

# Kausale Inferenz

Kapitel 8: Matching

Sommersemester 2017 Version: 16. Juni 2017

> Michael Schomaker University of Cape Town, CIDER, South Africa Ludwig-Maximilians-Universität München, Institut für Statistik



# ■ Hunderdtausende Publikationen zu Matching!

Entwickelt unter anderem von Donald Rubin

Sehr bekannt in den Sozialwissenschaften

Soll Abhängigkeit von Modellspezifikation verringern

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Grundideen

Unter Konsistenz haben wir folgenden Datensatz:

i	L	Α	Y	<b>Y</b> <sup>0</sup>	<i>Y</i> <sup>1</sup>
1	0	0	0	0	
2	0	0	1	1	
3	0	0	0	0	
4	0	1	0		0
5	0	1	1		1
6	0	1	1		1
7	0	0	0	0	
8	1	0	0	0	
9	1	1	0		0
10	1	1	1		1
11	1	0	1	1	
12	1	0	1	1	

# Kausale Inferenz Michael Schomaker



# Grundidee

Allgemeines Vorgehen
Abstandsmaße

Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbour Andere Methoden Überprüfung des

Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges
Literaturnachweise

- Nehme die Behandelten (A=1) und finde Kontrollen (A=0) mit gleichen Kovariablen
  - $L_{A=1} = L_{A=0} \rightarrow$  exaktes matchen
  - $L_{A=1} \approx L_{A=0} \rightarrow \text{matchen}$
- $Y_i^0$  für Person i mit A = 1 ist  $Y_j$  von Person j mit (ungefähr) denselbsen Kovariablen
- Lösche Beobachtungen, die nicht gematcht wurden
- Dies stellt Austauschbarkeit her, da die Verteilung bezüglich L für A = 1 und A = 0 identisch ist
- Schätzt den ATT!

#### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße Matchmethoden

Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour
Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance Propensity Scores

riopensity acon

Weiteres Konfidenzin

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Idee: Exaktes Matching

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0		0	
5	0	1	1		1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	Ο	1	1 4		

## Kausale Inferenz Michael Schomaker



# Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Idee: Exaktes Matching

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	?	0	
5	0	1	1		1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		

## Kausale Inferenz Michael Schomaker



# Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des

Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges



G	ru	ın	d	е	е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	?	0	
5	0	+	1	-	1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



Ī	r	U			е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0 5	0	0	0		
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	?	0	
5	0	-1-	1		1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



G	ru	nı	die	d		2
			211	•	~	~

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges Literaturnachweise

i	L	<u>A</u>	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0 5	0	Ŏ	0		
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	?	0	
5	0	·-+-	1	-^	1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

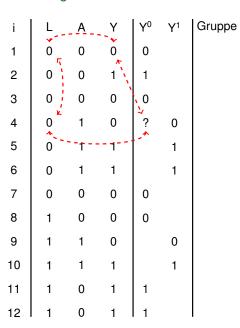
Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges





GI		ue	е

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	<u>A</u> _	Y	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0 5	0	ŏ	0		1
2	0	0	1,	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	-1-		-^	1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



GI		lee	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	?	1	
6	0	1	1		1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



۶				е

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching
Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	?	1	
6	0	+	1	1	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



Gr	nc		е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	?	1	
6	0	+-	1	-~	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



G				е

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0_	0	0		1
2	Ŏ,	0	1	1		
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	?	1	
6	0	+-	1	<b>-</b> ^	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



GI		е	3

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0_	0	0		1
2	Ŏ,	0	1	1		
3	0	0	0,,	0		
4	0	1	0	, 0	0	1
5	0	1	1	?	1	
6	0	+-	1	ļ- <sup>*</sup>	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



G	r	u	n	C	Ц	е	е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	Ŏ,	0	1	1		2
3	0	0	0,	0		
4	0	1	0	, 0	0	1
5	0	1	1	1	1	2
6	0	<del> </del>	1	· · ·	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0		0	
10	1	1	1		1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



g	r	U	ľ	10	İ	d	е	е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Andere Methoden Überprüfung des

Uberprüfung of Matching Selektionsbias

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges Literaturnachweise

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		2
3	0	0	0	0		
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	1	1	2
6	0	1	1	?	1	
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		
9	1	1	0	?	0	
10	1	1	1	?	1	
11	1	0	1	1		
12	1	0	1	1		



	Ţ
_	

Allgemeines	Vorgehen

# Abstandsmaße

# Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

# Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

# Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

# Sonstiges Literaturnachweise

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		2
3	0	0	0	0		3
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	1	1	2
6	0	1	1	0	1	3
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		4
9	1	1	0	0	0	4
10	1	1	1	1	1	5
11	1	0	1	1		5
12	1	0	1	1		



G	rı	11	10	lic	de	е	

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	<b>Y</b> <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		2
3	0	0	0	0		3
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	1	1	2
6	0	1	1	0	1	3
7	0	0	0	0		
8	1	0	0	0		4
9	1	1	0	0	0	4
10	1	1	1	1	1	5
11	1	0	1	1		5
12	1	0	-1-	1		<del>                                     </del>

# Idee: Exaktes Matching

i	L	Α	Υ	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	Gruppe
1	0	0	0	0		1
2	0	0	1	1		2
3	0	0	0	0		3
4	0	1	0	0	0	1
5	0	1	1	1	1	2
6	0	1	1	0	1	3
7—	0	0	0	0		<del></del>
8	1	0	0	0		4
9	1	1	0	0	0	4
10	1	1	1	1	1	5
11	1	0	1	1		5
12	1	0	-1	1-		<u> </u>

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



# Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Propensity Sco

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

. . .

# Idee: Exaktes Matching (Finaler Datensatz)

i	L	Α	Υ	
1	0	0	0	
2	0	0	1	
3	0	0	0	
4	0	1	0	
5	0	1	1	
6	0	1	1	
7				
8	1	0	0	
9	1	1	0	
10	1	1	1	
11	1	0	1	
12				

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



#### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Propensity Scor

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges Literaturnachweise

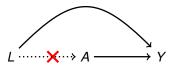
# Der Datensatz reduziert sich von 12 auf 10 Beobachtungen

■ Der Datensatz ist bezüglich *L* "ausbalanciert":

■ 
$$P(L|A=1) = \frac{2}{5}$$
;  $P(L|A=0) = \frac{2}{5}$ 

■ 
$$P(A|L=1) = \frac{1}{2}$$
;  $P(A|L=0) = \frac{1}{2}$ 

■ Damit ist Austauschbarkeit erreicht:



■ "Experiment" in den Daten: Assoziation = Kausalität

#### irundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance Propensity Scores

. . . .

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges



# ■ Lösung hängt von der konkreten Zuordnung der Gruppen ab (wir hätten auch andere Gruppen bilden können!)

■ Hier: ATT=  $\frac{3}{5} - \frac{2}{5} = 20\%$  (korrekt wäre 18.3%)

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges



$$\psi_{ATT} = E(Y^1|A=1) - E(Y^0|A=1)$$

$$\stackrel{Kons.}{=} E(Y|A=1) - E(Y^0|A=1)$$

$$= E(Y|A=1) - \sum_{l} E(Y^{0}|L=l, A=1)P(L=l|A=1)$$

$$\stackrel{Aust.}{=} E(Y|A=1) - \sum_{I} E(Y^{0}|L=I, A=0) P(L=I|A=1)$$

Example 2. 
$$E(Y|A=1) - \sum_{I} E(Y|L=I, A=0)P(L=I|A=1)$$

Exaktes Matching heißt, dass die Verteilung der Kovariablen der Behandelten (A=1), der Verteilung der ausgewählten Kontrollen ( $I_c$ ) entspricht.

$$P(L = I|A = 1) \stackrel{!}{=} P(L = I|A = 0, I_c)$$

Damit ergibt sich:

$$\psi_{ATT} = E(Y|A=1) - \sum_{i} E(Y|L=I, A=0)P(L=I|A=0, I_c)$$

#### Grundidee

Allgemeines Vorgehen
Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

# Um den ATE zu schätzen, müssen wir folgendes tun:

- lacktriangledown  $\psi_{\mathsf{ATT}}$  berechnen, wie oben beschrieben
- $\blacksquare$   $\psi_{\mathsf{ATC}}$  berechnen:
  - Matche Kontrollen (A=0) zu Behandelten (A=1)
  - Vertausche Nuller und Einser im Datensatz (für Software)
  - Schätzt den Effekt für A = 0 mit Codierung A = 1, d.h. setze Minuszeichen vor Effektschätzung
- Dann ist es einfach den ATE zu schätzen:

$$\psi_{\mathsf{ATE}} = P(A=1) \cdot \psi_{\mathsf{ATT}} + P(A=0) \cdot \psi_{\mathsf{ATC}}$$

#### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour

Andere Methoden
Überprüfung des
Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges



Grundidee

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Soloktionships

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

Wähle aus, welche Beobachtungen gematcht werden sollen (Behandelte oder Kontrollen)



- Finde "matches" auf Basis des Abstandsmaßes zu den Beobachtungen aus 1)
- 4 Lösche die ungematchten Beobachtungen
- 5 Uberprüfe, ob Verteilung der Kovariablen ausbalanciert (bezüglich A)
- Evtl: wiederhole 1-5 um Balance zu verbessern
- 7 Führe Analyse auf reduziertem Datensatz durch (Assoziation = Kausalität bei perfekter Balancierung)



Grundidee

Allgemeines Vorgehe

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

■ matche nicht 1 : 1, sondern 1 : *k* – weise also jeder Beobachtung mit *A* = 1 potentiell mehrere Kontrollen zu (und verwende mittleres *Y*)

- verwende Kontrollen potentiell für mehrere Beobachtungen mit A = 1 ( $\rightarrow$  Gewichtung, siehe unten)
- matche exakt k: k, definiere die Gruppen also als all diejenigen Beobachtungen mit A = 0/1, die die gleichen Kovariablenausprägungen haben
- verwende ein match nur dann, wenn er wirklich gut ist (geringer Abstand); und reduziere dann den Datensatz damit weiter falls nötig (ATT ist nicht mehr Zielparameter!)

Abstand: Exakt

# Sei $\mathbf{L} = \{L_1, \dots, L_k\} = L$ der Kovariablenvektor. Exaktes Matching zweier Beobachtungen i und j basiert auf dem Abstandsmaß:

$$D_{1,ij} = \left\{ egin{array}{ll} 0 & \quad ext{wenn} \quad L_i = L_j \ \infty & \quad ext{wenn} \quad L_i 
eq L_i \end{array} 
ight.$$

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

#### Abstandsmaße

Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbou Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Abstand: Mahalanobis

Sei  $\mathbf{L} = \{L_1, \dots, L_k\} = L$  der Kovariablenvektor. Mahalanobis-Matching zweier Beobachtungen i und j basiert auf dem Abstandsmaß:

$$D_{2,ij} = (L_i - L_j)' \Sigma_c^{-1} (L_i - L_j)$$

 $\Sigma_c$  bezeichnet dabei die Kovarianzmatrix in der Kontrollgruppe (A=0).

(Hochkorrelierte Variablen sollen geringer gewichtet in die Distanzberechnung einfließen)

## Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

#### Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes

Matching
Nearest Neighbour
Andere Methoden

ndere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance Propensity Scores

Propensity Score

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Abstand: propensity score

Sei  $\mathbf{L} = \{L_1, \dots, L_k\} = L$  der Kovariablenvektor. Propensity-Score-Matching zweier Beobachtungen i und j basiert auf dem Abstandsmaß:

$$D_{3,ij} = P(A_i = 1|L_i) - P(A_j = 1|L_j)$$

bzw.

$$D_{4,ij} = log\left(\frac{P(A_i = 1|L_i)}{1 - P(A_i = 1|L_i)}\right) - log\left(\frac{P(A_j = 1|L_j)}{1 - P(A_j = 1|L_j)}\right)$$

Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

#### .bstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Moitoroo

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# **Exaktes Matching**

# ■ exaktes 1:1 Matching wie oben beschrieben

- k:k Matching: verschmelze alle Behandelten und Kontrollen mit gleicher Kovariablenkombination in einer Klasse s, wobei s = 1, ..., S.
  - Adjustiere dann mit folgenden Gewichten [1]:

$$w_i = \left\{ egin{array}{ll} 1 & \text{wenn} & A_i = 1 \ rac{n_c}{n_t} imes rac{n_{t,s}}{n_{c,s}} & \text{wenn} & A_i = 0 \end{array} 
ight.$$

 $(n_c = \text{Anzahl der Kontrollen}; n_t = \text{Anzahl der Behandelten}; s = \text{Klasse } s)$ 

■ k:k matching ist "exaktes matchen" im R-Paket MatchIt [2]

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching
Nearest Neighbour
Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Beispiel

# Beispiel:

i	Υ	Α	L	Gewichte	Klasse
1	0	0	0	1.05	1
2	1	0	0	1.05	1
3	0	0	0	1.05	1
4	0	1	0	1.00	1
5	1	1	0	1.00	1
6	1	1	0	1.00	1
7	0	0	0	1.05	1
8	0	0	1	0.93	2
9	0	1	1	1.00	2
10	1	1	1	1.00	2
11	1	0	1	0.93	2
12	1	0	1	0.93	2

$$w_1 = \left\{ egin{array}{ll} 1 & \text{wenn} & A_i = 1 \ rac{7}{5} imes rac{3}{4} = 1.05 & \text{wenn} & A_i = 0 \end{array} 
ight.$$

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden

# Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

Seite 16 von 57

```
Kausale Inferenz
Michael Schomaker
```



#### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

# Matchmethoden

# Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbour Andere Methoden

### Überprüfung des Matching

Vlatching Selektionsbias

Balance Bropopoity Co

Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges Literaturnachweise

# library (MatchIt)

```
# ATT
matchm <- matchit(A ~ L, data = sdata1, method = "exact")
mam <- glm(Y~A, data=match.data(matchm), weights=weights)
# ATC
matchm2 <- matchit(A~L, data = sdata2, method = "exact")
mam2 <- glm(Y~A, data=match.data(matchm2), weights=weights)
p1*coefficients(mam)[2] + p0*-coefficients(mam2)[2]</pre>
```

Liefert korrektes Ergebnis: 0.1736 (!)

# Beispiel: Krebs (kategoriale Daten!)

 $\psi_{\mathsf{OR}} = 0.373$ 

 $\ddot{\psi}$ OR, exaktes matching = 0.376



- Teile stetige Variablen (oder kategoriale Variablen mit vielen Klassen) in grobe Klassen auf
- matche exakt mit Bezug auf diese Klassen
- durch Kategorisierung geht Information verloren, aber (bei guter Datenlage) verbesserte Balance bezüglich L möglich: → wichtig für kausale Interpretation
- Nach dem Matching wird die Vergröberung wieder aufgehoben
- beim Krebsbeispiel identische Resultate, da kategorial

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes

# Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Propensity Scores

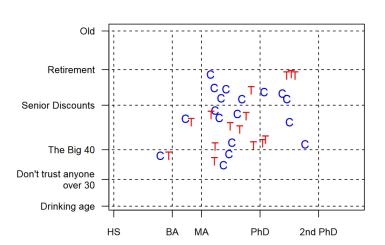
Weiteres
Konfidenzintervalle
Modellspezifikation

Sonstiges

Literaturnachweise

eraturnachweis

# Beispiel



#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

# Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des

Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Prinzip Nearest Neighbour Matching

- Matche so, dass  $f(L_{A=1}) \approx f(L_{A=0})$
- Das heisst, die Annahme die zur Identifizierung des ATT (und damit ATE) kann verletzt sein
- Wie gut die Kovariablenverteilung nach NN-Matching passen, muss auf alle Fälle überprüft werden (siehe unten)
- Es wird argumentiert, dass bei kleineren Unperfektheiten einfach per Regression nach"adjustiert" werden kann
- diese Argumentation ist nicht hieb- und stichfest (siehe Kapitel 7)

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

# Prinzip Nearest Neighbour Matching

■ Die Kontrollbeobachtung *j*, die zur Beobachtung *i* gematcht wird, ist diejenige, für die das Distanzmaß  $D_{2,ij}$  (oder  $D_{3,ii}$ ,  $D_{4,ii}$  etc.) minimiert wird

Gibt es mehrere Beobachtungen, für die der Abstand identisch ist, kann entweder zufällig eine der konkurrierenden Beobachtungen ausgewählt werden, oder die nächste

■ Je nach Entscheidung können die Ergebnisse variieren!

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour

Überprüfung des

Matching Selektionships

Balance Propensity Scores

Propensity Score

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Man kann eine Grenze c ("caliper") definieren, die festlegt, ab welchem Abstand nicht mehr gematcht werden soll; z.B.:

$$D_{1,ij}^* = \left\{ \begin{array}{ll} (L_i - L_j)' \Sigma_c^{-1} (L_i - L_j) & \text{wenn} & |\textit{logit}(P(A_i = 1 | L_i) - \\ & \textit{logit}(P(A_j = 1 | L_j)| & \leq c \end{array} \right.$$
 
$$\infty & \text{wenn} & |\textit{logit}(P(A_i = 1 | L_i) - \\ & \textit{logit}(P(A_j = 1 | L_j)| & > c \end{array}$$

Problem: Beobachtungen werden ausgeschlossen, damit Analyse einer schwer zu definierenden Subpopulation → ATT wird evtl. nicht korrekt geschätzt

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionships

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges



- Sollen wir nur strikt die Beobachtungen matchen, die sehr nahe zusammenliegen (gemessen mit dem Distanzmaß)?
  - Gute Idee, um Annahmen der Identifizierung zu erfüllen (→ kein Bias)
  - ...aber eventuell werden keine passenden matches gefunden (→ Selektionsbias)
- Sollen wir die Kriterien lockerer definieren?
  - Schlechte Idee, um Annahmen der Identifizierung zu erfüllen (→ Bias)
  - ...aber eventuell werden alle Beobachtungen gematched (→ kein Selektionsbias)

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour

Überprüfung des

Matching Selektionshias

Balance Propensity Scores

Propensity Scores

Weiteres Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Matchen mit Zurücklegen

- Bei Schätzung des ATEs wird es fast immer entweder mehr Kontrollen oder mehr Behandelte geben  $(n_t \neq n_c)$
- Möglichkeit 1: matche nicht alle Beobachtungen

# Beispiel: Krebsdaten

Control	Treated
1832	3168
1832	1832
0	1336
0	0
	1832 1832 0

- → ATT nicht unbedingt identifiziert!
- Möglichkeit 2: Ziehe mit Zurücklegen, matche also Kontrollbeobachtungen ggf. häufiger als einmal

# Beispiel: Krebsdaten

All Match Unma Disca	atched 725	Treated 3168 3168 0
Disca	rded 0	0

# Kausale Inferenz



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching

Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

Literaturnachweise

Seite 24 von 57

# Gewichtung nach Matching mit Zurücklegen

Interpretation als 1:1 Matching, bei der Beobachtungen öfters verwendet werden ( $k_i$  mal). Adjustierung mit allgemeinen Gewichten wie oben beschrieben:

$$w_i = \left\{ egin{array}{ll} 1 & ext{wenn} & A_i = 1 \ rac{n_c}{n_t} imes rac{n_{t,s}}{n_{c,s}} & ext{wenn} & A_i = 0 \end{array} 
ight.$$

Bei 1:1 matching ist  $\frac{n_{t,s}}{n_{c,s}} = 1$ , aber Beobachtung i wird  $k_i$  mal verwendet; damit ist müssen

$$w_i = \left\{ egin{array}{ll} 1 & ext{wenn} & A_i = 1 \ rac{n_c}{n_i} imes k_i & ext{wenn} & A_i = 0 \end{array} 
ight.$$

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Propensity Scor

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

# Beispiel

# Sample sizes:

	Control	Treated
All	7	5
Matched	4	5
Unmatched	3	0
Discarded	0	0

# > match data (matchm)

	ma	1	1.	aaca (macciii	,
	Y	Α	L	distance	weights
1	0	0	0	0.4285714	0.8
2	1	0	0	0.4285714	1.6
4	0	1	0	0.4285714	1.0
5	1	1	0	0.4285714	1.0
6	1	1	0	0.4285714	1.0
9	0	1	1	0.4000000	1.0
10	) 1	1	1	0.4000000	1.0
11	. 1	0	1	0.4000000	0.8
12	2 1	0	1	0.4000000	0.8

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

# Nearest Neighbour

Matching

Andere Methoden

### Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Beispiel

i	Υ	Α	L	weights
1	0	0	0	0.8
2	1	0	0	1.6
3	0	0	0	0
4	0	1	0	1
5	1	1	0	1
6	1	1	0	1
7	0	0	0	0
8	0	0	1	0
9	0	1	1	1
10	1	1	1	1
11	1	0	1	0.8
12	1	0	1	0.8

$$w_1 = \frac{4}{5} \times 1 = 0.8$$
  
 $w_2 = \frac{4}{5} \times 2 = 1.6$ 

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Propensity So

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Propensity Score Matching

- führt im Optimalfall zu Quasi-Randomiserung
- Interessant: fast alle anderen Methoden basieren auf bedingter Randomisierung (→ Kapitel 4), da innerhalb von Blöcken (Kovariablenschichten) gematcht wird!
- In der Regel ist bedingte Randomisierung effizienter
- Wir kennen auch die Probleme aus Kapitel 6, und es gibt noch mehr...siehe Video auf nächster Seite...
- Problem: unnötige Dimensionsreduktion
- Theorie baut auf wahrem propensity score auf, nicht geschätztem → teilweise Unklarheit

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionships Balance

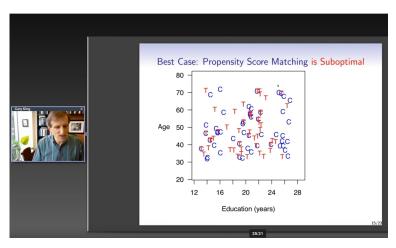
Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

"Why propensity score matching should not be used"

Hausaufgabe: Video schauen



https://www.youtube.com/watch?v=rBv39pK1iEs

Kausale Inferenz



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Andere Methoden

- Es gibt eine Vielzahl weiterer Matching-Methoden [3]
- Wir haben nur eine kleine Auswahl behandelt
- "Optimal Matching"
  - matche nicht auf Basis der naheliegendsten Beobachtung ("greedy matching")
  - versuche stattdessen *global* das Distanzmaß zu optimieren
- "Genetic Matching"
  - Methode für bessere Balancierung der Kovariablen

**...** 

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Selektionsbias

■ Bei exaktem Matching k\u00f6nnen F\u00e4lle ausgeschlossen werden, wenn es in einer Gruppe nur Behandelte, oder nur Kontrollen gibt

	Control	Treated
All	1832	3168
Matched	1826	2535
Discarded	6	633

Bei NN-Matching können Fälle ausgeschlossen werden, wenn ohne Zurücklegen gematcht wird und es weniger Kontrollen (A = 0) als Behandelte (A = 1) gibt

	Control	Treated
All	1832	3168
Matched	1832	1832
Unmatched	0	1336
Discarded	0	0

■ Ein Ausschluß von Fällen kann immer zu Selektionsbias führen

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

### Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

Seite 31 von 57



- Grundidee war, dass  $f(L|A=1) \approx f(L|A=0, I_c)$ , damit ATT identifiziert ist
- idealerweise würde man die multivariate Verteilung anschauen; praktisch sind es jedoch einfach die empirischen Verteilungen jedes Li
- Mittwelwertsvergleich ist ein guter Start (sollte besser sein nach Matching)
- Median, Quantile, Maximum ect können auch angeschaut werden
- Vergleiche per Tests sind nicht optimal, deskriptiver Vergleich genügt

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour

Andere Methoden
Überprüfung des
Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Properisity acor

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

Seite 32 von 57

# Propensity Score Matching, Daten vor dem Matching

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Summary	Οİ	bala:	nce	ior	all	da	ta	١:	
							_		

	Means	Treated	Means	Control	Std.	Mean Diff.	
w1young		0.4031		0.4050		-0.0039	G
w1old		0.5969		0.5950		0.0039	A
w22_middle		0.2083		0.2385		-0.0744	
w23_lower middle		0.4886		0.4864		0.0046	Α
w24_working		0.1660		0.1468		0.0516	M
w25_non-working		0.1045		0.0775		0.0882	۱
w3hypertension		0.1225		0.1397		-0.0527	٨
w3diabetes		0.1622		0.1474		0.0403	A
w3other		0.2052		0.1463		0.1458	Ü
w3alzheimer		0.0991		0.0688		0.1015	M
w3heart attack		0.1177		0.0540		0.1976	5
w4stage 2		0.1847		0.3079		-0.3175	F
w4stage 3		0.2696		0.1201		0.3368	W
w4stage 4		0.2743		0.0076		0.5976	ŀ
							- N

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfuna des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score Matching, Daten nach dem Matching

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Summary	Οİ	balance	ior	mat	ched	data:	
				_			

	Means	Treated	Means	Control	Std.	Mean Diff.	
w1young		0.4031		0.4549		-0.1055	G
w1old		0.5969		0.5451		0.1055	
w22_middle		0.2083		0.2254		-0.0420	A
w23_lower middle		0.4886		0.5038		-0.0303	Α
w24_working		0.1660		0.1405		0.0687	M
w25_non-working		0.1045		0.1026		0.0062	۱
w3hypertension		0.1225		0.0934		0.0886	٨
w3diabetes		0.1622		0.1503		0.0325	, A
w3other		0.2052		0.1976		0.0188	Ü
w3alzheimer		0.0991		0.1439		-0.1500	M
w3heart attack		0.1177		0.0919		0.0803	5
w4stage 2		0.1847		0.1840		0.0016	F
w4stage 3		0.2696		0.2715		-0.0043	W
w4stage 4		0.2743		0.2743		0.0000	ŀ

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfuna des Matching

Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Möglicher Vergleich

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Percent	Balance	Improvement:
---------	---------	--------------

	Std. M. Diff.	eCDF Med	eCDF Mean	eCDF Max
wlyoung	-2584.4889	-843.7177	-843.7177	-843.7177
wlold	-2584.4889	-843.7177	-843.7177	-843.7177
w22_middle	43.5652	12.5092	12.5092	12.5092
w23_lower middle	-563.7681	-418.6632	-418.6632	-418.6632
w24_working	-33.1587	97.5019	97.5019	97.5019
w25_non-working	92.9780	22.9930	22.9930	22.9930
w3hypertension	-68.2210	45.1819	45.1819	45.1819
w3diabetes	19.3213	18.5409	18.5409	18.5409
w3other	87.1354	74.5216	74.5216	74.5216
w3alzheimer	-47.7419	40.2303	40.2303	40.2303
w3heart attack	59.3664	40.8685	40.8685	40.8685
w4stage 2	99.4876	5.4199	5.4199	5.4199
w4stage 3	98.7330	40.7981	40.7981	40.7981
w4stage 4	100.0000	1.9114	1.9114	1.9114

Hier: teilweise Verbesserung, teilweise nicht!

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges Literaturnachweise



■ Schaue statt allen *L<sub>i</sub>* den niedrigdimensionaleren propensity score an (allgemein: das entsprechende Distanzmaß)

Im gematchten Datensatz sollten sich die propensity score Verteilungen überlappen ("region of common support")

Bei Matchen mit Zurücklegen kann der Kreisradius das Gewicht der Beobachtung repräsentieren

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionships

Balance

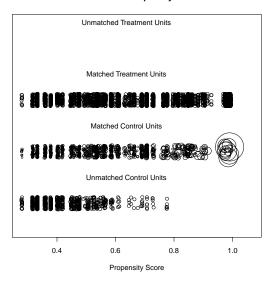
Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score (ATT)

### **Distribution of Propensity Scores**



#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

### Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

### Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

Propensity Scores

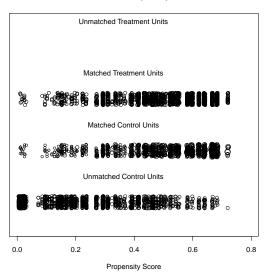
### Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Marian Committee of

# Propensity Score (ATC)

### **Distribution of Propensity Scores**



Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionst Balance

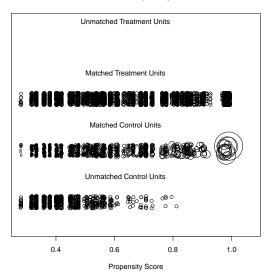
Propensity Scores

### Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score mit GAMs (ATT)

### **Distribution of Propensity Scores**



#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

### Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

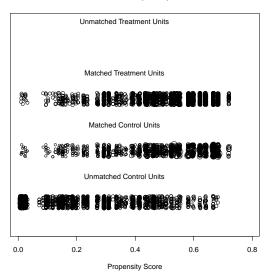
Propensity Scores

### Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score mit GAMs (ATC)

### **Distribution of Propensity Scores**



#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

### Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance

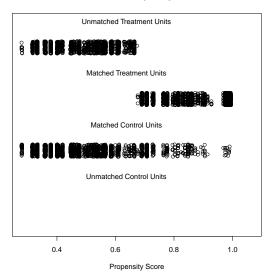
Propensity Scores

### Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score (ATT) – ohne Zurücklegen

## **Distribution of Propensity Scores**



# Kausale Inferenz



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

### Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

### Propensity Scores

### Weiteres

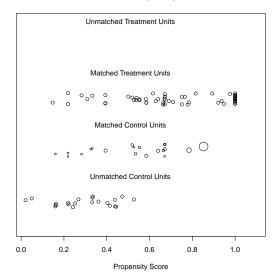
Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

Literaturnachweise

Seite 41 von 57

# Propensity Score (ATT) – kleine Stichprobe (n = 100)

## **Distribution of Propensity Scores**



# Kausale Inferenz



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

### Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

## Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Histogramme

Kausale Inferenz Michael Schomaker



■ Verwende Histogramme um Verteilung des propensity scores vor und nach dem Matchen zu vergleichen

■ nach dem Matchen sollte die Verteilung von *L*, und damit auch vom propensity score, bei den Behandelten und den Kontrollen ähnlich sein

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionships

Balance

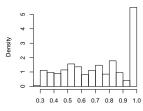
Propensity Scores

Sonstiges

Weiteres Konfidenzintervalle Modellspezifikation

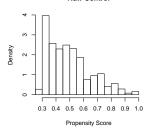
# Propensity Score (ATT)



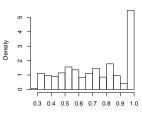


### Propensity Score

# Raw Control

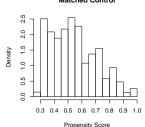


#### Matched Treated



Propensity Score

### Matched Control



### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

### Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour
Andere Methoden

### Überprüfung des Matching Selektionsbias

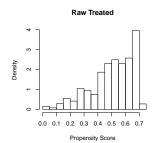
Balance

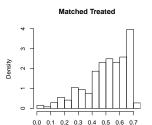
# Propensity Scores

# Weiteres

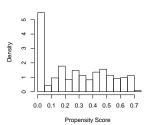
Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Propensity Score (ATC)



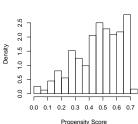








Propensity Score



### Kausale Inferenz Michael Schomaker



### Grundidee

Allgemeines Vorgehen

#### Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

# Andere Methoden Überprüfung des Matching

Selektionsbias Balance

# Propensity Scores

# Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Konfidenzintervalle

Kausale Inferenz Michael Schomaker



- Bisher keine Übereinkunft über bestes Vorgehen!
- Großer Nachteil von Matching
- Probleme:
  - Unsicherheit bezüglich der Schätzung des propensity scores
  - Unsicherheit bezüglich der (möglicherweise rekursiven)
     Wahl der Matching-Konfigurierung

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour

Überprüfung des Matching

Balance Propensity Scores

Propensity Score

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Option 1: nichtadjustierte Varianz der Analysemethode [4]

- einfachste Option:
  - verwende gematchte Daten
  - verwende normale Analysemethode mit entsprechenden Standardfehlern
  - Beispiel: gewichtete Regression
- man betrachtet die gesamte Matching-Prozedur also als fix
- einfach, praktisch, allgemein anwendbar, aber nicht unbedingt korrekt

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionships

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation Sonstiges

# Option 2: Analytisch bei einfachen Matching-Verfahren

# Varianz bei 1:1 exaktem Matching

Sei  $Y_{i(k)}$  und  $Y_{j(k)}$  die Zielgrößen zweier gematchten Beobachtungen i und j, die zusammen in der Klasse k gruppiert werden; und sei  $n_t$  die Anzahl der Beobachtungen mit A=1; dann ist die Varianzschätzung des ATT als

$$Var(\hat{\psi}_{ATT, 1:1EM}) = \frac{1}{n_t - 1} \sum_{i=1}^{n_t} (Y_{i(k)} - Y_{j(k)} - \hat{\psi}_{ATT, 1:1EM})^2$$

gegeben.

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

Weiteres

Veiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

# Rechenbeispiel

# Beispiel: ...von oben

i	L	Α	Gruppo		
	L	Α	Υ	Gruppe	
1	0	0	0	1	
2	0	0	1	2	
3	0	0	0	3	
4	0	1	0	1	
5	0	1	1	2	
6	0	1	1	3	
7	0	0	0	_	
8	1	0	0	4	
9	1	1	0	4	
10	1	1	1	5	
11	1	0	1	5	
12	1	0	1	_	

$$\begin{array}{rcl} Y_{1(1)} - Y_{4(1)} - \hat{\psi} & = & 0 - (-0.2) \\ Y_{2(2)} - Y_{5(2)} - \hat{\psi} & = & 0 - (-0.2) \\ Y_{3(3)} - Y_{6(3)} - \hat{\psi} & = & -1 - (-0.2) \\ Y_{8(4)} - Y_{9(4)} - \hat{\psi} & = & 0 - (-0.2) \\ Y_{11(5)} - Y_{10(5)} - \hat{\psi} & = & 0 - (-0.2) \\ \end{array}$$

$$\text{Var}(\hat{\psi}) & = & \frac{1}{4} (4 \cdot 0.2^2 + 1 \cdot [-0.8]^2) \\ & = & 0.2 \end{array}$$

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching

Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionships

Balance Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges



- Greift die Idee auf, dass kontrafaktische Werte über den gematchten Partner "imputiert" werden können
- Damit können die individuellen Effektunterschiede, sowie deren Variation, berechnet werden
- plausibel, nicht zu komplex, trotzdem eher pragmatisch
- Vorteil: relativ allgemein anwendbar
- Berechne, oder schätze, bedingte Erwartungswerte E(Y|A,L) um kontrafaktische Werte "vorherzusagen" (möglicherweise stochastisch)
- Varianz des Schätzers = Varianz der individuellen Effekte

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour
Anders Methoden

Überprüfung des Matching

Balance Propensity Scores

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Sonstiges

# Rechenbeispiel

# Beispiel: ...von oben

i	L	Α	Υ	Gr.	Y <sup>0</sup>	Y <sup>1</sup>	$\psi_i$
1	0	0	0	1	0	<u>2</u> 3	2 3
2	0	0	1	2	1	<u>2</u>	$-\frac{1}{3}$
3	0	0	0	3	0	2 3 2 3 2 3	2 3 1 3 2 3 1 3 2 3 2 3 2 3 2 3
4	0	1	0	1	<u>1</u>	0	$-\frac{1}{3}$
5	0	1	1	2	1 3 1 3 1 3	1	<u>2</u>
6	0	1	1	3	<u>1</u>	1	<u>2</u>
7	0	0	0	_	_	_	_
8	1	0	0	4	0	1/2	1/2
9	1	1	0	4	1/2	0	$-\frac{1}{2}$
10	1	1	1	5	1 2 1 2	1	
11	1	0	1	5	1	1/2	$-\frac{1}{2}$
12	1	0	1	_	_	-	_

$$E(Y|A = 0, L = 0) = \frac{1}{3}$$

$$E(Y|A = 0, L = 1) = \frac{1}{2}$$

$$E(Y|A = 1, L = 0) = \frac{2}{3}$$

$$E(Y|A = 1, L = 1) = \frac{1}{2}$$

$$\psi_{ATT} = E(\psi_i) = 20\%$$

 $Var(\psi_{ATT}) = Var(\psi_i)$ 

0.325

besser: aus Verteilungen ziehen, z.B. Binomial mit  $p = \frac{1}{3}$  etc.

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

....

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

# Weitere Methoden

### Kausale Inferenz Michael Schomaker



# Bootstrapping

Problem: wie wird das manuelle rekursive Verfahren der Überprüfung der Matching-Qualität aufgenommen?

■ Für NN-Matching gibt es erste komplexe Schätzmethoden, die asymptotisch korrekt sind [5]

 für endlichen Stichprobenumfang wenig getestet bisher, prospektiv aber vielversprechend

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionships Balance

Propensity Scores

Weiteres

Sonstiges

Konfidenzintervalle Modellspezifikation



- Matching wurde entwickelt um Sensitivität bezüglich Modellspezifikation zu veringern – was heißt das?
- Unter perfekter Erfüllung der Annahmen (siehe oben) erreichen wir Austauschbarkeit
  - Damit müssen wir den Einfluss von L gar nicht mehr modellieren
  - wird teilweise trotzdem gemacht, siehe potentielle Probleme damit in Kapitel 7
- Außerdem: Vergleich auf die "Region gemeinsamer Unterstützung"

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour
Anders Methoden

Überprüfung des

Selektionsbias
Balance
Propensity Scores

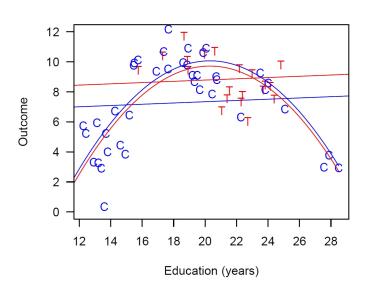
Propensity Scores
Weiteres

Konfidenzintervalle Modellspezifikation

Modellspezifikation Sonstiges

onstiges

# Graphisches Beispiel [6] - ohne Matching



#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance Propensity Scores

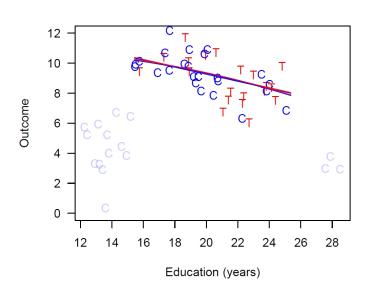
Weiteres

Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

Sonstiges

# Graphisches Beispiel [6] - ohne Matching



### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes Matching

Nearest Neighbour Andere Methoden

Überprüfung des Matching Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres Konfidenzintervalle

Modellspezifikation

Sonstiges



- In der Regel ist  $n_c \neq n_t$ : d.h. viele Beobachtungen werden bei NN-Matching ausgeschlossen
  - Positivitätsverletzungen, die stärker bei den ausgeschlossenen Beobachtungen ausgeprägt sind, können unentdeckt bleiben
  - Effektmodifizierung wird evtl. nicht korrekt erfaßt wenn zu viele relevante Beobachtungen ausgeschlossen werden
- "Doctor, according to our study, this drug is beneficial for patients who have a propensity score between 0.11 and 0.93 when they arrive at your office, but it may kill those with propensity scores below 0.11" [7]

Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden
Exaktes Matching
Vergröbertes Exaktes
Matching
Nearest Neighbour
Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Balance

Propensity Scores

Weiteres
Konfidenzintervalle
Modellspezifikation

Sonstiges

# Literaturnachweise für Beispiele

[1] S. M. Iacus, G. King, and G. Porro.

Causal inference without balance checking: Coarsened exact matching.

Political Analysis, 20(1):1-24, 2012.

[2] Daniel E. Ho, Kosuke Imai, Gary King, and Elizabeth A. Stuart.

MatchIt: Nonparametric preprocessing for parametric causal inference. Journal of Statistical Software, 42(8):1–28, 2011.

[3] F A Stuart

Matching methods for causal inference: A review and a look forward.

Statistical Science, 25(1):1-21, 2010.

[4] D. E. Ho, K. Imai, G. King, and E. A. Stuart.

Matching as nonparametric preprocessing for reducing model dependence in parametric causal inference.

Political Analysis, 15(3):199-236, 2007.

[5] A. Abadie and G. W. Imbens.

Large sample properties of matching estimators for average treatment effects.

Econometrica, 74(1):235-267, 2006.

[6] G. King.

Matching methods for causal inference.

https://qipsr.as.uky.edu/gary-king-matching-methods-causal-inference.

[7] M. Hernan and J. Robins.

Causal inference.

Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, 2017.

#### Kausale Inferenz Michael Schomaker



Grundidee

Allgemeines Vorgehen

Abstandsmaße

Matchmethoden

Exaktes Matching Vergröbertes Exaktes

Matching Nearest Neighbour

Andere Methoden

Überprüfung des Matching

Selektionsbias

Balance

Propensity Scores

Weiteres

Konfidenzintervalle

Modellspezifikation Sonstiges

itoroturno obuvoi