

因果推論 イントロダクション

113 PAGES

三橋利晴 | Toshiharu Mitsuhashi

岡山大学病院 新医療研究開発センター
[mitsuh-t@okayama-u.ac.jp](mailto:mitsu-h-t@okayama-u.ac.jp) / sankyoh@gmail.com

1

今日の目的

2

「『データを用いて因果関係を推論する』とは、
どのようなことなのか」を説明します。

2

因果推論

3

相関関係があれば、因果関係がある？

3

因果推論

4

因果関係があれば、相関関係がある？

4

因果推論

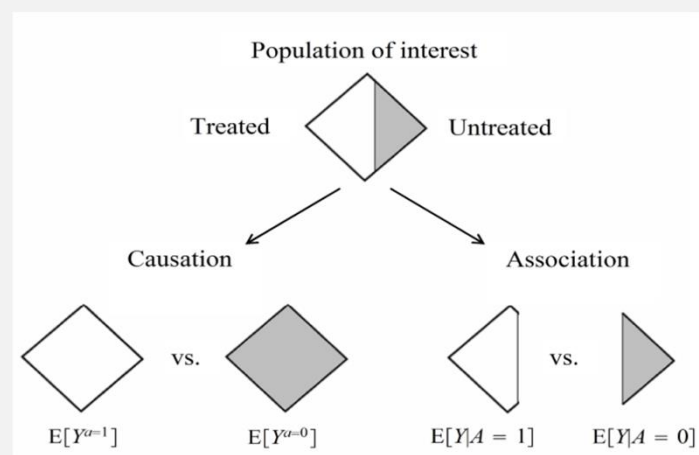
5


因果関係と相関関係は異なる。

5

因果と相関がどのように異なるのか？

6



 Hernán MA, Robins JM (2020). Causal Inference: What If. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC.

6

本日のプログラム

7

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

7

本日のプログラム

8

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

8

因果推論を邪魔するもの

Something that interferes with causal inference.

9


今日取り扱う：データセット

10

● PECO

- P: 出産した母親と新生児
- E: 母親が喫煙している。
- C: 母親が非喫煙していない。
- O: 新生児の出生時体重

約4500人のデータ。
今回は抽出した60人のデータを用います。

 Cattaneo (2010) Journal of Econometrics 155: 138-154 <http://www.stata-press.com/data/r15/bweightex.dta>

10

平均値の差の信頼区間

11

	N	新生児の 平均体重	差	差の95%CI
喫煙あり	30	3265	-278	-223, -332
喫煙なし	30	3534		

11

平均値の差の信頼区間

12

	N	新生児の 平均体重	差	差の95%CI
喫煙なし	30	3534		

問題点

交絡因子の影響は無いのか？

278gの減少を喫煙による**因果効果**と見なして良いか？

12

交絡因子

13

興味ある曝露（母親の喫煙）とアウトカム（出生時体重）以外の**第3の変数**によって、曝露とアウトカムの関係が歪んでいないか？

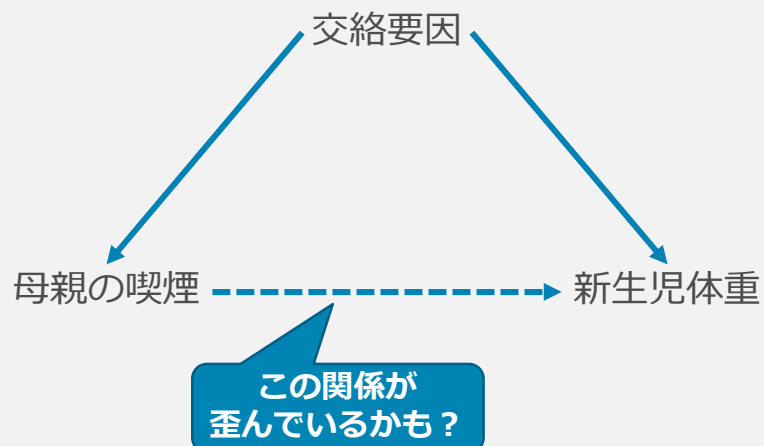


交絡因子の影響によって、因果効果の推論が正しく出来ていないのでは無いか。

13

Directed Acyclic Graph(DAG)

14



14

昔からある交絡の調整方法

15

- 層別解析
- マッチング
- 重回帰モデル（いわゆる、多変量分析）


 いずれも、相関関係をバイアスなく見るための手法。

15

無作為化割付試験

16

- 交絡の影響を受けない。

 理想的に実行できた場合のみ。

16

無作為化割付試験の欠点

17

- 倫理的な問題がある。
- 症例数が集まらないなど、実行困難。
- 十分な資金が必要。
- 社会的な介入・曝露の介入は難しい。

17

観察研究で避けられないこと

18

- 交絡要因の問題
- 情報の精度が低いかも知れない。
- 選択バイアスが生じているかも知れない。
- 欠損値があるかも知れない。

18

なので、準実験研究を候補に

19

- 操作変数 Instrumental Variable (IV)
- 中断時系列 Interrupted Time-Series (ITS)
- 回帰分断 Regression Discontinuity (RD)
- 差の差法 Difference In Differences (DID)
- 合成対照法 Synthetic Control Method (SCM)
- 傾向スコア Propensity Score (PS)

19

今日、紹介する方法

20

- 傾向スコア・マッチング (PSM)
- Inverse-Probability of Treatment Weighing (IPTW)
- 回帰調整 (RA)
- 二重に堅牢な推定手法として、IPWRA

20

今日、紹介しないこと

21

- Standardized Mortality Ratio Weighting (SMRW)
- Augmented Inverse Probability Weighting (AIPW)
- ATEとATTの違い
- 傾向スコアを使う生存分析
- 統計ソフトの使い方
 - なお、Stata do-fileは公開 ⇒ <https://bit.ly/2Vw12IP>
- など。

21

本日のプログラム

22

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

22

因果効果とは何か。

What is the "causal effect" ?

23

因果効果とは？

24

Xが起きる世界での結果 ($=Y^1$)



この差分が**Xの因果効果**
つまり、 $Y^1 - Y^0$

Xが起きない世界での結果 ($=Y^0$)

「○○である世界での結果」をまとめて**潜在アウトカム**と呼びます。

24

因果効果とは？

25

2つの潜在アウトカムの差
Causal effect = $Y^1 - Y^0$

25

因果効果を計算する致命的な問題

26

Causal effect = $Y^1 - Y^0$

潜在アウトカムのうち、片方しか観察できない。
観察できない方：**反事実アウトカム**

26

因果効果とは？

27

ある1人の妊婦さんについて...



喫煙	出生時体重
あり	3000g
なし	2800g

200g!

この差が知りたい。



"あり"のデータと"なし"のデータを
同時に得る事は不可能。

27

因果効果とは？

28

個々人の因果効果はわからないけれど、
研究デザインを工夫することで計算可能。

$Y1 - Y0$: 個人の値の差。明らかにする事は出来ない。

$E(Y1) - E(Y0) = E(Y1 - Y0) = \text{Average Treatment Effect (ATE)}$

集団の値の差。これは工夫次第で明らかにできる。

28

研究では・・・

29

妊婦さんの集団について...



喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能！(b)
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d)

この差が知りたいけど、測定不能がある。

29

研究では・・・

30

妊婦さんの集団について...

喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能！(b)
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d)

しかたがないので、この差(a-d)を求める

30

「観察」研究では…

31

妊婦さんの集団を観察

喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能!(b)
「なし」の集団	測定不能!(c)	データ(d)

交絡因子が内服と出生時体重に影響。

交換可能性がない。つまり、 $a \neq c$, $b \neq d$

31

「観察」研究では…

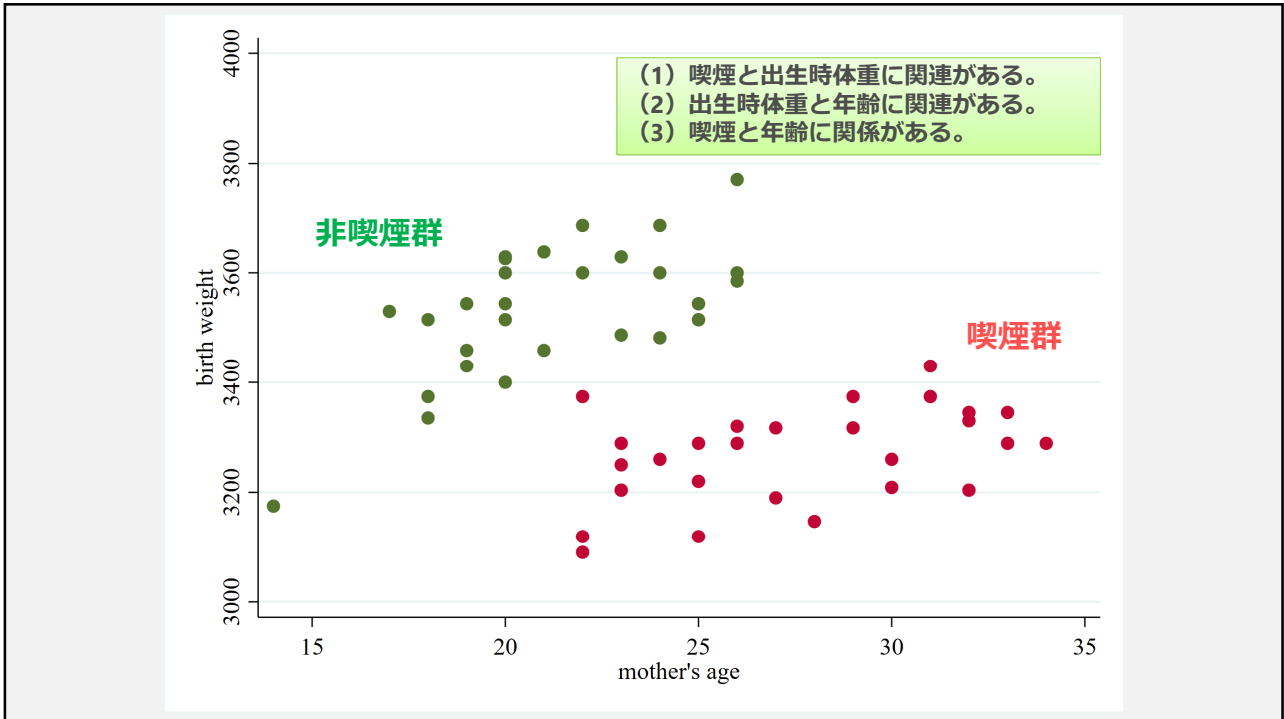
32

妊婦さんの集団を観察

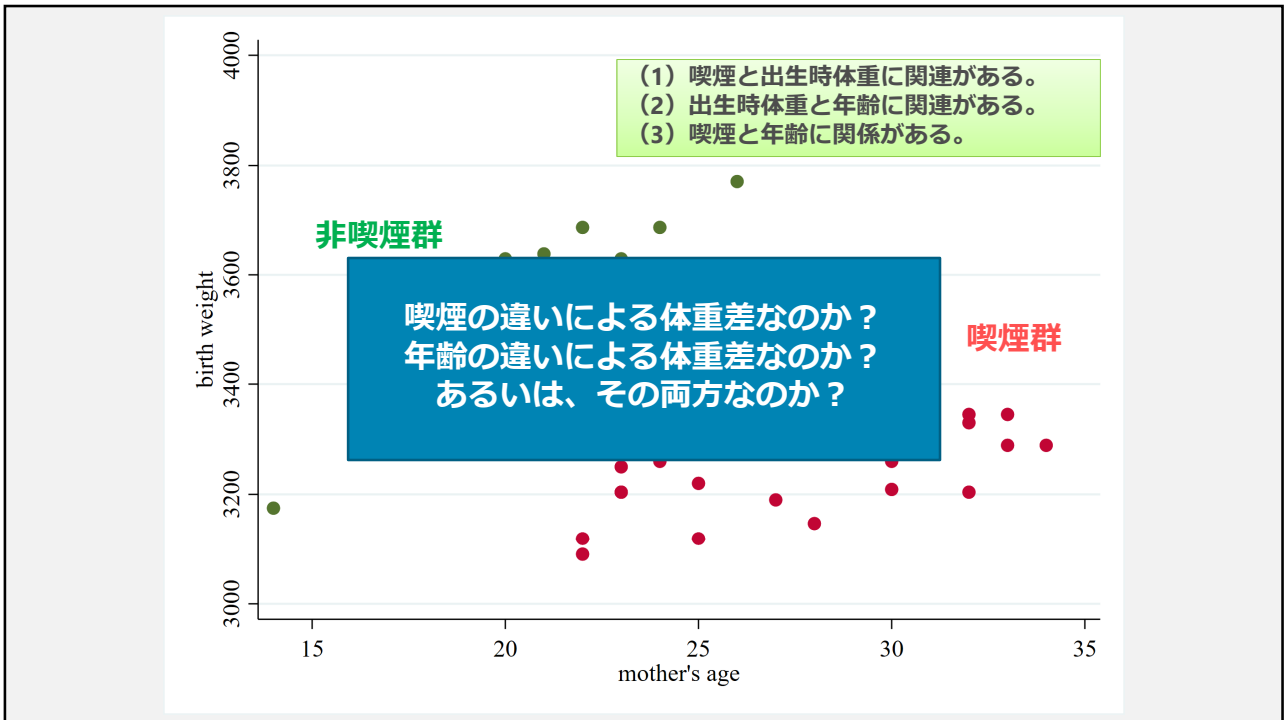
喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能!(b)
「なし」の集団	測定不能!(c)	データ(d)

この差(a-d)が求まるが…
因果効果とは見せない。

32



33



34

RCTではどうしているか？

35

無作為割付で**交換可能**にする

35

RCTでは・・・

36

妊婦さんの集団について...

喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能！(b)
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d)

確率によってランダムに喫煙の有無を決める
つまり、無作為割付によって
交換可能性がある状況を作る。

36

RCTでは・・・

37

妊婦さんの集団について...

喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a) ↓	測定不能！(b) ↑
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d) ↑

交換可能性があるので、測定不能の所に**期待値として代入可能**になる。
 $E(a)=E(c)$, $E(b)=E(d)$ になる。

37

RCTでは・・・

38

妊婦さんの集団について...

喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能！(b)
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d)

$E(a-d)=E(a-b)=E(c-d)=E\{(a+c)-(b+d)\}$ が成り立つ。
 これは**因果効果**と考えられる。

38

本日のプログラム

39

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

39

傾向スコアマッチング PSM

Propensity Score Matching: PSM

40

無作為化よりも弱い方法

41

- 似た者同士の比較ならば交換可能になるのではないか？
- 例えば、「既婚・30歳・初産・高学歴」同士の比較は、**交絡要因の影響は無さそう。**

41

無作為化よりも弱い方法

42

- 同時に多数の変数を揃えることは難しい。
- 例えば、下記のように都合良くペアにならない。
 - 喫煙群：「既婚・30歳・初産・高学歴」
 - 非喫煙群：「既婚・30歳・初産・高学歴」

42

では、どうするか？

43

- 喫煙する確率（傾向スコア）を他の変数から計算する。
- 傾向スコアが近い者同士なら、似たものなので**交換可能**に出来る、という考え方。

43

傾向スコアの計算

44

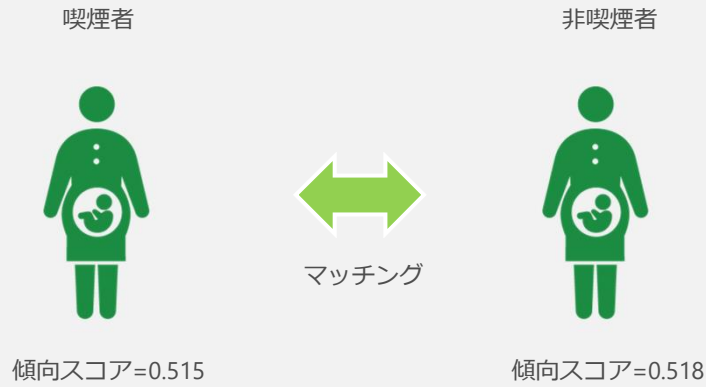
- $propensity\ score = Pr(exposure | confounders)$
- $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 marital + \beta_2 age + \beta_3 age^2 + \beta_4 first + \beta_5 education$
- 交絡要因
 - 婚姻・年齢・年齢の2乗・第1子かどうか・教育歴
- ロジスティック回帰モデルを用いて、 β を推定する。
- β に基づいて、 p （喫煙する確率）を算出する。

 ロジスティック回帰モデル以外でも、傾向スコアの算出は可能です。

44

PSに基づいてマッチングする

45

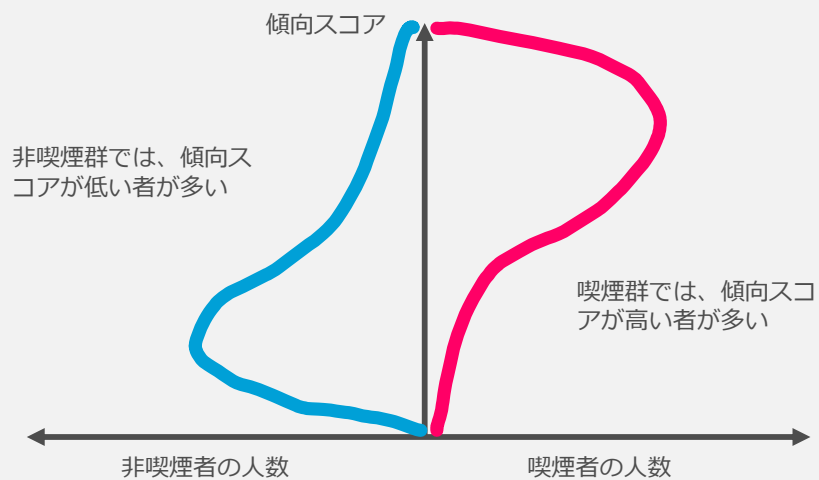


45

傾向スコアマッチング前

46

喫煙の有無によって、傾向スコアの分布は一致していない。

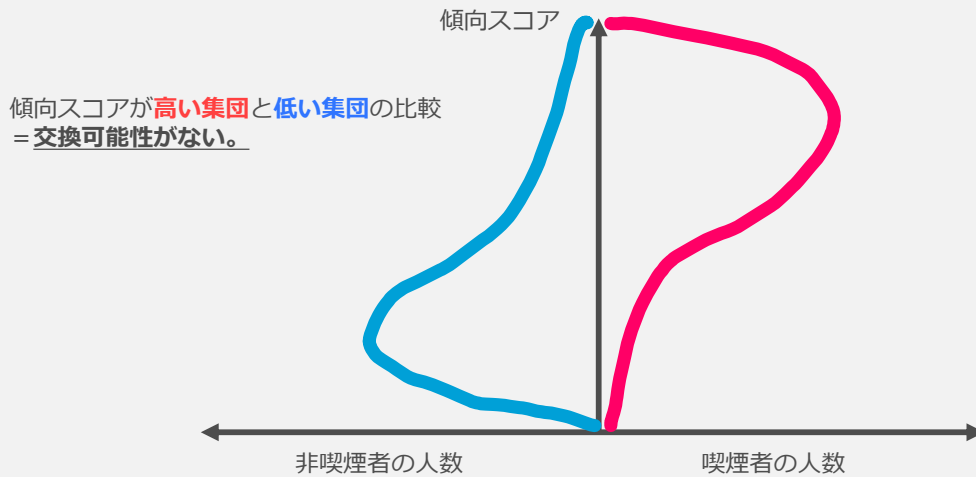


46

傾向スコアマッチング前

47

喫煙の有無によって、傾向スコアの分布は一致していない。

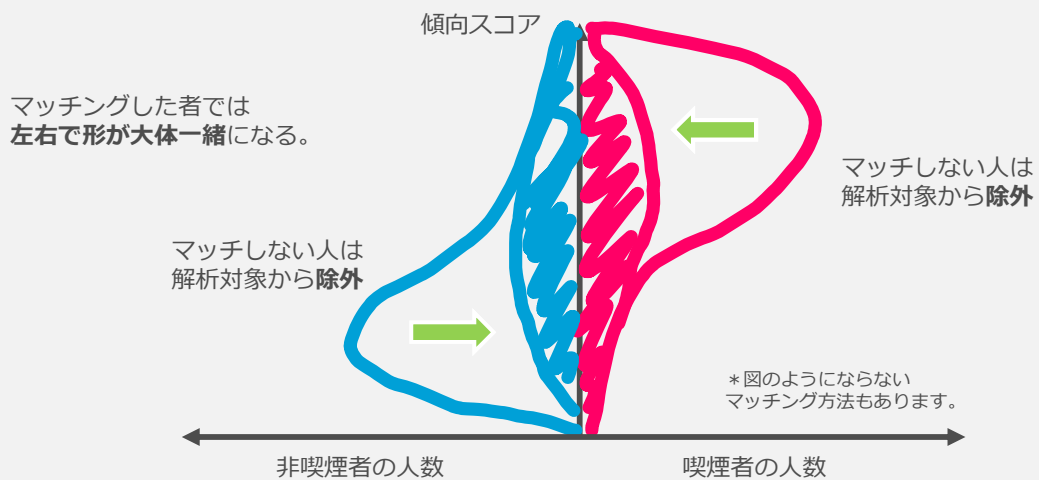


47

傾向スコアマッチング後

48

一部削ることで、傾向スコアの分布が一致する。

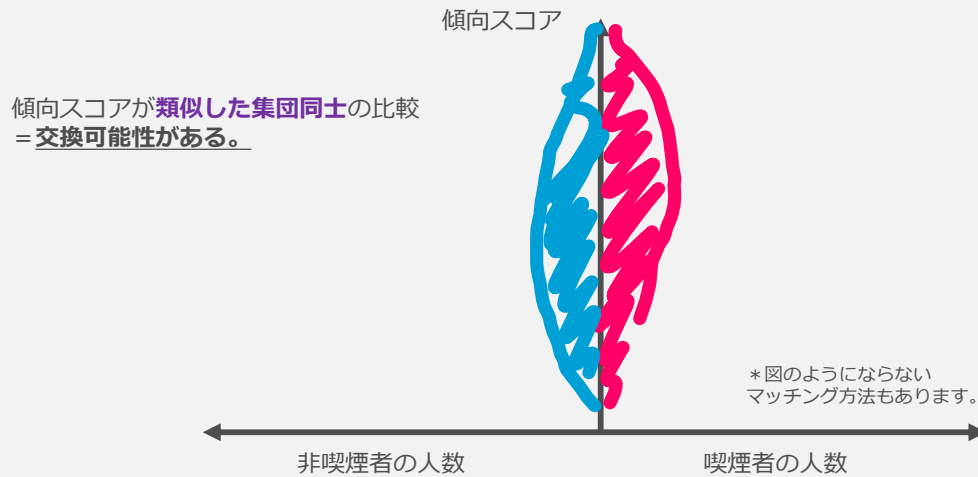


48

傾向スコアマッチング後

49

一部削ることで、傾向スコアの分布が一致する。



49

傾向スコアマッチングの結果

50

キャリバーなし、1:1マッチング、1人は何度でもマッチ出来る

	マッチング	潜在アウトカム	ATE	ATEの95%CI
喫煙あり	30ペア	?	-328	-366, -289
喫煙なし	30ペア	?		

ATE = Average Treatment Effect

50

傾向スコアマッチングの結果

51

キャリアなし、1:1マッチング、1人は何度でもマッチ出来る

	マッチング	傾向スコアの近い「喫煙あり」30人をペアにした	傾向スコアの近い「喫煙なし」30人をペアにした	ATE	ATEの95%CI
喫煙あり	30ペア	?	?	-328	-366, -289
喫煙なし	30ペア	?	?		

喫煙あり30人について、傾向スコアの近い「喫煙なし」30人をペアにした

喫煙なし30人について、傾向スコアの近い「喫煙あり」30人をペアにした

51

傾向スコアマッチングの結果

52

キャリアなし、1:1マッチング、1人は何度でもマッチ出来る

	マッチング	潜在アウトカム	ATE	ATEの95%CI
喫煙あり	30ペア	?	-328	-366, -289
喫煙なし	30ペア	?		

ペアの差のみ分かるので、潜在アウトカムは不明

52

傾向スコアマッチングの結果

53

キャリアなし、1:1マッチング、1人は何度でもマッチ出来る

	マッチ ング	潜在 アウトカム	ATE	ATEの 95%CI
喫煙あり				
喫煙なし	30ペア	?	-328	-366, -289

交換可能な60ペアでの差について、
平均値をとったもの

53

最近傍マッチングの条件設定（1）

54

- キャリパー
 - あまりにも、PSの値が違う者同士がマッチングすることを避けることができる。
 - キャリパー=0.05とすると、0.05より離れている相手とはマッチングしない。
 - PSの標準偏差の0.25倍をキャリパーとすることも。

54

最近傍マッチングの条件設定（2）

55

- 1:nマッチング
 - 1人がn人とマッチングする。
 - 今回は1:1とした。
 - なお、1人というのは人間1人とは限らない。
 - 同じPSの相手が2人いれば、その2人の平均値（これを擬似的に1人とする）とマッチングする。

55

最近傍マッチングの条件設定（2）

56

- 同じPSの相手が2人いれば、その2人の平均値（これを擬似的に1人とする）とマッチングする。
 - 喫煙群(PS=0.515, bw=3000)に対し、非喫煙群(PS=0.518, bw=3100)と(PS=0.518, bw=3000)という2人がマッチングする。
 - このとき、非喫煙群3050kgという1人がマッチしたことになる。

56

最近傍マッチングの条件設定（3）

57

- Replacement
 - 1人が何度でもマッチング出来るかどうか。
 - このデータではReplacementありなので、喫煙群のうち23人が1人の非喫煙群の対象者をマッチ相手としている。

57

傾向スコアが妥当である条件

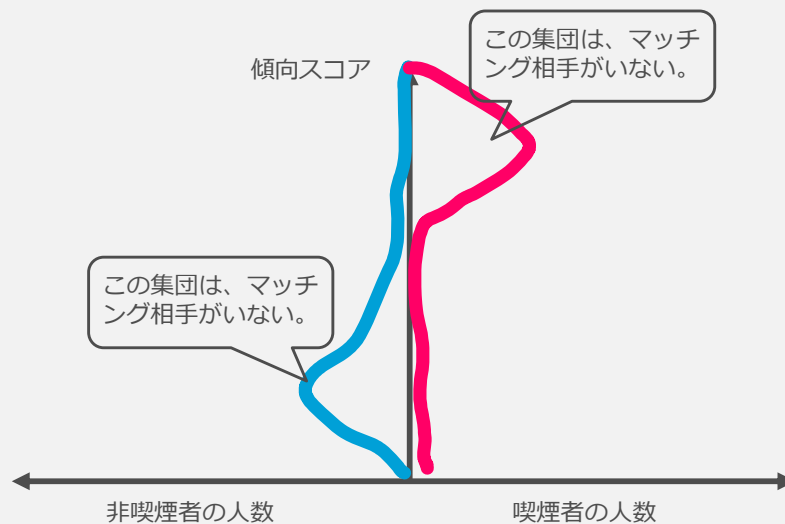
58

- 独立で同一な分布 iid
 - ある人の「喫煙の有無と出生時体重の関係」が、他の人の「喫煙の有無と出生時体重の関係」に影響する事は無い。
- 強く無視できる割当て
 - 潜在的なアウトカムと喫煙の有無は独立である。
 - 「未測定交絡がない」とだいたい同じ意味。
- オーバーラップ
 - 喫煙群と非喫煙群で、傾向スコアは重複している。
 - データから検証可能な唯一の条件

58

オーバーラップがない例

59



59

傾向スコアが優れている点

60


- 交絡要因を1つに縮約している。
 - 「『既婚・30歳・初産・高学歴』というペアを作れない」という問題は発生しにくい。
- 条件がそろえば、観察研究の結果から因果効果を推定する事が出来る。

60

傾向スコアの問題点

61

- 未知や未測定の交絡要因の影響がどうなったかは、わからない。
 - 既知の交絡要因でバランスがとれたかのチェックは行う必要がある。

 未知や未測定¹の交絡要因について検討するための感度分析やツール (E-value) などもあります。

61

PSMが優れている点

62

- マッチング方法をキチンと設定すれば、あまりにも極端な者は除外される
 - 極端な者（例えば、非喫煙群のPS=0.00001）は、マッチング相手がいないので、除外される。
 - 極端な者というのは、RCTでは除外基準に該当するような者が想定される。

62

PSMの問題点

63

- マッチングの方法が一意に決まらない。
 - マッチング相手を探す方法が種々ある。
 - 無作為に並べ替えてからマッチング相手を探すので、その時々でマッチング結果が異なる。
- マッチング出来なかったデータが無駄になる。
- 潜在アウトカムは分からない。
- 最近まで標準誤差の計算が正確には出来なかった。
 - Abadie & Imbensが計算方法を見いだした。

63

本日のプログラム

64

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

64

IPTW

Inverse Probability of Treatment Weighting

65

PSを「重み」として使う

66

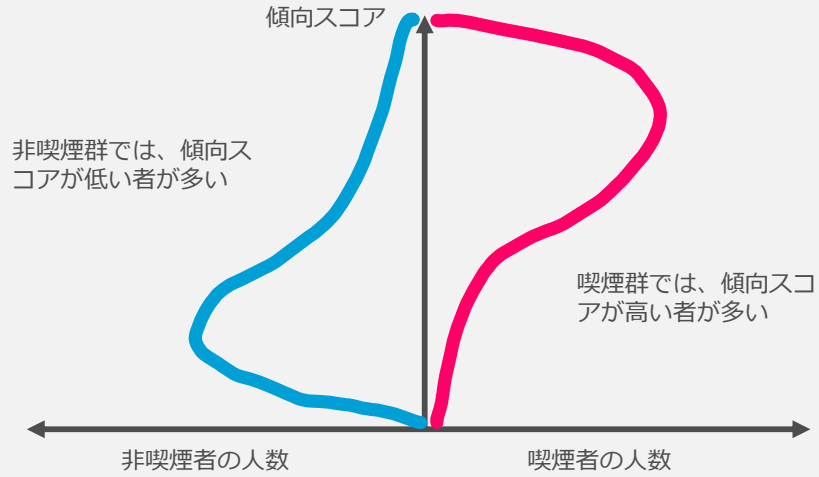
- 傾向スコアを重みにする
 - 喫煙群には、喫煙する確率の逆数
 $\text{weight} = 1/ps$
 - 非喫煙群には、喫煙しない確率の逆数
 $\text{weight} = 1/(1-ps)$
- この重み付けで何が起こるか？
 - 喫煙群と非喫煙群が交換可能になる

66

IPTW前

67

喫煙の有無によって、傾向スコアの分布は一致していない。

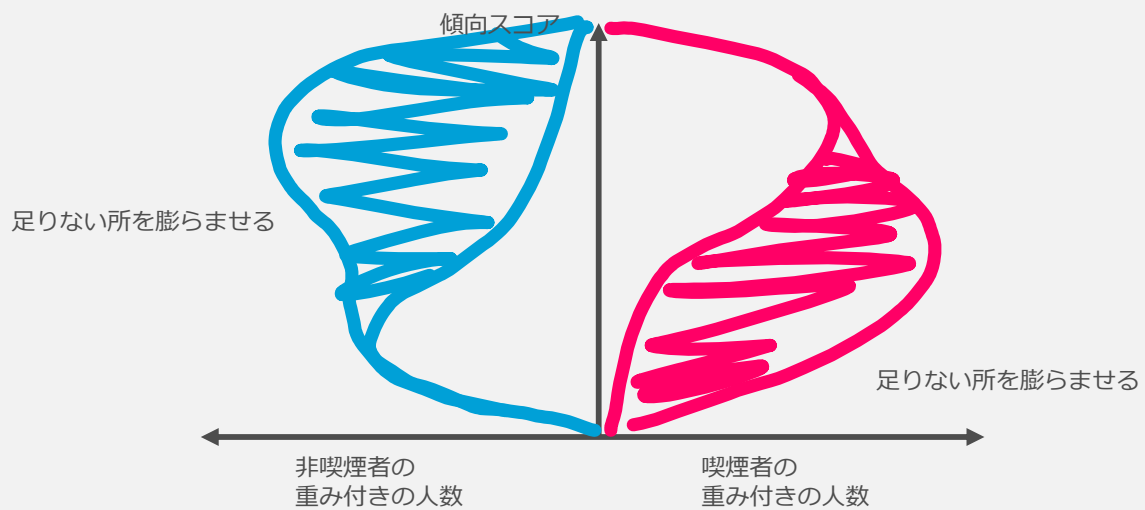


67

IPTW後

68

一部膨らませることで、傾向スコアの分布が一致する

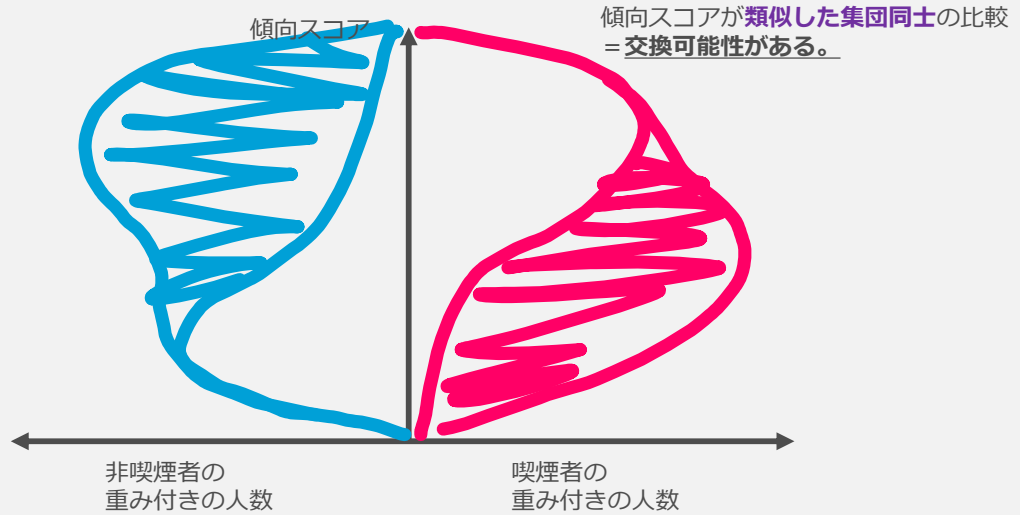


68

IPTW後

69

一部膨らませることで、傾向スコアの分布が一致する



69

IPTWの結果

70

	重み合計	潜在アウトカム	ATE	ATEの95%CI
喫煙あり	64.84	3223	-330	-392, -269
喫煙なし	43.40	3554		

70

IPTWの結果

71

	重み 合計			ATEの 95%CI
喫煙あり	64.84	3223		
喫煙なし	43.40	3554	-330	-392, -269

1人のデータを重みに応じて、膨らましているのので、30人よりも大きくなる。

71

IPTWの結果

72

	重み 合計	潜在 アウトカム		
喫煙あり	64.84	3223		
喫煙なし	43.40	3554	-330	-392, -269

元データ全員が喫煙ありだった場合のアウトカム推定値

元データ全員が喫煙なしだった場合のアウトカム推定値

72

IPTWの結果

73

	重み 合計	潜在 アウトカム	ATE	ATEの 95%CI
喫煙あり	64.84	3223		
			-330	-392, -269
喫煙なし	45.40	3554		

因果効果の推定値

73

IPTWの利点

74

- PSMと異なり、
 - データを捨てなくても良い。
 - 恣意性が少ない。
 - 細かい設定に頭を悩ませなくて良い。
 - PSMでは、キャリパーをどうするか・1:nのマッチングにするか、とか…頭を悩ませる必要があった。

74

IPTWの問題点

75

- 基本的に「**観察された全員のデータ**」を使う。
 - ある治療について禁忌がある場合、現実世界では禁忌該当者は必ず「治療なし」になる。
 - しかし、IPTWでは「（禁忌該当者も含めて）全員の因果効果はどうか？」という推定をしていることになる。
 - 対象者が禁忌該当かどうかデータから分かれば良いが、データに無い場合、PSが極端に低い者の扱いに注意する。

75

IPTWの問題点

76

- 極端な重みになってしまうことがある。
 - 例えば、喫煙者で $ps=0.0001$ という対象者の重みは、10000となる（解析上1人を10000人として扱う）
 - 避けるために、重みの最大値を20とするとか ps が極端な対象者は解析から外すとかする必要がある。

76

本日のプログラム

77

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

77

回帰調整

Regression Adjustment

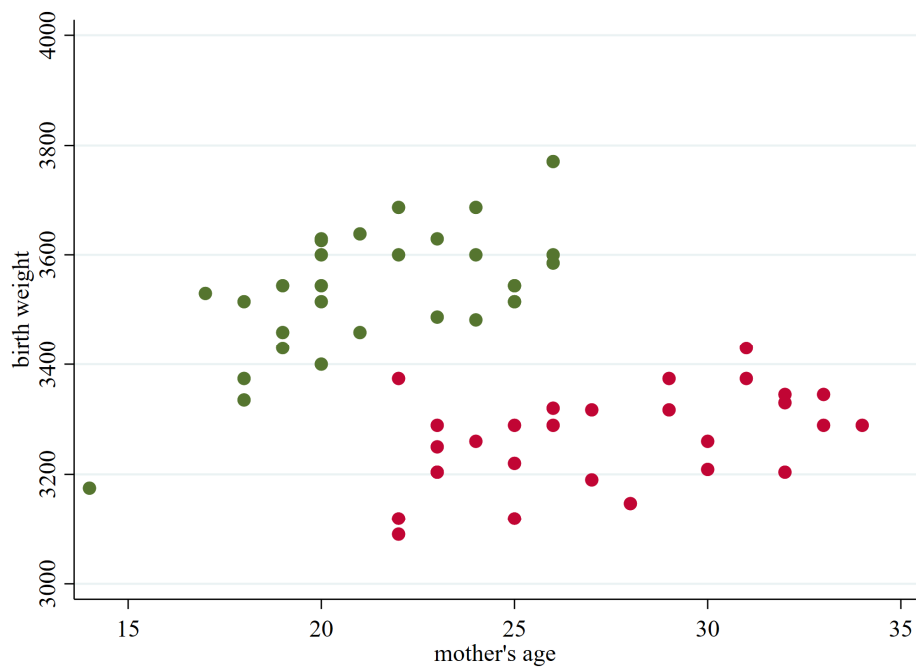
78

妊婦さんの集団について…

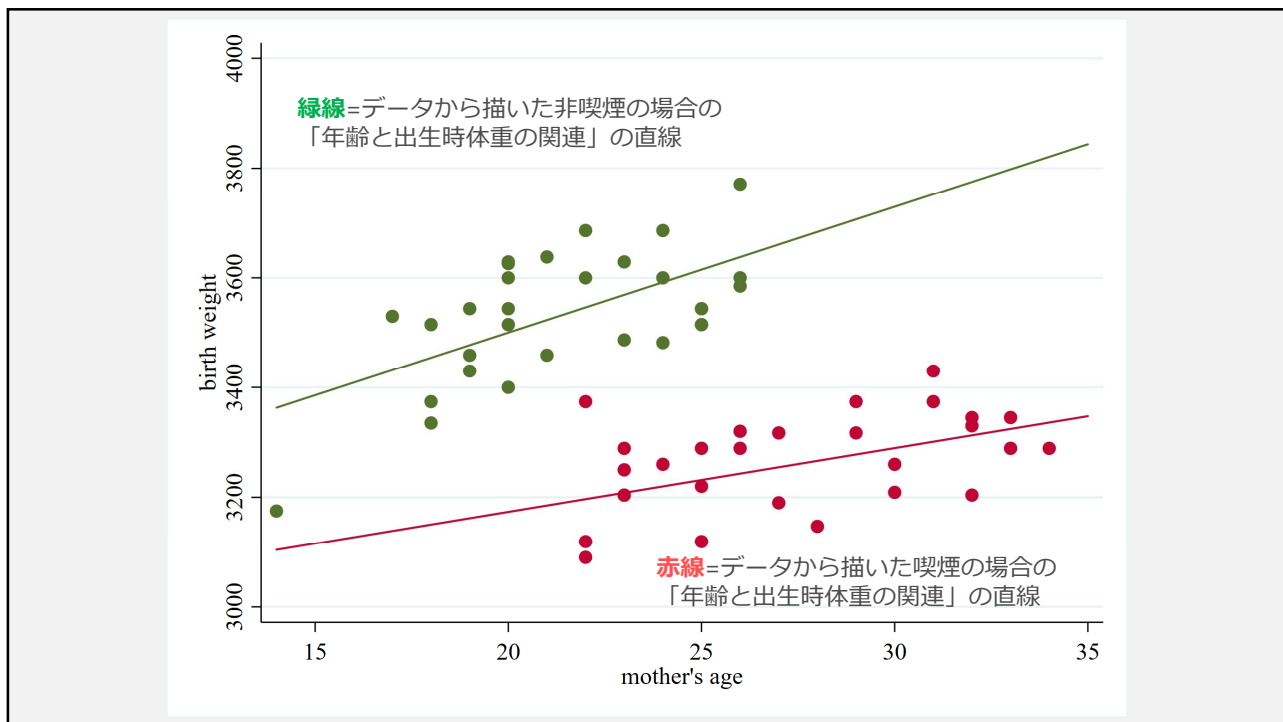
喫煙	「喫煙あり」の時の出生時体重	「喫煙なし」の時の出生時体重
「あり」の集団	データ(a)	測定不能！(b)
「なし」の集団	測定不能！(c)	データ(d)

手持ちの他のデータから a,b,c,d を計算してしまう。

79



80



81

喫煙状況別に予測値を計算

82

- $\widehat{\text{birth weight}} = \beta_0 + \beta_1 \text{visit} + \beta_2 \text{married} + \beta_3 \text{age} + \beta_4 \text{first}$
- 出生時体重の予測因子
 - 妊婦健診・婚姻・年齢・第1子かどうか
- 喫煙・非喫煙それぞれで β を推定する。
- β に基づいて、birth weightの予測値を算出する。

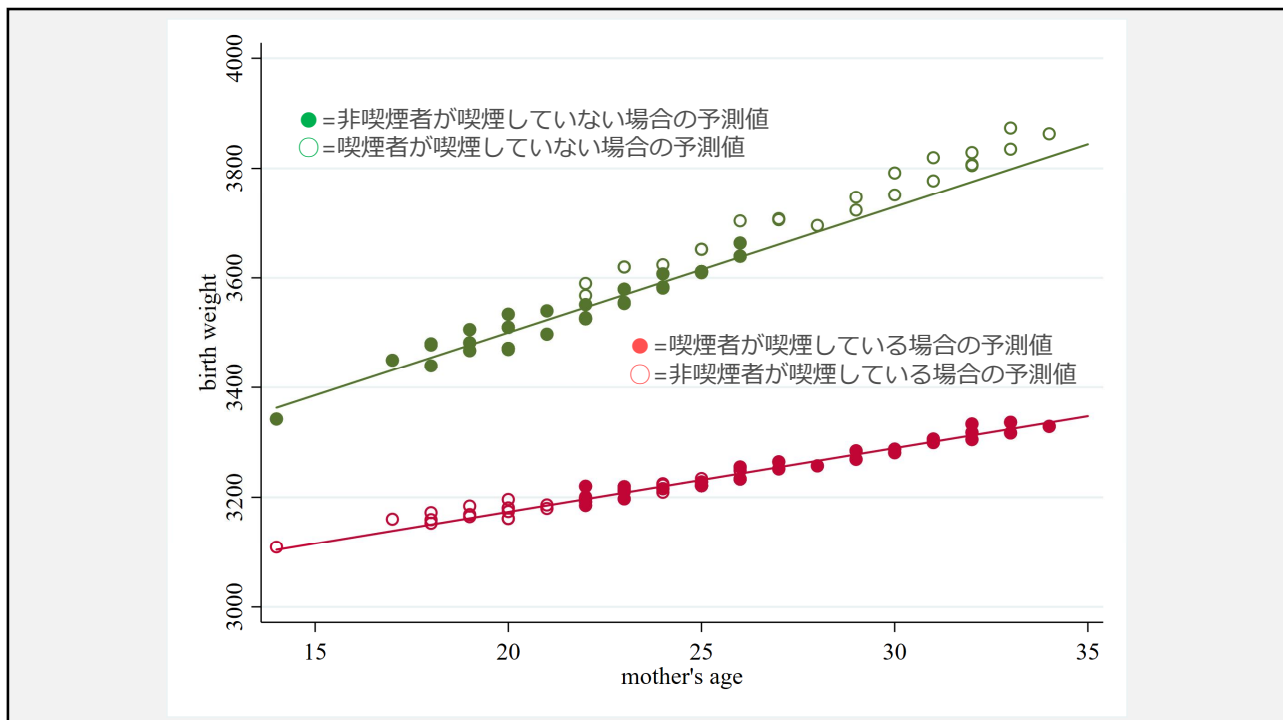
82

喫煙状況別に予測値を計算

83

- β に基づいて、birth weightの予測値を算出する。
- 非喫煙者の数式
 - 非喫煙者と喫煙者の**両方を予測**する。
 - つまり、**喫煙者の反事実アウトカム**も予測する。
- 喫煙者の数式
 - 非喫煙者と喫煙者の**両方を予測**する。
 - つまり、**非喫煙者の反事実アウトカム**も予測する。

83



84

RAの結果

85

	N	潜在 アウトカム	ATE	ATEの 95%CI
喫煙あり	30+30	3224	-389	-461, -316
喫煙なし	30+30	3613		

85

RAの結果

86

	N	潜在 アウトカム	ATE	ATEの 95%CI
元々喫煙あり				
喫煙あり	30+30	3224	-389	-461, -316
元々喫煙なし もし、喫煙して いたら・・・?	30+30	3613		

86

RAの問題点

87

- アウトカム予測が線形では無いかも知れない。
 - $\widehat{birth\ weight} = \beta_0 + \beta_1 visit + \beta_2 married + \beta_3 age + \beta_4 first$
 - この式が成り立っていないと、正しい推定にはならない。
 - 例えば、年齢と出生時体重の関係が線形では無い、等。
- 未測定の予測因子があると、妥当な予測にはならない。

87

本日のプログラム

88

基本	因果推論を邪魔するもの	
	因果関係とはなにか？	
実例	PSM	IPTW (IPW)
	RA	IPWRA
実例	まとめ	

88

二重に堅牢な推定手法

Double Robust estimate method
Inversed Probability of Treatment Weighting – Regression Adjustment

89

これまでの結果

90

方法	差/ATE	信頼区間
そのまま比較	-278	-223, -332
重回帰 ^{*初出}	-378	-443, -315
PSM	-328	-366, -289
IPTW	-330	-392, -269
RA	-389	-461, -316

90

これまでの結果

91

方法	差/ATE	信頼区間
そのまま比較	-278	-223, -332
重回帰 ^{*初出}	-378	-443, -315
PSM	-328	-366, -289
IPTW	-330	
RA	-389	-461, -316

PSMとIPTW似るが、
RAだけ結果が違う。

91

二重に堅牢な推定手法

92

- PSM, IPTWは、処置の割当てだけをモデル化している。
 - $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{marital} + \beta_2 \text{age} + \beta_3 \text{age}^2 + \beta_4 \text{first} + \beta_5 \text{education}$
- RAは、アウトカムだけをモデル化している。
 - $\widehat{\text{birth weight}} = \beta_0 + \beta_1 \text{visit} + \beta_2 \text{married} + \beta_3 \text{age} + \beta_4 \text{first}$
- 両方やれば良いのではないか？
 - IPTWとRAを足した方法 = IPWRAやAIPW

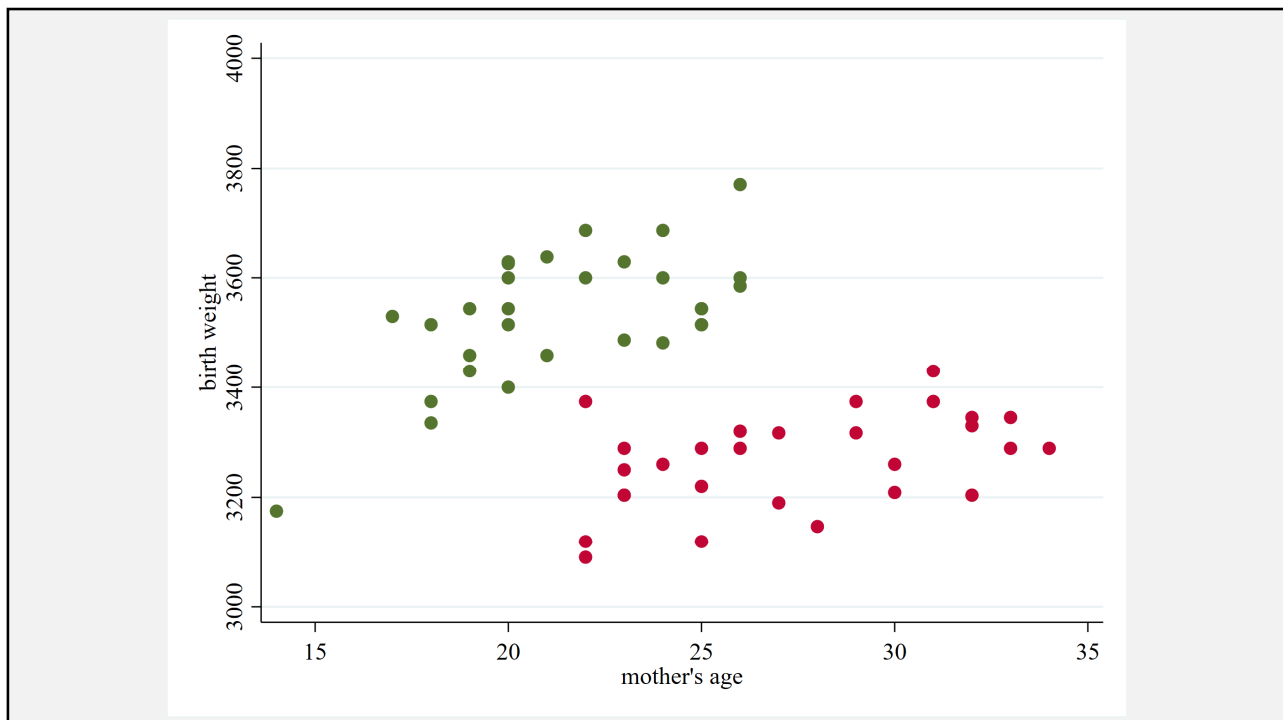
92

IPWRAの手順

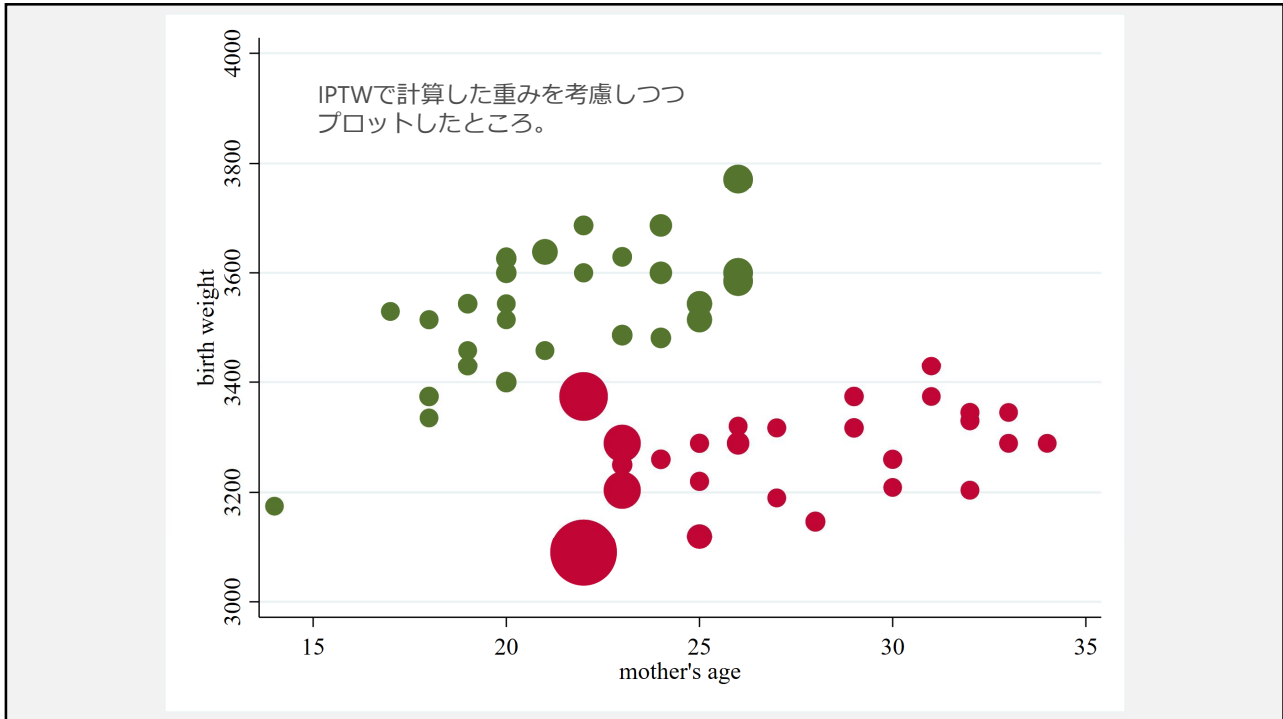
93

1. 喫煙する確率を求め、その逆数を使って重みを計算する (IPTW)。
2. 重みを利用して、回帰直線を描き、出生時体重を推測する (RA)。
3. 比較する。

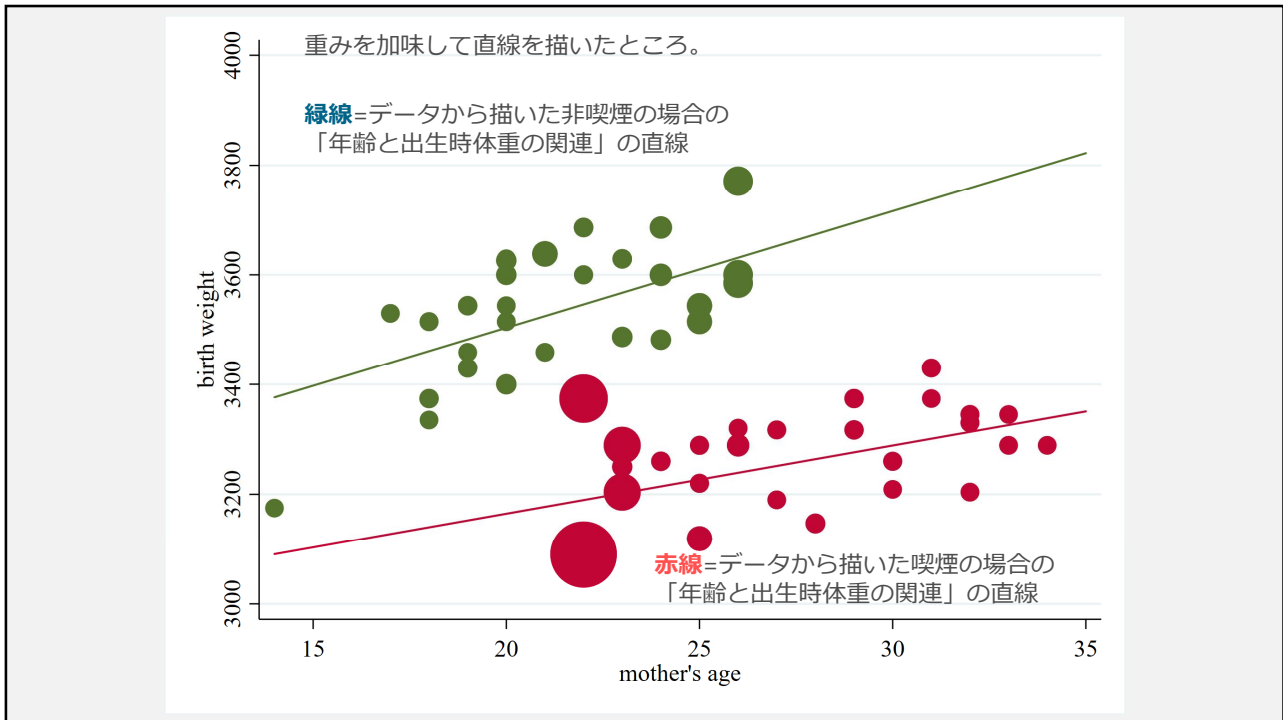
93



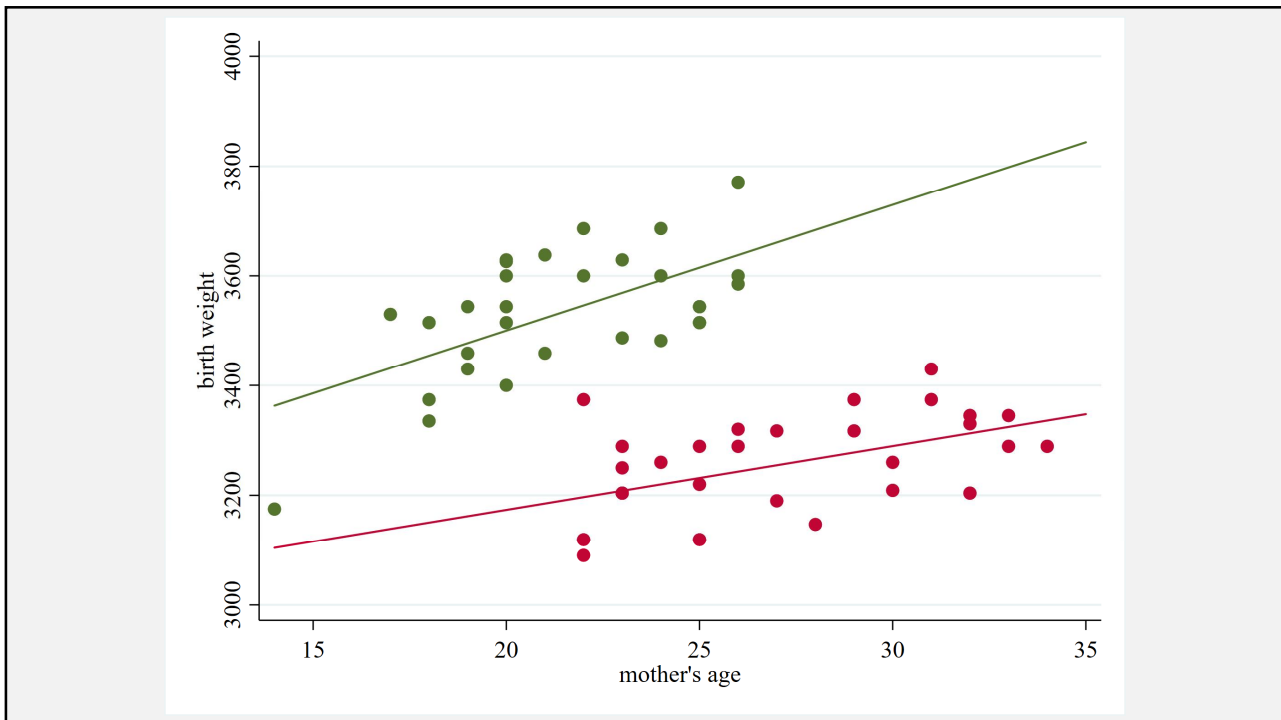
94



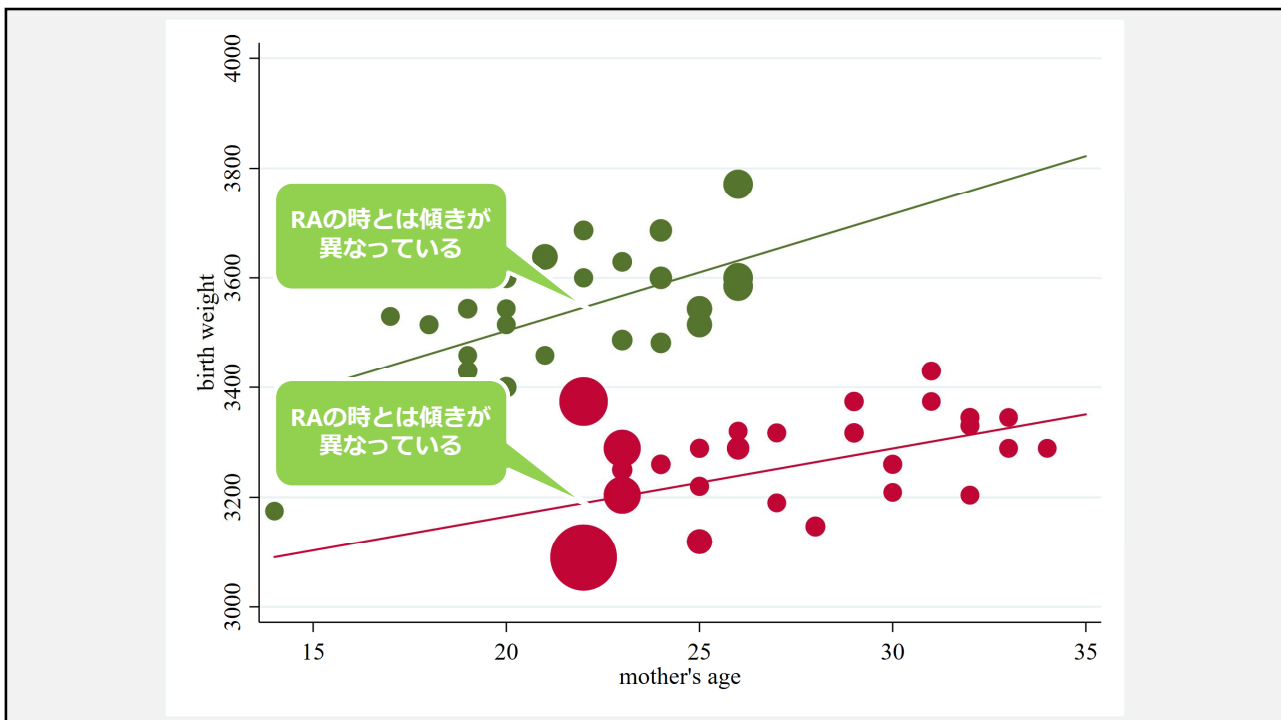
95



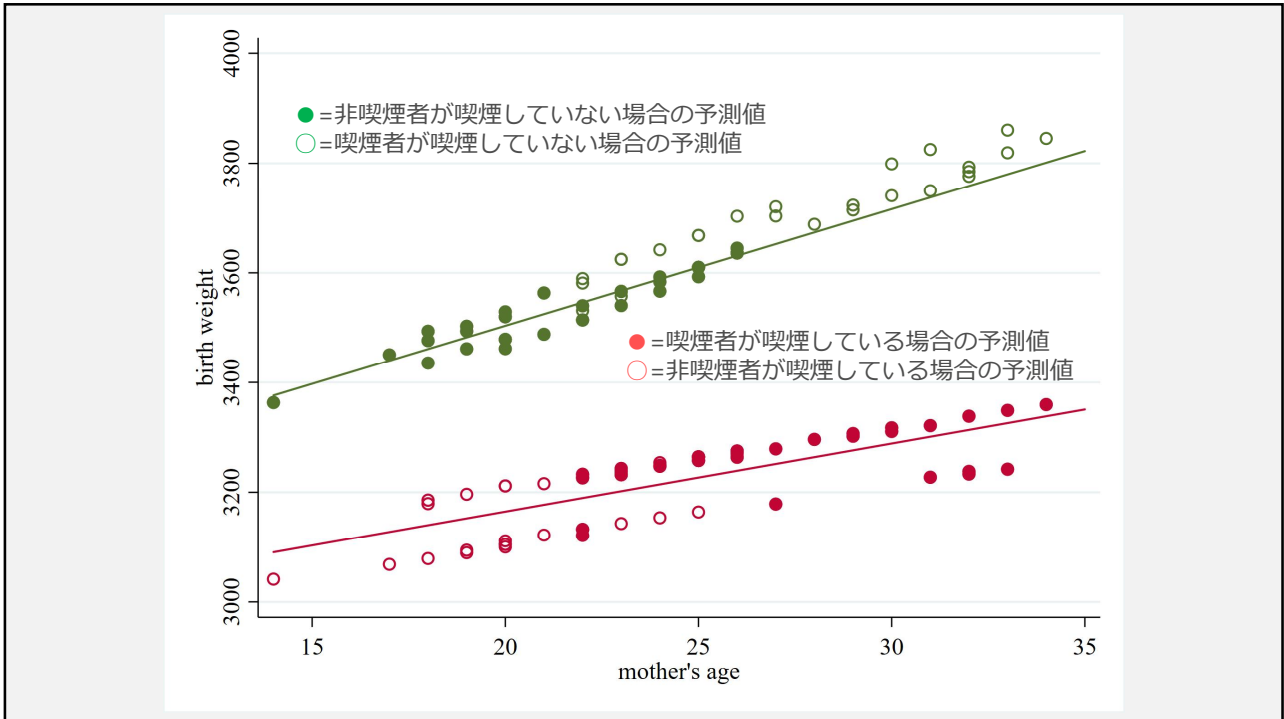
96



97



98



99

IPWRAの結果 100

	N	潜在 アウトカム	ATE	ATEの 95%CI
喫煙あり	30+30	3218	-392	-454, -331
喫煙なし	30+30	3611		

100

方法	差/ATE	信頼区間
そのまま比較	-278	-223, -332
重回帰	-378	-443, -315
PSM	-328	-366, -289
IPTW	-330	-392, -269
RA	-389	-461, -316
IPWRA	-392	-454, -331

101

方法	差/ATE	信頼区間
そのまま比較	-278	-223, -332
重回帰	-378	-443, -315
PSM	-328	-366, -289
IPTW	-330	-392, -269
RA	-389	-461, -316
IPWRA	-392	-454, -331

IPWRAの結果は、RAに近い値になった。

102

どれが正しいのか？

103

二重に堅牢な推定手法は、IPTWとRAのうち、
**どちらか一方の定式化に誤りがあっても、
それを補正してくれる**
というメリットがある。

103

どれが正しいのか？

104

- 今回はRAとIPWRAの結果が近い。
 - RAが正しいと考えられる。
- **IPTWに誤り**があったと考えられる。
 - つまり、**傾向スコアに誤り**がある。
 - どこがまずかったのか？

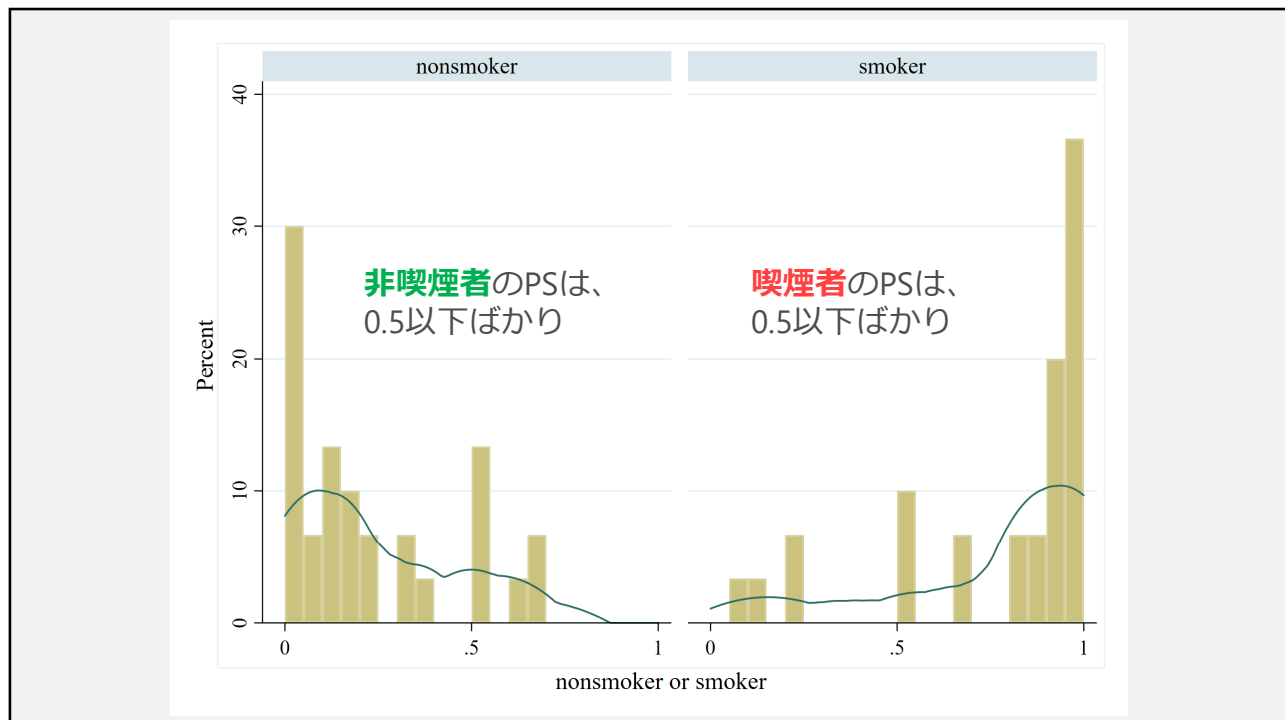
104

傾向スコアが妥当である条件（再掲）

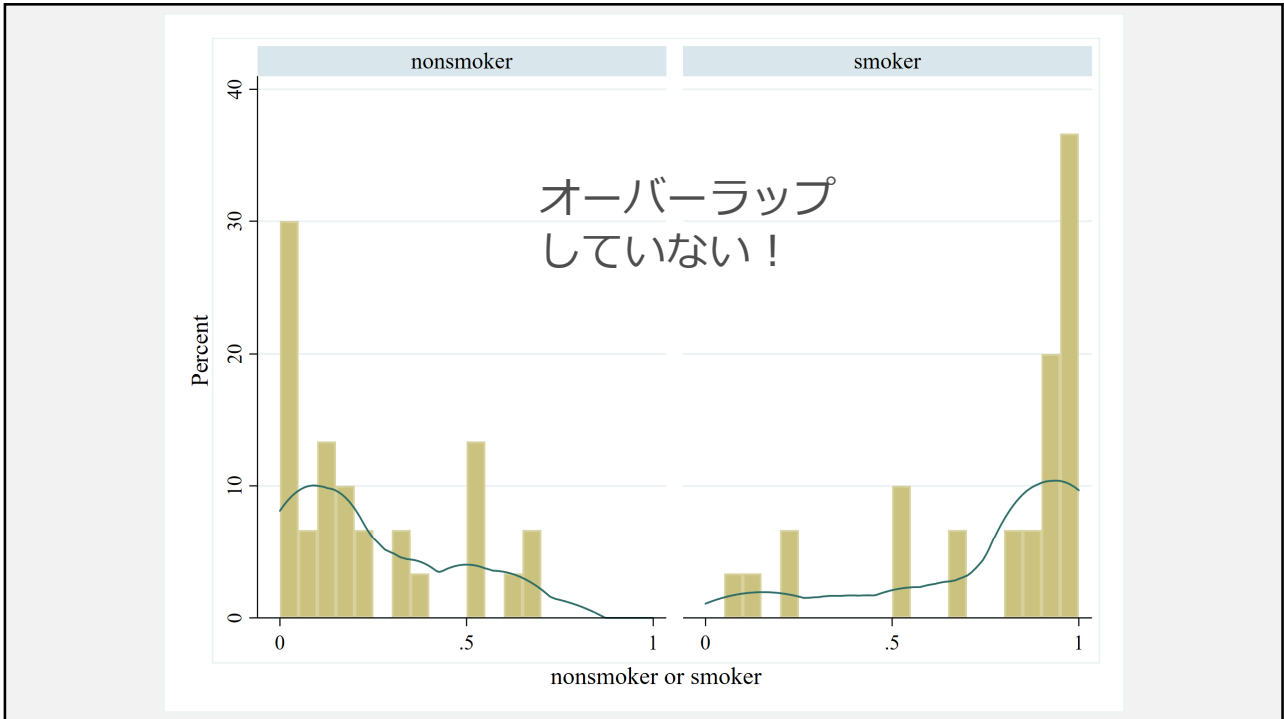
105

- 独立で同一な分布 iid
 - ある人の「喫煙の有無と出生時体重の関係」が、他の人の「喫煙の有無と出生時体重の関係」に影響する事は無い。
- 強く無視できる割当て
 - 潜在的なアウトカムと喫煙の有無は独立である。
 - 「未測定交絡がない」とだいたい同じ意味。
- オーバーラップ
 - 喫煙群と非喫煙群で、傾向スコアは重複している。
 - データから検証可能な唯一の条件

105



106



107

本日のプログラム 108

基本	因果推論を邪魔するもの
	因果関係とはなにか？
実例	<div style="text-align: center;">PSM</div> <div style="text-align: center;">IPTW (IPW)</div>
	<div style="text-align: center;">RA</div> <div style="text-align: center;">IPWRA</div>
実例	まとめ

108

どれが正しいのか？

109

- オーバーラップ条件を満たしていないので、
傾向スコアによる分析は誤りであった。
- しかし、RAでは正しく定式化できていたので、
IPWRAでは、その誤りが補正された。

109

まとめ

110

- 観察研究で因果効果を推定するための方法は色々ある。
- **それぞれの方法はそれぞれ異なるQuestionに答えている**ので、
どの方法が良いかは状況によって変わる。
- それぞれの方法・状況でよく考える必要がある。
 - 前提は満たしているか？
 - どんな集団で比較しているのか？
 - 何と何を比較しているのか？
 - 定式化は正しいか？

 Tobias et al. (2005) American Journal of Epidemiology 163: 262-270.

110

まとめ**111**

- 二重に堅牢な推定手法は、2つの手法のうち、どちらか一方が誤っていても、補正することができる。
 - もちろん、2つの手法の両方が誤っている場合は補正できない。

111

参考資料等：**112**

因果推論のテキスト

<https://www.hsph.harvard.edu/miguel-hernan/causal-inference-book/>

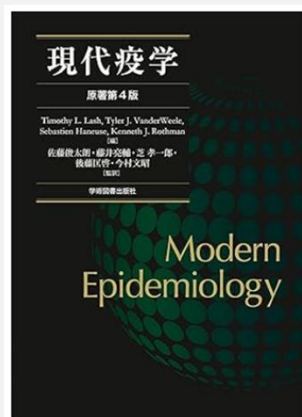
私の大学院講義資料

<https://researchmap.jp/read0207041>

https://github.com/sankyoh/Stata_Lecture2023

https://github.com/sankyoh/Stata_Lecture2022

112



2024年5月30日発売

かなり詳しい疫学のテキストの訳本

原著: Modern Epidemiology 4th Ed.

私は第30章を担当しました。