Statistische Inferenz und Kausalität Interventionen

14.07.2023

Inhaltsverzeichnis

- 1 Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Einführung

Ziel der kausalen Inferenz: Wirkungen mögliche Ursachen zuordnen.

Einführung

Ziel der kausalen Inferenz: Wirkungen mögliche Ursachen zuordnen.

Die kausale Hierarchie (causal hierarchy) ist gegeben durch.

- (i) Assoziation
- (ii) Intervention
- (iii) Kontrafaktisches

Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Bedingte Wahrscheinlichkeit und bedingte Erwartung

Definition 4.1 (Bedingte Wahrscheinlichkeit und bedingte Erwartung)

Seien X und Y messbare Zufallsvariablen mit Werten x und y. Sei weiter $\mathbb{P}(Y=y)>0$. Dann ist die bedingte Wahrscheinlichkeit von X=x unter der Bedingung Y=y definiert durch

$$\mathbb{P}(X = x \mid Y = y) := \frac{\mathbb{P}(X = x, Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)}.$$

Bedingte Wahrscheinlichkeit und bedingte Erwartung

Definition 4.1 (Bedingte Wahrscheinlichkeit und bedingte Erwartung)

Seien X und Y messbare Zufallsvariablen mit Werten x und y. Sei weiter $\mathbb{P}(Y=y)>0$. Dann ist die bedingte Wahrscheinlichkeit von X=x unter der Bedingung Y=y definiert durch

$$\mathbb{P}(X = x \mid Y = y) := \frac{\mathbb{P}(X = x, Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)}.$$

Seien x_1, \ldots, x_n alle Werte von X. Dann ist die bedingte Erwartung von X unter der Bedingung Y = y definiert durch

$$\mathbb{E}(X \mid Y = y) := \sum_{i=1}^{n} x_i \mathbb{P}(X = x_i \mid Y = y) .$$

Stochastische Unabhängigkeit

Definition 4.2 (Stochastische Unabhängigkeit)

Seien X und Y messbare Zufallsvariablen. X und Y heißen stochastische unabhängig, wenn für alle Kombinationen von Werten x von X und y von Y gilt

$$\mathbb{P}(X = x, Y = y) = \mathbb{P}(X = x) \cdot \mathbb{P}(Y = y) .$$

Stochastische Unabhängigkeit

Definition 4.2 (Stochastische Unabhängigkeit)

Seien X und Y messbare Zufallsvariablen. X und Y heißen stochastische~unabhängig, wenn für alle Kombinationen von Werten x von X und y von Y gilt

$$\mathbb{P}(X = x, Y = y) = \mathbb{P}(X = x) \cdot \mathbb{P}(Y = y) .$$

Sind X und Y unabhängig, so gilt

$$\mathbb{P}(X = x \mid Y = y) = \mathbb{P}(X = x) .$$

Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit

${f Satz}$ 4.5 (Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit)

Seien X und Y messbare Zufallsvariablen. Sei x ein Wert von X und y_1, \ldots, y_n alle Werte von Y. Dann gilt folgende Zerlegung

$$\mathbb{P}(X = x) = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{P}(X = x \mid Y = y_i) \cdot \mathbb{P}(Y = y_i) .$$

Kausal- und Korrelationsgraph

Definition 4.6 (Kausal- und Korrelationsgraph)

Ein Kausalgraph (SCM) ist ein gerichteter, azyklischer Graph. Die Knoten des Graphen beschreiben die betrachteten Variablen und die Pfeile dazwischen die Richtung des kausalen Zusammenhangs.

Kausal- und Korrelationsgraph

Definition 4.6 (Kausal- und Korrelationsgraph)

Ein Kausalgraph (SCM) ist ein gerichteter, azyklischer Graph. Die Knoten des Graphen beschreiben die betrachteten Variablen und die Pfeile dazwischen die Richtung des kausalen Zusammenhangs.

Ein Korrelationsgraph ist ein ungerichteter Graph. Die Knoten des Graphen beschreiben wieder die betrachteten Variablen und die Linien dazwischen die Assoziationen der Variablen.

Exogene und endogene Variablen

Definition 4.9 (Exogene und endogene Variablen)

Exogene Variablen (exogenous variables) sind Variablen, deren Werte außerhalb eines gegebenen Modells bestimmt werden, womit darauf kein Einfluss genommen werden kann. Sie werden als gegeben und unabhängig von allen anderen Variablen angenommen. Bezeichnet werden die Variablen mit U_X, U_Y, U_Z, \ldots und ihre Werte mit u_X, u_Y, u_Z, \ldots

Exogene und endogene Variablen

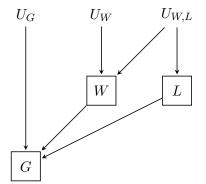
Definition 4.9 (Exogene und endogene Variablen)

Exogene Variablen (exogenous variables) sind Variablen, deren Werte außerhalb eines gegebenen Modells bestimmt werden, womit darauf kein Einfluss genommen werden kann. Sie werden als gegeben und unabhängig von allen anderen Variablen angenommen. Bezeichnet werden die Variablen mit U_X, U_Y, U_Z, \ldots und ihre Werte mit u_X, u_Y, u_Z, \ldots Endogene Variablen (endogenous variables) sind Variablen, die durch Zustände, die im Modell stattfindet und durch die exogenen Variablen bestimmt werden. Bezeichnet werden die Variablen mit X, Y, Z, \ldots und ihre Werte mit x, y, z, \ldots Wir setzen voraus, dass wir endogene Variablen also Funktionen von anderen Variablen.

Pflanzenwachstum

$$W =$$
Wasser $L =$ Licht $G =$ Größer

$$G = f_G(W, L, U_G)$$



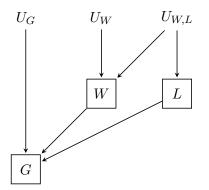
Pflanzenwachstum

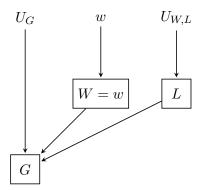
$$W = Wasser$$

$$L = Licht$$

$$G = Gr\"{o}\beta$$
er

$$G = f_G(W, L, U_G)$$





Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Kausalität

Definition 4.12 Kausalität

Seien X und Y Zufallsvariablen. Wir sagen X verursacht Y (cause), wenn die Werte von Y in irgendeiner Weise von den Werten von X abhängen.

Kausalität

Definition 4.12 Kausalität

Seien X und Y Zufallsvariablen. Wir sagen X verursacht Y (cause), wenn die Werte von Y in irgendeiner Weise von den Werten von X abhängen.

$$X \longrightarrow Y$$

Korrelation

Definition 4.16 Korrelation

Seien X und Y Zufallsvariablen. Wir sagen X und Y sind korreliert (correlated), wenn ihre Kovarianz nicht verschwindet. Es soll also gelten

$$Cov(X, Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) \neq 0$$
.

Man sagt auch X und Y sind assoziiert.

Korrelation

Definition 4.16 Korrelation

Seien X und Y Zufallsvariablen. Wir sagen X und Y sind korreliert (correlated), wenn ihre Kovarianz nicht verschwindet. Es soll also gelten

$$Cov(X,Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) \neq 0$$
.

Man sagt auch X und Y sind assoziiert.

$$X - - - Y$$

Kausalprinzip

Kausalprinzip

Seien X und Y assoziierte Variablen. Dann gilt das Kausalprinzip und somit eine der folgenden Aussagen.

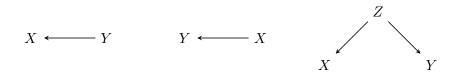
- (i) X folgt aus Y
- (ii) Y folgt aus X
- (iii) Es gibt ein Z mit X folgt aus Z und Y folgt aus Z

Kausalprinzip

Kausalprinzip

Seien X und Y assoziierte Variablen. Dann gilt das Kausalprinzip und somit eine der folgenden Aussagen.

- (i) X folgt aus Y
- (ii) Y folgt aus X
- (iii) Es gibt ein Z mit X folgt aus Z und Y folgt aus Z

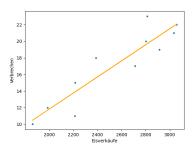


Sei E die Anzahl der Eisverkäufe und D die Anzahl der Taschendiebstähle.

| ĺ | E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
|---|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| ĺ | D | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |

Sei E die Anzahl der Eisverkäufe und D die Anzahl der Taschendiebstähle.

| E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| D | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |

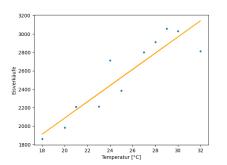


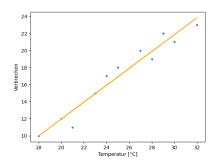
Sei T die Temperatur.

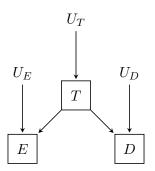
| ſ | T | 18 | 20 | 21 | 23 | 24 | 25 | 27 | 28 | 29 | 30 | 32 |
|---|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| ſ | E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
| Ì | D | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |

Sei T die Temperatur.

| T | 18 | 20 | 21 | 23 | 24 | 25 | 27 | 28 | 29 | 30 | 32 |
|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
| D | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |







Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Intervention

Definition 4.19 (Intervention)

Sei X eine Zufallsvariable und $x \in \text{Im}(X)$ einer ihrer Werte. Eine *Intervention* ist eine Maßnahme, um den Wert der Zufallsvariable auf x zu fixieren. Dies schreiben wir als do(X=x).

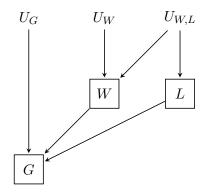
Intervention

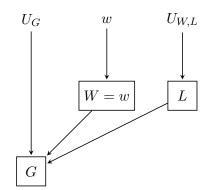
Definition 4.19 (Intervention)

Sei X eine Zufallsvariable und $x \in \text{Im}(X)$ einer ihrer Werte. Eine *Intervention* ist eine Maßnahme, um den Wert der Zufallsvariable auf x zu fixieren. Dies schreiben wir als do(X = x).

Lokalität: Intervention hat keine Nebenwirkungen.

Pflanzenwachstum





Präintervention

| E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| D | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |

$$\mathbb{E}(D \mid E \le 2500) \approx 13.2$$

Präintervention

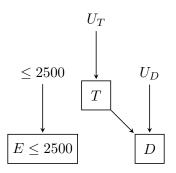
| E | 1860 | 1985 | 2211 | 2215 | 2712 | 2387 | 2801 | 2912 | 3058 | 3032 | 2812 |
|----------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| \overline{D} | 10 | 12 | 11 | 15 | 17 | 18 | 20 | 19 | 22 | 21 | 23 |

$$\mathbb{E}(D \mid E \le 2500) \approx 13.2$$

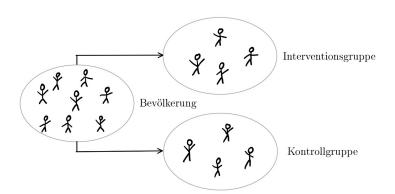
Postintervention

| E | 1864 | 1992 | 2221 | 2315 | 2500 | 2387 | 2500 | 2500 | 2500 | 2500 | 2500 |
|---|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| D | 10 | 11 | 10 | 15 | 18 | 18 | 19 | 20 | 21 | 21 | 24 |

$$\mathbb{E}(D \mid \text{do}(E \le 2500)) \approx 17.1$$



Randomisierte kontrollierte Studie



Unterschied Konditionierung und Intervention

Seien X und Y Zufallsvariablen und y ein Wert von Y. $\mathbb{P}(X = \cdot \mid Y = y)$ ist die Verteilung von X unter der Teilmenge der Individuen mit Y = y.

Unterschied Konditionierung und Intervention

Seien X und Y Zufallsvariablen und y ein Wert von Y. $\mathbb{P}(X=\cdot\mid Y=y)$ ist die Verteilung von X unter der Teilmenge der Individuen mit Y=y.

 $\mathbb{P}(X=\cdot\mid \text{do}(Y=y))$ ist die Verteilung von Xunter einer Bevölkerung, die ausschließlich Y=ybesitzt.

Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Durchschnittlicher kausaler Effekt

Definition 4.25 (Durchschnittlicher kausaler Effekt)

Seien X und Y Variablen und X sogar $bin\ddot{a}r$, habe also nur die Werte 0 und 1. Wir definieren den durchschnittlichen kausalen Effekt von <math>X auf Y (ACE) (average causal effect, causal effect difference) durch

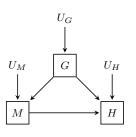
$$\mathrm{ACE}(X \to Y) := \mathbb{P}(Y = y \mid \mathrm{do}(X = 1)) - \mathbb{P}(Y = y \mid \mathrm{do}(X = 0)) \;.$$

Beschreibe M die Gabe des Medikaments, G das Geschlecht und H die Heilung.

| | M = 0 | M=1 |
|--------|-------------------|-------------------|
| G = 0 | 55 von 80 (69%) | 192 von 263 (73%) |
| G=1 | 234 von 270 (87%) | 81 von 87 (93%) |
| Gesamt | 289 von 350 (83%) | 273 von 350 (78%) |

Beschreibe M die Gabe des Medikaments, G das Geschlecht und H die Heilung.

| | M = 0 | M=1 |
|--------|-------------------|-------------------|
| G = 0 | 55 von 80 (69%) | 192 von 263 (73%) |
| G = 1 | 234 von 270 (87%) | 81 von 87 (93%) |
| Gesamt | 289 von 350 (83%) | 273 von 350 (78%) |



Naiv

$$\mathbb{P}(H=1 \mid M=1) - \mathbb{P}(H=1 \mid M=0) = -5\%.$$

Naiv

$$\mathbb{P}(H=1 \mid M=1) - \mathbb{P}(H=1 \mid M=0) = -5\% \ .$$

Paradox, weil

$$\mathbb{P}(H=1 \mid G=0, M=1) > \mathbb{P}(H=1 \mid G=0, M=0)$$

und

$$\mathbb{P}(H=1 \mid G=1, M=1) > \mathbb{P}(H=1 \mid G=1, M=0) \ .$$

Naiv

$$\mathbb{P}(H=1 \mid M=1) - \mathbb{P}(H=1 \mid M=0) = -5\%.$$

Paradox, weil

$$\mathbb{P}(H=1 \mid G=0, M=1) > \mathbb{P}(H=1 \mid G=0, M=0)$$

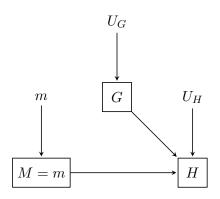
und

$$\mathbb{P}(H=1 \mid G=1, M=1) > \mathbb{P}(H=1 \mid G=1, M=0)$$
.

Daher

$$ACE(M \to H) = \mathbb{P}(H = 1 \mid do(M = 1)) - \mathbb{P}(H = 1 \mid do(M = 0))$$
.

Intervention zur Auflösung von $G \to M$.



Die noch zu zeigende Adjustierungsformel liefert

$$\begin{split} \mathbb{P}(H=1 \mid \text{do}(M=1)) &= \mathbb{P}(H=1 \mid M=1, G=0) \mathbb{P}(G=0) \\ &+ \mathbb{P}(H=1 \mid M=1, G=1) \mathbb{P}(G=1) \\ &= 73\% \cdot \frac{263 + 80}{700} + 93\% \cdot \frac{87 + 270}{700} \\ &= 35.77\% + 47.43\% = 83.2\% \end{split}$$

und

$$\begin{split} \mathbb{P}(H=1 \mid \mathrm{do}(M=0)) &= \mathbb{P}(D=1 \mid M=0, G=0) \mathbb{P}(G=0) \\ &+ \mathbb{P}(H=1 \mid M=0, G=1) \mathbb{P}(G=1) \\ &= 69\% \cdot \frac{263 + 80}{700} + 87\% \cdot \frac{87 + 270}{700} \\ &= 33.81\% + 44.37\% = 78.18\% \; . \end{split}$$

Daraus erhalten wir

ACE
$$(M \to H) = \mathbb{P}(H = 1 \mid \text{do}(M = 1))$$

- $\mathbb{P}(H = 1 \mid \text{do}(M = 0))$
= 5.02%.

Entspricht der Intuition.

Adjustierungsformel

Satz 4.27 (Adjustierungsformel)

Seien X, Y und Z Zufallsvariablen, sodass Z eine Ursache für X und Y ist. Weiter sei Y noch eine Folge von X. Außerdem sei x ein Wert von X und y ein Wert von Y. Nach der Adjustierungsformel (adjustment formula) gilt dann

$$\mathbb{P}(Y=y\mid \mathrm{do}(X=x)) = \sum_{z\in \mathrm{Im}(Z)} \mathbb{P}(Y=y\mid X=x,Z=z)\cdot \mathbb{P}(Z=z)\ .$$

Blutdruck

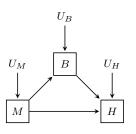
Beschreibe M die Gabe des Medikaments, B den Blutdruck nach Gabe des Medikaments / Placebos und H die Heilung.

| | M = 0 | M = 1 |
|--------|-------------------|-------------------|
| B = 0 | 81 von 87 (93%) | 234 von 270 (87%) |
| B=1 | 192 von 263 (73%) | 55 von 80 (69%) |
| Gesamt | 273 von 350 (78%) | 289 von 350 (83%) |

Blutdruck

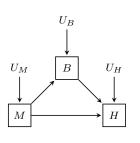
Beschreibe M die Gabe des Medikaments, B den Blutdruck nach Gabe des Medikaments / Placebos und H die Heilung.

| | M = 0 | M = 1 |
|--------|-------------------|-------------------|
| B = 0 | 81 von 87 (93%) | 234 von 270 (87%) |
| B=1 | 192 von 263 (73%) | 55 von 80 (69%) |
| Gesamt | 273 von 350 (78%) | 289 von 350 (83%) |



Beschreibe M die Gabe des Medikaments, B den Blutdruck nach Gabe des Medikaments / Placebos und H die Heilung.

| | M = 0 | M = 1 |
|--------|-------------------|-------------------|
| B = 0 | 81 von 87 (93%) | 234 von 270 (87%) |
| B=1 | 192 von 263 (73%) | 55 von 80 (69%) |
| Gesamt | 273 von 350 (78%) | 289 von 350 (83%) |



Da M bis auf U_M keine Eltern hat, gilt

$$\mathbb{P}(H = h \mid \operatorname{do}(M = m)) = \mathbb{P}(H = h \mid M = m) .$$

Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Die Regel vom kausalen Effekt

Satz 4.30 (Die Regel vom kausalen Effekt)

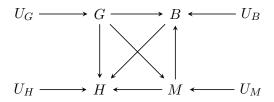
Sei ein Kausalgraph gegeben und $\mathrm{Pa}(X)$ der Zufallsvektor der Eltern von X, sowie Y eine weiter Zufallsvariable. Dann gilt für den kausalen Effekt von X auf Y

$$\mathbb{P}(Y=y\mid \mathrm{do}(X=x)) = \sum_{z\in \mathrm{Im}(\mathrm{Pa}(X))} \mathbb{P}(Y=y\mid X=x, \mathrm{Pa}(X)=z) \cdot \mathbb{P}(\mathrm{Pa}(X)=z) \ .$$

Hierbei seien y und x Werte von Y respektive X und z ein mögliche Kombination von Werten des Vektors Pa(X).

Beschreibe M die Gabe des Medikaments, G das Geschlecht, B den Blutdruck nach Gabe des Medikaments / Placebos und H die Heilung.

Beschreibe M die Gabe des Medikaments, G das Geschlecht, B den Blutdruck nach Gabe des Medikaments / Placebos und H die Heilung.



| | M = 0 | M = 1 |
|-------|-------------------|-------------------|
| G = 0 | 128 von 500 (26%) | 372 von 500 (74%) |
| G=1 | 52 von 500 (10%) | 448 von 500 (90%) |

$$\begin{split} \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=0, M=0) &= 15\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=1, M=0) &= 16\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=0, M=1) &= 53\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=1, M=1) &= 42\% \;. \end{split}$$

| | M = 0 | M = 1 |
|-------|-------------------|-------------------|
| G = 0 | 128 von 500 (26%) | 372 von 500 (74%) |
| G=1 | 52 von 500 (10%) | 448 von 500 (90%) |

$$\begin{split} \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=0, M=0) &= 15\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=1, M=0) &= 16\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=0, M=1) &= 53\% \\ \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=1, M=1) &= 42\% \;. \end{split}$$

Mit $Pa(B) = \{G, M, U_B\}$ folgt mit der Regel vom kausalen Effekt

$$\mathbb{P}(H=1 \mid \text{do}(B=0)) = \sum_{z \in \{0,1\}^2} \mathbb{P}(H=1 \mid B=0, G=g, M=m) \cdot \mathbb{P}(G=g, M=m)$$

$$\approx 83\%$$

Sei

$$U_V \sim \text{Poiss}(5)$$

$$U_W \sim \text{Poiss}(5)$$

$$U_X \sim \text{Poiss}(3)$$

$$U_Y \sim \text{Poiss}(1)$$

$$U_Z \sim \text{Poiss}(1)$$

und

$$V := U_V$$

$$W := U_W$$

$$X := V + U_X$$

$$Y := V + W + X + U_Y$$

$$Z := X + Y + U_Z \ .$$

Sei

$$U_V \sim \text{Poiss}(5)$$

$$U_W \sim \text{Poiss}(5)$$

$$U_X \sim \text{Poiss}(3)$$

$$U_Y \sim \text{Poiss}(1)$$

$$U_Z \sim \text{Poiss}(1)$$

und

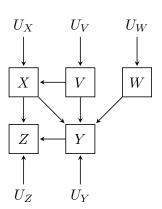
$$V := U_V$$

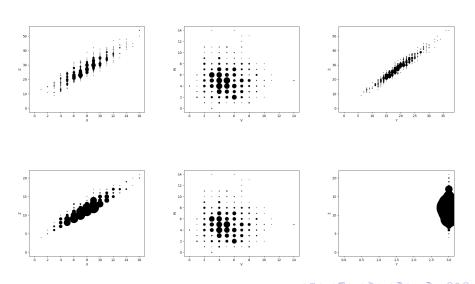
$$W := U_W$$

$$X := V + U_X$$

$$Y := V + W + X + U_Y$$

$$Z:=X+Y+U_Z\ .$$





Die Regel vom kausalen Effekt liefert

$$\mathbb{P}(Z = z \mid \text{do}(Y = y)) = \sum_{(v, w, x) \in \mathbb{N}_0^3} \mathbb{P}(Z = z \mid Y = y, V = v, W = w, X = x)$$
$$\cdot \mathbb{P}(V = v, W = w, X = x) .$$

Nach einer Simulation für Z = 10 und Y = 3 ist dies ungefähr 12%.

Sei

$$U_V \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$$U_W \sim \mathcal{N}(0, 2)$$

$$U_X \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$$U_Y \sim \mathcal{N}(0, 0.1)$$

 $U_Z \sim \mathcal{N}(0, 0.2)$

und

$$V := U_V$$

$$W := U_W$$

$$X := W + U_X$$

$$Y := W + X + U_Y$$

$$Z := V + Y + U_Z$$

Sei

$$U_V \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

 $U_W \sim \mathcal{N}(0, 2)$
 $U_X \sim \mathcal{N}(0, 1)$

$$U_Y \sim \mathcal{N}(0, 0.1)$$

$$U_Z \sim \mathcal{N}(0, 0.2)$$

und

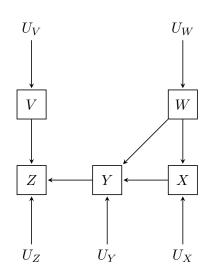
$$V := U_V$$

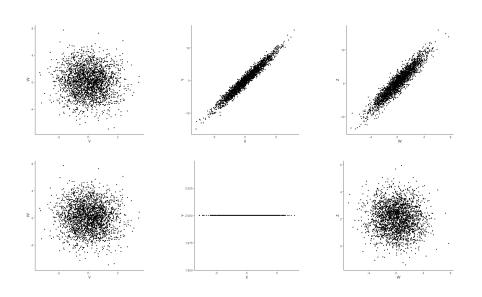
$$W := U_W$$

$$X := W + U_X$$

$$Y := W + X + U_Y$$

$$Z := V + Y + U_Z$$





Man könnte hier jetzt simulieren

$$\mathbb{P}(Z \in [0,1] \mid \text{do}(Y=2)) \approx 14\%$$
.

Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- 7 Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Produktdekomposition

Satz 4.36 (Produktdekomposition)

Sei ein Kausalgraph gegeben und X_1, \ldots, X_n alle Variablen in diesem Modell, sowie x_1, \ldots, x_n jeweils Werte dieser Zufallsvariablen. Es gilt die folgende *Produktdekomposition*

$$\mathbb{P}(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(X_i = x_i \mid \text{Pa}(X_i) = \text{pa}(X_i))$$
.

Hierbei sei pa (X_i) konsistent mit x_1, \ldots, x_n .

Abgeschnittene Produktregel

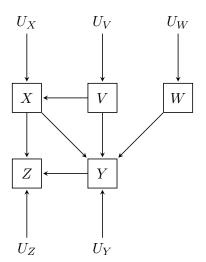
Satz 4.35 (Abgeschnittene Produktregel)

Sei ein Kausalgraph gegeben und X_1, \ldots, X_n alle Variablen in diesem Modell, sowie x_1, \ldots, x_n jeweils Werte dieser Zufallsvariablen. Sei X eine Zufallsvektor mit Variablen aus dem Modell. Ist x ein Wert des Zufallsvaktors, so gilt die abgeschnittene Produktregel

$$\mathbb{P}(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n \mid do(X = x)) = \prod_{i \in I} \mathbb{P}(X_i = x_i \mid Pa(X_i) = pa(X_i))$$
.

Hierbei sei $I \subset \{1, ..., n\}$ die Menge aller Indizes der Variablen, die nicht in X sind. Weiter sei x und $pa(X_i)$ konsistent mit $x_1, ..., x_n$.

Ist dies nicht konsistent, so verschwindet die Interventionswahrscheinlichkeit.



Inhaltsverzeichnis

- Einführung
- 2 Wiederholung
- 3 Kausalität und Korrelation
- 4 Interventionen
- 6 Adjustierungsformel
- 6 Die Regel vom kausalen Effekt
- Abgeschnittene Produktregel
- 8 Probleme

Probleme

- (i) Lokalität
- (ii) Nicht-manipulierbare Variablen
- (iii) Azyklizität
- (iv) Interpretation der Assoziationen
- (v) Kausalgraph
- (vi) Ungemessene Variablen
- (viii) Verstetigung