Metode ocenjevanja vzročnih učinkov ukrepov (causal inference)

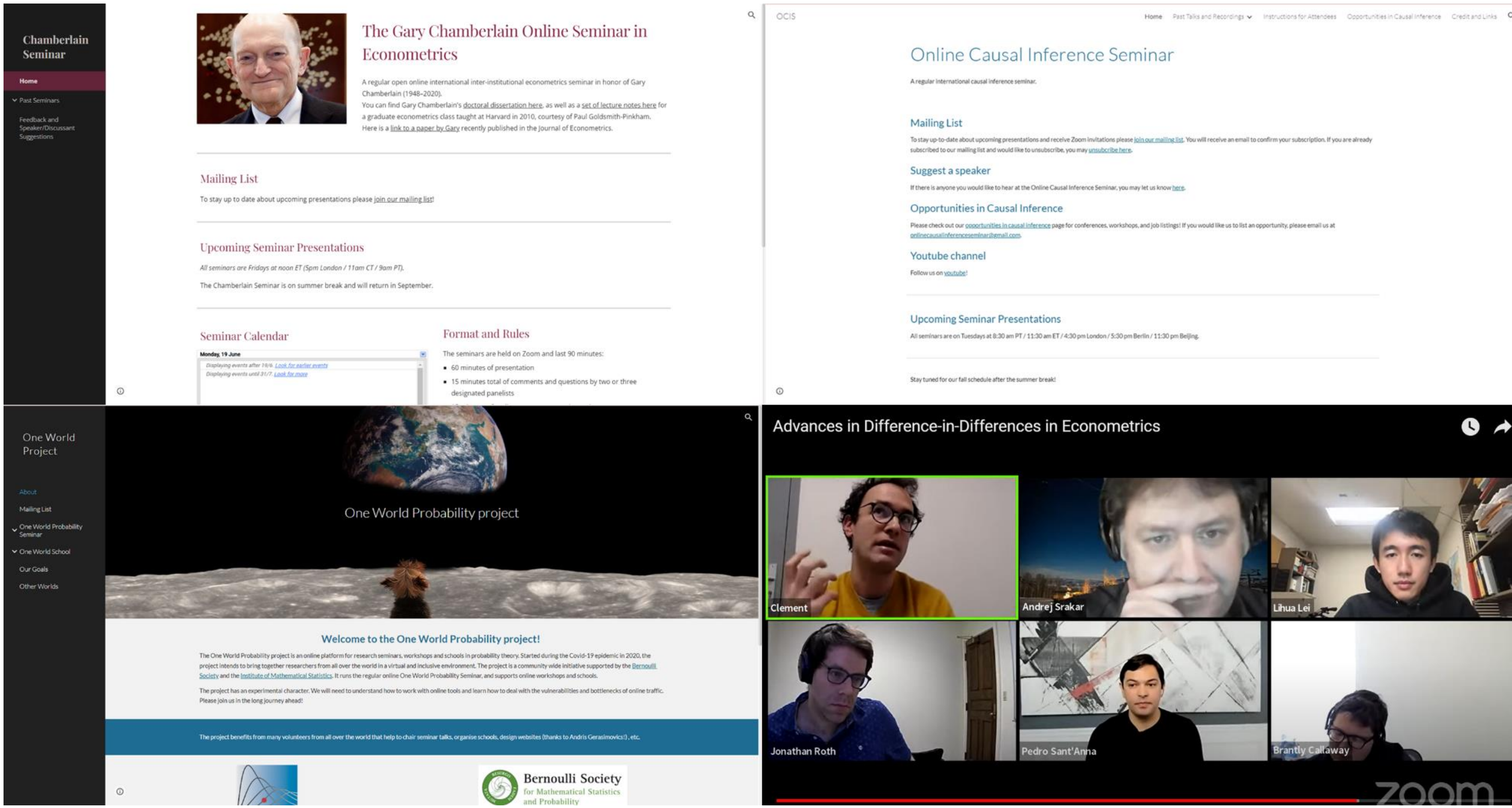
Dr. Andrej Srakar

Inštitut za ekonomska raziskovanja in Ekonomska fakulteta Univerze v Ljubljani, koordinator projekta YoungStatS

Načrt predstavitve

- Uvod v vzročnost
- Pristop potencialnih izidov
- Pristop grafičnih modelov (DAG)
- Nekatere temeljne metode obeh pristopov
- Sodobnejši napredki
- Sklep

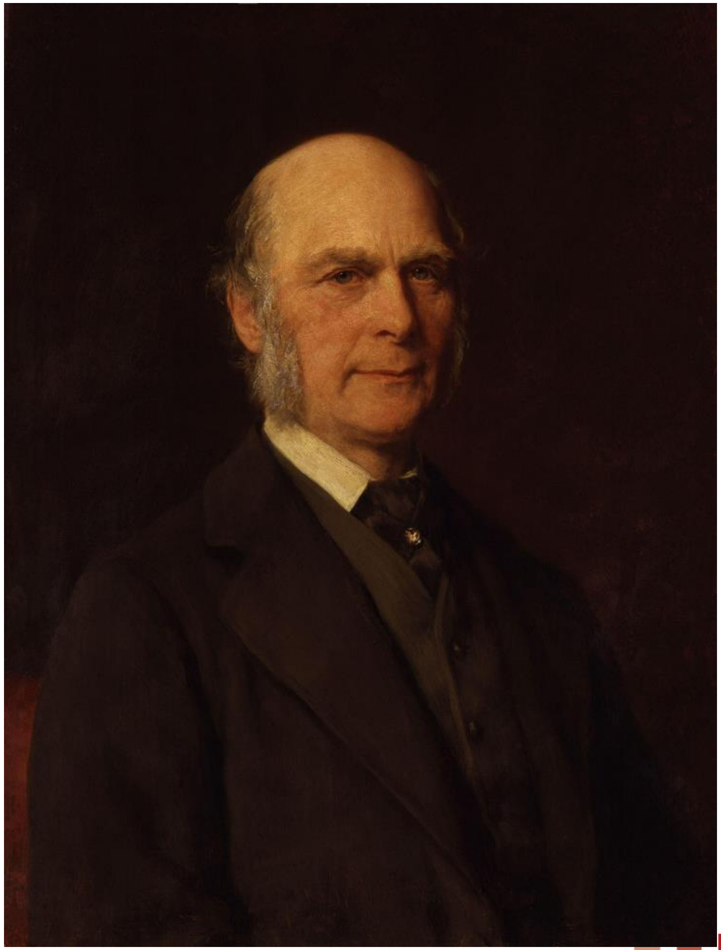
Uvod v vzročnost



O korelaciji, regresiji in vzročnosti

Regresija (desno: Francis Galton):

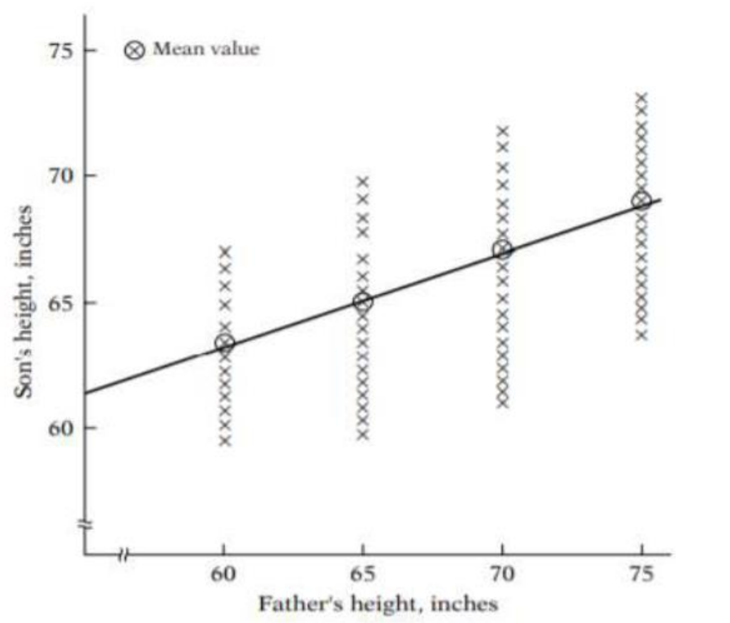
Regresijska analiza se ukvarja s preučevanjem odvisnosti ene spremenljivke od ene ali več drugih spremenljivk z namenom ocenjevanja in/ali napovedovanja povprečne vrednosti spremenljivke v populaciji ali povprečne vrednosti prve spremenljivke glede na znane vrednosti druge.



O korelaciji, regresiji in vzročnosti

Primer regresije:

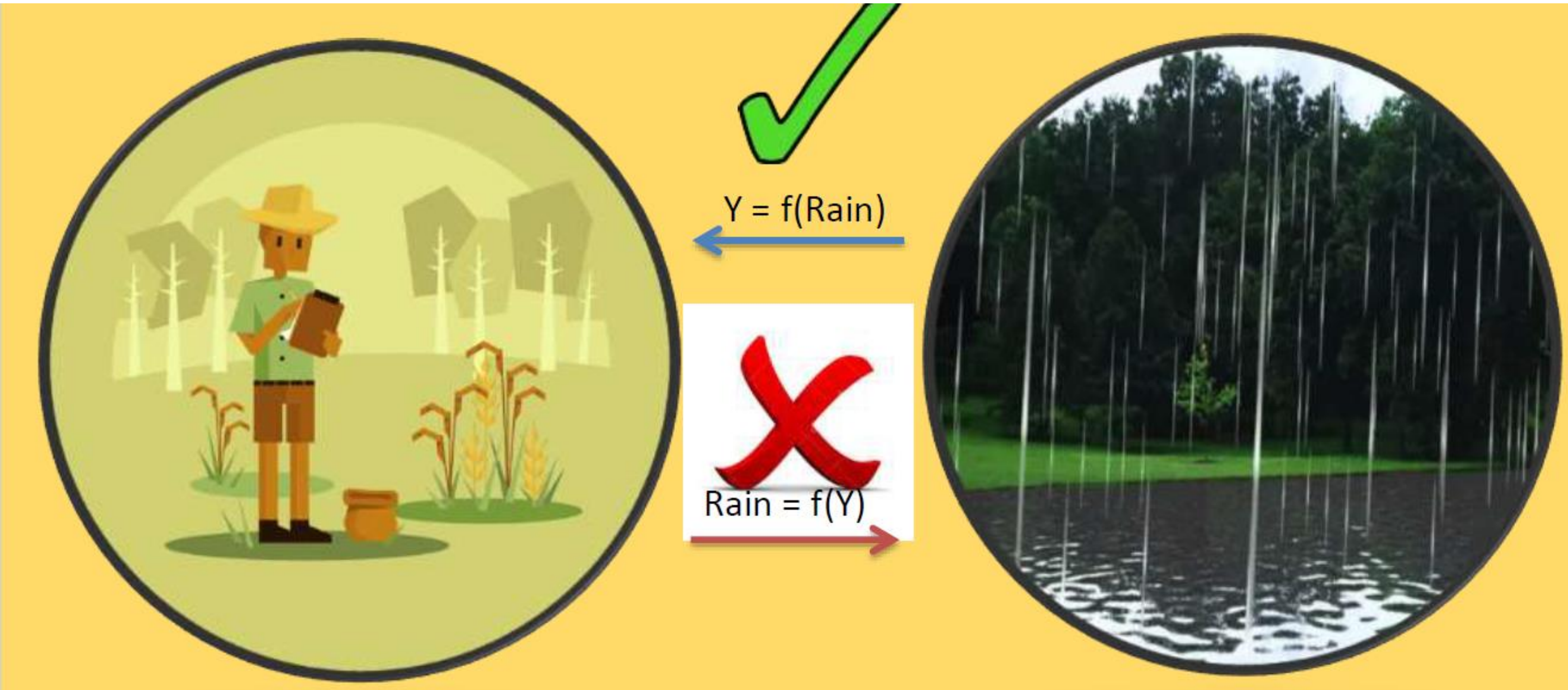
- Napovedovanje povprečne višine sinov ob poznavanju višine njihovih očetov



Hypothetical distribution of sons' heights corresponding to given heights of fathers.

O korelaciji, regresiji in vzročnosti

Regresija proti Vzročnosti

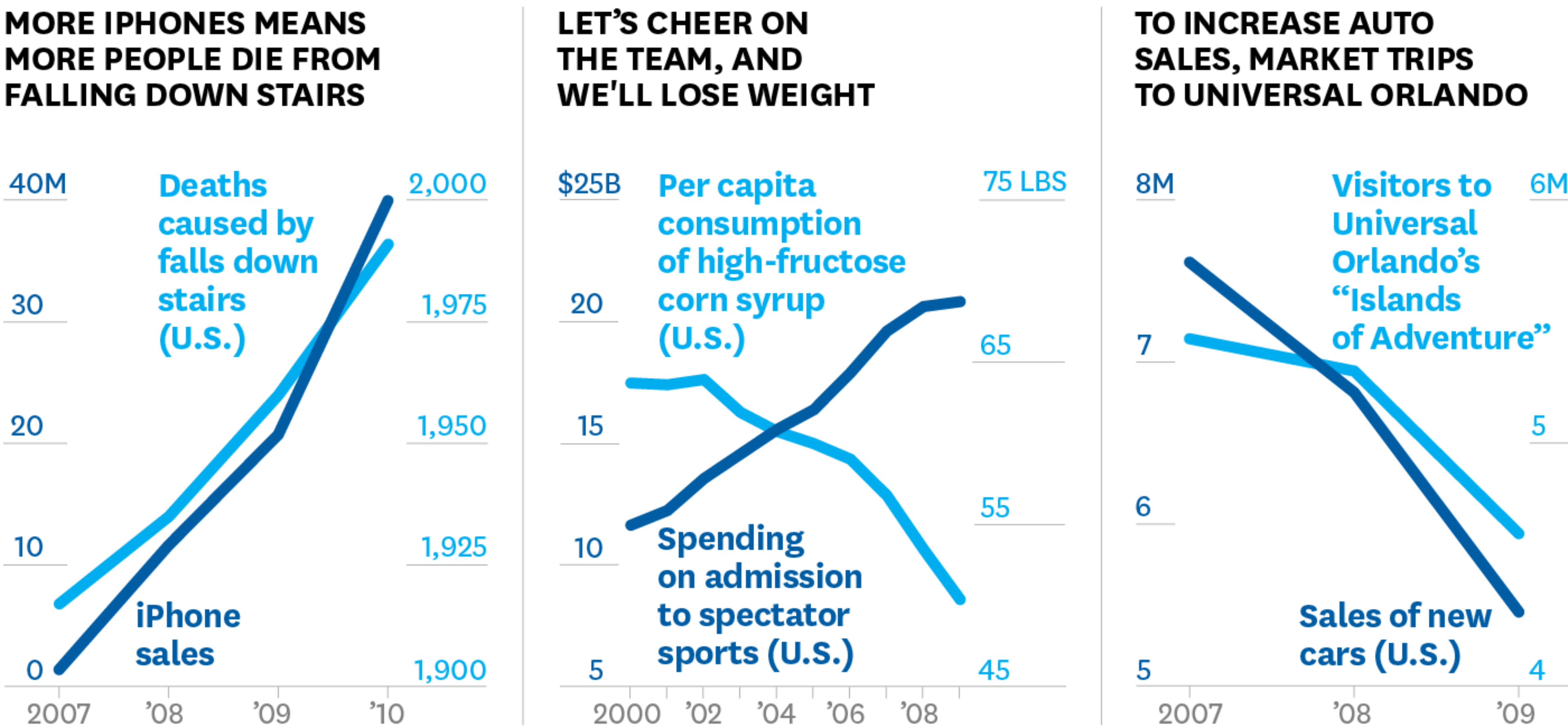


Vzročna zveza kaže na razmerje med dvema spremenljivkama, kjer na eno spremenljivko vpliva druga.

Regresija proti Korelaciji

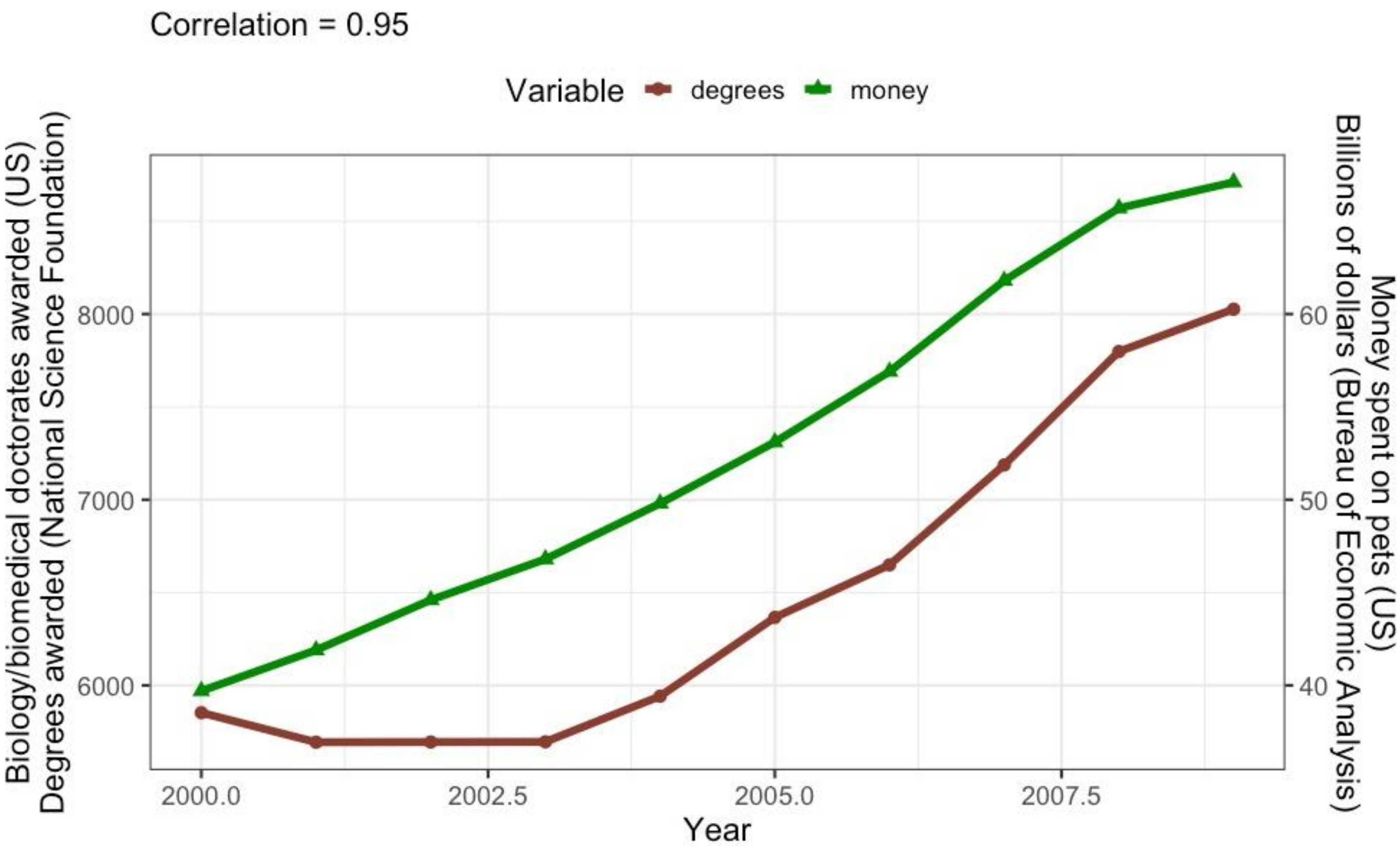
Korelacija	Regresija
Korelacija je statistična mera, ki določa soodnos ali povezanost dveh spremenljivk.	Regresija opisuje, kako je neodvisna spremenljivka številčno povezana z odvisno spremenljivko.
Za predstavitev linearne povezave med dvema spremenljivkama.	Prilagoditi najboljšo črto in oceniti eno spremenljivko na podlagi druge spremenljivke.
Ni razlike med odvisnimi in neodvisnimi spremenljivkami.	Obe spremenljivki sta različni.
Korelacijski koeficient kaže, v kolikšni meri se dve spremenljivki gibljeta skupaj.	Regresija kaže vpliv spremembe enote znane spremenljivke (x) na ocenjeno spremenljivko (y).
Iskanje številske vrednosti, ki izraža odnos med spremenljivkami.	Oceniti vrednosti slučajne spremenljivke na podlagi vrednosti fiksne spremenljivke.

Navidezne korelacije



SOURCE TYLERVIGEN.COM
FROM "BEWARE SPURIOUS CORRELATIONS," JUNE 2015

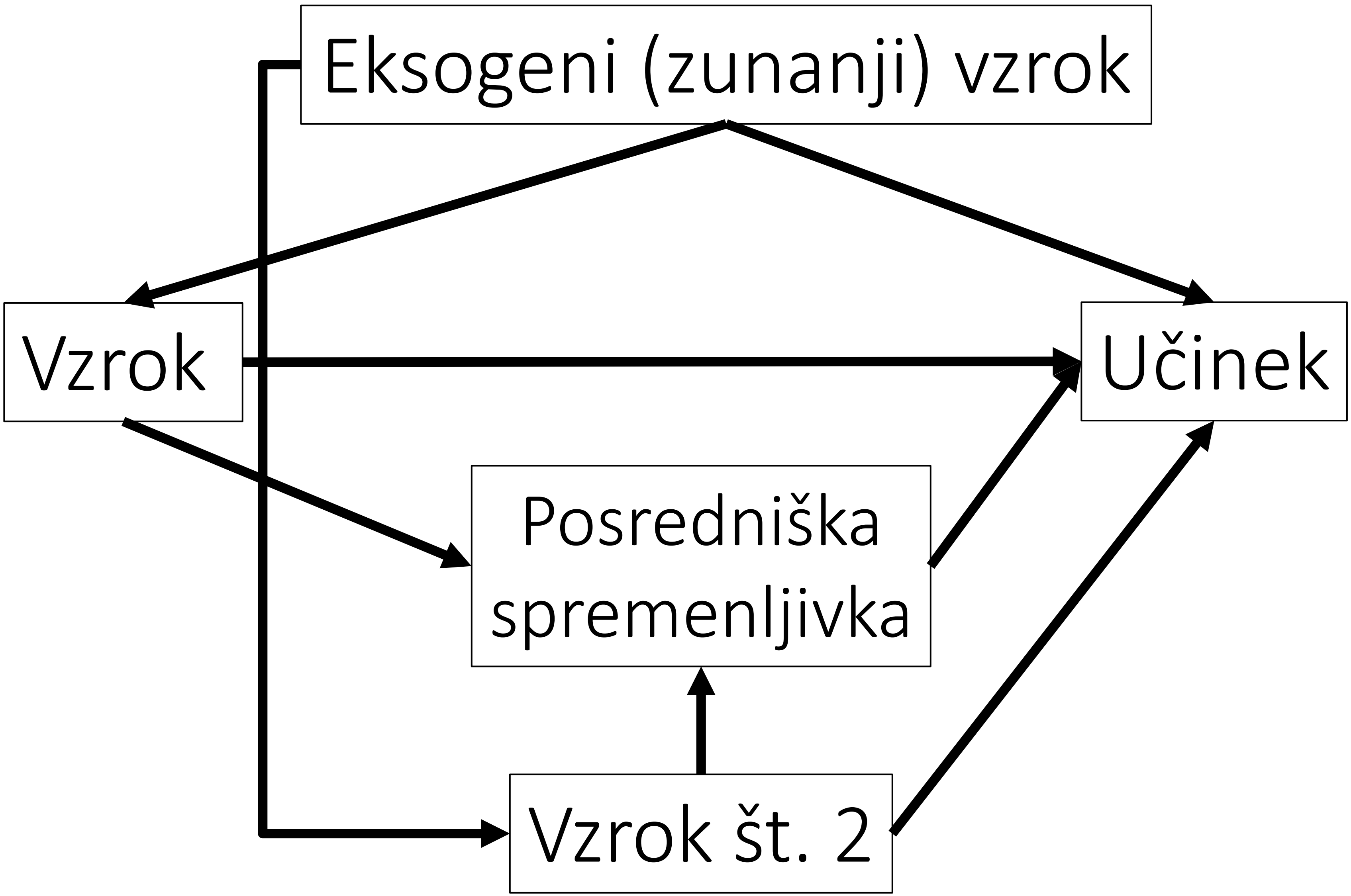
Osnove vzročnosti



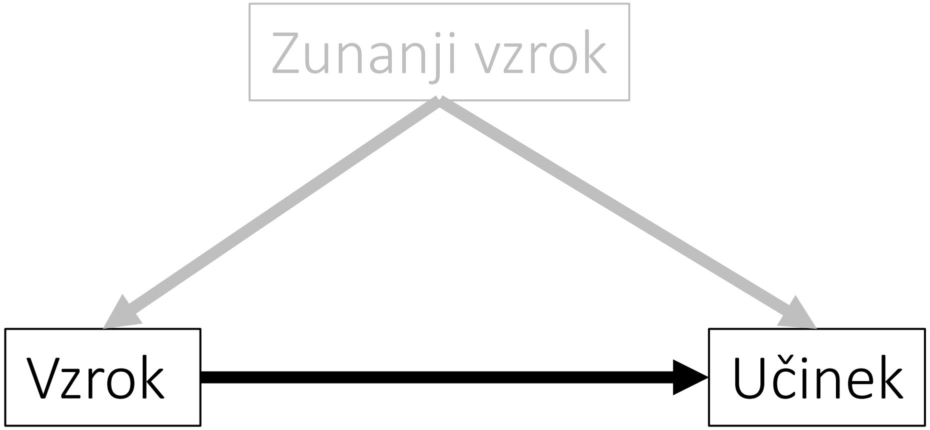
http://tylervigen.com/

Kaj želimo oceniti?

Dejanski „svet“



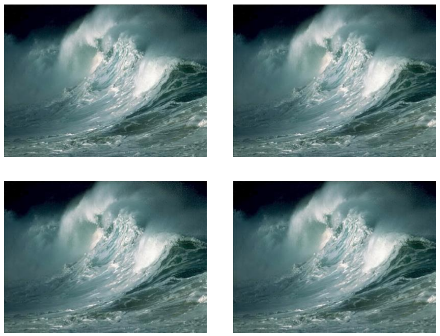
Zakaj zna biti ocenjevanje zapleteno?



To je največkrat razlog, da nastopijo težave „korelacija ni enako vzročnost“ (t.i. confounding)

A TEH TEŽAV JE LAHKO VEČ!

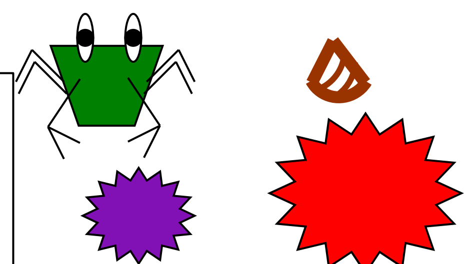
Denimo, da nas zanima spodnje



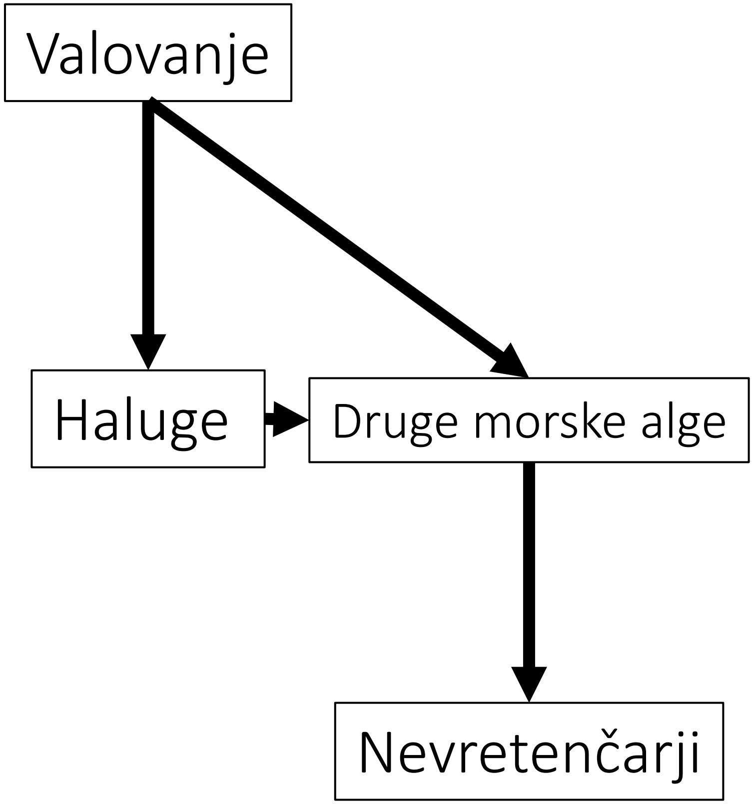
Valovanje

↓

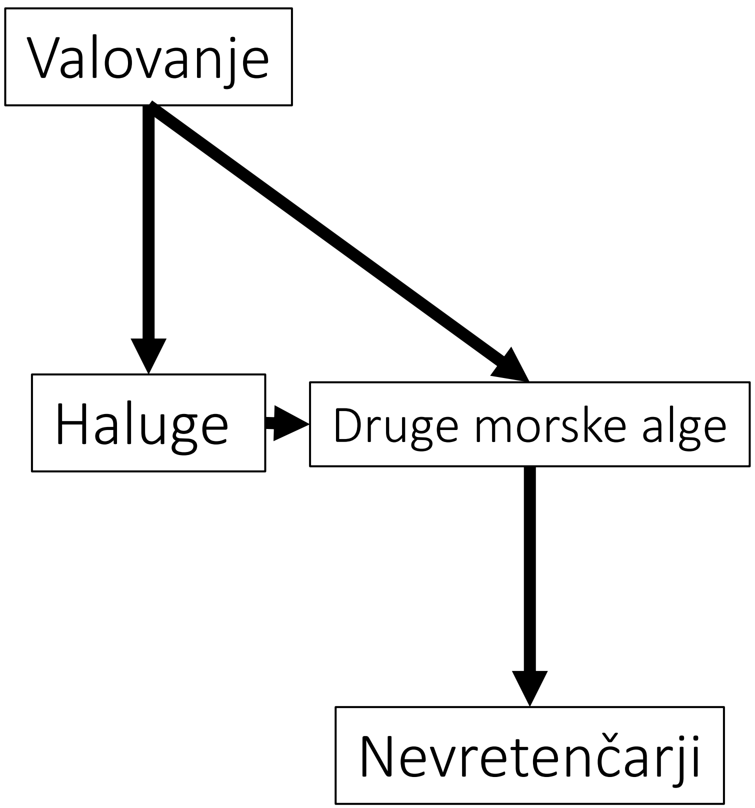
Nevretenčarji (denimo mehkužci, spužve, iglokožci)



Opraviti pa imamo s spodnjim vzročnim diagramom



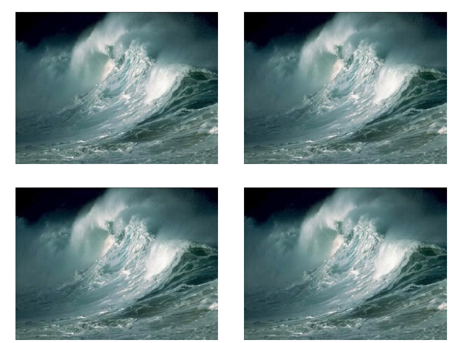
Naš cilj je razmišljanje „nasprotnih dejstev“: Kaj bi se zgodilo, če … za celotno preučevano okolje!



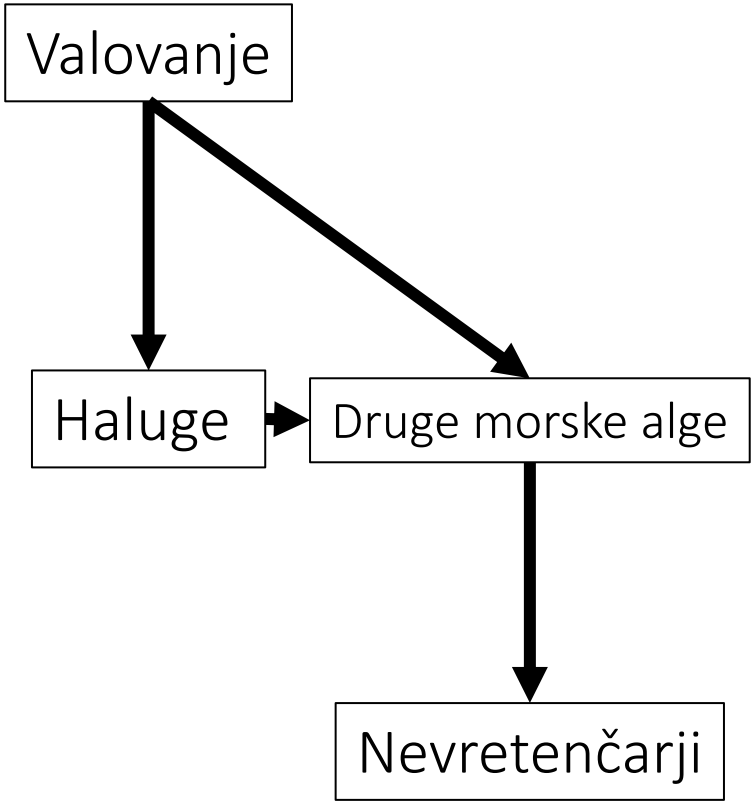
Sedanjost

Bližnja prihodnost

Oddaljena prihodnost

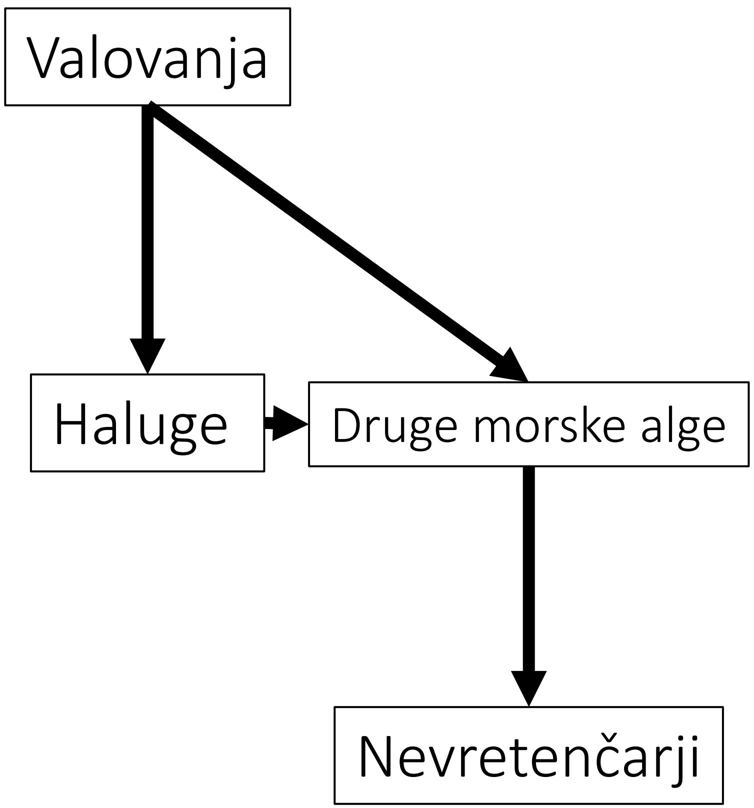


Preprosto razmišljanje v bistvu razumevanja vzročnosti



- Želimo oceniti **Povprečni vzročni učinek** valovanja na nevretenčarje
- Opazujemo *Nevretenčarje ob prisotnosti valov* vs. *Nevretenčarje brez prisotnosti valov*
- Zanima nas pojav na ravni POPULACIJE – **Povprečni učinek tretmaja**
- Iz naših opazovanj lahko vidimo samo kaj se dogodi z in brez prisotnosti valov v vzorcu, ki nam je na voljo
- Kaj bi se dogodilo, če bi naša kontrolna opazovanja imela kot protipol „tretmaje“? Ali bi naša opažanja še vedno veljala?

Povprečni učinki tretmaja so več kot opažene „razlike“



- ATE = [Opazovanje s tretmajem –

  Kaj bi se dogodilo s tretiranimi opazovanji, če tretmaja ne bi prejela]

  \+

  [Kaj bi se dogodilo s tretiranimi opazovanji, če tretmaja ne bi prejela –

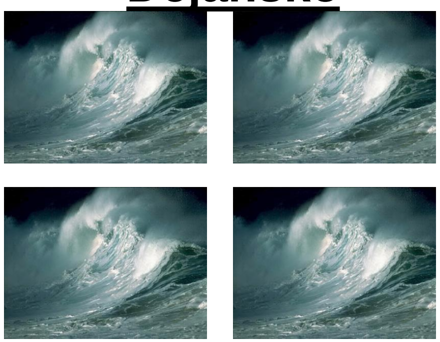
  Opazovanje brez tretmaja]

- Slednje poznamo pod imenom **pristranost izbora** (angl. selection bias)
- Gre za ogrodje pristopa **Potencialnih izidov**

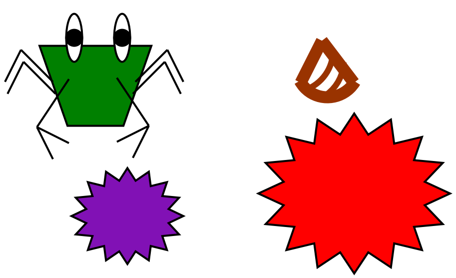
Povprečni vzročni učinek: razlika med dejansko resničnostjo in potencialnim izidom

Opazovanje nevretenčarjev na valovitem mestu – Kaj bi bilo tam brez valov

Dejansko

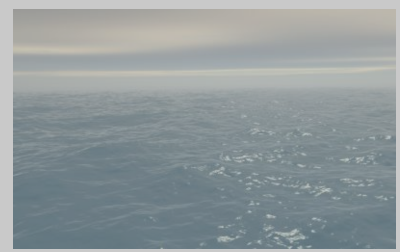


Sites 1 and 2

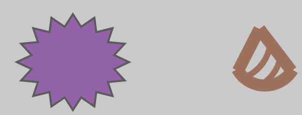


-

Imagined



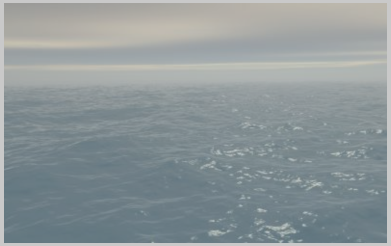
Sites 1 and 2



Pristranost izbora: razlika med potencialnim izidom in dejansko resničnostjo

Opazovanje nevretenčarjev na mestu brez valov – Kaj bi bilo tam brez valov

Imagined

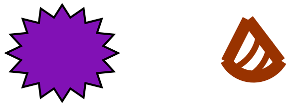


Sites 1 and 2

-

Dejansko

Sites 3 and 4

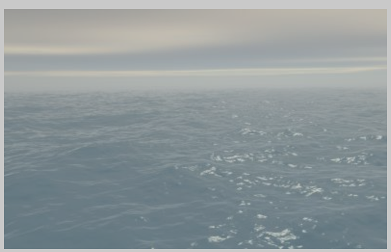


Brez pristranosti izbora

Pristranost izbora: razlika med potencialnim izidom in dejansko resničnostjo

Opazovanje nevretenčarjev na mestu brez valov – Kaj bi bilo tam brez valov

<u>Imagined</u>

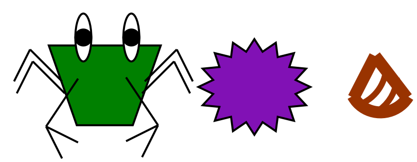


Sites 1 and 2

\-

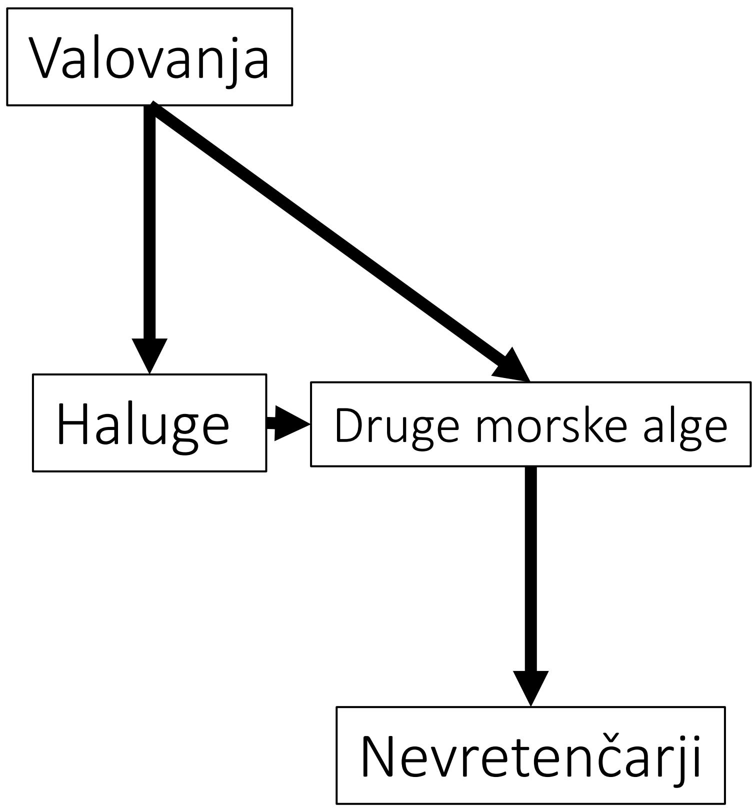
<u>Dejansko</u>

Sites 3 and 4



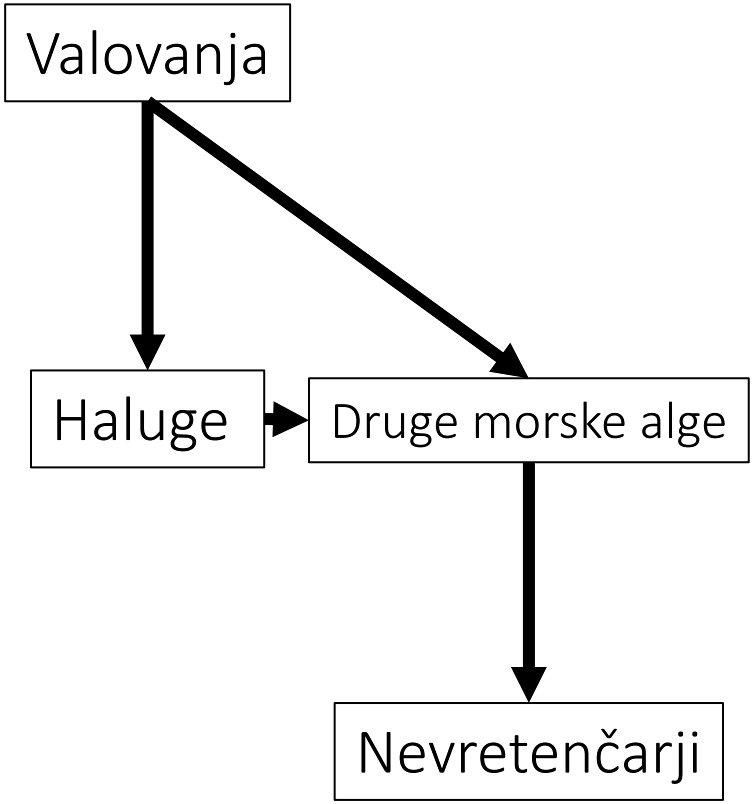
Nekaj pristranosti izbora

Povprečni učinki tretmaja so več kot opažene „razlike“



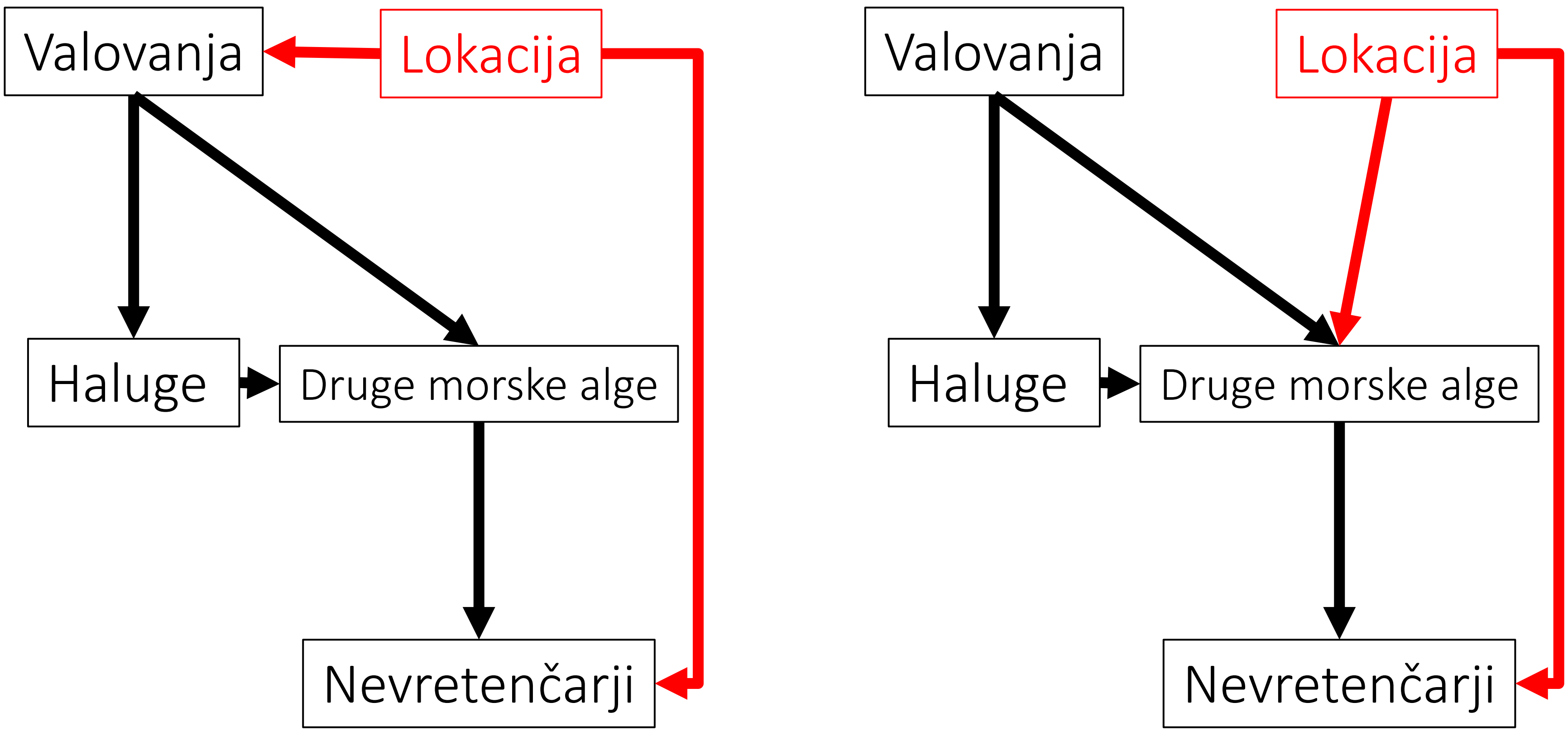
- ATE = Povprečni vzročni učinek + Pristranost izbora
- Naša naloga je odpraviti pristranost izbora
- S pomočjo **eksperimentov** lahko odpravimo pristranost izbora tako, da odpravimo vzvode pristranosti
- S pomočjo **opazovalnih študij** lahko odpravimo pristranost izbora s pozornim oblikovanjem vzročnega modela

DAG-i nam pomagajo pogledati možne vire pristranosti v vzorčenju

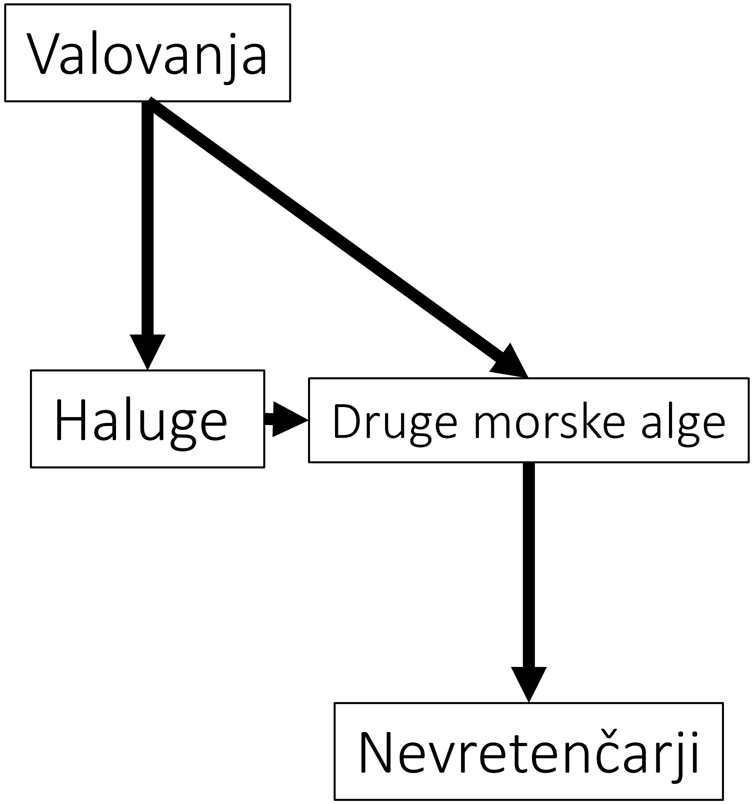


- Kaj bi izpustili, če bi izbrali samo mesta/lokacije, kjer se nahajajo haluge?
- Kaj bi izpustili, če bi izbrali samo mesta/lokacije, kjer se nahajajo redke alge?
- Če imamo pristrano vzorčenje, kaj moramo vključiti v naše modele, da bodo točni in da preprečimo upadanja/nihanja učinkov?

DAG-i nam pokažejo možna odprta „zadnja vrata“ do pristranosti izbora



DAG-i + Nasprotna dejstva=Jasno sklepanje

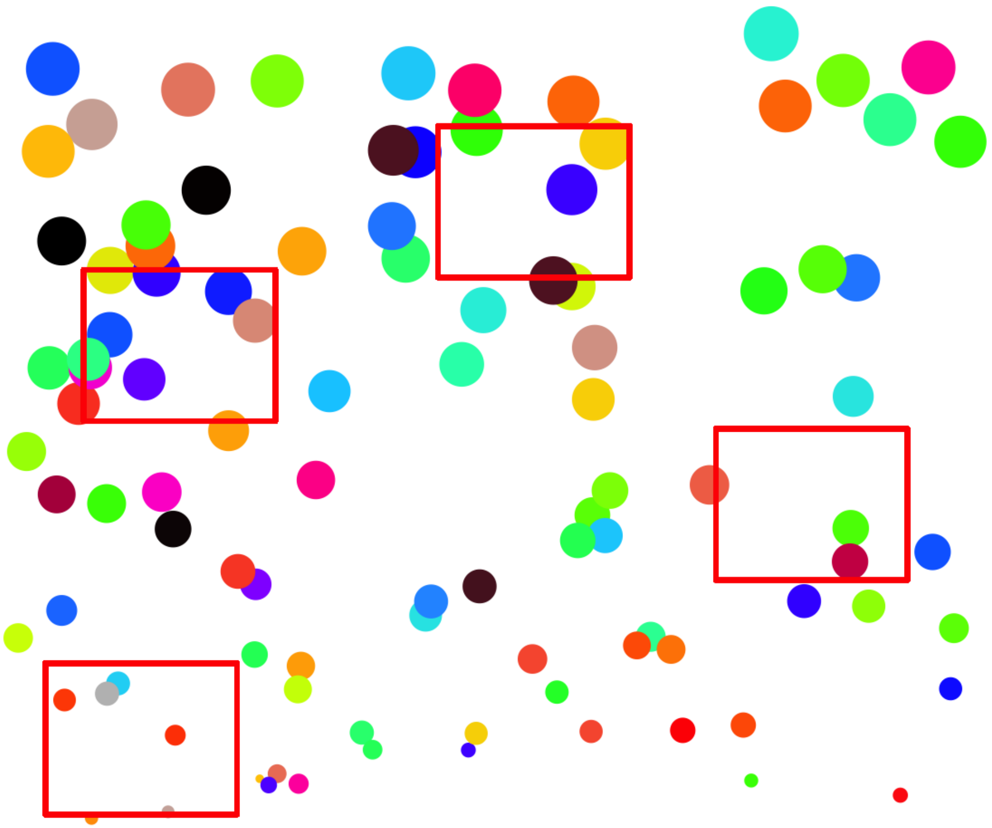


- Z DAG-om lahko vidimo, da v našem primeru ni nobenih zunanjih vzvodov pristranosti izbora
- Razmišljanje nasprotnih dejstev lahko uporabimo, da razumemo učinke spreminjajočih se valov skozi preučevani sistem
- Na primeru lahko tudi vidimo, katere spremenljivke lahko izkrivijo (vplivajo na) naša sklepanja iz nasprotnih dejstev

Randomizirani vzorčni dizajn

Poskus repliciranja eksperimentov

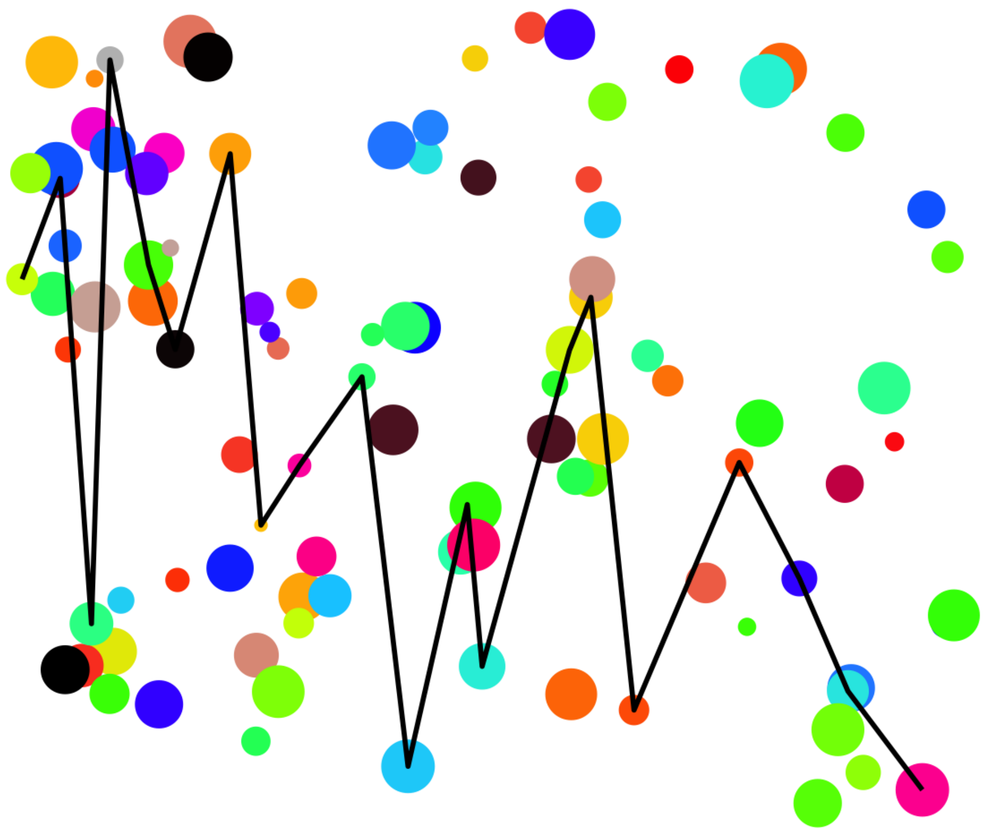
Odpraviti pristranost izbora preko randomiziranja lokacij/mest



Randomizirani vzorčni dizajn

Poskus repliciranja eksperimentov

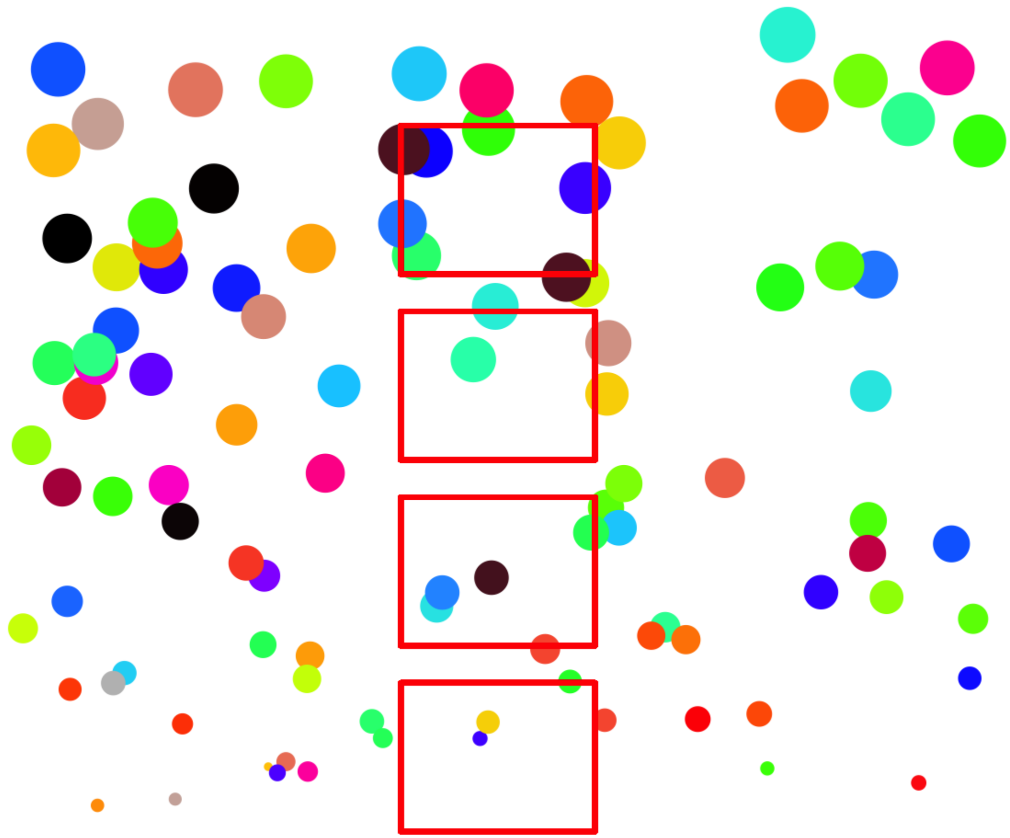
Odpraviti pristranost izbora preko randomiziranja lokacij/mest



Stratificirani vzorčni dizajn

Poskus repliciranja faktorskih eksperimentov

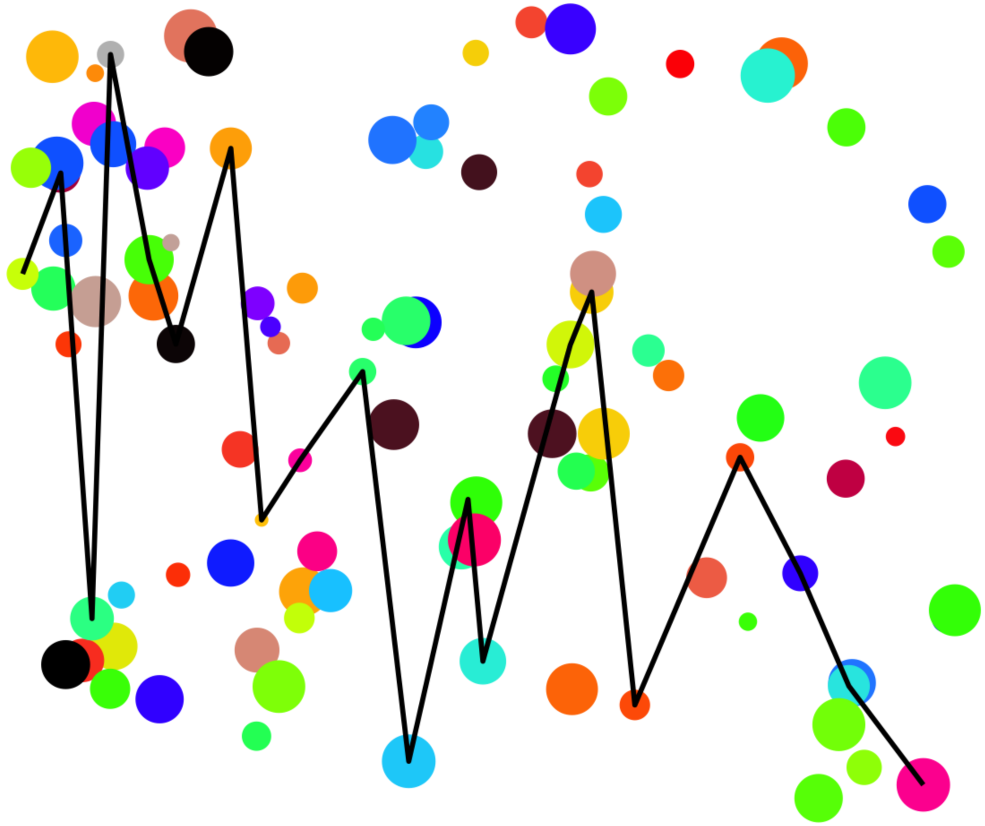
Odpraviti pristranost izbora preko povprečenja lokacij/mest



Stratificirani randomizirani vzorčni dizajn (SRD)

Naključno izberemo položaj glede na višino

Sprehod skozi naklon/gradient dolžine

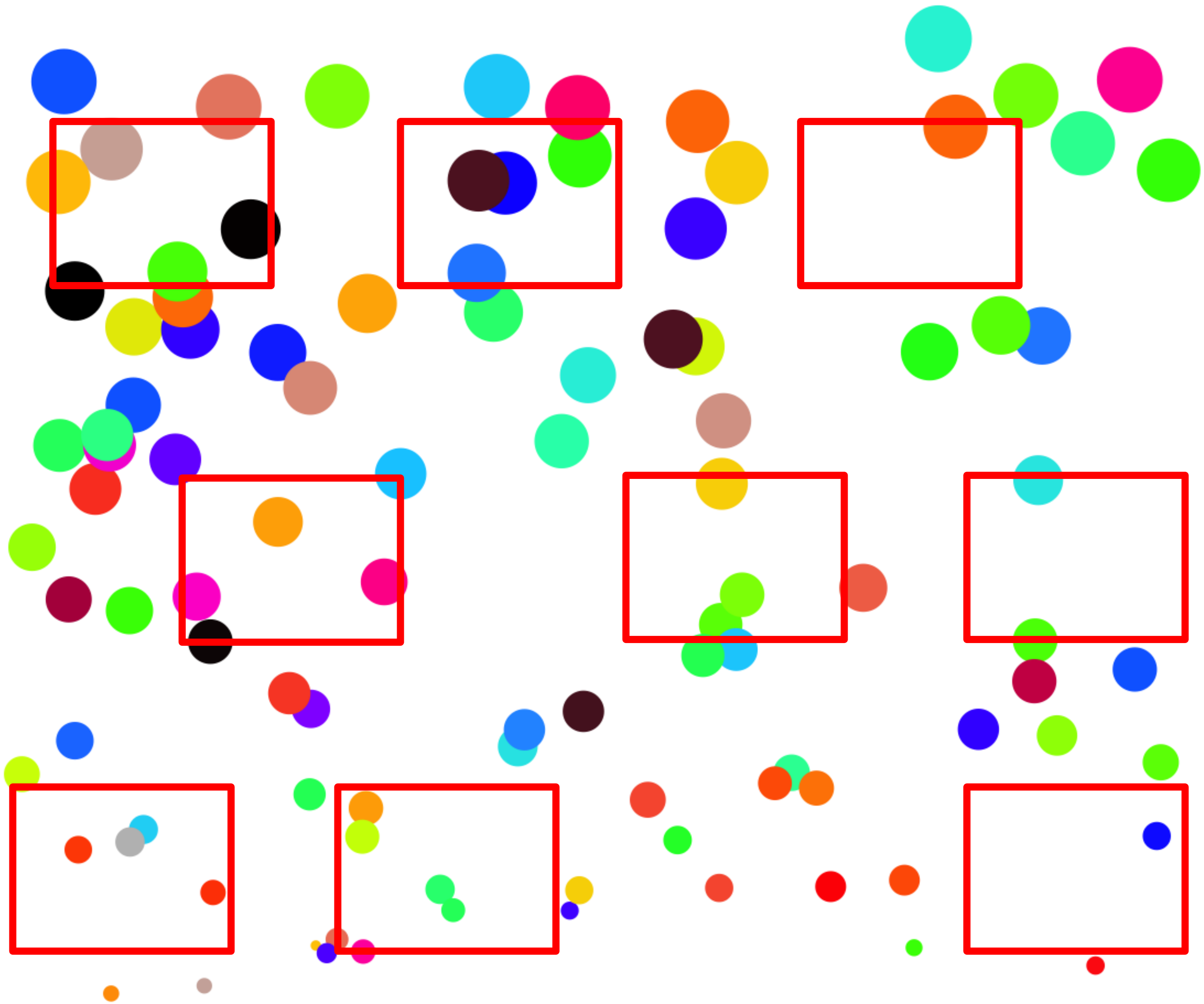


Številne oblike SRD

Strata 1

Strata 2

Strata 3



Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Kot osnovo ocenjevanja vzročnih učinkov bomo uporabili vzročni model Donalda B. Rubina (1974 – osnove temeljijo na magistrski tezi Jerzyja Neymana iz 1923, ime pa je dal Paul W. Holland v članku iz 1986) oziroma pristop potencialnih izidov (potential outcomes)
- Ključne točke:
- Vzročnost je vezana na dejanje (intervencijo/tretma)
- Vzročni učinek ocenjujemo kot primerjavo potencialnih rezultatov/izidov
- Modeliranje mehanizma dodelitve tretmaja
- Kakšen je učinek tretmaja na izid?
- Kako bi se izid razlikoval, če bi prejeli „nasprotni“ tretma?

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Primeri vzročnih vprašanj:

- Kakšen je učinek študija na rezultate izpitov?
- Ali pošiljanje sporočil med vožnjo povzroča nesreče?
- Ali vam jutranja vadba daje več energije čez dan?
- Se učenci bolje učijo v manjših razredih?
- Je do razmerja prišlo, ker je bil vpleten alkohol?

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Ključno vprašanje: kaj bi se zgodilo v primeru nasprotne situacije?
- Potencialni izid je vrednost spremenljivke izida (angl. outcome) za dano vrednost tretmaja
- Spremenljivka rezultata: Y
- Y (tretma): rezultat/izid tretmaja
- Y (kontrolna skupina): rezultat/izid v kontrolni skupini brez tretmaja
- Vzročni učinek je primerjava potencialnega izida skupine s tretmajem s potencialnim izidom v kontrolni skupini
- Za izračun učinka največkrat upoštevamo osnovno enačbo:
- Vzročni učinek = Y (tretma) – Y (kontrolna skupina)

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Za opredelitev vzročnega učinka: primerjajte potencialne izide za posamezno statistično enoto
- Vendar pa lahko v resnici vidimo samo en potencialni izid za vsako enoto
- Za oceno vzročnega učinka bomo morali upoštevati več enot, nekatere, ki so bile izpostavljene tretmaju, nekatere pa v kontrolni skupini.
- Treba je primerjati podobne enote, nekatere izpostavljene aktivnemu tretmaju, nekatere pa v kontrolni skupini
- To so lahko iste enote v različnih časovnih točkah ali različne enote v istem časovnem trenutku

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Povprečni učinek tretmaja v populaciji (PATE):

$$\tau_P = \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0)]$$

- Povprečni učinek tretmaja na vzorcu (FATE):

$$\tau_{FS} = \sum_{i=1}^{N} [Y_i(1) - Y_i(0)]$$

- Ključna predpostavka – Stable Unit Treatment Value Assumption (SUTVA): za vsako enoto imajo vsi tretmaji enake možne vrednosti; tretma ene enote nima vpliva na tretma druge enote (če je to kršeno: treatment effects with network interference).

- Če imamo opravka z opazovalnimi študijami, je izziv, da so mehanizmi določanja tretmaja neznani, zato se lahko posamezniki v različnih skupinah (tretma in kontrolna skupina) razlikujejo v pomembnih neopazovanih značilnostih. Zato navadno potrebujemo še izpolnjeni predpostavki »uncounfoundedness« (da v modelu ni spremenljivk, ki pomembno vplivajo na rezultate, v model pa niso vključene) ter »pozitivnost« (verjetnost vsake enote, da je vključena bodisi v tretma ali kontrolno skupino je večja od 0 in manjša od 1).

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Stopnja nagnjenja (angl. propensity score) je definirana kot pogojna verjetnost tretmaja glede na dane kontrolne spremenljivke:

$$e(x) = \Pr(W = 1|X)$$

- Zelo pogosto so v uporabi »utežene« cenilke vzročnih učinkov, ki uravnotežijo učinke v posameznih vzročnih skupinah. Primeri so Inverse Propensity Weighting (IPW), dvojno-robustna/augmented IPW (AIPW), Horvitz-Thompson ter Hajekova cenilka.

$$\hat{\tau}_{IPW} = \hat{\tau}_{IPW,1} - \hat{\tau}_{IPW,0} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{Z_i Y_i^{obs}}{\hat{e}(X_i)} - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{(1-Z_i)Y_i^{obs}}{1-\hat{e}(X_i)}$$

$$\hat{\tau}_{DR} = \hat{\tau}_{DR,1} - \hat{\tau}_{DR,0} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\hat{\mu}_1(X_i) - \hat{\mu}_0(X_i)] + \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[Z_i\frac{Y_i^{obs} - \hat{\mu}_1(X_i)}{\hat{e}(X_i)} - (1-Z_i)\frac{Y_i^{obs} - \hat{\mu}_0(X_i)}{1-\hat{e}(X_i)}]$$

$$\pi_k = \frac{n x_k}{\sum_{i=1}^{N} x_i}$$

$$\hat{\tau}_{HT} = \sum_{k\in s} y_k/\pi_k$$

$$\hat{\tau}_{Hajek} = N\frac{\sum_{k\in s} y_k/\pi_k}{\sum_{k\in s} 1/\pi_k}$$

Rubinov vzročni model – pristop potencialnih izidov

- Pri pristopih instrumentalnih spremenljivk, kot sta Local Average Treatment Effects (LATE) in splošnejši IV pristopi, modeliramo tudi dejansko prejemanje tretmaja.
- Vsaka enota je povezana z dvema potencialnima izidoma glede na prejeti tretma, $W_i(0)$ in $W_i(1)$. Enote lahko sedaj razdelimo v podskupine na strinjajoče (compliers), nikoli pristajajoče (nevertakers), odklonilne (defiers) ter vedno pristajajoče (alwaystakers). Formalneje lahko zapišemo kot spodaj:

$$C_i = \begin{cases} \text{Nevertakers (nt)} & W_i(0) = 0, W_i(1) = 0 \\ \text{Compliers} & W_i(0) = 0, W_i(1) = 1 \\ \text{Defiers} & W_i(0) = 1, W_i(1) = 0 \\ \text{Alwaystakers} & W_i(0) = 1, W_i(1) = 1 \end{cases}$$

Osnove grafičnih modelov

- Naj bo naključni vektor $X_{[p]} = (X_1, \dots, X_p)$. Linearni sistem strukturnih enačb potem sestoji iz enačb oblike:

$$X_i = \beta_{0i} + \sum_{j \in pa(X_i)} \beta_{ji} X_j + \epsilon_i, \qquad i = 1,2,\dots,p$$

- kjer $pa(X_i)$ označuje nabor spremenljivk, ki so očetje (neposredni predhodniki) X_i, $\epsilon_1, \dots, \epsilon_p$ pa so vzajemno neodvisne slučajne napake s pričakovano vrednostjo 0, β_{ji} pa označujejo vzročne učinke spremenljivke X_j na X_i.

- Kovarianco med posameznima spremenljivkama lahko zapišemo kot:

$$Cov(X_i, X_j) = \sum_{(d_0,\dots,d_m) \in D(i,j)} \prod_{k=1}^{m} \beta_{d_{k-1} d_k}$$

- kjer je $D(i,j)$ nabor d-povezanih poti med i in j.

- Prav tako lahko zapišemo vzročni učinek X_i na X_j kot:

$$c(X_i \to X_j) = \sum_{(d_0,\dots,d_m) \in G(i,j)} \prod_{k=1}^{m} \beta_{d_{k-1} d_k}$$

- kjer je $G(i,j)$ nabor usmerjenih poti med i in j.

- Korelacija med X_i in X_j pomeni vzročno povezavo le če velja $D(i,j) = G(i,j)$, t.j. če so vse d-povezane poti med i in j tudi usmerjene poti.

Osnove grafičnih modelov

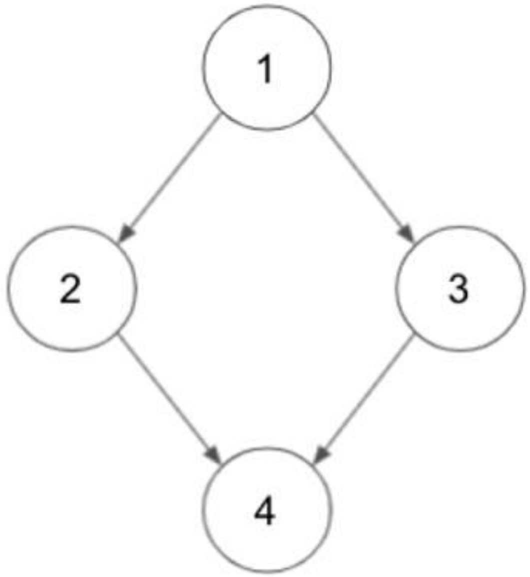


Figure 2: An Example of a DAG

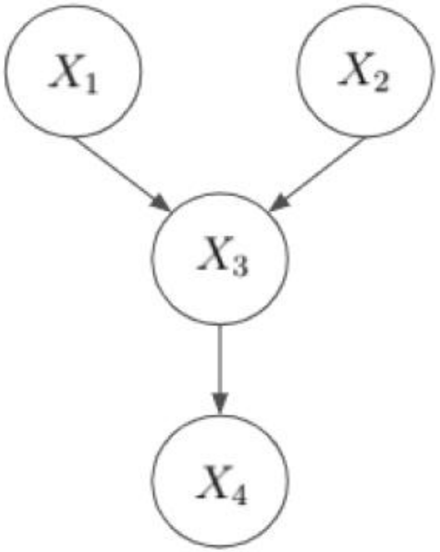
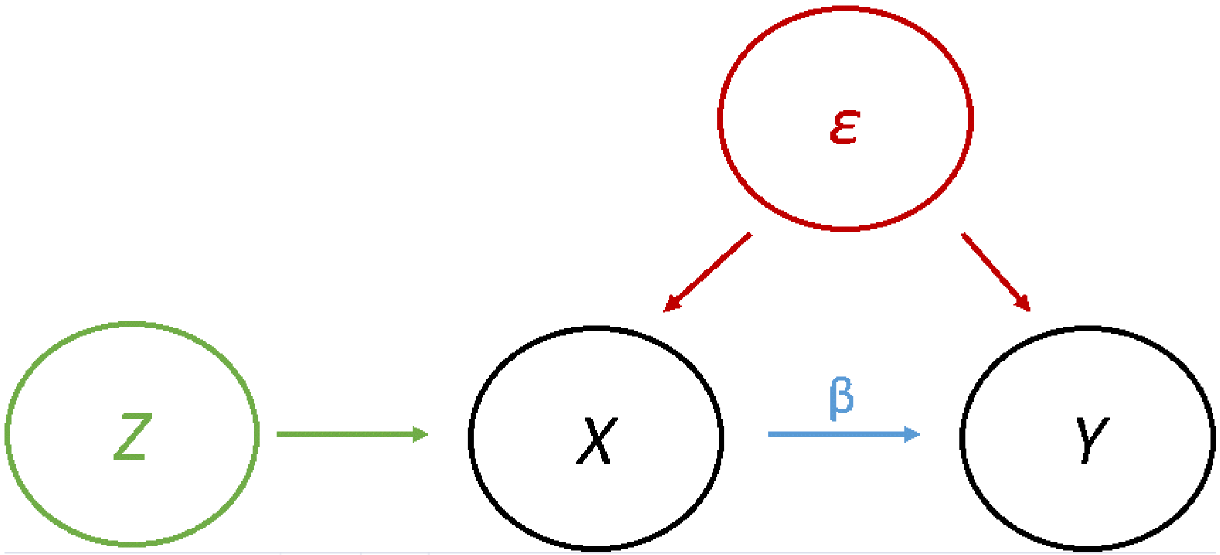


Figure 3: An Example of a Collider in a DAG

Nekatere najbolj znane metode – pristopi instrumentalnih spremenljivk



THE QUARTERLY JOURNAL OF ECONOMICS

JOURNAL ARTICLE

Juvenile Incarceration, Human Capital, and Future Crime: Evidence from Randomly Assigned Judges

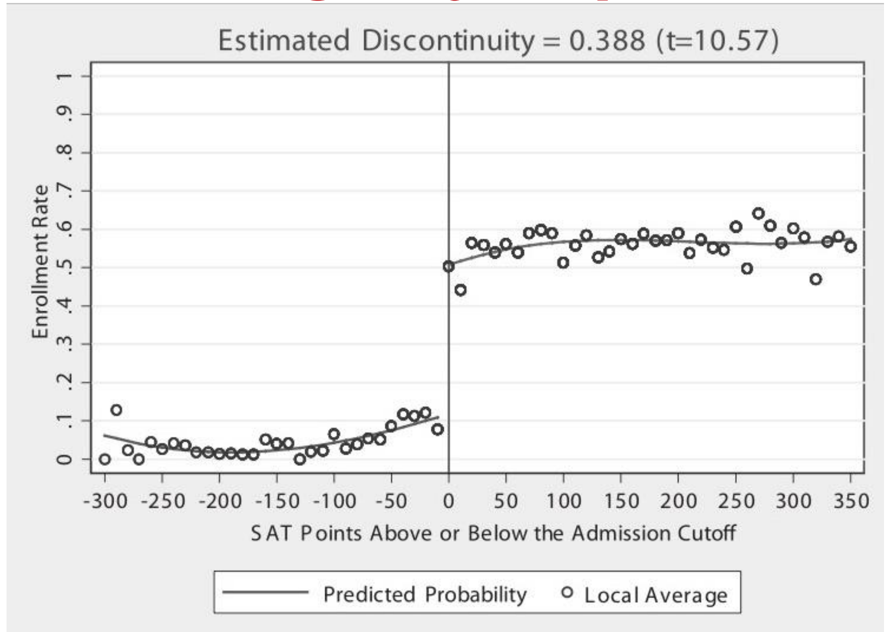
Anna Aizer, Joseph J. Doyle, Jr.

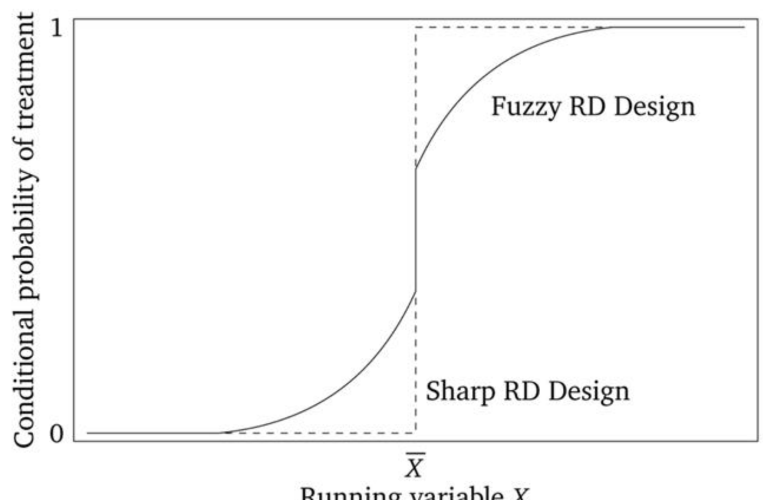
The Quarterly Journal of Economics, Volume 130, Issue 2, May 2015, Pages 759–803, https://doi.org/10.1093/qje/qjv003
Published: 02 February 2015

Abstract

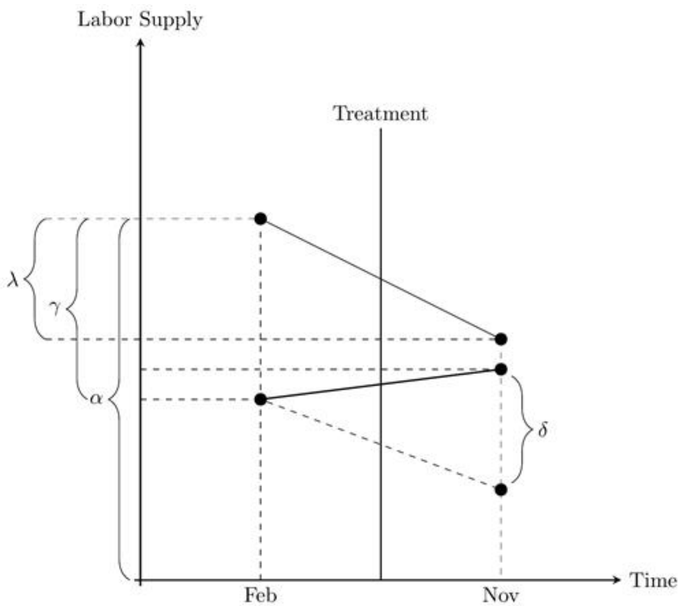
Over 130,000 juveniles are detained in the United States each year with 70,000 in detention on any given day, yet little is known about whether such a penalty deters future crime or interrupts social and human capital formation in a way that increases the likelihood of later criminal behavior. This article uses the incarceration tendency of randomly assigned judges as an instrumental variable to estimate causal effects of juvenile incarceration on high school completion and adult recidivism. Estimates based on over 35,000 juvenile offenders over a 10-year period from a large urban county in the United States suggest that juvenile incarceration results in substantially lower high school completion rates and higher adult incarceration rates, including for violent

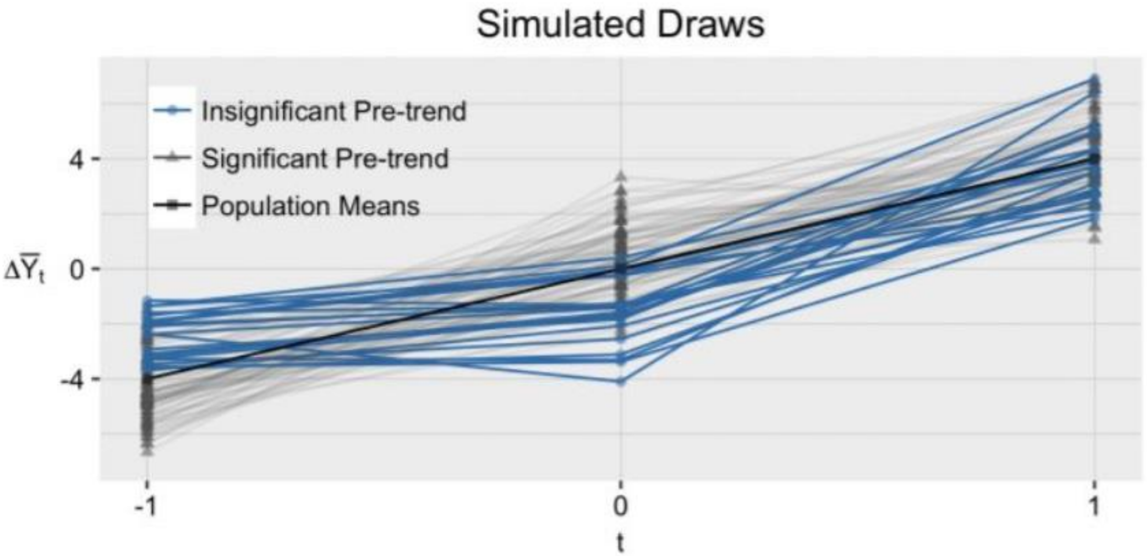
Nekatere najbolj znane metode – metode regresijske prekinitve



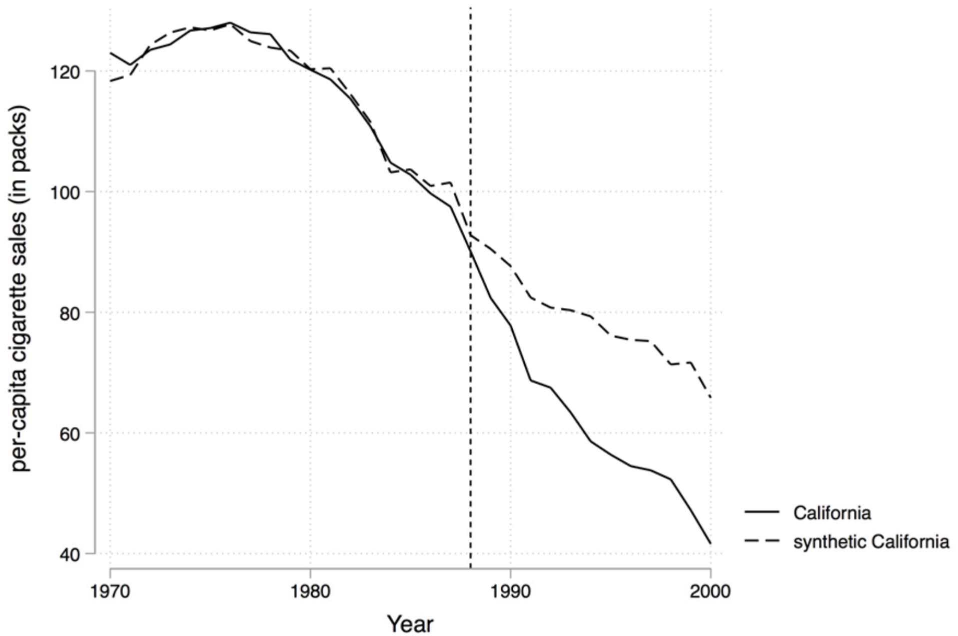


Nekatere najbolj znane metode – pristopi razlike-v-razlikah





Nekatere najbolj znane metode – metode sintetičnih kontrol



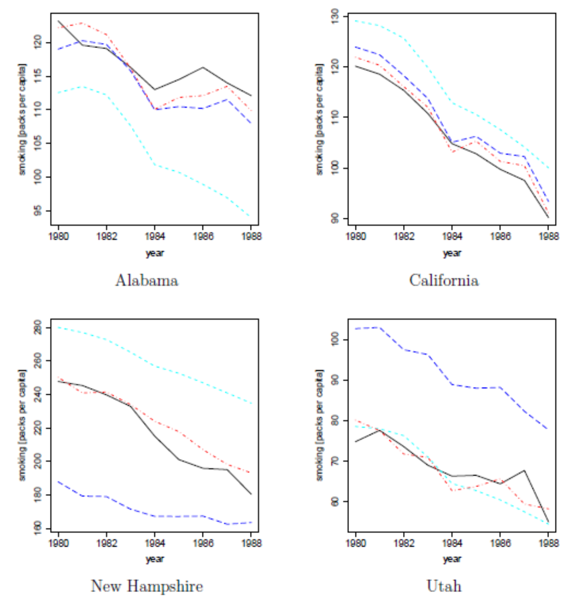


Figure 2: Predictions for per capita smoking rates for selected states, using as training data all years prior to the year indicated on the x-axis. The true yearly per-capita smoking $Y_{i,t}$ is in black. SDID estimates are in red. SC estimates are in blue. DID estimates are in teal.

Nekatere najbolj znane metode – vzročna analiza posredovanosti

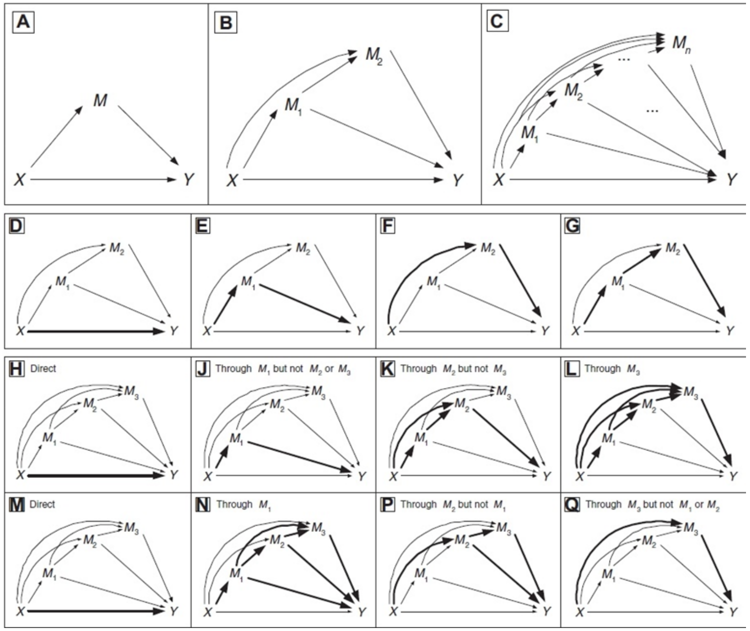
To estimate natural indirect and direct effects, since treatment A is randomized, estimating $E(Y^{(1)})$ and $E(Y^{(0)})$ is standard. We focus on $E(Y^{(1,M^{(0)})})$. Under strong conditions, with C all pre-treatment common causes of mediator M and outcome Y, the **Mediation Formula**[3] holds:

$$E\left(Y^{(1,M^{(0)})}\right) = \int_{(m,c)} E\left[Y|M=m, C=c, A=1\right] f_{M|C=c,A=0}(m) f_C(c) dm\, dc. \quad (1)$$

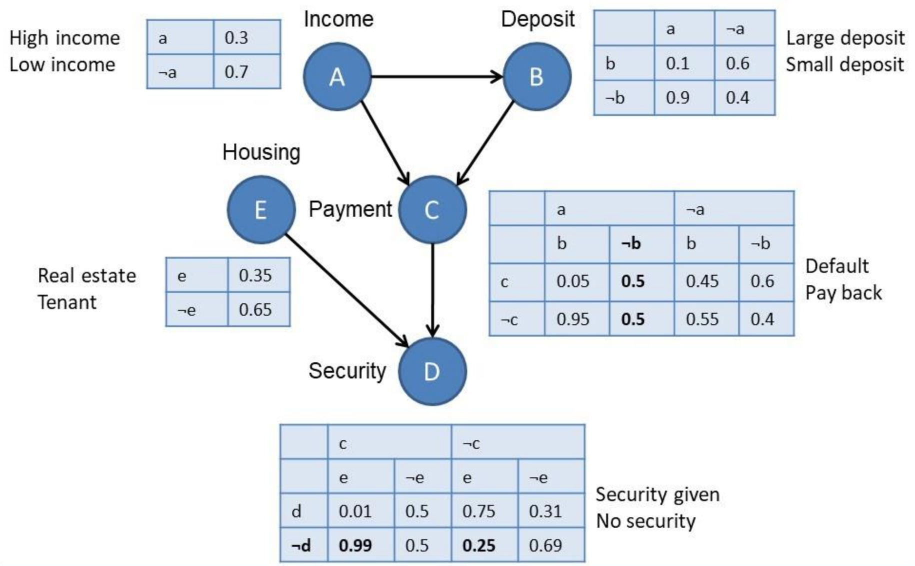
(1) was proven under cross-worlds (see Introduction) assumptions. In addition, most causal mediation approaches[2–12] need many counterfactual outcomes: not only $Y^{(1,M^{(0)})}$, also all $Y^{(a,m)}$: the outcomes under treatment a with the mediator set to m.

Under linear models and outcome models without exposure-mediator interaction, the resulting estimators for the indirect and direct effect are the same as in the original mediation approach,[1] and thus add a causal interpretation. Natural and randomized indirect and direct effects include all outcome types, with causal interpretations.

3.2 Organic indirect and direct effects: an intervention-based approach avoiding cross-worlds counterfactuals/assumptions



Nekatere najbolj znane metode – Bayesova omrežja



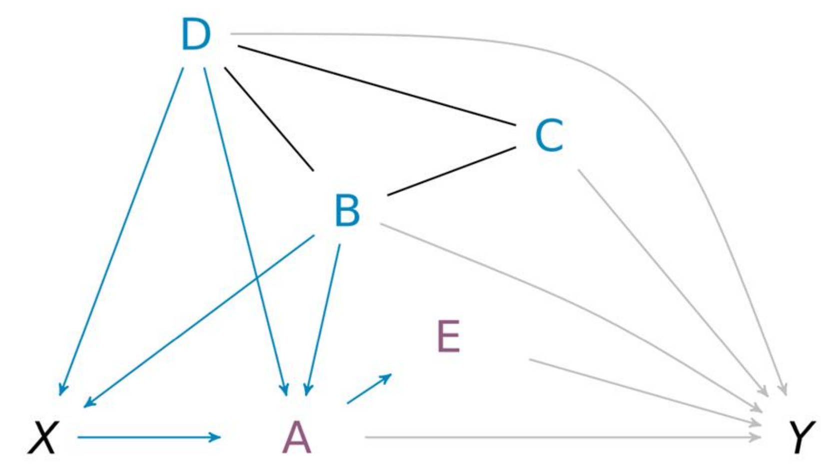
a	0.3
¬a	0.7

	a	¬a
b	0.1	0.6
¬b	0.9	0.4

e	0.35
¬e	0.65

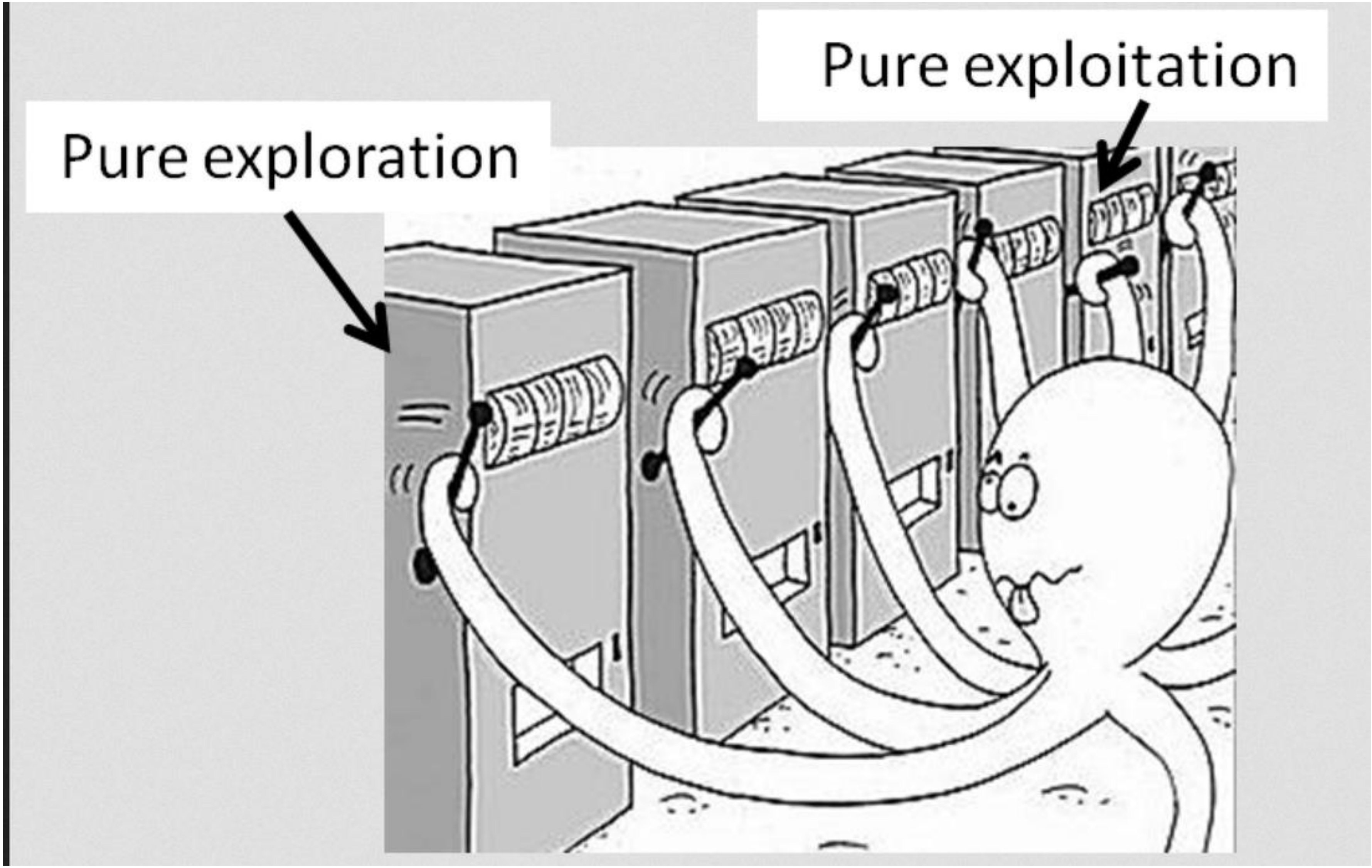
	a		¬a	
	b	**¬b**	b	¬b
c	0.05	**0.5**	0.45	0.6
¬c	0.95	**0.5**	0.55	0.4

	c		¬c	
	e	¬e	e	¬e
d	0.01	0.5	0.75	0.31
¬d	**0.99**	0.5	**0.25**	0.69

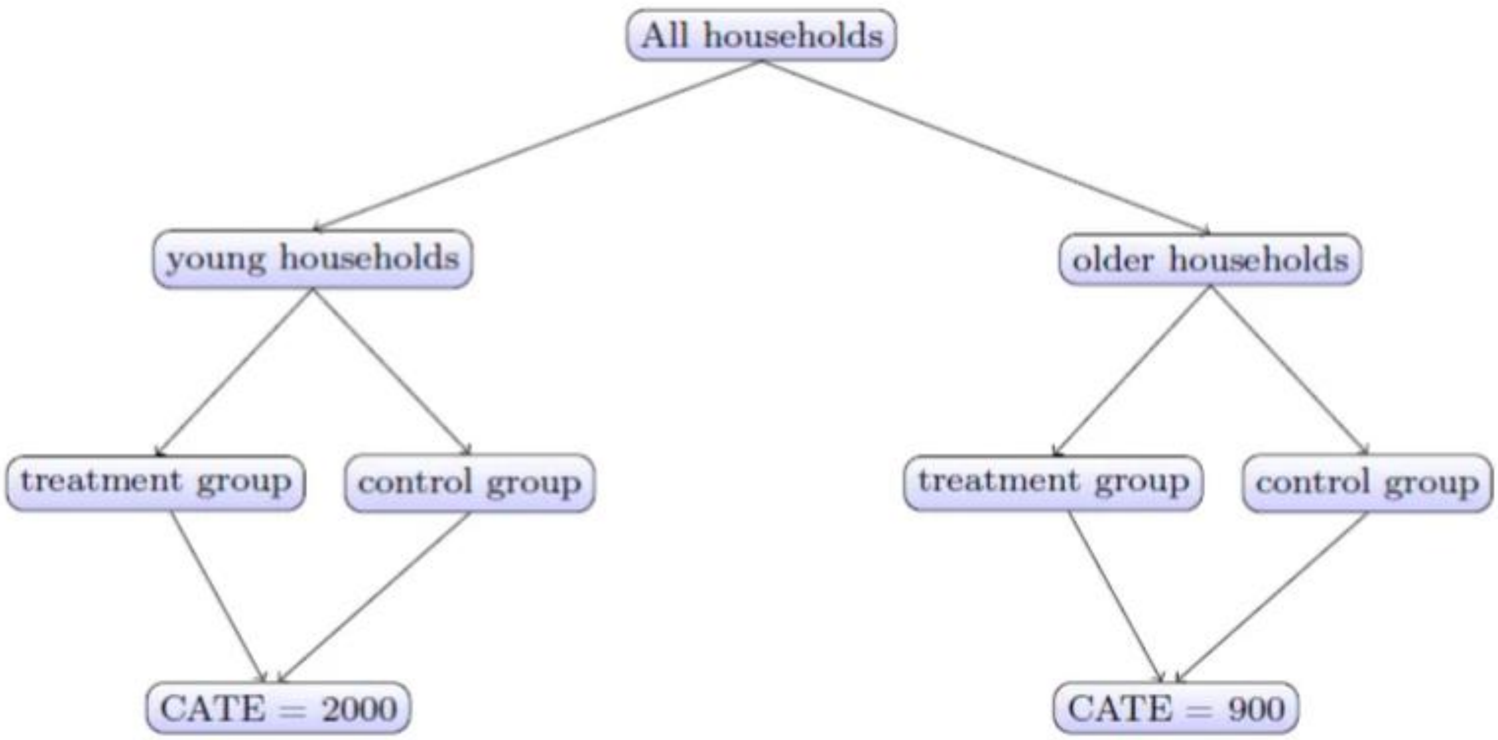


Maximally oriented Partially Directed Acyclic Graph (MPDAG) $\mathcal{G}$.

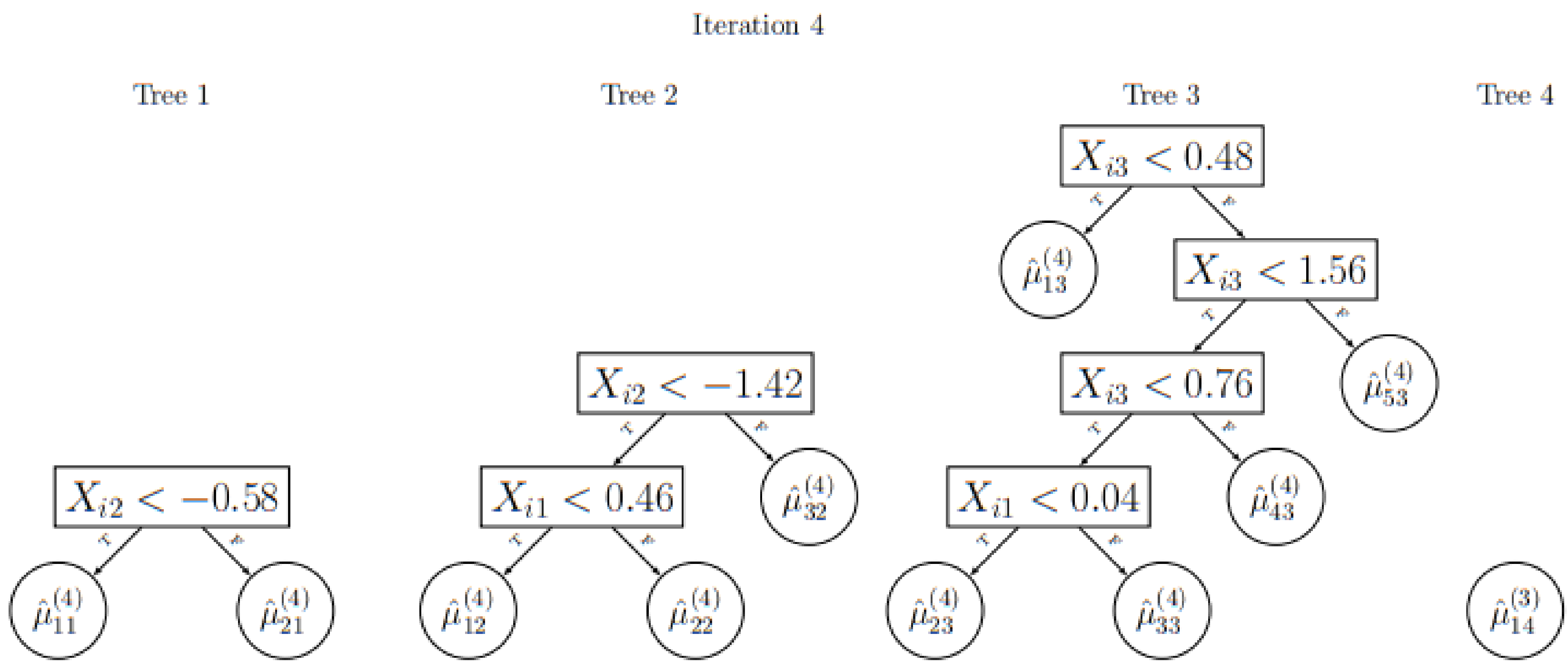
Nekatere najbolj znane metode – pristopi večkrakih banditov in adaptivni vzročni dizajni



Nekatere najbolj znane metode – vzročni naključni gozdovi



Nekatere najbolj znane metode – Bayesova aditivna regresijska drevesa (BART)



Nekateri sodobnejši trendi razvoja

- Razvoj grafičnih modelov vzročnosti

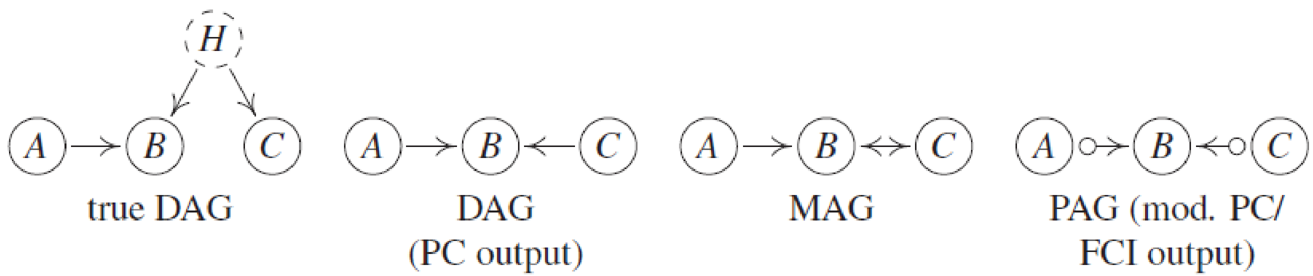


Figure 9.3: Starting with an SCM on the left-hand side, the three graphs on the right encode the set of conditional independences ($A \perp\!\!\!\perp C$). Due to an erroneous causal interpretation, the DAG is not desirable as an output of a causal learning method. In this example, the IPG and the latent projection (ADMG) are equal to the MAG.

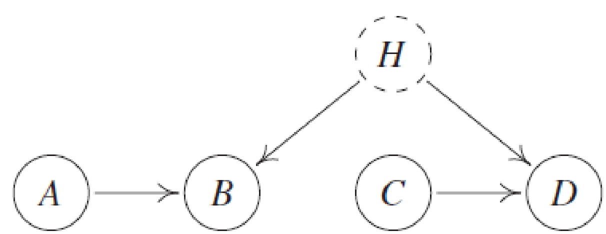


Figure 9.4: This example is taken from Richardson and Spirtes [2002, Figure 2(i)]. It shows that DAGs are not closed under marginalization. There is no DAG over nodes $\mathbf{O} = \{A, B, C, D\}$ that encodes all conditional independences from the graph including H.

Nekateri sodobnejši trendi razvoja

- Vzročnost v strojnem učenju in podatkovni znanosti: causal AI

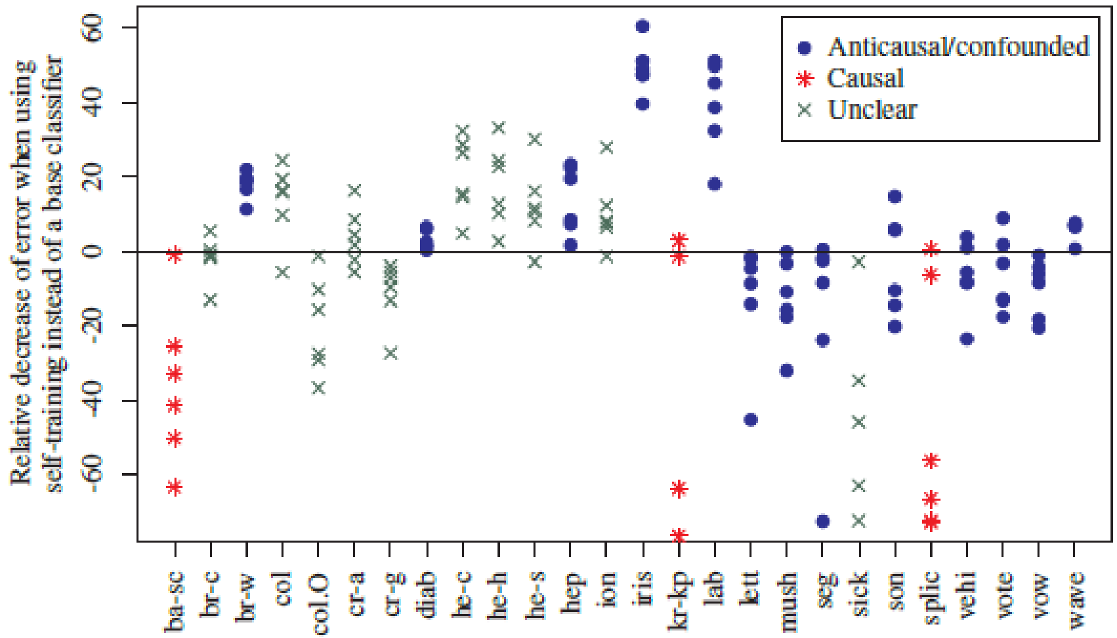


Figure 5.2: The benefit of SSL depends on the causal structure. Each column of points corresponds to a benchmark data set from the UCI repository and shows the performance of six different base classifiers augmented with self-training, a generic method for SSL. Performance is measured by percentage decrease of error relative to the base classifier, that is, (error(base) – error(self-train))/error(base). Self-training overall does not help for the causal data sets, but it does help for some of the anticausal/confounded data sets [from Schölkopf et al., 2012].

Nekateri sodobnejši trendi razvoja

- Pomen Bayesovih pristopov v analizi vzročnosti

Choice of nonparametric priors: A toy example

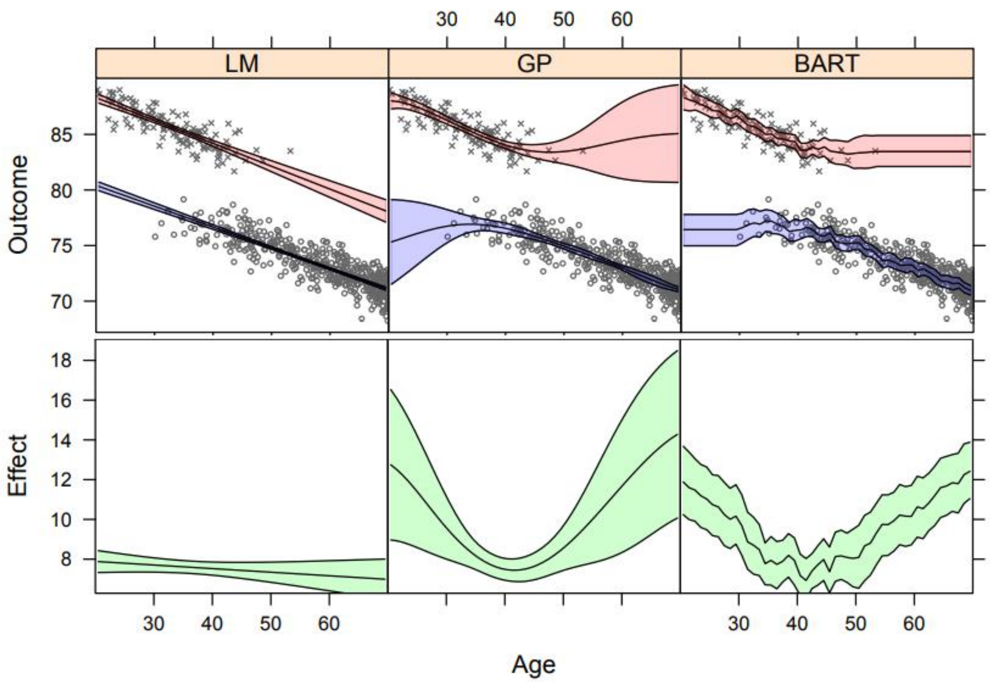


Figure: Estimates of counterfactuals and CATE and corresponding uncertainty band as a function of the single covariate 'Age' by: linear model (LM), Gaussian Process (GP), BART. ×: treated; ○: control.

Nekateri sodobnejši trendi razvoja

- Vzročnost za visokodimenzionalne podatke

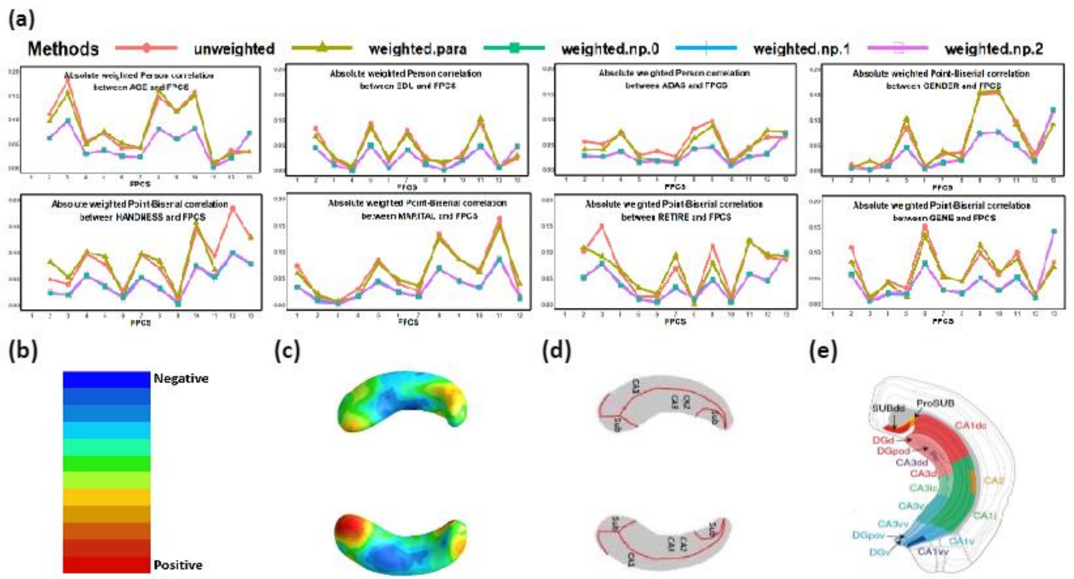


Figure 2: ADNI data analysis results: (a) The covariate balancing comparison between the first thirteen FPCS of the image and each covariate when using equal weights (unweighted), parametric weights (weighted.para), and nonparametric weights with $\rho_0 = 0.1/N$ (weighted.np.0), $\rho_1 = 1/N$ (weighted.np.1), and $\rho_2 = 0.01/N$ (weighted.np.2). The weighted absolute Pearson and Point-Biserial correlation is calculated for continuous and categorical covariates, respectively. (b) The color bar illustration. (c) The estimated coefficient function $\hat{\beta}_{\mathrm{FIPW.np.0}}(\cdot)$. (d) The hippocampal subfields from Kong et al. (2018). (e) Newly found refined organizational hippocampal subfields by Bienkowski et al. (2018).

Nekateri sodobnejši trendi razvoja

- Vzročnost za podatke časovnih vrst

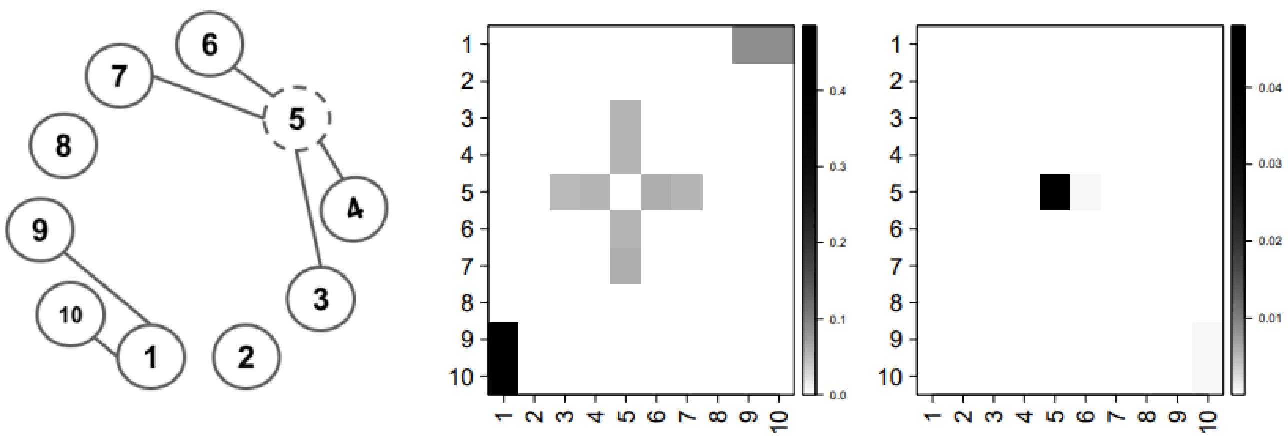


Figure 4: NonStGM selection with node-wise regression for a $p = 10$ dimensional system. [Left]: True graph structure. [Middle]: Heat map of $\hat{W}_{self}$ showing conditional noncorrelation captured by the edges. [Right]: Heat map of $\hat{W}_{other}$ showing conditional nonstationarity of node 5. Results are aggregated over 20 replicates.

Sklep

- Področje vzročnega sklepanja je še mlado in dokaj neraziskano področje, posebej v matematičnem smislu
- Napovedi so, da bo tvorilo *enega ključnih ogrodij* eksplozivnega razvoja umetne inteligence oziroma „dobe AI", v kateri naj bi se po nekaterih trenutnih izjavah že nahajali z razvojem velikih jezikovnih modelov (ChatGPT) – data science!
- Trenutno je razpeto med dva med seboj rivalska pristopa – potential outcome ter directed acyclic graphs (alternativi temu: Philip Dawid; T. Richardson in J. Robins: Single World Intervention Graphs/SWIG)
- Različni pogledi v statistiki in ekonometriji; povezave z verjetnostjo
- Trenuten razvoj grafičnih modelov, ki so v ospredju raziskovanj (npr. MPDAG, CPDAG, PAG, MAG)
- Trenutno osrednje teme pristopa potencialnih izidov: multivalued treatments; metode sintetičnih kontrol; povezave z Bayesovimi pristopi in strojnim učenjem (heterogenost tretmajev in drugačni načrti/dizajni vzročnih študij)
- Področje, ki obeta velikanski razvoj v prihodnjih letih!

Najlepša hvala za poslušanje (in vprašanja)!

srakara@ier.si