную устойчивость**, то есть совместить оба способа, чтобы оценка АТЕ оказывалась состоятельной, если по крайней мере один из них дает состоятельную оценку.

$$\begin{aligned}\widehat{ATE} &= \\&= \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{g}_{1i} - \hat{g}_{0i}}_{\text{стремится к АТЕ если } \hat{E}(Y_i|X_i, T_i) \text{ состоятельна}} + \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i(Y_i - \hat{g}_{1i})}{\hat{g}_{Ti}} - \frac{(1 - T_i)(Y_i - \hat{g}_{0i})}{1 - \hat{g}_{Ti}}}_{\text{стремится к 0 если } \hat{E}(Y_i|X_i, T_i) \text{ состоятельна}} = \\&= \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i Y_i}{\hat{g}_{Ti}} - \frac{(1 - T_i) Y_i}{1 - \hat{g}_{Ti}}}_{\text{стремится к АТЕ если } \hat{P}(T_i = 1|X_i) \text{ состоятельна}} + \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(T_i - \hat{g}_{Ti}) \hat{g}_{0i}}{1 - \hat{g}_{Ti}} - \frac{(T_i - \hat{g}_{Ti}) \hat{g}_{1i}}{\hat{g}_{Ti}}}_{\text{стремится к 0 если } \hat{P}(T_i = 1|X_i) \text{ состоятельна}} \\&\quad \hat{g}_{1i} = \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1) \quad \hat{g}_{0i} = \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0) \quad \hat{g}_{Ti} = \hat{P}(T_i = 1|X_i)\end{aligned}$$



# Допущение об условной независимости

## Двойное машинное обучение

- Средний эффект воздействия можно также оценить с помощью DML метода, рассмотрев уравнение:

$$Y_i = g(T_i, X_i) + \varepsilon_i \quad \text{ATE} = E(g(1, X_i) - g(0, X_i))$$

- Допущение об условной независимости можно сформулировать как  $E(\varepsilon_i | X_i, T_i) = 0$ .

- Рассмотрим вклад, удовлетворяющий условию ортогональности по Нейману:

$$\psi = \frac{T_i(Y_i - g_1(X_i))}{g_T(X_i)} - \frac{(1 - T_i)(Y_i - g_0(X_i))}{1 - g_T(X_i)} + g_1(X_i) - g_0(X_i) - \text{ATE}$$

$$g_1(X_i) = E(Y_i | X = x_i, T_i = 1), \quad g_0(X_i) = E(Y_i | X = x_i, T_i = 0), \quad g_T(X_i) = P(T_i = 1 | X_i)$$

- Решая  $E(\psi) = 0$  для АТЕ, а также подставляя оценки (полученные с помощью машинного обучения) неизвестных функций и применяя кросс-фиттинг, получаем оценку, обладающую свойством двойной устойчивости:

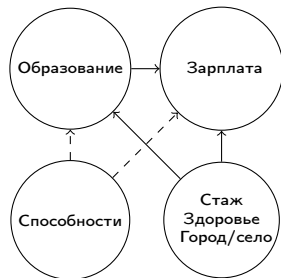
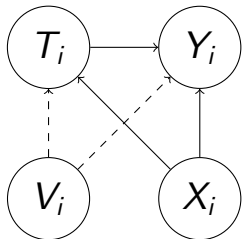
$$\widehat{\text{ATE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i(Y_i - \hat{g}_1^{(q_i)}(X_i))}{\hat{g}_T^{(q_i)}(X_i)} - \frac{(1 - T_i)(Y_i - \hat{g}_0^{(q_i)}(X_i))}{1 - \hat{g}_T^{(q_i)}(X_i)} + \hat{g}_1^{(q_i)}(X_i) - \hat{g}_0^{(q_i)}(X_i)$$

- Функции  $\hat{g}_1^{(k)}$ ,  $\hat{g}_0^{(k)}$  и  $\hat{g}_T^{(k)}$  оцениваются с помощью машинного обучения на данных, не вошедших в  $k$ -ю из  $K$  выборок. Также,  $q_i = k$ , если наблюдение  $i$  не вошло в  $k$ -ю выборку.

# Допущение об экзогенности инструментальной переменной

## Эндогенность

- **Проблема** – на практике допущение об условной независимости часто нарушается вследствие **эндогенности**, из-за чего описанные ранее методы обычно дают несостоятельные оценки эффектов воздействия.



- Эндогенность обычно возникает из-за наличия ненаблюдаемых характеристик  $V_i$ , одновременно влияющих и на целевую переменную  $Y_i$ , и на вероятность воздействия  $T_i = 1$ .
- **Решение** – адаптировать метод инструментальных переменных.

# Допущение об экзогенности инструментальной переменной

## Локальный средний эффект воздействия

- Рассмотрим случай, когда эндогенный регрессор  $T_i$  и инструментальная переменная  $Z_i$  являются бинарными переменными, отражающими, например, факт наличия высшего образования у индивида и его родителей соответственно. Кроме того, временно проигнорируем все остальные признаки  $X_i$ .
- По аналогии с  $Y_{1i}$  и  $Y_{0i}$  введем гипотетические состояния переменной воздействия  $T_{1i}$  и  $T_{0i}$ .

$$T_i = \begin{cases} T_{1i}, & \text{если } Z_i = 1 \\ T_{0i}, & \text{если } Z_i = 0 \end{cases} = Z_i T_{1i} + (1 - Z_i) T_{0i}$$

- Допустим **экзогенность инструмента** - вектор  $(Y_{1i}, Y_{0i}, T_{1i}, T_{0i})$  и инструмент  $Z_i$  независимы.
- Выделим четыре **группы** индивидов:

	$T_{1i} = 1$	$T_{1i} = 0$
$T_{0i} = 1$	Всегда согласные (always takers)	Отрицатели (deniers)
$T_{0i} = 0$		Всегда несогласные (never takers)

- Без введения дополнительных строгих допущений, например, о том что эффект воздействия  $T_i$  на  $Y_i$  является одинаковым для всех индивидов, в общем случае оценить АТЕ не получится, но можно оценить **локальный средний эффект воздействия** LATE, отражающий АТЕ среди соблюдаателей.

$$\text{LATE} = E(Y_{1i} - Y_{0i} | \underbrace{T_{1i} > T_{0i}}_{\text{соблюдаватели}}) = \frac{E(Y_i | Z_i = 1) - E(Y_i | Z_i = 0)}{\underbrace{P(T_i = 1 | Z_i = 1) - P(T_i = 1 | Z_i = 0)}_{\text{если нет отрицателей, есть соблюдаватели и } Z_i \text{ экзогенна}})$$

- Вывод** – при отсутствии отрицателей, наличии соблюдавателей и экзогенном инструменте  $Z_i$  для оценивания LATE достаточно оценить  $E(Y_i | Z_i)$  и  $P(T_i | Z_i)$ , для чего необходимо посчитать соответствующие доли.

# Допущение об экзогенности инструментальной переменной

## Двойное машинное обучение

- **Проблема** – без использования дополнительных наблюдаемых признаков  $X_i$  оценка LATE может иметь достаточно большую дисперсию. Кроме того, инструмент  $Z_i$  может коррелировать с некоторыми признаками  $X_i$ , что часто приводит к нарушению допущения об экзогенности.
- **Решение** – воспользоваться двойным машинным обучением, позволяющим использовать инструментальную переменную  $Z_i$  вместе с признаками  $X_i$ :

$$\begin{aligned} Y_i &= g_Y(Z_i, X_i) + \varepsilon_i^{(Y)} & T_i &= g_T(Z_i, X_i) + \varepsilon_i^{(T)} & Z_i &= g_Z(X_i) + \varepsilon_i^{(Z)} \\ g_Y(Z_i, X_i) &= E(Y_i | Z_i, X_i) & g_T(Z_i, X_i) &= E(T_i | Z_i, X_i) & g_Z(X_i) &= E(Z_i | X_i) \\ E(\varepsilon_i^{(Y)} | Z_i, X_i) &= 0 & E(\varepsilon_i^{(T)} | Z_i, X_i) &= 0 & E(\varepsilon_i^{(Z)} | X_i) &= 0 \end{aligned}$$

- Функции  $g_Y$ ,  $g_T$  и  $g_Z$  оцениваются с помощью машинного обучения. При выполнении некоторых дополнительных технических условий двойное машинное обучение позволяет получить состоятельную и асимптотически нормальную оценку LATE (выражение оценки опущено для краткости).

$$\text{LATE} = \frac{E(g_Y(1, X_i)) - E(g_Y(0, X_i))}{E(g_T(1, X_i)) - E(g_T(0, X_i))}$$

- **Преимущество 1** – благодаря использованию инструментальных переменных решает проблему эндогенности, являющуюся серьезным препятствием к состоятельному оцениванию эффектов воздействия с использованием обсуждавшихся ранее методов.
- **Преимущество 2** – в отличие от классического линейного метода инструментальных переменных не опирается на допущения о линейной связи между переменными.

# Условный средний эффект воздействия

## Классические подходы к оцениванию

- Средний эффект воздействия не всегда достаточно информативен для принятия конкретных решений. Поэтому в качестве альтернативы часто оценивают **условный средний эффект воздействия**, что в маркетинге именуется **uplift** моделированием.

$$\text{CATE}_i = E(Y_{1i}|X_i) - E(Y_{0i}|X_i) = \underbrace{E(Y_i|X_i, T_i = 1) - E(Y_i|X_i, T_i = 0)}_{\text{допущение об условной независимости}}$$

- При **допущении об условной независимости** можно получить состоятельную оценку условного среднего эффекта воздействия:

$$\widehat{\text{CATE}}_i = \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1) - \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0)$$

- Можно либо оценить  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i)$  по всей выборке (**Single-learner/S-learner**), либо отдельно  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1)$  и  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0)$  по группе воздействия и контрольной группе соответственно (**Two-learner/T-learner**).
- Однако существуют и иные, менее очевидные подходы к оцениванию  $\text{CATE}_i$ .

# Условный средний эффект воздействия

## Метод трансформации класса

- Скронструируем псевдоисход:

$$Y_i^* = Y_i \left( \frac{T_i}{P(T_i = 1|X_i)} - \frac{1 - T_i}{1 - P(T_i = 1|X_i)} \right)$$

- Обозначим через  $\hat{Y}_i^*$  величину  $Y_i^*$ , посчитанную с использованием  $\hat{P}(T_i = 1|X_i)$  вместо  $P(T_i = 1|X_i)$ .
- При **соблюдении допущения об условной независимости** можно показать, по аналогии с тем, как это было сделано с оцениванием АТЕ с помощью взвешивания на обратные условные вероятности, что:

$$E(Y_i^*|X_i) = \text{CATE}_i$$

- Следовательно, для оценивания  $\text{CATE}_i$  можно воспользоваться двухшаговой процедурой, часто именуемой **методом трансформации классов**.
- **Первый шаг** – вычислить  $\hat{P}(T_i = 1|X_i)$  и  $\hat{Y}_i^*$ .
- **Второй шаг** – оценить  $E(\hat{Y}_i^*|X_i)$  и получить  $\widehat{\text{CATE}}_i = \hat{E}(\hat{Y}_i^*|X_i)$ .

# Условный средний эффект воздействия

## Интуиция X-learner

- **Проблема** – иногда группа воздействия может включать малое число наблюдений, что осложняет оценивание  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1)$  по данным группы воздействия.
- **Решение** – рассмотрим вспомогательную переменную:

$$D_{1i} = Y_{1i} - E(Y_i|X_i, T_i = 0)$$

- Обратим внимание, что при соблюдении **допущения об условной независимости**:

$$E(D_{1i}|X_i) = E(Y_{1i}|X_i) - E(Y_i|X_i, T_i = 0) = E(Y_{1i}|X_i) - E(Y_{0i}|X_i) = \text{CATE}_i$$

- Следовательно,  $\hat{E}(D_{1i}|X)$  можно рассматривать как оценку  $\text{CATE}_i$ , полученную с помощью  $Y_{1i}$  и  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0)$ , то есть без использования неэффективно оцениваемого по малому числу наблюдений группы воздействия  $E(Y_i|X_i, T_i = 1)$ .
- **Проблема** – в данных отсутствуют наблюдения по  $D_{1i}$ .
- **Решение** – рассмотреть  $\hat{D}_{1i} = Y_{1i} - \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0)$  и оценить  $\widehat{\text{CATE}}_i = \hat{E}(\hat{D}_{1i}|X_i)$ .

# Условный средний эффект воздействия

## Алгоритм X-learner

- **Первый шаг** – по аналогии с T-learner оцениваются условные математические ожидания  $E(Y_i|X_i, T_i = 1)$  и  $E(Y_i|X_i, T_i = 0)$ .

- **Второй шаг** – рассчитываются вспомогательные переменные:

$$\hat{D}_{1i} = Y_{1i} - \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 0) \quad \hat{D}_{0i} = \hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1) - Y_{0i}$$

- **Третий шаг** – оцениваются  $E(\hat{D}_{1i}|X_i)$  и  $E(\hat{D}_{0i}|X_i)$ .

- **Четвертый шаг** – оцениваются условные вероятности попадания в группу воздействия  $P(T_i = 1|X_i)$ .

- **Пятый шаг** – с помощью взвешивания оценивается условный эффект воздействия:

$$\widehat{CATE}_i = (1 - \hat{P}(T_i = 1|X_i)) \hat{E}(\hat{D}_{1i}|X_i) + \hat{P}(T_i = 1|X_i) \hat{E}(\hat{D}_{0i}|X_i)$$

- **Интуиция взвешивания** – чем меньше наблюдений в группе воздействия, тем больший вес присваивается  $\hat{E}(\hat{D}_{1i}|X_i)$ , который не зависит от  $\hat{E}(Y_i|X_i, T_i = 1)$ .



# Качество оценивания условных средних эффектов воздействия

## Постановка проблемы

- Для измерения качества прогнозирования условных эффектов воздействия хотелось бы использовать метрику:

$$\text{MSE}_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \text{CATE}_i - \widehat{\text{CATE}}_i \right)^2$$

- **Проблема** – на практике  $\text{CATE}_i$  неизвестно.
- **Решение** – в качестве косвенной метрики качества прогнозов условных эффектов воздействия использовать метрику качества точности прогнозов исхода:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( Y_i - \hat{E}(Y_i | X_i, T_i) \right)^2$$

- **Проблема** – модель, точнее оценивающая  $Y_i$ , не обязательно будет точнее оценивать  $\text{CATE}_i$ . Например, даже если оценки  $\hat{E}(Y_i | X_i, T_i = 1)$  и  $\hat{E}(Y_i | X_i, T_i = 0)$  обладают очень большим, но примерно одинаковым смещением, то их разница, то есть  $\widehat{\text{CATE}}_i$ , может оказаться весьма точной оценкой, поскольку смещения сократятся.

# Качество оценивания условных средних эффектов воздействия

## Использование псевдоисходов

- Рассмотрим псевдоисход  $Y_i^*$ , такой, что  $E(Y_i^*|X_i) = \text{CATE}_i$  и соблюдены некоторые дополнительные, технические условия. Например, можно использовать псевдоисход метода трансформации классов:

$$Y_i^* = Y_i \left( \frac{T_i}{P(T_i = 1|X_i)} - \frac{1 - T_i}{1 - P(T_i = 1|X_i)} \right)$$

- Рассмотрим следующую метрику качества:

$$\text{MSE}^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \hat{Y}_i^* - \widehat{\text{CATE}}_i \right)^2$$

- Можно показать, что при определенных условиях, в частности, больших объемах выборки,  $\text{MSE}^*$  является достаточно точной аппроксимацией  $\text{MSE}_0$ , в том смысле, что  $\text{MSE}^*$  и  $\text{MSE}_0$  будут схожим образом ранжировать качество моделей.
- Существует множество иных подходов к аппроксимации  $\text{MSE}_0$  с помощью метрик, зависящих от различных псевдоисходов.

# Средний эффект воздействия на подвергшихся воздействию

## Формулировка

- Помимо рассмотренных, существует множество иных характеристик потенциальных исходов, оценивание которых представляет содержательный интерес.
- Например, исследователь может быть заинтересован в оценивании **среднего эффекта воздействия на подвергшихся воздействию** (ATET, ATT, ATTE - average treatment effect on treated):

$$ATET = E(Y_{1i} - Y_{0i} | T_i = 1) = E(Y_{1i} | T_i = 1) - E(Y_{0i} | T_i = 1)$$

- Например, если  $Y_i$  и  $T_i$  отражают зарплату и факт получения высшего образования соответственно, то ATET отражает средний эффект воздействия высшего образования на зарплату среди тех индивидов, которые фактически получили высшее образование  $T_i = 1$ .
- Общие принципы оценивания этих характеристик крайне схожи с теми, что мы рассматривали ранее. В частности, ATET можно оценивать с помощью двойного машинного обучения, в том числе с применением инструментальных переменных.