

2022年3月26日
第24回春の合宿セミナー（日本行動計量学会）
（統計的因果推論入門）

講義2 潜在的結果変数の理論

長崎大学 情報データ科学部 准教授

高橋 将宜

博士（理工学）

m-takahashi@nagasaki-u.ac.jp

概要

- 潜在的結果変数の理論
- いろいろな処置効果
- 交絡因子とDAG
- 無作為割付け

教科書Ch.2



潜在的結果変数の理論

具体例：表2.1と表2.2

表2.1 (p.17)

ID	入学試験 x1	期末試験 y3	処置 t1	前後比較 y3 - x1
1	74	76	1	-2
2	82	75	0	-7
3	72	75	1	3
4	96	84	0	-12
5	83	75	0	-8
6	72	74	1	2
7	85	76	0	-9
8	87	77	0	-10
9	86	77	0	-9
10	77	80	1	3
11	95	87	0	-8
12	84	75	0	-9
13	74	77	1	3
14	58	61	1	3
15	91	81	0	-10
16	80	72	0	-8
17	80	72	0	-8
18	89	80	0	-9
19	88	80	0	-8
20	86	78	0	-8

表2.2 (p.19)

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験 0 y0	期末 試験 1 y1	潜在的 結果 0 y0t	潜在的 結果 1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70	80	70	89	19
19	88	0	70	80	70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

用語の整理

□ 処置 (treatment)

- 「原因」のこと
- 「曝露」 (exposure) や「介入」 (intervention) と呼ぶこともある

□ 具体例

- 頭痛を訴える患者にアスピリンを飲ませることは、アスピリンを処置したということである
- もしその結果として頭痛が治ったのであれば、アスピリンを処置したことが原因であり、頭痛が治ったことが効果である。

用語の整理

- 処置群 (treatment group)
 - 処置を受ける集団
- 統制群 (control group)
 - 処置を受けない集団
 - 分野によっては、統制群のことを対照群や非処置群ともいう
- 割付け (assignment)
 - 集団を処置群と統制群に分けること
 - 割当て (allocation) ともいう

記号の導入：処置の割付け変数

□ T_i

- 個体 i が**処置 (treatment)** に割付けられたかどうかを表す二値変数
- $T_i \in \{0, 1\}$

□ $T_i = 0$

- 個体 i が処置に割付けられていないこと
- 統制群： $T_i = 0$ となる集団

□ $T_i = 1$

- 個体 i が処置に割付けられたこと
- 処置群： $T_i = 1$ となる集団

表2.2

ID	入学試験 x_1	処置 t_1	期末 試験0 y_0	期末 試験1 y_1	潜在的 結果0 y_{0t}	潜在的 結果1 y_{1t}	潜在的 結果の 差 $y_{1t} - y_{0t}$
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋 (2022, p.18)

記号の導入：潜在的結果変数（potential outcomes）

□ $Y_i(0)$

- 処置のない場合の潜在的な結果

□ $Y_i(1)$

- 処置のある場合の潜在的な結果

□ $\{Y_i(0), Y_i(1)\}$

- $Y_i(0)$ と $Y_i(1)$ を個体 i の潜在的結果変数の組
- 同一の個体から2つの異なる個体が派生したと想定する

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 1t - y0t
1	74	1		75	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		75	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		6	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋（2022, p.18）

記号の導入：実際に観測できる結果変数

$$\square Y_i = (1 - T_i)Y_i(0) + T_iY_i(1) = \begin{cases} Y_i(0) & \text{if } T_i = 0 \\ Y_i(1) & \text{if } T_i = 1 \end{cases}$$

□ この式の意味

- 処置が行われない場合： $T_i = 0$

$$Y_i = (1 - 0)Y_i(0) + 0 \times Y_i(1) = Y_i(0)$$

- 処置が行われる場合： $T_i = 1$

$$Y_i = (1 - 1)Y_i(0) + 1 \times Y_i(1) = Y_i(1)$$

ここで、括弧の付いている Y_i と括弧の付いていない Y_i の違いを理解することが重要

表2.1

ID	入学試験 x1	期末試験 y3	処置 t1	前後比較 y3 - x1
1	74	76	1	-2
2	82	75	0	-7
3	72	75	1	3
4	96	84	0	-12
5	83	75	0	-8
6	72	74	1	2
7	85	76	0	-9
8	87	77	0	-10
9	86	77	0	-9
10	77	80	1	3
11	95	87	0	-8
12	84	75	0	-9
13	74	77	1	3
14	58	61	1	3
15	91	81	0	-10
16	80	72	0	-8
17	80	72	0	-8
18	89	80	0	-9
19	88	80	0	-8
20	86	78	0	-8

高橋（2022, p.17）

記号の導入：表2.2の期末試験0

$$(Y_i | T_i = 0) = (1 - T_i)Y_i = \begin{cases} Y_i(0) & \text{if } T_i = 0 \\ Y_i(1) & \text{if } T_i = 1 \end{cases}$$

□ $Y_i | T_i = 0$: $T_i = 0$ のときの Y_i

- 縦棒は「条件」を表す記号
- 条件付き確率と独立性を復習すること

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋 (2022, p.18)

記号の導入：表2.2の期末試験1

$$(Y_i|T_i = 1) = T_i Y_i = \begin{cases} Y_i(0) & \text{if } T_i = 0 \\ Y_i(1) & \text{if } T_i = 1 \end{cases}$$

□ $Y_i|T_i = 1 : T_i = 1$ のときの Y_i

- 縦棒は「条件」を表す記号
- 条件付き確率と独立性を復習すること

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋 (2022, p.18)



いろいろな処置効果

個体因果効果（ICE: individual causal effect）

□ $\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0)$

- τ はギリシャ文字のタウである。
- アルファベットの t に相当し，**treatment**（処置）の頭文字と理解すればよい。
- **個体処置効果**（ITE: individual treatment effect）ともいう

□ 表2.2の具体例

- $Y_i(1) - Y_i(0)$ = 「潜在的結果1－潜在的結果0」
- ある個体が「処置を受けた場合の結果」と「処置を受けなかった場合の結果」の差である。

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋（2022, p.18）

因果推論の根本問題

□ 表2.2の例

- 潜在的結果0と潜在的結果1の真値が灰色セルの白抜き数字として提供されている
- 灰色セルの白抜き数字は実際には観測されない値

□ 個体 i の因果効果

- 潜在的結果0の値が観測されているとき、潜在的結果1の値は観測されない。
- 潜在的結果1の値が観測されているとき、潜在的結果0の値は観測されない。

□ 因果推論の根本問題

- 個体因果効果は定義できても、観測も推定もできない

平均因果効果（平均処置効果）

- **平均因果効果**（**ACE**: average causal effect）
 - 個体の集まりである母集団における平均的な因果の効果
 - **平均処置効果**（**ATE**: average treatment effect）ともいう
 - なお，本講義では，ACEとATEを同じ意味に用いて，その区別を付けないことにする。

平均処置効果 (ATE)

$$\tau_{ATE} = E[Y_i(1) - Y_i(0)] = E[Y_i(1)] - E[Y_i(0)]$$

□ 処置群と統制群の両方を含むすべての個体に対する効果

- 統計的因果推論における代表的な推定対象 (estimand)
- なお, 上式の等号は, 期待値の加法性 $E[X + Y] = E[X] + E[Y]$ により成り立つ

□ 表2.2の具体例

- 潜在的結果1から潜在的結果0の値を引いて平均をとったもの

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋 (2022, p.18)

表2.2の平均処置効果（ATE）

- 20人の潜在的結果0の平均点
 - 73.8点
- 20人の潜在的結果1の平均点
 - 83.9点
- 平均処置効果（ATE）
 - $83.9 - 73.8 = 10.1$ 点

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋（2022, p.18）

- つまり，補習授業には，平均して，数学の試験の点数を10点上げる因果効果がある

平均処置効果（ATE）：推定できるのか？

- 実際には，潜在的結果0と潜在的結果1は，同時には観測されない
- そのままでは平均処置効果（ATE）も推定できないことになる．
- しかし，個体処置効果（ITE）とは異なり，少し工夫をすることで平均処置効果（ATE）は推定可能となる．
- その工夫とは，処置がどのように割付けられるかという情報を使うことであるが，この点については後述する．

処置群の平均処置効果（ATT: **average treatment effect on the treated**）

- 研究テーマによっては、母集団の一部における処置効果を推定対象とすることもある.
- 具体例
 - 心理学では、ある種の行動を取ったことが、そのような行動を取った者に対してどのように影響したかを理解することに興味がある
 - 公共政策では、ある政策を取った場合に、その政策に割付られた者にどれぐらい影響があったかに興味がある
- 処置群の平均処置効果（ATT）
 - 研究のテーマによっては、これも統計的因果推論における推定対象（estimand）

処置群の平均処置効果の式

- $\tau_{ATT} = E[Y_i(1) - Y_i(0) | T_i = 1]$
- $\tau_{ATT} = E[Y_i(1) | T_i = 1] - E[Y_i(0) | T_i = 1]$

表2.2の処置群の平均処置効果 (ATT)

□ 処置が1の学生

■ ID1・3・6・10・13・14

□ 6人の潜在的結果0の平均点

$(68 + 65 + 65 + 70 + 67 + 52)/6 \approx$
64.5点

□ 6人の潜在的結果1の平均点

$(76 + 75 + 74 + 80 + 77 + 61)/6 \approx$
73.8点

□ 処置群の平均処置効果 (ATT)

■ $73.8 - 64.5 = 9.3$ 点

表2.2

ID	入学試験 x1	処置 t1	期末 試験0 y0	期末 試験1 y1	潜在的 結果0 y0t	潜在的 結果1 y1t	潜在的 結果の 差 y1t - y0t
1	74	1		76	68	76	8
2	82	0	75		75	84	9
3	72	1		75	65	75	10
4	96	0	84		84	97	13
5	83	0	75		75	84	9
6	72	1		74	65	74	9
7	85	0	76		76	87	11
8	87	0	77		77	89	12
9	86	0	77		77	87	10
10	77	1		80	70	80	10
11	95	0	87		87	96	9
12	84	0	75		75	85	10
13	74	1		77	67	77	10
14	58	1		61	52	61	9
15	91	0	81		81	93	12
16	80	0	72		72	84	12
17	80	0	72		72	82	10
18	89	0	70		70	89	19
19	88	0	70		70	90	20
20	86	0	78		78	87	9

高橋 (2022, p.18)

処置群の平均処置効果（ATT）：推定できるのか？

- 実際には，潜在的結果0と潜在的結果1は，同時には観測されない
- そのままでは処置群の平均処置効果（ATT）も推定できないことになる．
- しかし，平均処置効果（ATE）と同様に，少し工夫をすることで処置群の平均処置効果（ATT）も推定可能となる．

交絡因子とDAG

交絡因子（1）

□ 平均処置効果（ATE）：10.05

- 処置（補習授業を受講すること）は、平均して、結果（数学の点数）を10.05点改善した

□ ナイーブな推定値

- 処置（補習授業を受講すること）は結果（数学の点数）に対して、平均して、マイナス3.95点の効果を持っている
- 表2.1では、処置は入学試験の点数に基づいて確定的に割付けられていた。この**入学試験の点数が交絡因子**である。

交絡因子（2）

□ 入学試験の点数が高い人

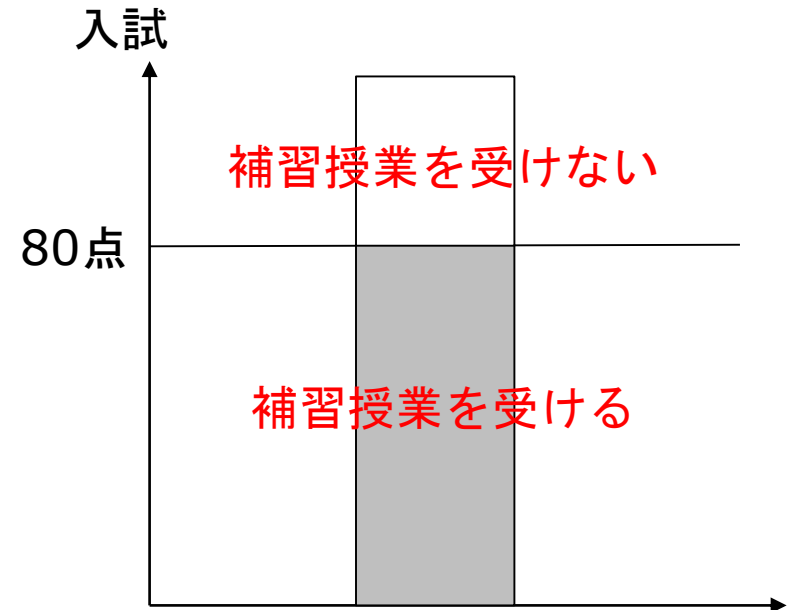
- 補習授業を受けていない

□ 入学試験の点数が低い人

- 補習授業を受けている

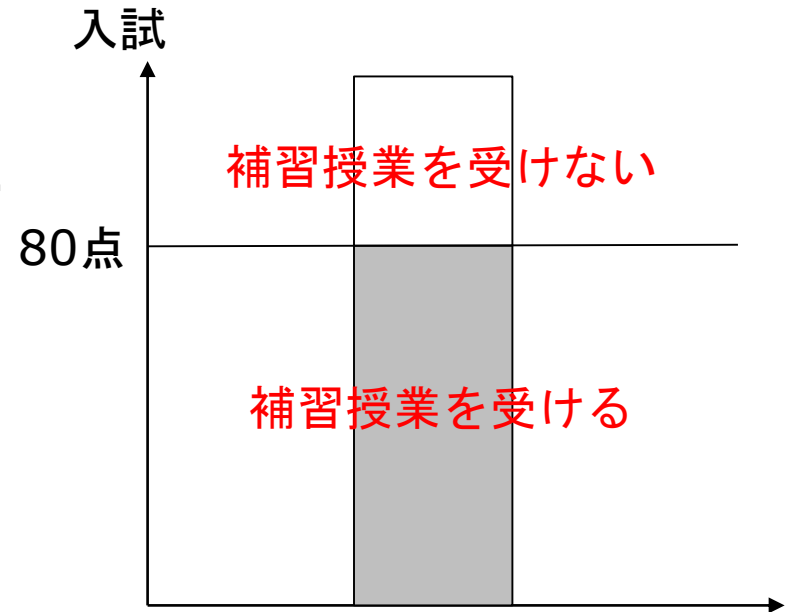
□ 入学時点

- 補習授業を受ける集団の方が、補習授業を受けない集団よりも数学力が低い集団となっている。



交絡因子 (3)

- たとえ補習授業にプラスの効果があったとしても、もともとのスタート時点における数学力に差があることから、ナイーブな推定値では、補習授業の効果が低く見積もられている。
- このように、統計的因果推論では、処置の割付けがどのように行われているかは非常に重要である。

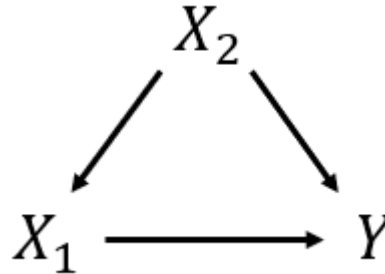


方向付き非巡回グラフ

(DAG: Directed Acyclic Graph)

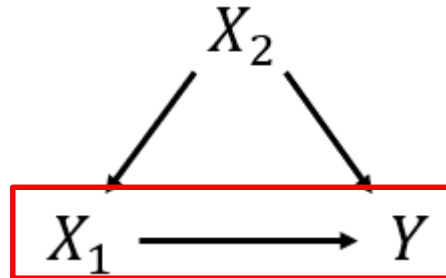
- 方向を持つ矢印で構成される, ループしないグラフ
- X が原因で, Y が結果であるとき, $X \rightarrow Y$ と表す
 - この矢印は, X から Y への因果関係を表す
 - ただし, 単なる回帰関係 (一方向だが必ずしも因果とはいえない関係) かもしれない
 - 矢印がなければ, 2つの変数は独立であることを意味する. つまり, 矢印がなければ, 2つの変数には関係がないことを意味しているということである.

DAGの具体例（1）



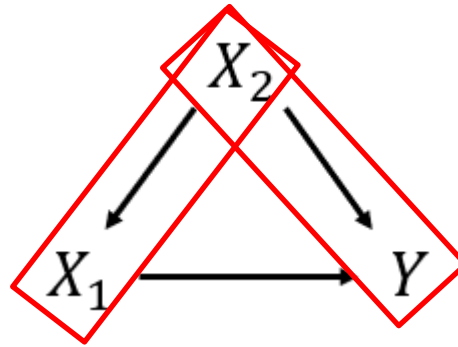
- Y : 期末試験の点数
- X_1 : 補習授業
- X_2 : 入学試験の点数

DAGの具体例（2）



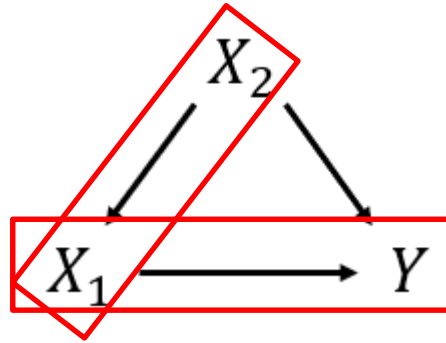
- X_1 から Y への矢印
 - X_1 から Y への因果関係があることを表している.

DAGの具体例 (3)



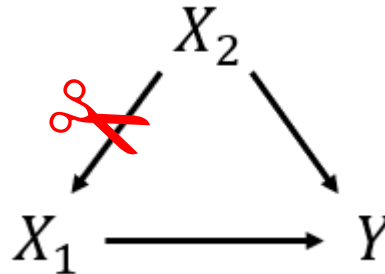
- X_2 から X_1 にも矢印
- X_2 から Y にも矢印
- このような X_2 を**交絡因子** (confounding factor) という
 - この X_2 が背後から影響を及ぼしている限り, X_1 から Y への因果効果を適切に評価することができない.

DAGの具体例（4）



- $X_2 \rightarrow X_1 \rightarrow Y$ となっているので, X_1 から Y への因果効果の中には, X_1 を通じて間接的に X_2 の効果も含まれてしまっているからである.

DAGの具体例 (5)



- そこで、何とかして、 X_2 から X_1 への矢印を断ち切る必要がある
- その方法について考えることが、統計的因果推論の基本である。

無作為割付け

平均処置効果（ATE）を推定するために必要なこと（1）

- 平均処置効果（ATE）を適切に推定するためには、2つの**比較可能な集団**を作る必要がある。
- **比較可能な集団**とは？
 - ほとんどあらゆる面で同じ集団だが、原因 X と結果 Y だけが異なる集団
- 具体例
 - 10000人の被験者を5000人ずつの集団に分けて、新型コロナウイルスワクチンの効果を調べたいとする。
 - 男女比、平均身長、平均体重、平均年齢、1日の平均歩数などが2つの集団の間で同じならば、「**比較可能**」な集団である。

平均処置効果（ATE）を推定するために必要なこと（2）

- これらの条件が同じであれば本当に「比較可能」なのか？
- 観測されるデータについては同質な2つの集団に分けることができた.
- 観測されないデータについても2つの集団は同質なのか？

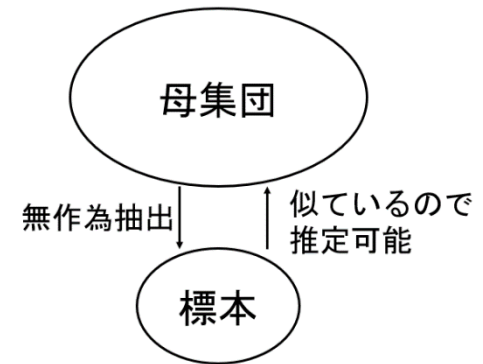
無作為抽出と無作為割付け

- そのような観測されない交絡を統制するにはどうしたらよいだろうか？
- 結論
 - 処置の無作為割付けを行えばよいことが知られている
- 無作為割付けの意味
 - 標本抽出理論における無作為抽出法（random sampling）について復習しながら考えてみよう.
 - 無作為抽出法は，無作為割付けと似ているが，異なる概念である.

単純無作為抽出法 (simple random sampling)

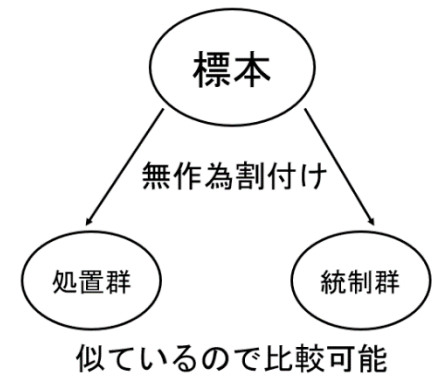
□ 母集団から標本を規則性なく選んでくること

- 理由：標本が母集団を代表できるようにしたいから
- 標本と母集団は、大きさだけが違って、それ以外の要素についてはすべてが平均的に似ている集団になるようにしたかったわけである。
- 単純無作為抽出法では、母集団のどの個体も同じ確率で標本に選ばれ得る。
- よって、母集団と標本が似ていることを確率的に保証している。



無作為割付け

- 単純無作為抽出法の原理を標本自体の分割に応用したものと理解できる.
- 手元にある標本データを2つの集団に無作為に分けることで、処置群と統制群が得られる.
- この2つの集団は、単純無作為抽出法のとおり同じ理屈により、似ていることが確率的に保証される.



無作為割付け：実験研究による平均因果効果の推定

被験者
36,523人

無作為に割り付け

処置群
18,198人
ワクチンを打つ

発症率0.04%

統制群
18,325人
ワクチンを打たない

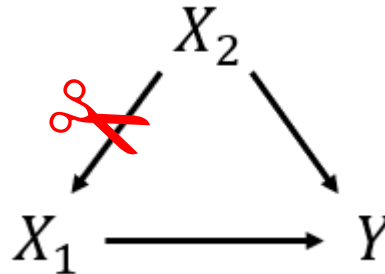
発症率0.88%

厚生労働省

ファイザー社の新型コロナワクチンについて

https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/vaccine_pfizer.html

無作為割付けとDAG



- Y : 新型コロナウイルスの発症率
 - X_1 : ワクチンの接種
 - X_2 : その他の要因
-
- ワクチンを接種するかどうかは無作為に決められているので、その他の要因とは無関係であるから、 X_2 から X_1 への矢印を断ち切ることができる。

実験研究と観察研究

□ 実験研究

- 処置群と統制群に無作為割付けする研究方法を実験研究という

□ 観察研究

- 無作為に処置の割付けをしていない研究方法を観察研究という

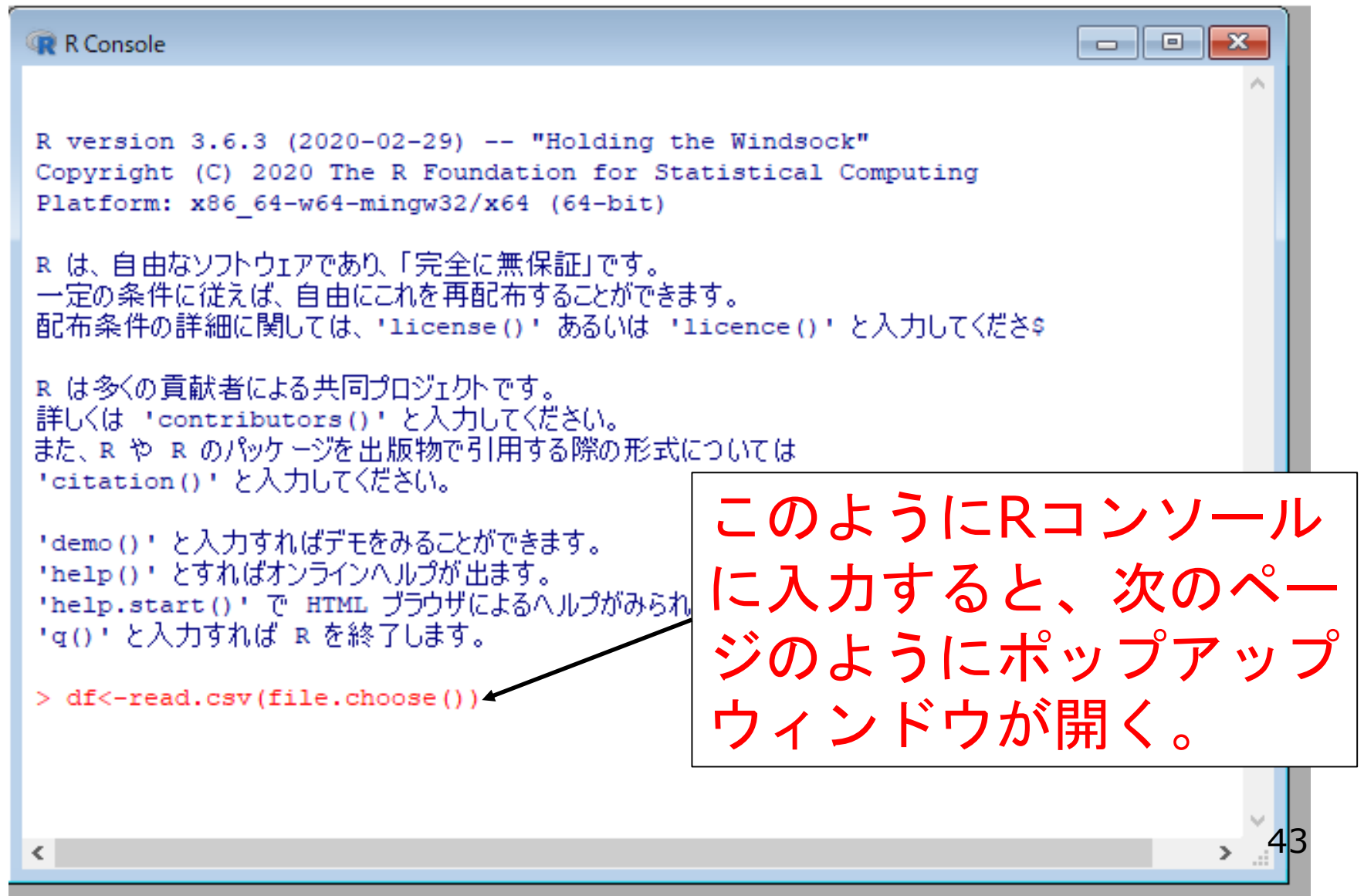
データの読み込み

RにCSVファイルを読み込む

- data01.csvをダウンロードする。
- Rのコンソールに以下のとおりタイプして、data01.csvをRに読み込ませる。
- `df<-read.csv(file.choose())`
- `attach(df)`
- `summary(df)`

教科書p.13も参照

データを読み込む1



R Console

R version 3.6.3 (2020-02-29) -- "Holding the Windsock"
Copyright (C) 2020 The R Foundation for Statistical Computing
Platform: x86_64-w64-mingw32/x64 (64-bit)

R は、自由なソフトウェアであり、「完全に無保証」です。
一定の条件に従えば、自由にこれを再配布することができます。
配布条件の詳細に関しては、`'license()'` あるいは `'licence()'` と入力してください\$

R は多くの貢献者による共同プロジェクトです。
詳しくは `'contributors()'` と入力してください。
また、R や R のパッケージを出版物で引用する際の形式については
`'citation()'` と入力してください。

`'demo()'` と入力すればデモをみることができます。
`'help()'` とすればオンラインヘルプが出ます。
`'help.start()'` で HTML ブラウザによるヘルプがみられ
`'q()'` と入力すれば R を終了します。

`> df<-read.csv(file.choose())`

このようにRコンソールに入力すると、次のページのようにポップアップウィンドウが開く。

データを読み込む2

The screenshot shows the R Console window with the following text:

```
R version 3.6.3 (2020-02-29) --  
Copyright (C) 2020 The R Founda  
Platform: x86_64-w64-mingw32/x64
```

Below the console output, there is a Japanese text block explaining the R license and how to use the help system. The text is partially obscured by the File Explorer window.

The File Explorer window is titled "ファイルを選択" (Select File) and shows the contents of the "C:\Documents" folder. The file list includes:

名前	更新日時	種類	サイズ
99講義03		ファイルフォルダー	
00lecture20220207.pptx		Microsoft PowerR...	101 KB
01lecture20220207.pptx		Microsoft PowerR...	74,973 KB
02lecture20220207.pptx		Microsoft PowerR...	78,381 KB
03lab20220207.pptx		Microsoft PowerR...	23,537 KB
030小テスト1.txt		テキストドキュメント	1 KB
030小テスト2.txt		テキストドキュメント	1 KB
data01.csv		Microsoft Excel CS...	1 KB

An arrow points from the "data01.csv" file in the File Explorer to the R Console, indicating that this file is the one to be loaded.

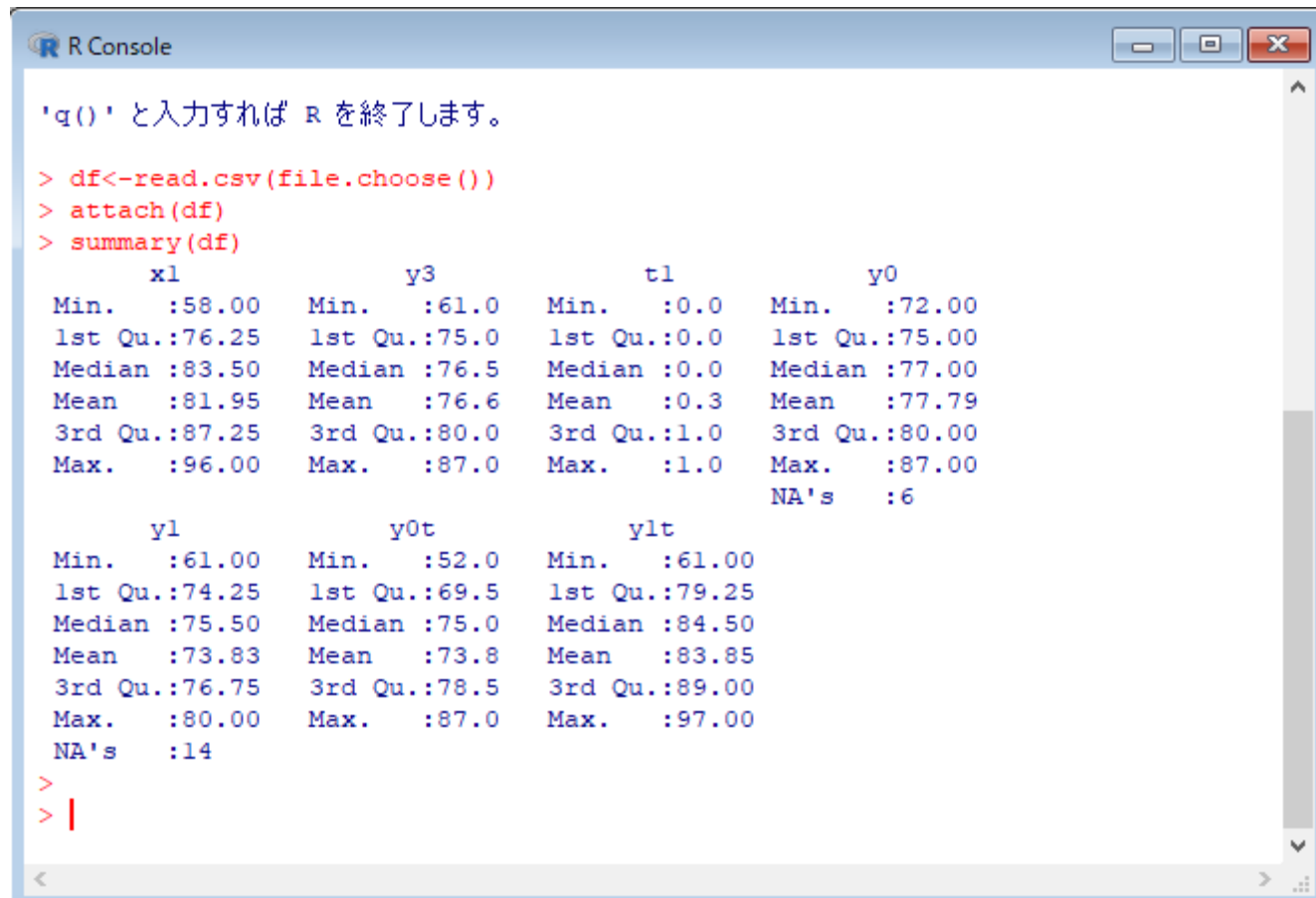
At the bottom of the R Console, the command `> df<` is entered.

ダウンロードしておいたdata01.csvを探して開く。

注意事項

- Rにデータを読み込むときには、**csvファイル**として保存したものを読み込みます。
 - 今回提供しているデータは、すでにcsvファイルの形式になっています。
- **Excelファイル**から**csvファイル**への変換方法
 - 「ファイル」→「名前を付けて保存」→「ファイルの種類」で「CSV（コンマ区切り）」を選んで保存すれば、csvファイルに変換できます。
- Excelとcsvの違いについては、下記のページも読んでみてください。
 - <https://proengineer.internous.co.jp/content/columnfeature/5219>

Rの出力結果



```
R Console

'q()' と入力すれば R を終了します。

> df<-read.csv(file.choose())
> attach(df)
> summary(df)
      x1      y3      t1      y0
Min.   :58.00 Min.   :61.0 Min.   :0.0 Min.   :72.00
1st Qu.:76.25 1st Qu.:75.0 1st Qu.:0.0 1st Qu.:75.00
Median :83.50 Median :76.5 Median :0.0 Median :77.00
Mean   :81.95 Mean   :76.6 Mean   :0.3 Mean   :77.79
3rd Qu.:87.25 3rd Qu.:80.0 3rd Qu.:1.0 3rd Qu.:80.00
Max.   :96.00 Max.   :87.0 Max.   :1.0 Max.   :87.00
      NA's :6

      y1      y0t      ylt
Min.   :61.00 Min.   :52.0 Min.   :61.00
1st Qu.:74.25 1st Qu.:69.5 1st Qu.:79.25
Median :75.50 Median :75.0 Median :84.50
Mean   :73.83 Mean   :73.8 Mean   :83.85
3rd Qu.:76.75 3rd Qu.:78.5 3rd Qu.:89.00
Max.   :80.00 Max.   :87.0 Max.   :97.00
      NA's :14

>
> |
```

これはdata01.csvの出力結果ではありません