

7. 重回帰分析

honocat

2025-12-30

重回帰分析

```
HR09 <- read_csv('data/hr-data.csv') |>
  mutate(experience = as.numeric(status == '現職' | status == '元職'),
         expm = exp / 10 ^ 6) |>
  filter(year == 2009,
         !is.na(expm))
```

R で重回帰分析を実行する

得票率(voteshare; V)を議員経験(experience; X)と選挙費用 [100 万円] (expm; \$M)で説明するモデルを考える。モデルは次のように表記できる。

$$V_i \sim \text{Normal}(\beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 M_i, \sigma)$$

lm() で重回帰を行うときは、説明変数を + でつなぐ。

```
fit_3 <- lm(voteshare ~ experience + expm,
             data = HR09)
broom::tidy(fit_3, conf.int = TRUE)
```

```
# A tibble: 3 x 7
  term      estimate std.error statistic p.value conf.low conf.high
  <chr>      <dbl>     <dbl>      <dbl>    <dbl>     <dbl>     <dbl>
1 (Intercept)  7.89     0.691     11.4  1.17e-28     6.54     9.25
2 experience   18.4      1.23      15.0  1.99e-46    16.0     20.8
3 expm        1.83      0.120     15.2  1.40e-47    1.59     2.07
```

重回帰分析の係数の意味

重回帰分析の結果として得られた各説明変数の係数は、偏回帰係数と呼ばれる。偏回帰係数は、どんな意味を持っているのだろうか。これには2つの解釈がある。

1. 他の説明変数を一定としたとき(固定したとき)、特定の説明変数1単位の増加が、結果変数をどれだけ変化させるか。
2. ある説明変数が結果変数に与える影響から、その他の説明変数の影響を取り除いたもの。

■他の値を一定にしたときの、説明変数の影響

上のモデルで推定した、選挙費用 `expm` の偏回帰係数について考える。推定された値は、約 1.83 である。つまり、他の説明変数である「議員経験」が同じ候補者同士を比べると、選挙費用が1単位すなわち100万円増加するごとに、得票率が平均 1.83 ポイント上昇することが予測される。

このデータにおける選挙費用は、

```
summary(HR09$expm)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.01002	1.79454	4.80944	6.11818	9.10911	25.35407

様々な選挙費用について考えるために、選挙費用 [100万円] を0から25(つまり、2,500万円)まで1刻み(つまり、実際には100万円刻み)で図るベクトルを考える。

```
money <- 0 : 25
```

選挙費用の各値について、得票率の予測値が幾つになるか考える。

まず、議員経験がない場合について考える。得票率の予測値は、

```
pred0 <- coef(fit_3)[1] +
  coef(fit_3)[2] * 0 +
  coef(fit_3)[3] * money
```

選挙費用ごとに異なる得票率の予測値が得られる。この結果をデータフレームにまとめる。

```
df0 <- tibble(money = money,
               predicted0 = pred0)
head(df0)
```

```
# A tibble: 6 x 2
  money predicted0
  <int>     <dbl>
1     0      7.89
2     1      9.72
3     2     11.6 
4     3     13.4 
5     4     15.2 
6     5     17.0 
```

この結果から、得票率の予測値は、選挙費用が 0 のときは 7.89、100 万円のときは 9.72、… ということがわかる。100 万円増えるごとの得票率の変化は、

```
for (i in 2 : length(money)) {  
    print(pred0[i] - pred0[i - 1])  
}
```

```
[1] 1.830675
```

```
[1] 1.830675
```

となり、常に一定であることがわかる。つまり、議員経験がない者だけを比べると、選挙費用が 100 万円増えるごとに、得票率が約 1.83 ポイント上昇する。

議員経験がある場合も同様。

```
pred1 <- coef(fit_3)[1] +
  coef(fit_3)[2] * 1 +
  coef(fit_3)[3] * money
df1 <- tibble(money = money,
  predicted1 = pred1)
```

次に、議員経験の偏回帰係数について考える。そのために、以上の結果を、1 つのデータフレームにまとめる。

```
df01 <- df0 |>
  right_join(df1, by = 'money')
df01
```

```
# A tibble: 26 x 3
  money predicted0 predicted1
  <int>     <dbl>     <dbl>
1     0      7.89     26.3
2     1      9.72     28.1
3     2     11.6     29.9
4     3     13.4     31.8
5     4     15.2     33.6
6     5     17.0     35.4
7     6     18.9     37.2
8     7     20.7     39.1
9     8     22.5     40.9
10    9     24.4     42.7
# i 16 more rows
```

このデータフレームに、predicted1 と predicted0 の差 dif_experience を加えてみる。

```
df01 <- df01 |>
  mutate(dif_experience = predicted1 - predicted0)
df01
```

```

# A tibble: 26 x 4
  money predicted0 predicted1 dif_experience
  <int>     <dbl>     <dbl>          <dbl>
1     0      7.89    26.3        18.4
2     1      9.72    28.1        18.4
3     2     11.6    29.9        18.4
4     3     13.4    31.8        18.4
5     4     15.2    33.6        18.4
6     5     17.0    35.4        18.4
7     6     18.9    37.2        18.4
8     7     20.7    39.1        18.4
9     8     22.5    40.9        18.4
10    9     24.4    42.7        18.4
# i 16 more rows

```

`dif_experience` の値は、すべて約 18.37 になっている。この値は、重回帰における `experience` の偏回帰係数である。ここから、選挙費用(このデータフレームでは `money` の値)を一定にしたとき、議員経験があると得票率の予測値が 18.37 ポイント上昇することがわかる。

以上の結果から、「他の説明変数の値を一定にしたとき」に、ある説明変数 1 単位の増加が結果変数をどれだけ変化させるかが、偏回帰係数であることがわかる。

■他の変数を取り除いた、特定の説明変数の影響

再び、選挙費用の偏回帰係数について考える。回帰モデルには「得票率」、「選挙費用」、「議員経験」という 3 つの変数が登場する。選挙費用の額と得票率は、どちらも議員経験と関係しているかもしれない。(関連していると想定されるので、回帰式に含められている)ので、その関連を取り除いてみよう。

まず、選挙費用から議員経験に関連する部分(変動)を取り除く。そのために、選挙費用を議員経験に回帰する。

```

reg1 <- lm(expm ~ experience,
            data = HR09)

```

この単回帰の残差(residuals)を取り出す。

```

res1 <- reg1$residuals

```

この残差は、議員経験によって説明できない選挙費用の変動だと考えられる。つまり、この残差は、選挙費用から議員経験の影響を取り除いたものであると考えることができる。

同様に、得票率から議員経験に関連する部分(変動)を取り除く。そのために、得票率を議員経験に回帰する。

```
reg2 <- lm(voteshare ~ experience,  
           data = HR09)
```

この単回帰の残差(residuals)を取り出す。

```
res2 <- reg2$residuals
```

この残差は、議員経験によっては説明できない得票率の変動だと考えられる。つまり、この残差は、得票率から議員経験の影響を取り除いたものであると考えることができる。

これらの残差を使い、「得票率のうち議員経験とは関係ない部分」を「選挙費用のうち議員経験とは関係ない部分」に回帰する。

```
reg3 <- lm(res2 ~ res1)  
coef(reg3)
```

```
(Intercept)      res1  
8.725600e-16 1.830675e+00
```

この単回帰によって得られた係数 1.83 は、重回帰によって得られた選挙費用の偏回帰係数に一致することがわかる。ここから、偏回帰係数が、他の変数の影響を取り除いたあとに、ある説明変数が結果変数に与える影響であることが読み取れる。

重回帰分析の信頼区間を図示する

上の重回帰分析の結果を図示する。

議員経験を {0, 1} のいずれかとして、選挙費用 [100 万円] を最小値から最大値まで動かし、それぞれの組み合わせで \hat{V}_i を計算したい。そのために、まずは 2 つの変数の値の組み合わせを考慮するためのデータフレームを作る。

```
pred <- expand_grid(  
  expm = seq(from = min(HR09$expm, na.rm = TRUE),  
             to   = max(HR09$expm, na.rm = TRUE),  
             length.out = 100),  
  experience = c(0, 1)  
)
```

これを用いて予測値を計算する。

```

pred <- pred |>
  mutate(v_hat = predict(fit_3, newdata = pred))

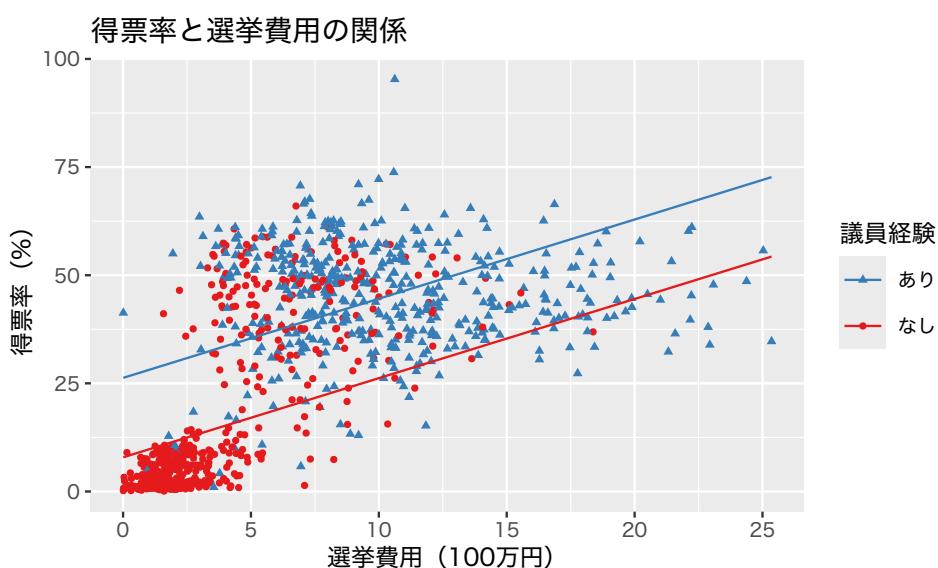
```

このデータを使って重回帰の結果を図示する。散布図の点(観測値)は元データで描き、回帰直線は予測値で描く。

```

p3 <- ggplot(HR09, aes(x      = expm,
                        color = as.factor(experience),
                        shape = as.factor(experience))) +
  geom_point(size = 1, aes(y = voteshare)) +
  geom_line(data = pred, aes(y = v_hat)) +
  scale_color_brewer(palette = 'Set1',
                     name   = '議員経験',
                     labels = c('なし', 'あり')) +
  scale_shape_discrete(name   = '議員経験',
                       labels = c('なし', 'あり')) +
  guides(color = guide_legend(reverse = TRUE),
         shape = guide_legend(reverse = TRUE)) +
  labs(x = '選挙費用(100万円)',
       y = '得票率(%)',
       title = '得票率と選挙費用の関係')
plot(p3)

```



この図からわかるように、このモデルは2つの直線が並行になるように設定されている。

この図に95%信頼区間を加える。信頼区間を求めるために標準誤差を利用する。また、標準誤差は t 分布に従う

ので、`qt()` で分布の 95% が収まる範囲を求める。

予測値と標準誤差を求める。`predict()` で `se.fit = TRUE` とすると、予測値とともに標準誤差(の推定値)も計算される。

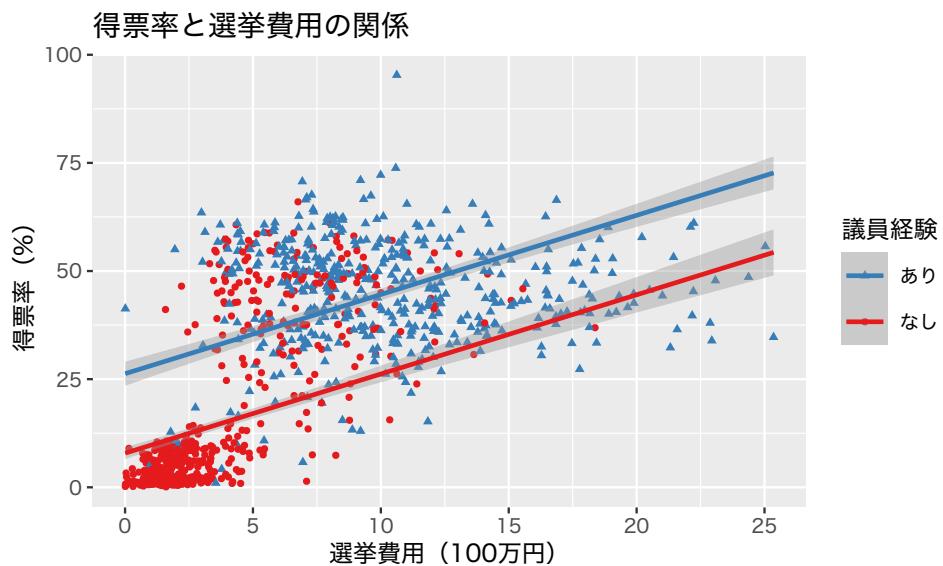
```
err <- predict(fit_3,
                newdata = pred,
                se.fit = TRUE)
```

この予測値と標準誤差を使って 95% 信頼区間を求める。両側から 2.5% ずつの領域を除外したいので、下側の臨界値までの累積確率は 2.5%、上側臨界値までは 97.5% である。

```
pred$lower <- err$fit + qt(0.025, df = err$df) * err$se.fit
pred$upper <- err$fit + qt(0.975, df = err$df) * err$se.fit
```

この信頼区間を図に上書きする。`geom_smooth()` を使う。(ggplot2 が計算する値ではなく)自分で計算した値を使うために `stat = 'identity'` を指定する。

```
p3_ci95 <- p3 +
  geom_smooth(data = pred,
              aes(y = v_hat, ymin = lower, ymax = upper),
              stat = 'identity')
plot(p3_ci95)
```



欠落変数バイアスと処置後変数バイアス

重回帰分析では複数の説明変数を使う。複数の説明変数を使う理由の1つは、ある結果(結果変数)に与える原因が複数あると考えられるからである。そのようなとき、原因と考えられる複数の説明変数を回帰分析に含めるという自然な発想である。しかし、結果変数の原因の中には、必ず回帰分析に含める必要があるものもあれば、回帰分析に入れても入れなくても良いものや、回帰分析に入れてはいけないものがある。回帰分析では主な説明変数以外の変数を統制変数(control variables)や共変量(covariates)と呼ぶこともあるが、回帰分析で統制(control)すべき変数はどのようなものか。

欠落変数バイアス

2つの変数 y と x があり、この2変数の間に強い相関があるとする。このとき、 x が y の原因であるとは限らない。1つの可能性は、 y が x の原因であるというものである。因果の向きが逆の場合は比較的見抜きやすいので、ここではその可能性はとりあえず考えない(実際の研究ではフィードバックこうなどもあり、注意すべき問題)。

もう1つの可能性は、第三の変数 z が存在し、 z が x の原因でもあると同時に、 y の原因でもあるという場合である。 x と y の相関が z によって説明されてしまうとき、 x と y の相関は、**見せかけの因果関係(spurious correlation)** と呼ばれる。また、実際に x が y の原因だとしても、 z のように x と y の両者に影響する変数があるかもしれない。このような z は、**交絡変数(confounding variable or confounder)** と呼ばれる。

交絡変数は必ず統制する必要がある。交絡変数を統制しないと、推定にバイアスが生じる。このバイアスを**欠落変数バイアス(omitted variable bias)** と呼ぶ。経済学では、**セレクションバイアス(selection bias)** とも呼ばれる。

y と x の両者に影響を与える z という変数があるとき、 z を無視して、

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + u_i$$

という式を考えると、 z は誤差項 u に含まれることになる。そうすると、当然ながら、説明変数 x と誤差項 u の間に相関があるので、最小二乗法を使うために前提(「誤差の独立性」)が満たされず、 β_1 の推定が偏ったものになってしまうのである。

シミュレーションで確認してみる。まず、データを作る。ここでは、 x , $z1$, $z2$ という3つの変数が y の原因となっている。また、 $z1$ は x の原因でもあるので、 $z1$ は交絡変数である。したがって、 $z1$ を統制(control)しないと、 x の係数が正しく推定できないはずである。 $z3$ は結果変数とは無関係の変数である。

```
set.seed(777)
N <- 100
z1 <- runif(N, -5, 5)
z2 <- runif(N, -5, 5)
```

```

z3 <- runif(N, -5, 5)
x <- 0.2 * z1 + rnorm(N)
mu <- 1.5 + 0.4 * x + 0.5 * z1 - 0.2 * z2
y <- rnorm(N, mean = mu, sd = 1)
df <- tibble(y, x, z1, z2, z3)

```

まず正しいモデルを作り、パラメタを推定する。

```

true_model <- lm(y ~ x + z1 + z2, data = df)
broom::tidy(true_model)

```

# A tibble: 4 x 5	term	estimate	std.error	statistic	p.value
	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	(Intercept)	1.58	0.114	13.8	1.55e-24
2	x	0.419	0.104	4.04	1.07e- 4
3	z1	0.507	0.0432	11.7	3.19e-20
4	z2	-0.159	0.0415	-3.83	2.26e- 4

x の係数に注目すると、パラメタとして設定した 0.4 にある程度近い値が得られる。

次に、交絡変数である z1 を除外した「正しくない」モデルでパラメタを推定する。

```

omitted_1 <- lm(y ~ x + z2, data = df)
broom::tidy(omitted_1)

```

# A tibble: 3 x 5	term	estimate	std.error	statistic	p.value
	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	(Intercept)	1.55	0.177	8.77	6.16e-14
2	x	0.983	0.142	6.91	5.14e-10
3	z2	-0.157	0.0644	-2.44	1.64e- 2

このモデルでは、x の係数が 0.98 になり、x の y に対する影響がかなり過大に推定されている。

続いて、y の原因ではあるが、交絡変数ではない z2 を除外してみる。

```

omitted_2 <- lm(y ~ x + z1, data = df)
broom::tidy(omitted_2)

```

```

# A tibble: 3 x 5

```

```

term      estimate std.error statistic p.value
<chr>    <dbl>     <dbl>     <dbl>     <dbl>
1 (Intercept) 1.62      0.121     13.3  1.18e-23
2 x           0.384     0.110      3.48  7.48e- 4
3 z1          0.506     0.0462    11.0   1.16e-18

```

ここでは、x の係数は正しい値に近い。

最後に、y の原因ではない(関係のない) z3 を加えて回帰分析をしてみる。

```

extra_model <- lm(y ~ x + z1 + z2 + z3, data = df)
broom::tidy(extra_model)

```

```

# A tibble: 5 x 5
term      estimate std.error statistic p.value
<chr>    <dbl>     <dbl>     <dbl>     <dbl>
1 (Intercept) 1.57      0.115     13.7  2.82e-24
2 x           0.422     0.105      4.02  1.17e- 4
3 z1          0.507     0.0435    11.7   5.21e-20
4 z2          -0.159    0.0417    -3.81  2.46e- 4
5 z3          -0.00954  0.0395    -0.241 8.10e- 1

```

x の係数についてはほぼ正しい値に近い推定値が得られた。また、z3 の係数が 0 に近く、影響がないという事実に合致する結果が得られた。

シミュレーションを繰り返してみる。

```

sim_regression <- function(trials = 200, n = 50, beta = .4) {
  ## 重回帰をシミュレートするための関数
  ## 引数
  ##   trials = シミュレーションの繰り返し数
  ##   n       = 標本サイズ
  ##   beta    = x の係数(beta)の母数(パラメタ)
  ##   戻り値
  ##   res    = 係数の推定値を要素を持つ行列

  z1 <- matrix(runif(trials * n, -5, 5), nrow = n)
  z2 <- matrix(runif(trials * n, -5, 5), nrow = n)
  z3 <- matrix(runif(trials * n, -5, 5), nrow = n)
  x <- 0.2 * z1 + rnorm(trials * n)
  mu <- 1.5 + beta * x + 0.5 * z1 - 0.2 * z2
}

```

```

y <- mu + rnorm(trials * n, mean = 0, sd = 1)

beta_hat <- matrix(NA, nrow = trials, ncol = 4)

colnames(beta_hat) <- c('true', 'omit1', 'omit2', 'extra')

for (i in 1 : trials) {
  df <- tibble(y = y[,i],
                x = x[,i],
                z1 = z1[,i],
                z2 = z2[,i],
                z3 = z3[,i])
  fit_true <- lm(y ~ x + z1 + z2, data = df)
  fit OMIT1 <- lm(y ~ x + z2, data = df)
  fit OMIT2 <- lm(y ~ x + z1, data = df)
  fit extra <- lm(y ~ x + z1 + z2 + z3, data = df)
  beta_hat[i,] <- c(coef(fit_true)[2],
                      coef(fit OMIT1)[2],
                      coef(fit OMIT2)[2],
                      coef(fit extra)[2])
}
return(beta_hat)
}

```

シミュレーションを実行する。

```

beta <- 0.4
set.seed(2025-12-30)
sim1 <- sim_regression(trials = 200, n = 50, beta = beta)

```

各モデルの係数の最小二乗推定値の平均値を確認する。

```
apply(sim1, 2, mean)
```

```

true      omit1      omit2      extra
0.4312447 1.0569509 0.4318605 0.4305145

```

この結果をみると問題があるのは、omit1だけである。それぞれのモデルから得られた係数 beta の推定値の分布を図示してみる。

```

sim1_beta <- as_tibble(sim1)
plt_base <- ggplot(sim1_beta, aes(y = after_stat(density))) +
  xlab(expression(paste(beta, ' の推定値', sep = ''))) +
  ylab(' 確率密度')

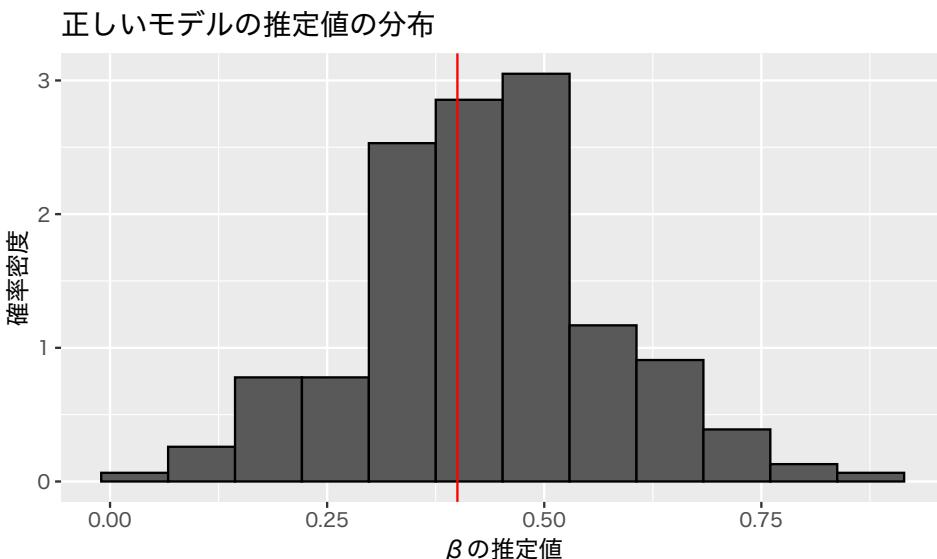
```

正しいモデル。

```

plt_true <- plt_base +
  geom_histogram(aes(x = true), color = 'black', bins = 12) +
  geom_vline(xintercept = beta, color = 'red') +
  ggtitle(' 正しいモデルの推定値の分布')
plot(plt_true)

```



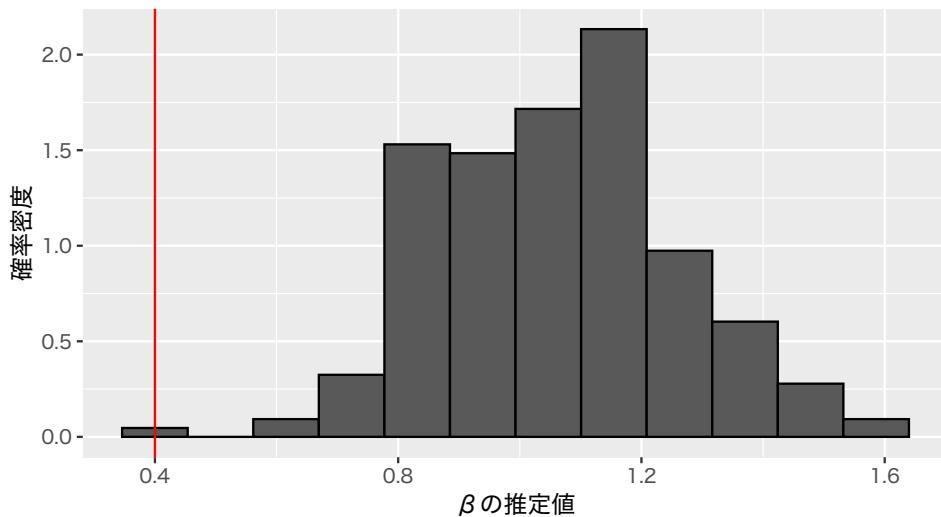
交絡変数を除外したモデル。

```

plt OMIT1 <- plt_base +
  geom_histogram(aes(x = OMIT1), color = 'black', bins = 12) +
  geom_vline(xintercept = beta, color = 'red') +
  ggtitle(' 交絡変数を除外したモデルの推定値の分布')
plot(plt OMIT1)

```

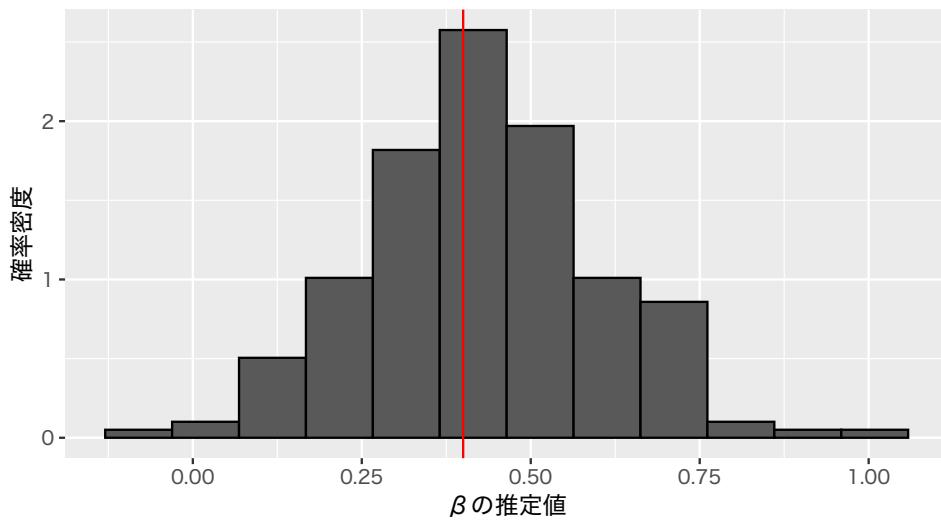
交絡変数を除外したモデルの推定値の分布



交絡ではない原因を除外したモデル。

```
plt OMIT2 <- plt_base +  
  geom_histogram(aes(x = OMIT2), color = 'black', bins = 12) +  
  geom_vline(xintercept = beta, color = 'red') +  
  ggtitle('交絡ではない原因を除外したモデルの推定値の分布')  
plot(plt OMIT2)
```

交絡ではない原因を除外したモデルの推定値の分布

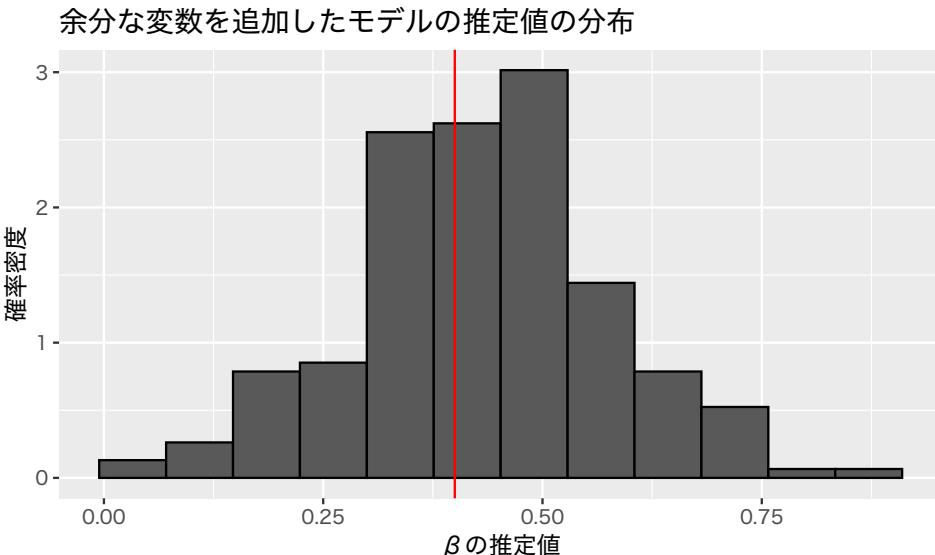


結果変数の原因ではない余分な変数を加えたモデル。

```

plt_extra <- plt_base +
  geom_histogram(aes(x = extra), color = 'black', bins = 12) +
  geom_vline(xintercept = beta, color = 'red') +
  ggtitle('余分な変数を追加したモデルの推定値の分布')
plot(plt_extra)

```



このシミュレーションから、交絡変数ではない原因を入れ損ねたり、原因ではない変数を入れてしまうのは問題ないが、交絡変数を説明変数に加え忘れると、平均して誤った分析結果を出してしまうことがわかる。したがって、交絡変数は必ず回帰分析に加える必要がある。

交絡を入れ損ねるとバイアスが生じ、関係ない変数を入れても問題がないのであれば、できるだけ多くの変数を統制したほうが良さそうである。実際、欠落変数バイアスを防ぐためには、できるだけたくさんの要因を統制した方が良い。ただし、手当たり次第に変数を投入すると起きる問題が、(少なくとも) 2つある。

まず、モデルが現実(真実)から乖離する確率が高くなる。この問題が起きるのは、モデルに含む説明変数が増えるにつれて、変数同士の関係のあり方のパターン(例えば、2変数以上の相互作用があるかどうか)が増えるのにに対し、実際に正しいモデル(実際にデータが生成される過程)は1つしかないはずだからである。この問題はノンパラメトリックは方法を使えば、回避することができる。

2つ目の問題は、処置後変数バイアスということなる種類のバイアスが生じる可能性である。この問題は以下のシミュレーションで理解しよう。

処置後変数バイアス

処置後変数バイアス(post treatment variable bias)とは、 y の原因の1つであるが、主な説明変数(因果推論の文脈ではこれを処置変数 [treatment variable] と呼ぶ)である x の結果でもあるような変数、つまり、 x と y の関係を仲介するような変数である z や、 x からも y からも影響を受ける合流点 z を予測変数として使うことに

よって生じるバイアスである。処置後変数バイアスがあると、 x が y に及ぼす効果を正しく推定することができない。

以下のシミュレーションで、処置後変数バイアス(特に、媒介変数によるバイアス)を確認する。

まず、 x が y に与える効果を設定する。

```
true_effect <- .25
```

次に、処置後変数を含むデータ生成過程を表す関数を作る。

```
ptb_dgp <- function(n = 100) {  
  # 処置後変数バイアス問題をシミュレートする関数  
  x <- rbinom(n, size = 1, prob = .5)  
  z <- 0.3 + 0.2 * x + rnorm(n, mean = 0, sd = 0.1)  
  y <- 0.2 + (true_effect / 0.2) * z + rnorm(n, mean = 0, sd = 0.1)  
  return(tibble(y, x, z))  
}
```

試しにデータセットを 1 つ作る。

```
set.seed(2025-12-30)  
df <- ptb_dgp()  
glimpse(df)
```

```
Rows: 100  
Columns: 3  
$ y <dbl> 0.7417226, 0.6574430, 0.6569909, 0.8433785, 0.8331276, 0.3372992, 0.~  
$ x <int> 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, ~  
$ z <dbl> 0.4039133, 0.3926499, 0.3273646, 0.4888931, 0.6637702, 0.1948432, 0.~
```

ここで、 x と z の相関関係を確認する。

```
with(df, cor(x, z))
```

```
[1] 0.7206129
```

x と z の間に正の相関があることがわかる。また、 y と z については、

```
with(df, cor(y, z))
```

```
[1] 0.8867223
```

となり、やはり正の相関を示している。

そこで、「欠落変数バイアスを避けるために」(モチベーションは正しいが、方法が間違っている)、 z を予測変数に含む以下のモデルを考える。

$$y_i = \alpha + \beta x_i + \gamma z_i + u$$

このモデルのパラメタを推定してみよう。

```
fit_with <- lm(y ~ x + z, data = df)
broom::tidy(fit_with)
```

```
# A tibble: 3 x 5
  term      estimate std.error statistic p.value
  <chr>      <dbl>     <dbl>      <dbl>    <dbl>
1 (Intercept)  0.207     0.0317     6.52  3.17e- 9
2 x          -0.0102    0.0259    -0.394 6.94e- 1
3 z           1.28      0.0954    13.4   8.85e-24
```

推定値を見ると、 x の係数 β は過小推定されている。

ここで、説明変数 z を除外して、以下のモデルを考える。

$$y_i = \alpha + \beta x_i + u$$

このモデルのパラメタを推定する。

```
fit_wo <- lm(y ~ x, data = df)
broom::tidy(fit_wo)
```

```
# A tibble: 2 x 5
  term      estimate std.error statistic p.value
  <chr>      <dbl>     <dbl>      <dbl>    <dbl>
1 (Intercept)  0.600     0.0203     29.6   1.11e-50
2 x           0.240      0.0302     7.95  3.24e-12
```

統制すべきと考えていた z を除外したモデルなのに、 β の推定値は設定したあたいである 0.25 に近い。これは偶然か？

1回シミュレーションを実行し、処置後変数を含むモデルを含まないモデルの係数の推定値を返す関数を作る。

```

sim_ptb <- function(true_effect = 0.25, n = 100) {
  df <- ptb_dgp(n = n)
  fit_with <- lm(y ~ x + z, data = df)
  fit_wo <- lm(y ~ x, data = df)
  betas <- c(coef(fit_with)[2], coef(fit_wo)[2])
  names(betas) <- c('with', 'without')
  return(betas)
}

```

500 回繰り返してみる。

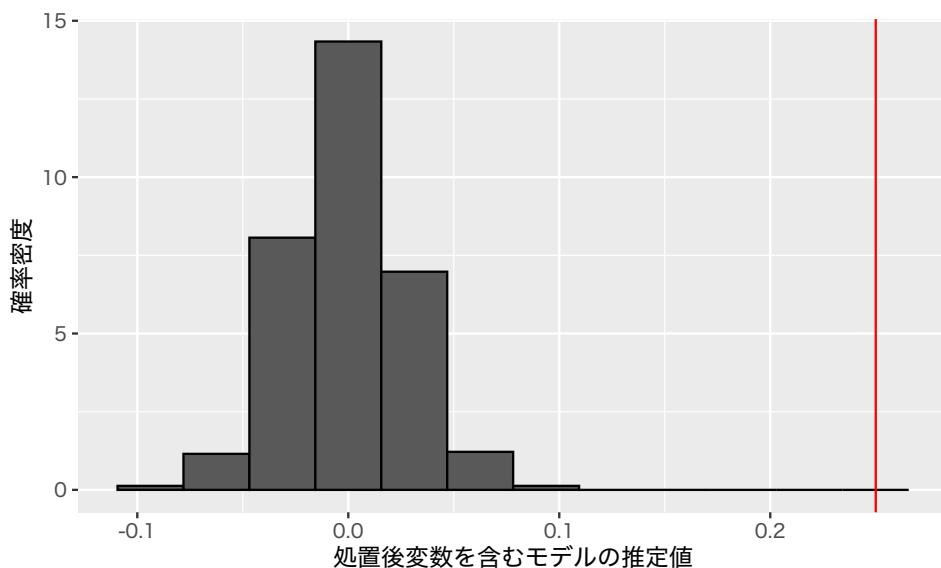
```
ptb_1 <- replicate(500, sim_ptb())
```

結果をヒストグラムで確認する。まず処置後変数を含む場合。

```

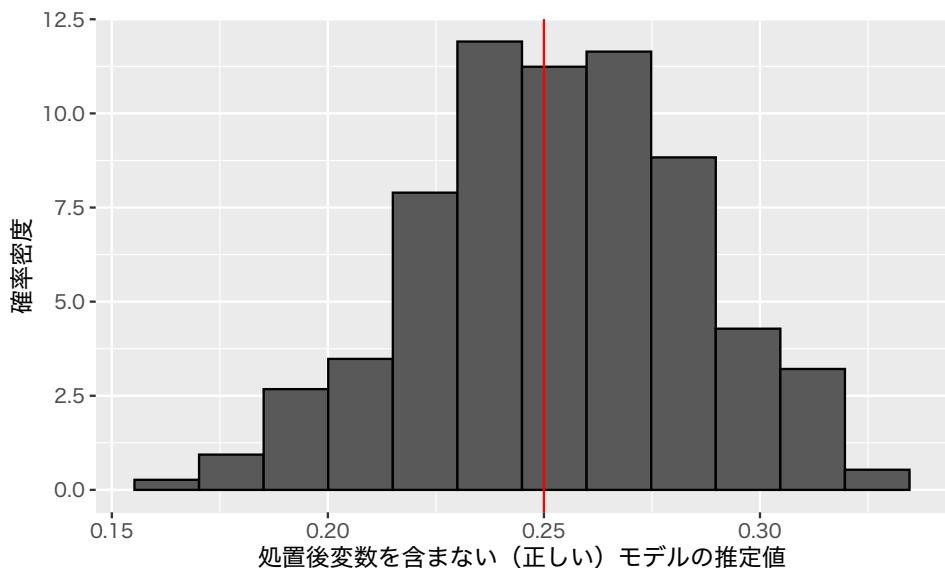
dd <- tibble(with      = ptb_1[1,],
             without   = ptb_1[2,])
hist_with <- ggplot(dd, aes(x = with, y = after_stat(density))) +
  geom_histogram(color = 'black',
                 bins   = 12) +
  geom_vline(xintercept = true_effect,
             color    = 'red') +
  labs(x = '処置後変数を含むモデルの推定値',
       y = '確率密度')
plot(hist_with)

```



処置後変数を含まない場合。

```
hist_wo <- ggplot(dd, aes(x = without, y = after_stat(density))) +  
  geom_histogram(color = 'black',  
                 bins   = 12) +  
  geom_vline(xintercept = true_effect,  
             color      = 'red') +  
  labs(x = '処置後変数を含まない(正しい)モデルの推定値',  
       y = '確率密度')  
plot(hist_wo)
```



このように、ある変数 x の効果を推定したい時は、その変数の結果として出てくる変数を統制してはいけない。変数間に時間的な前後関係があれば、このバイアスを回避するのは比較的容易である。しかし、時間的な前後関係が不明なとき、ある変数が交絡変数か処置後変数かを見抜くのは難しい場合がある。統計モデルを作るときは、自分が統制する変数は交絡であり、処置後変数ではないことを理論的に示す必要がある。