

Mediatie-analyse

Onderzoekslab SOC / BK

Online Colleges

Harry BG Ganzeboom

6-9 april 2020

Versie 3 (5 augustus 2020)

Citatie: Ganzeboom, Harry BG (2020). *Mediatie-analyse. College-aantekeningen MA-cursus Onderzoekslab*. Amsterdam: Vrije Universiteit.

<http://www.harryganzeboom.nl/Teaching/index.htm>. Geraadpleegd: datum.

AGENDA

- Kennismaking, zoom, organisatie van de cursus
- Mediatie: voorbeelden
- Review van OLS regressie
- Mediatie: een eenvoudig voorbeeld (Stappenplan 1)
- Mediatie: een minder eenvoudig voorbeeld (Stappenplan 2)
- Mediatie met Process
- Mediatie met Stata SEM

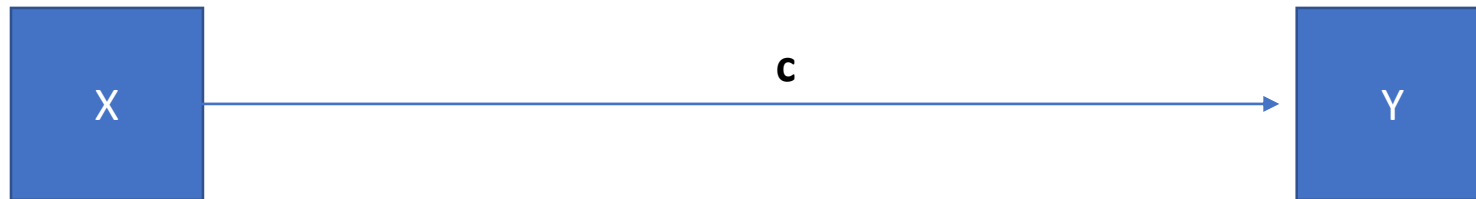
Kennismaking

- Roll call (presentielijst).
- Zoom
- Opname
- Vice-voorzitter
- Chat
- Hand opsteken
- Share screen

Organisatie van de cursus

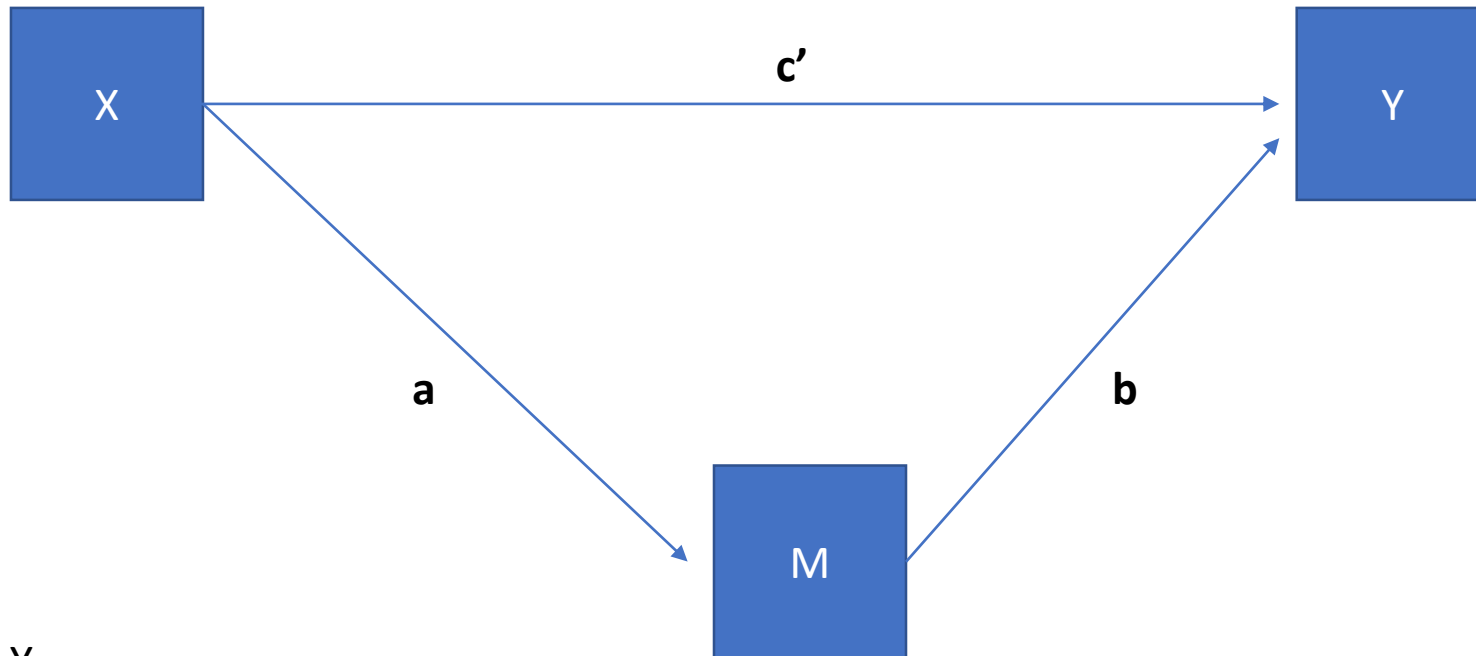
- Twee colleges (MA + WO – 11:00-13:00)
- Twee ‘practica’ (MA + WO – 14:30-16:30)
- Literatuur
- Practicumverslagen (DI – DO)
- Eindopdracht (volgende week dinsdag)
- Beoordeling:
 - 40% Participatie: aanwezigheid, tijdige inlevering van practicumverslagen
 - Participatiecijfer: 7.5 – aantal missers
 - 60% Eindopdracht beoordeeld op kwaliteit

Mediatie = indirect effect



X beïnvloedt Y met sterkte **c**

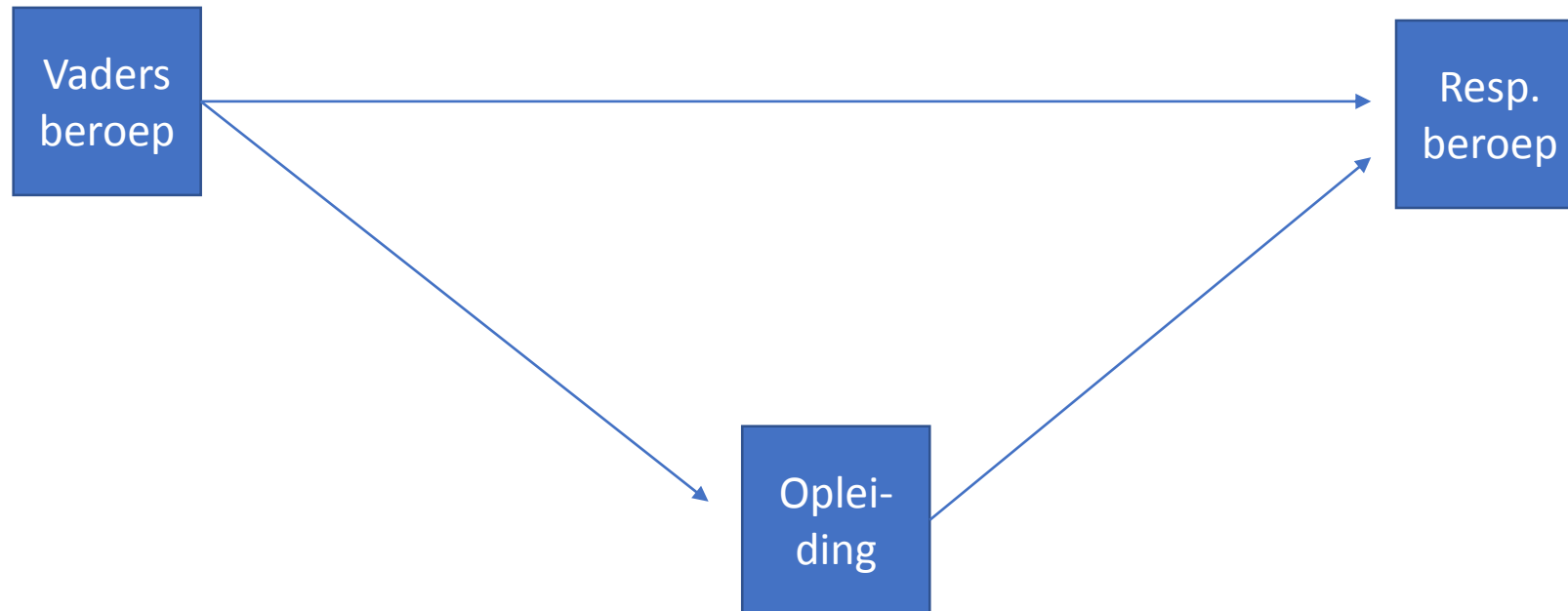
Mediatie = indirect effect



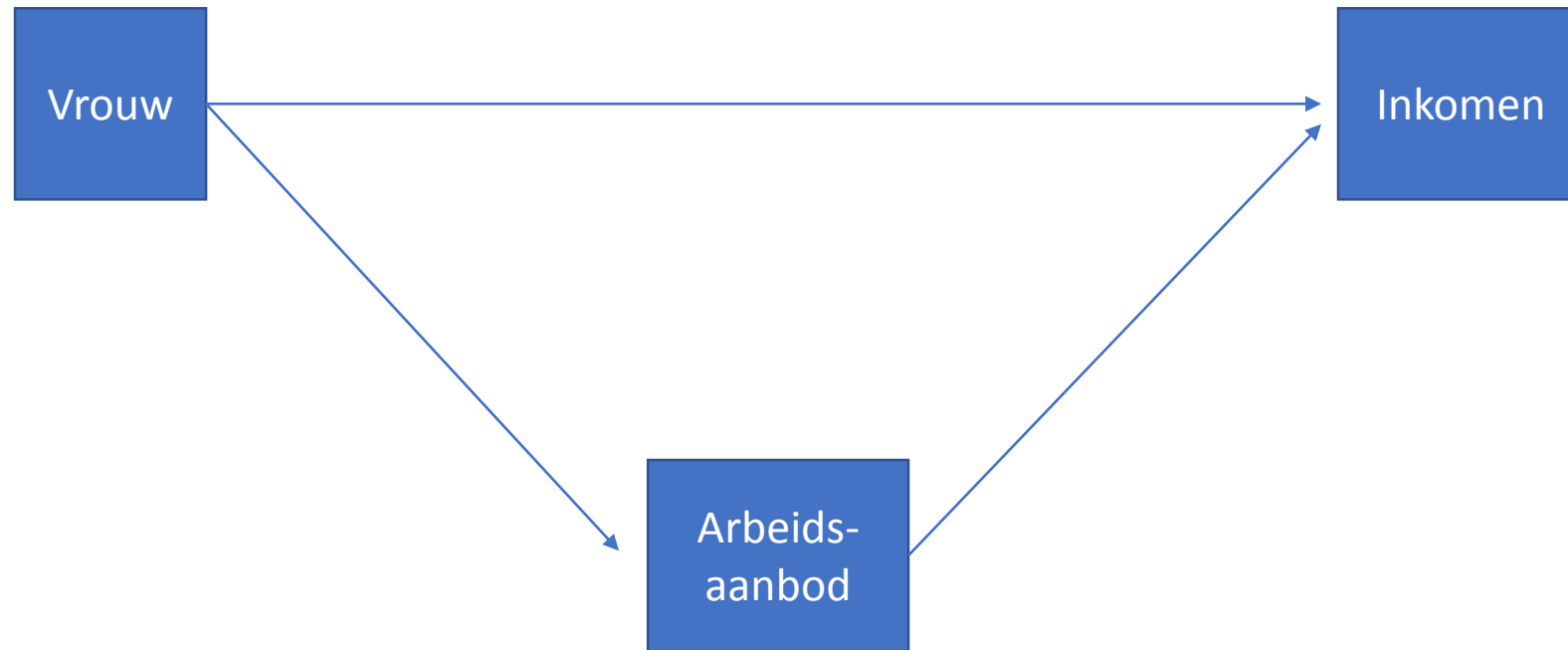
De invloed van X op Y
verloopt (deels) via M.

VOORBEELDEN

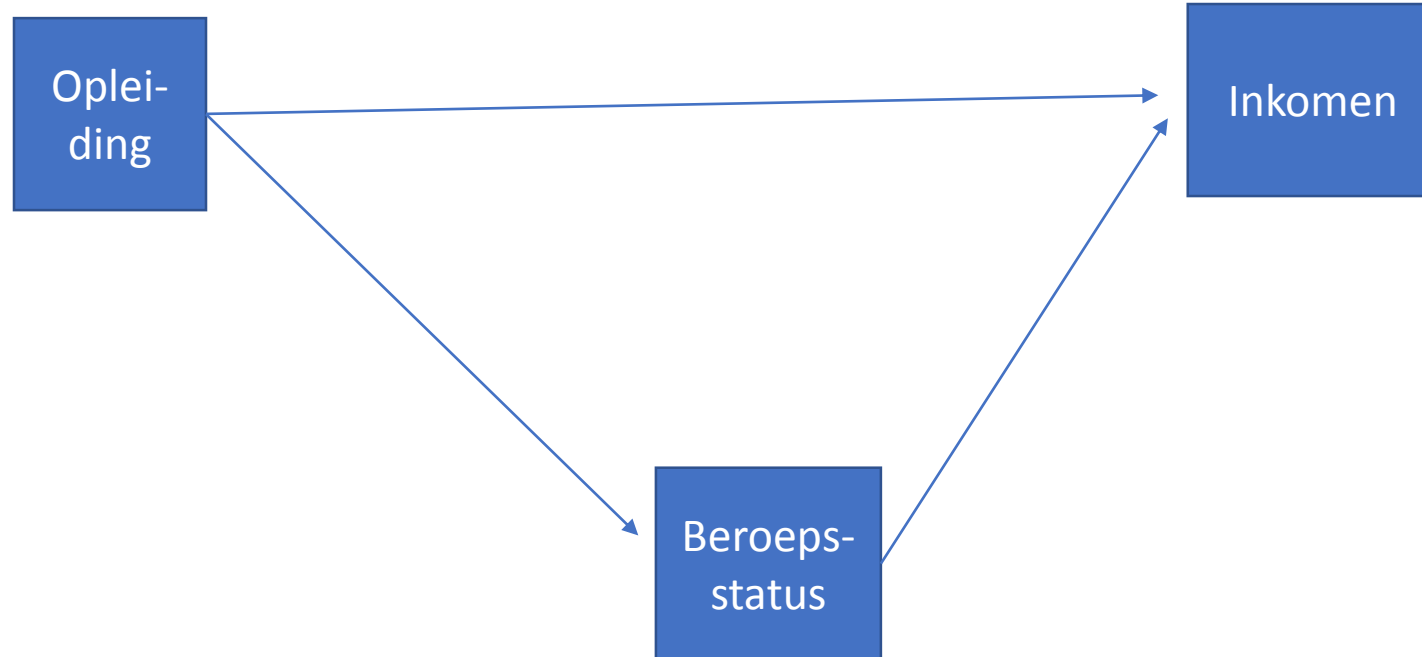
Intergenerationele reproductie van beroep



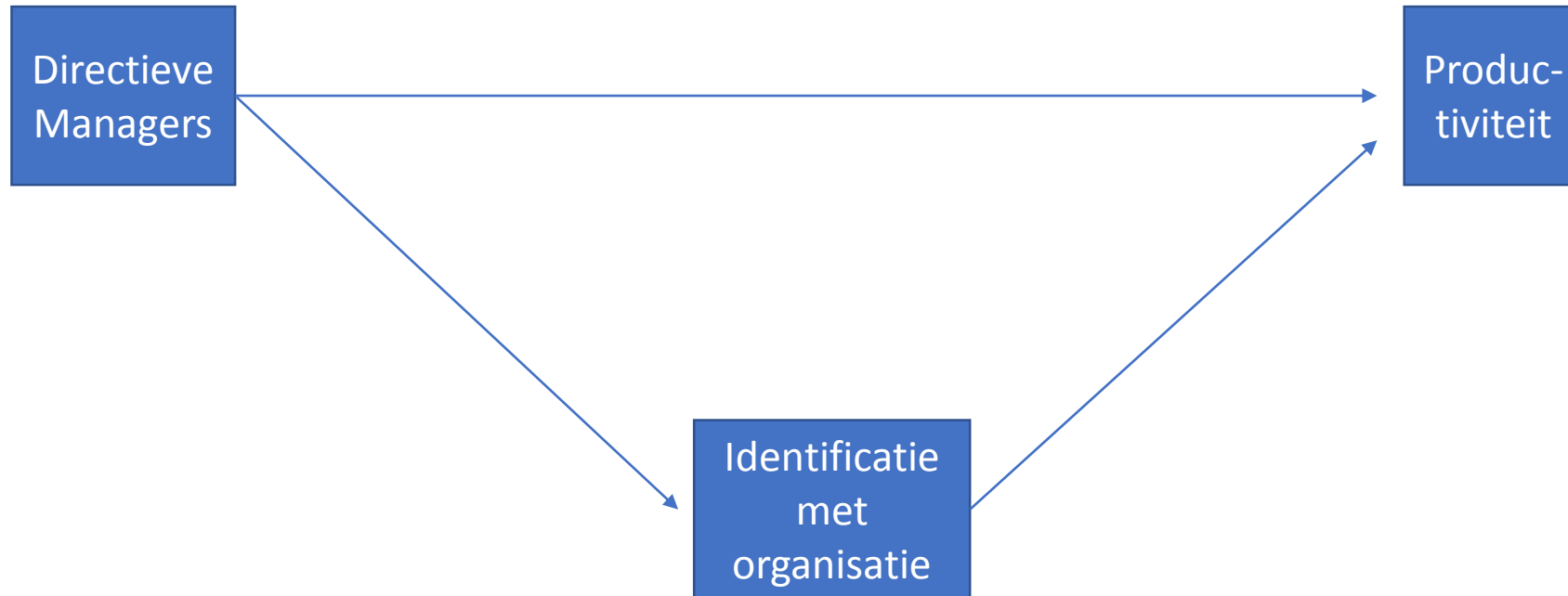
Inkomensverschillen tussen mannen en vrouwen



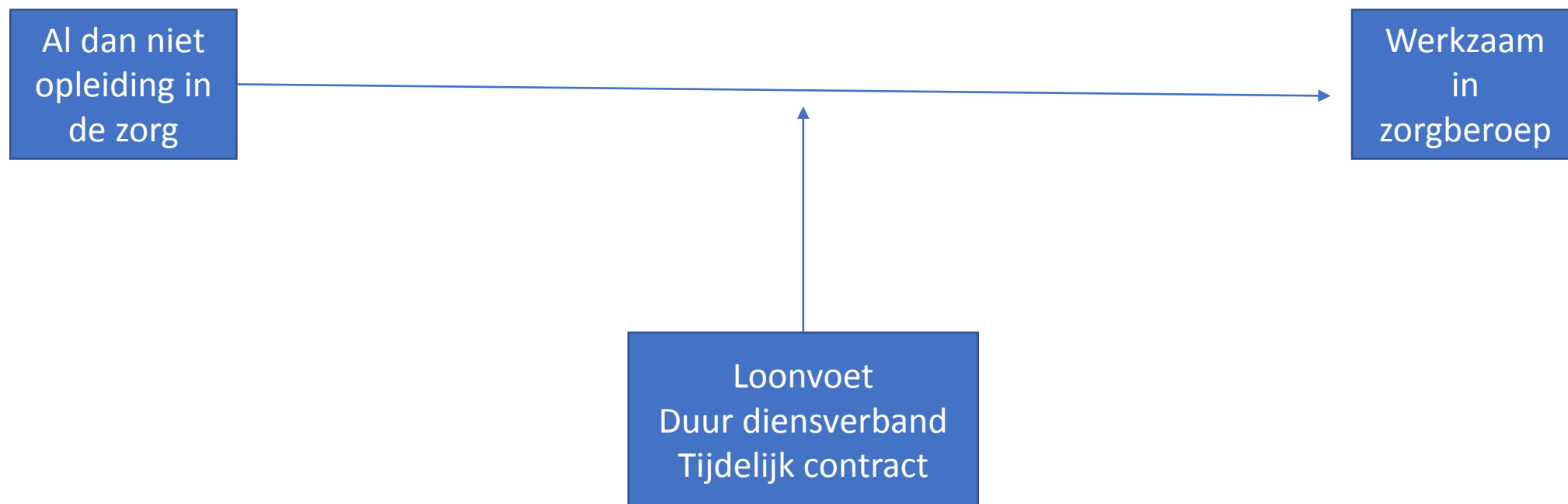
Returns to education



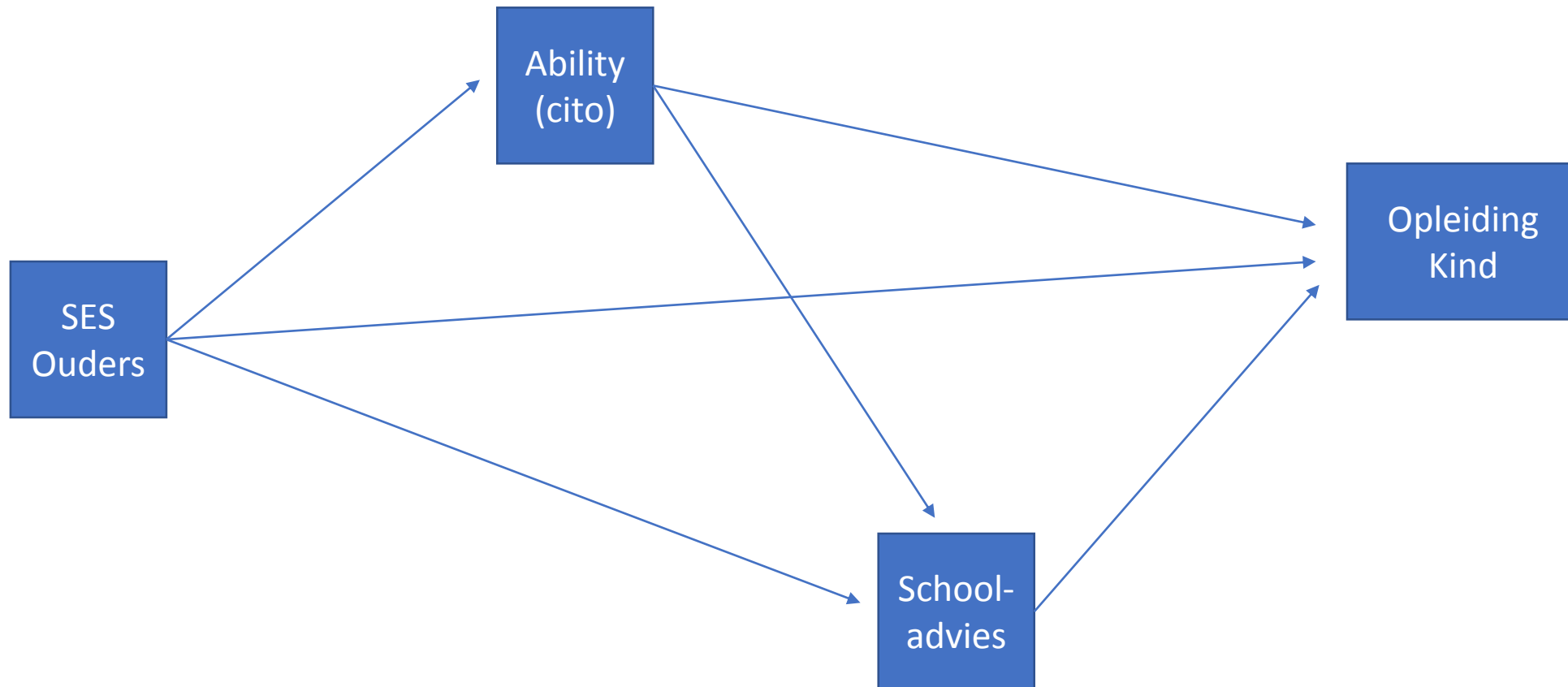
Leiderschapsstijlen



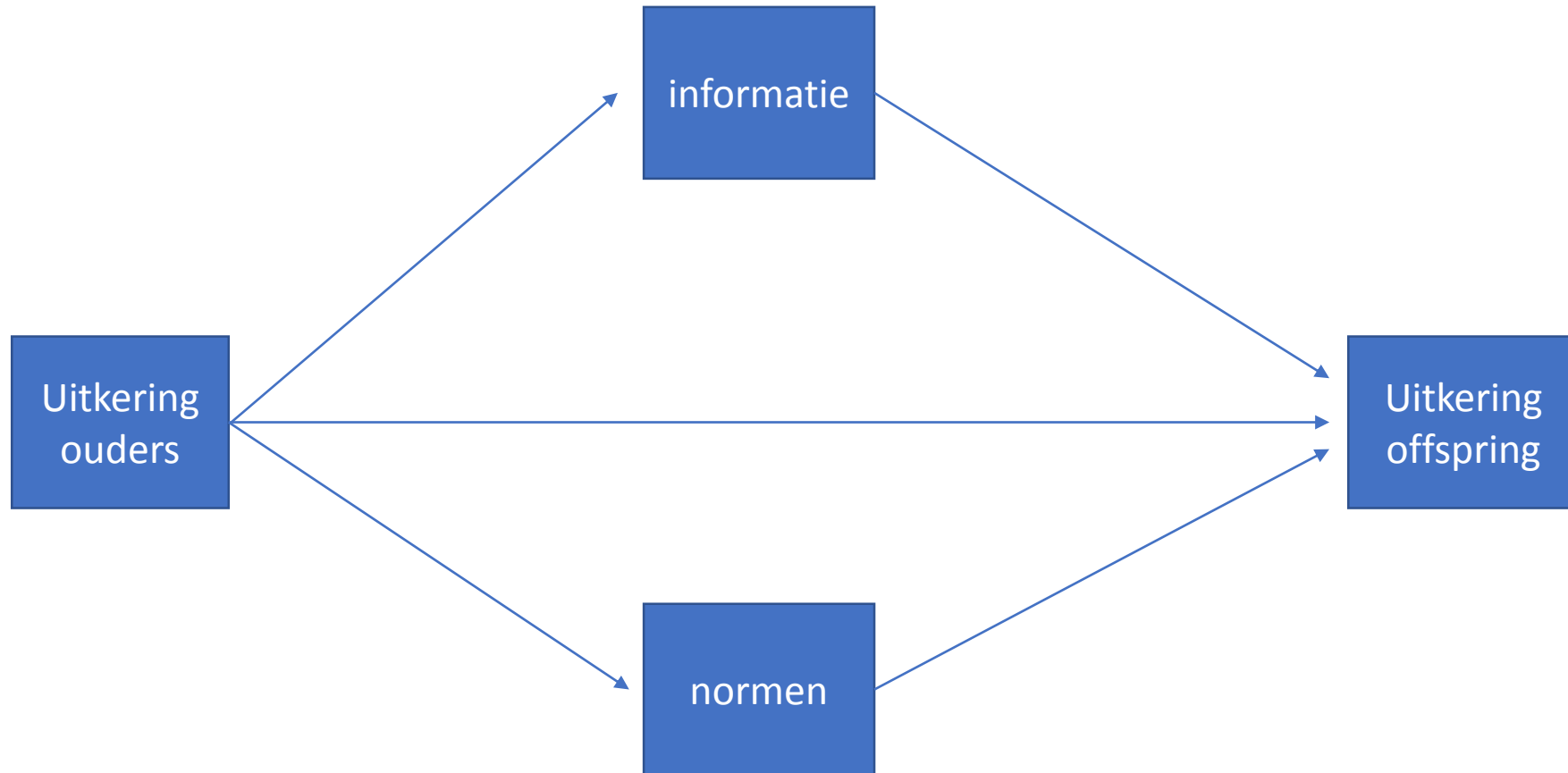
Intrede in / uittrede uit zorgberoepen



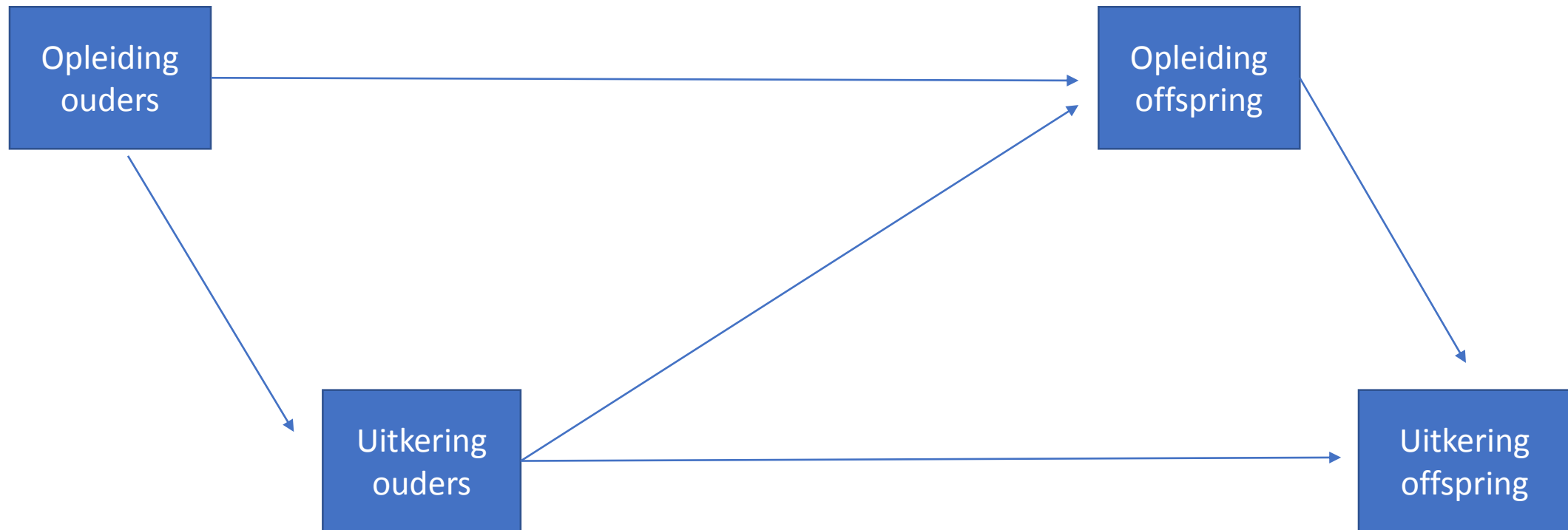
Ongelijkheid in opleidingsuitkomsten



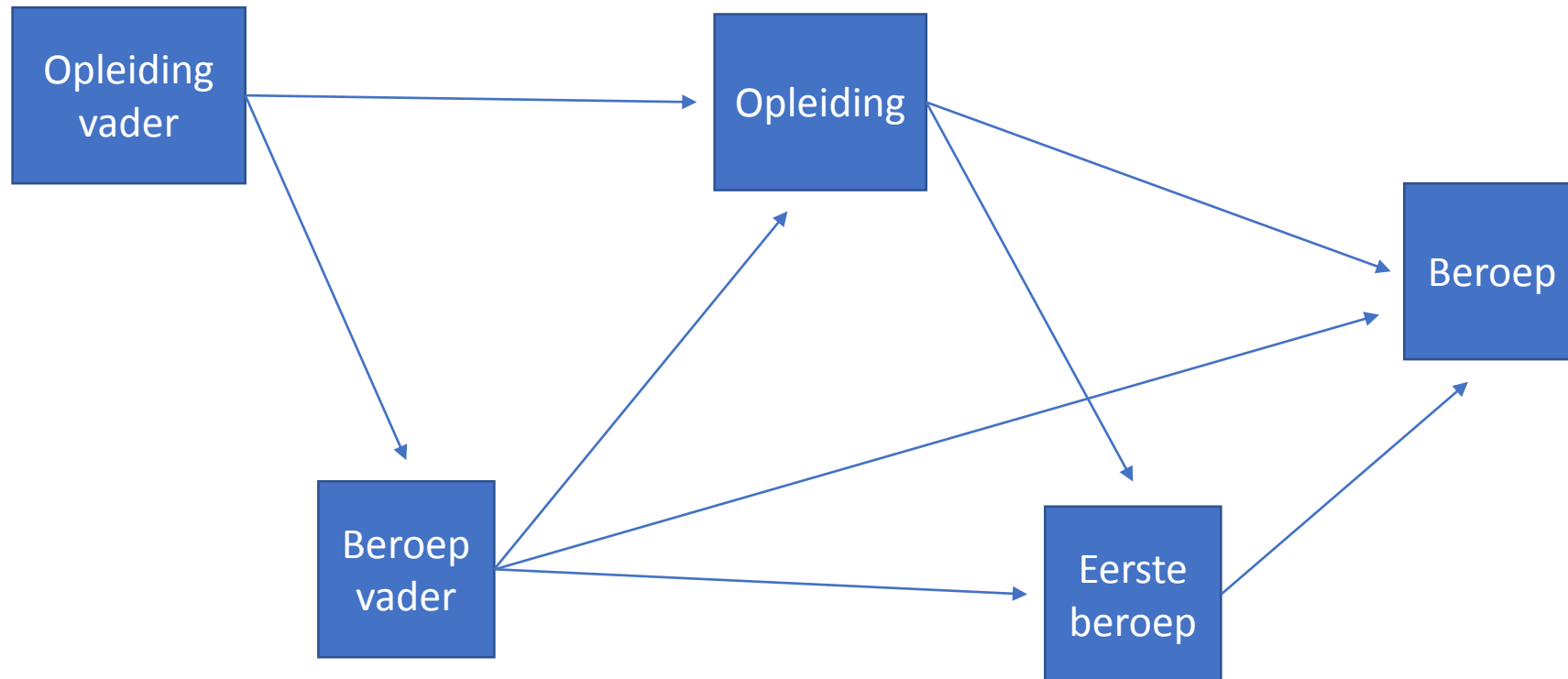
Overdracht van uitkeringen



Overdracht van uitkeringen



Blau-Duncan status attainment model



Blau-Duncan status attainment model

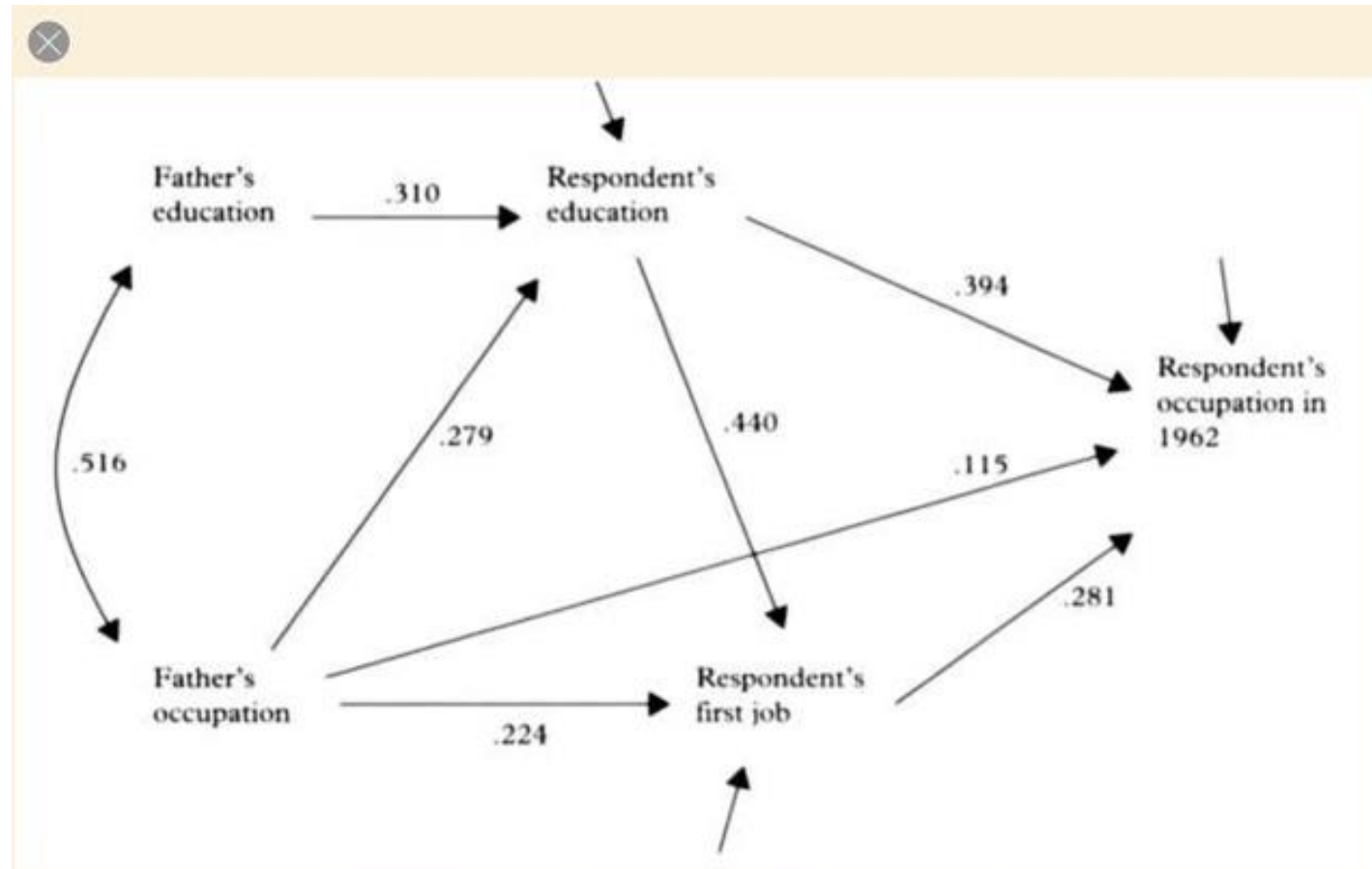


Figure 5.1. Blau and Duncan's (1967) path model of the process of stratification.

Hoe bereken je een mediatiemodel?

- Mediatie kun je berekenen met gewone (OLS) lineaire regressiemodellen, zoals beschikbaar in SPSS.
- Er zijn evenwel complicaties waarvoor je beter terecht kunt in specialistische software die niet (standaard) in SPSS beschikbaar is:
 - Structural equation models [SEM] die kunnen worden berekend in Stata, Mplus, Lisrel, Amos, Lavaan.
 - Process, een SPSS add-on geproduceerd door Andy Hayes:
 - Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36, 717–731. <https://doi.org/10.3758/BF03206553>.
- Als je eenmaal SEM beheerst is Process overbodig.

REGRESSIE-ANALYSE [HET LINEAIRE MODEL]

Regressie: lineaire modellen

- $Y = B_0 + B_1 * X_1$ enkelvoudige regressie [*simple regression*]
- Beter naam: lineair model
- Beter formules:
$$\hat{Y} = B_0 + B_1 * X_1$$
$$Y = B_0 + B_1 * X_1 + \text{residu}$$
- Residu: $(Y - \hat{Y})$.
- Kleinste kwadraten (OLS): $\text{SOM}((Y - \hat{Y})^2) \rightarrow \text{minimaal}$.
- B_0 : constante, intercept
- B_1 : slope, hellingshoek
- $R^2 = \text{verklaarde variantie} = 1 - (\text{residuele SS} / \text{totale SS})$.
- Adj. R^2 : correctie voor bij toeval verklaarde variantie.

B en Beta

- Regressie modellen hebben een ongestandaardiseerde en gestandaardiseerde vorm: B en Beta.
- In gestandaardiseerde regressie:
 - Zowel Y als X gestandaardiseerd: $z(Y)$ en $z(X)$.
 - $z(X) = (X_i - \text{mean}(X)) / \text{SD}(X)$: geeft de score van i weer in “eenheden standaarddeviatie”.
- Gestandaardiseerde regressie heeft als intercept: 0,0.
- De eenheid van Beta is dezelfde als correlatie r: eenheden SD.
- Beta geeft onmiddellijk de **sterkte** (“effect size”) van een lineaire samenhang.

Inferentiële statistiek

- SE = Standard Error = Sampling Error = SD van sampling distribution.
- Sampling distribution: normal → als we SE weten, kunnen we kansen op uitkomsten aflezen aan (standaard)normale tabel / Table of t.
Daarmee kun je:
 - Schatten: $CI_{95}(B) = B \pm 1.96 * SE$
 - Toetsen: $t = B / SE$
- B is statistically significant if $|t| > 1.96$ with $p < .05$ (two-tailed).
- Statistically significant: reject H_0 .

Multiple regression: meervoudige regressie

- $Y = B_0 + B_1 * X_1 + B_2 * X_2 + (..) + B_k * X_k$
- B_1, B_2, B_k zijn de partiële 'effecten' van X_1, X_2, X_k op Y – waarbij de andere X -variabelen constant zijn gehouden.
- Constant houden: controleren van, met uitschakeling van de effecten van .
- 'Effect': regressie heeft niet noodzakelijk een oorzaak → gevolg interpretatie. Het is eigenlijk zuiverder om te spreken van partiële associatie, of partiële correlatie.
- Regressie-analyse is de meest gebruikte manier van constant houden, maar er zijn er meer:
 - Tabelsplitsing
 - Matching.

Tabelsplitsing

- (niet behandeld, zie College 2017).

Matching

- (niet behandeld)

DE ALGEBRA VAN CAUSALE MODELLEN

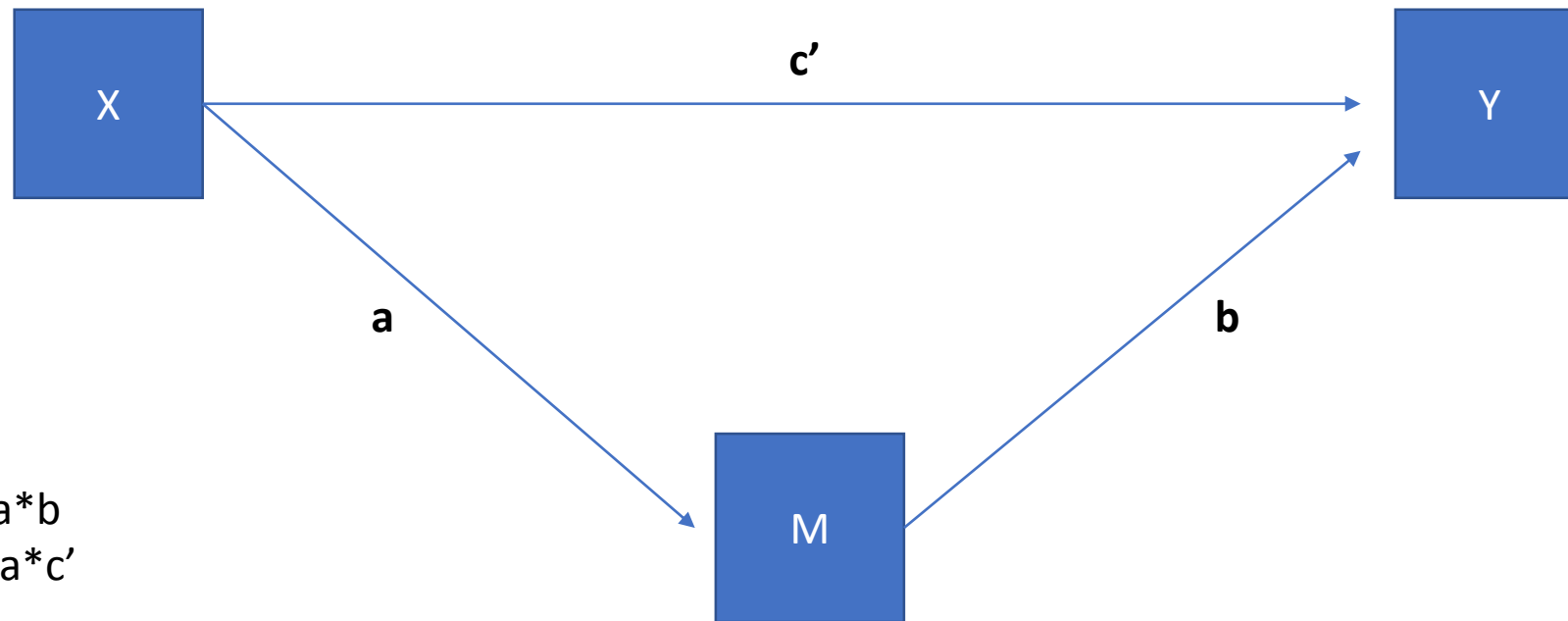
Correlatie impliceert causatie

- Als twee variabelen met elkaar correleren, komt dat altijd door de ene of andere vorm van causatie (oorzaak \rightarrow gevolg). Er zijn (slechts!) drie mogelijkheden:
 - $X \rightarrow Y$ Causation
 - $Y \rightarrow X$ Reversed causation
 - $C \rightarrow X, Y$ Spurious causation.(Ook combinaties zijn mogelijk.)
- De taak van de wetenschapper is om achter geobserveerde correlaties het causaal proces te vinden. We **zien** de samenhangen, maar willen concluderen welke mechanismen daarachter ***schuilgaan***.

Causaliteit

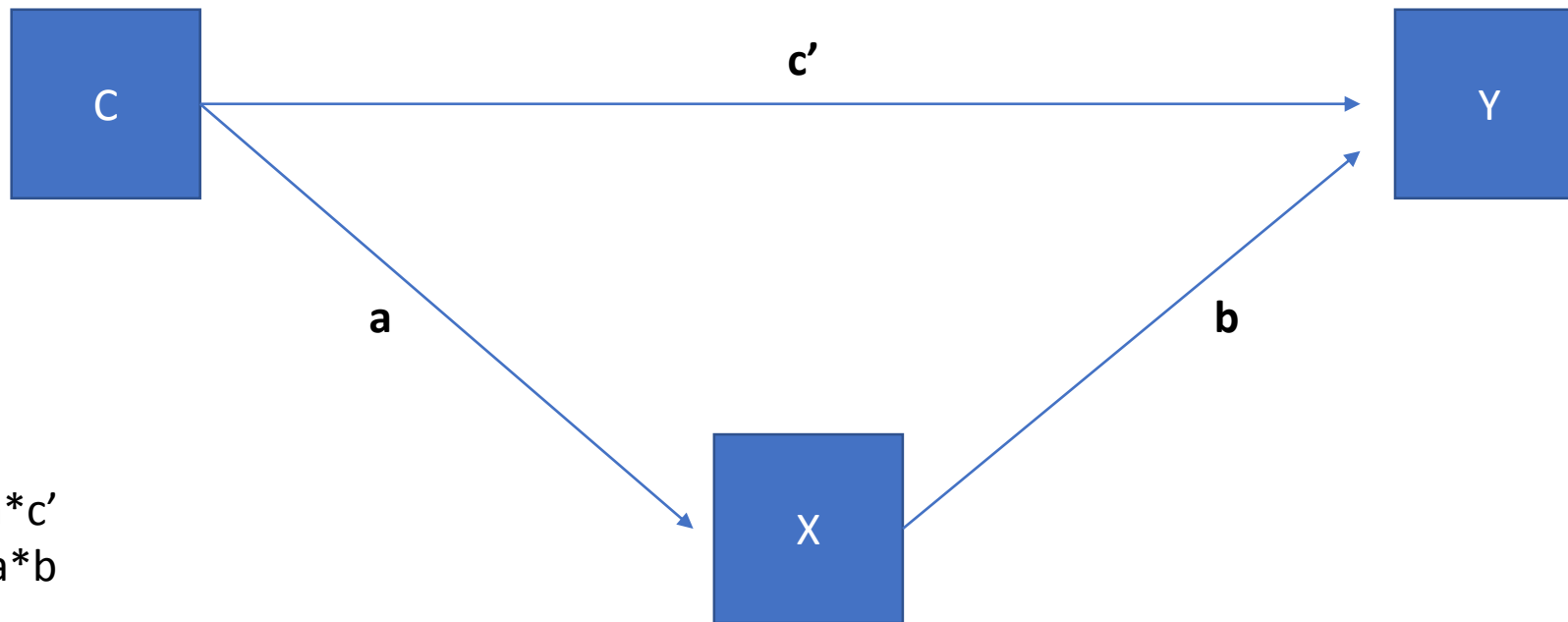
- Samenhang tussen X en Y heeft een oorzaak-gevolg interpretatie, als:
 - Reversed causation ($Y \rightarrow X$) kan worden uitgesloten;
 - Spurious causation (invloed van alle gemeenschappelijke oorzaken C ('confounders') van X en Y) kan worden uitgesloten.
- Let op dat dit twee verschillende voorwaarden zijn:
 - Reversed causation wordt doorgaans uitgesloten door design, waaruit we weten dat X voorafgaat aan Y.
 - Spurious causation wordt uitgesloten door:
 - Experimenteel design
 - Meten van (alle) C en deze constant houden.

Het algemene causale model: mediatie



$$\begin{aligned}r(YX) &= c' + a*b \\r(YM) &= b + a*c' \\r(MX) &= a\end{aligned}$$

Het algemene causale model: confounding



$$\begin{aligned}r(YX) &= b + a * c' \\r(YC) &= c' + a * b \\r(XC) &= a\end{aligned}$$

Algemene pad-decompositie

- Correlatie = direct effect + indirect effecten + spurious effecten
- Indirecte en spurious effecten zijn beide een vermenigvuldiging van hun twee onderdelen.
- Indirect effecten zijn een **chain**.
- Spurious effecten zijn een **fork**.
- Met deze algebra je de partiële effecten vinden die je ook met regressie-analyse kunt vinden. Op de algebra berust SEM analyse.
- De algemene pad-decompositie werkt alleen goed voor lineaire modellen. Het werkt niet (goed) bij logistische modellen.

Geschiedenis causale analyse met padmodellen

- Deze algebra is uitgevonden door een geneticus:
 - Wright, S. (1921). Correlation and Causation. *Journal of Agricultural Research*, 20(7), 557–585.
 - Wright, S. (1934). The method of path coefficients. *The Annals of Mathematical Statistics*, 5(3), 161–215. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177732676>
- Introductie in de sociologie:
 - Duncan, Otis Dudley, and Robert W. Hodge. "Education and occupational mobility. A regression analysis." *American Journal of Sociology* 68, no. 6 (1963): 629-644.
 - Duncan, O. D. (1967). The Process of Social Stratification. In P. M. Blau & O. D. Duncan (Eds.), *The American Occupational Structure* (pp. 152–205). New York: Wiley.
 - Alwin, D. F., & Hauser, R. M. (1975). The Decomposition of Effects in Path Analysis. *American Sociological Review*, 40(1), 37-47. <https://doi.org/10.2307/2094445>
- Generalisatie tot SEM:
 - Jöreskog, K.G., 1969. A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 34(2), pp.183-202.
- Recent veel aandacht:
 - Pearl, J., 2009. *Causality*. Cambridge University Press.
 - Pearl, J. and Mackenzie, D., 2018. *The book of why: the new science of cause and effect*. Basic Books.

MEDIATIE (INDIRECTE EFFECTEN)

Mediatie

- We spreken van mediatie wanneer een causaal effect $X \rightarrow Y$ verloopt via een **tussenliggende variabele** M : $X \rightarrow M \rightarrow Y$.
- Mediatie vertelt ons **hoe** X van invloed is op Y . Het belicht een **mechanisme** hoe X tot Y leidt.
- Het opsporen van mediatie is een kerndoel van wetenschappelijk onderzoek. Het toetst een verklaring.
- Mediatie vaak partieel: je komt een deel van de werkzame mechanismen op het spoor.
- Totaal effect: $X \rightarrow Y$
- Indirect effect: $(X \rightarrow M) * (M \rightarrow Y)$
- Direct effect: $X \rightarrow Y \mid \mid M$.
- Direct en indirect effect zijn soms misleidende termen. Alternatieven:
 - Onverklaard en verklaard effect;
 - Residueel en gemedieerd effect.

Mediatie eenvoudig: Baron & Kenny

- De eenvoudige standaardmethodologie is gepopulariseerd door:
 - Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173–1182. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.51.6.1173>
- Er zijn met deze methodologie meerdere problemen. Zie:
 - Hayes, A. F. (2009). Beyond Baron and Kenny: Statistical Mediation Analysis in the New Millennium. *Communication Monographs*, 76(4), 408–420. <https://doi.org/10.1080/03637750903310360>
- Baron & Kenny zijn er bovendien voor verantwoordelijk dat mediatie en moderatie voortdurend in één adem worden genoemd. Dit leidt tot veel verwarring.

Mediatie en moderatie hebben niet zoveel met elkaar te maken; het zijn geen alternatieven.

- Mediatie gaat over indirecte effecten; moderatie gaat over interactie-effecten.
- Bij mediatie vraag je je af in welke mate een effect $X \rightarrow Y$ verloopt via M: je bent geïnteresseerd in de sterkte $(X \rightarrow M) * (M \rightarrow Y)$.
- Bij moderatie vraag je je af welke mate de sterkte van een effect $X \rightarrow Y$ afhangt van een derde variabele C, dat wil zeggen of $X \rightarrow Y$ sterker of zwakker wordt als C varieert.
- De combinatie van mediatie en moderatie kan wel: moderated mediation. In dit geval vraag je je af of het indirecte effect $X \rightarrow M \rightarrow Y$ sterker of zwakker wordt als C varieert.
- Zowel mediatie als moderatie ga je te lijf met lineaire regressiemodellen, maar dit zijn verschillende modellen:
 - Mediatie: $Y = B_0 + B_1 * X + B_2 * M + B_3 * C$
 - Moderatie: $Y = B_0 + B_1 * X + B_2 * C + B_3 * C * X$

Stappenplan mediatie 1 (eenvoudig)

- Stap 1: Kies X Y en M (bepaal causale volgorde).
- Stap 2: Beschrijf X M Y: univariate descriptives + correlaties
- Stap 3a: Bereken: $Y = B_0 + B_1 * X$ (totaal effect **c**)
- Stap 3b: Bereken: $Y = B_0 + B_1 * X + B_2 * M$ (partiële effecten **c'** en **b**)
- Stap 4: Bereken: $M = B_0 + B_1 * x$ (effect **a**).
- Stap 5: bereken indirect effect: **c-c' = a*b**
- Stap 6: bereken SE van het indirect effect **a*b** via Sobel-test / toets significantie van indirect effect via Sobel-test.

SPSS voorbeeld

- (zie syntax)

Complicaties

1. Onzekerheden over causale volgorde van X M Y.
2. Wederzijdse / feedback effecten.
3. Confounders C.
4. Missing values
5. Mediatie met onbetrouwbaar gemeten M.
6. Meervoudige mediatie (meer dan een M).
7. Moderated mediation.
8. Mediatie met categorische X.
9. Mediatie met categorische M.
10. Mediatie met categorische Y (logistische regressie).

CAUSALE VOLGORDE

Complicatie #1: causale volgorde (1)

- De basis van elke mediatie model is de assumptie van **causale volgorde** van X M Y (en C).
- Het is een **assumptie**. Je kunt causale volgorde NIET zien aan de getallen die je verkrijgt uit je statistische bewerkingen.
- Je kunt je assumptie wel **beargumenteren**. Het belangrijkste (maar niet enige argument) is tijdsvolgorde: C gaat vooraf aan X; X gaat vooraf aan M; M gaat vooraf aan Y.
- Davis (1981) geeft andere gangbare argumenten:
 - Stabiel veroorzaakt veranderlijk, niet andersom
 - Algemeen veroorzaakt bijzonder, niet andersom
 - Macro veroorzaakt micro, niet andersom.
- Merk op dat de causale volgorde assumptie hetzelfde is als het uitsluiten van **reversed causation**.

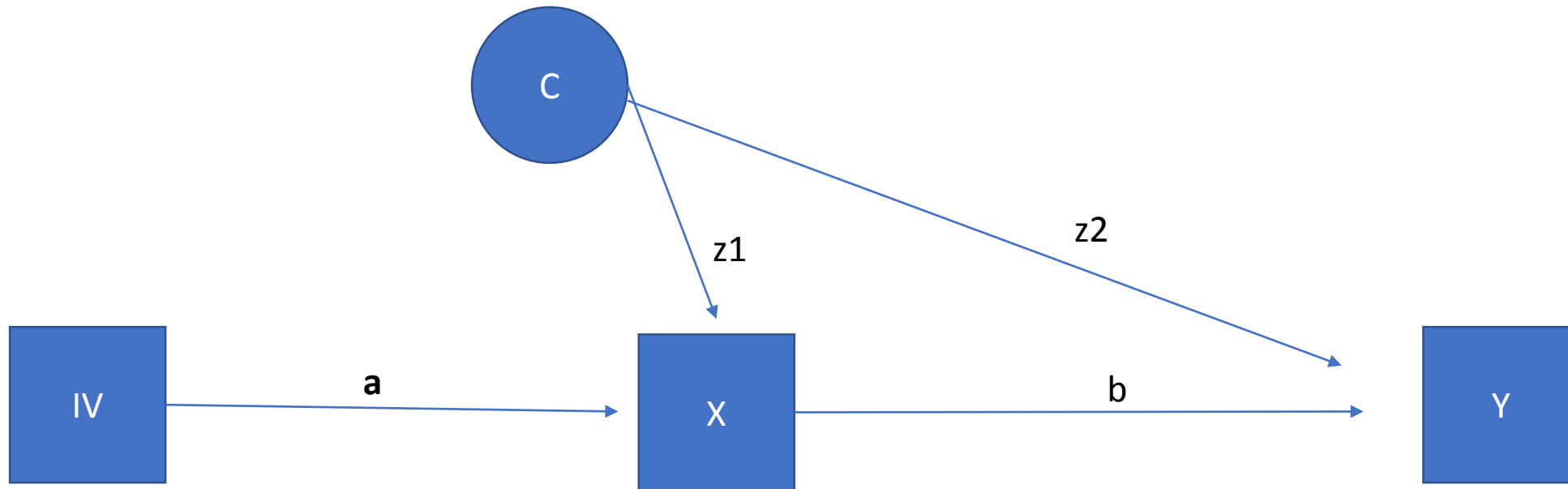
Complicatie #1: causale volgorde (2)

- Maar wat nu als je de causale volgorde van je variabelen niet (zeker) weet?
- Dan ben je een **mislukte onderzoeker**: je hebt je onderzoek niet goed ontworpen – je kunt nl. causale vragen niet goed beantwoorden.
- “Maar wat als er (kleine) feedback effecten kunnen optreden? Dat kan toch ook in het echt zo zijn?”
- “Ik kan toch een veronderstelling (scenario) maken over causale volgorde en ‘hypothetische’ indirecte effecten uitrekenen? Is dat dan niet zinvol?”

Complicatie #1: Causale volgorde (3).

- Er bestaan designs in observatiedata die met wederzijdse effecten kunnen omgaan.
- Economen maken vaak gebruik van **instrumentele variabelen**.
- SEM modellen kunnen onder bepaalde voorwaarden **wederzijdse causaliteit** modelleren.
- Beide methoden berusten op de assumptie van volledige mediatie.
- Beide methoden hebben last van een gering onderscheidend vermogen: je hebt (zeer) veel data nodig om er iets uit concluderen.

Instrumentele variabelen methode

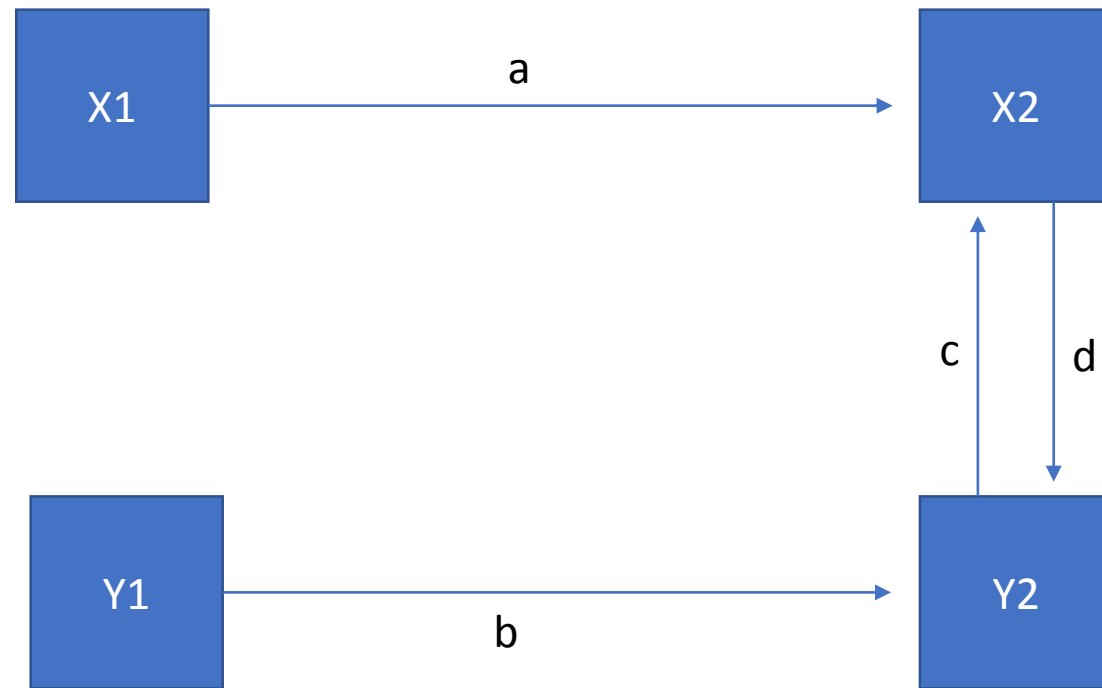


$$r(IV,Y) = a*b$$
$$b = r(IV,Y) / a$$
$$r(XY) = b + z1*z2$$

Assumptie: geen
direct effect $IV \rightarrow Y$

Het model stelt je in staat b
te berekenen zonder C te meten;
het sluit ook reversed causation
 $Y \rightarrow X$ uit

Wederzijdse effecten in SEM panel model



Assumptie: geen
direct effect $X1 \rightarrow Y2$
en $Y1 \rightarrow X2$.

CONFOUNDERS

Complicatie #3: confounders

- In observatie-designs hebben we te maken met achterliggende variabelen.
- Het totale effect $X \rightarrow Y$ is alleen maar zuiver vast te stellen na constant houden van deze confounders C .
- De hoeveelheid mediatie $X \rightarrow M \rightarrow Y$ is alleen goed te berekenen als je het totale effect $X \rightarrow Y$ goed kunt berekenen.
- Confounders zijn **achterliggende** variabelen: wat betreft causale volgorde gaan ze vooraf aan X (en dus aan M en Y).
- Je moet **alle** confounders meten om een zuiver totaal effect te berekenen. Wel geldt: hoe meer des te beter.

Complicatie #3: confounders (2)

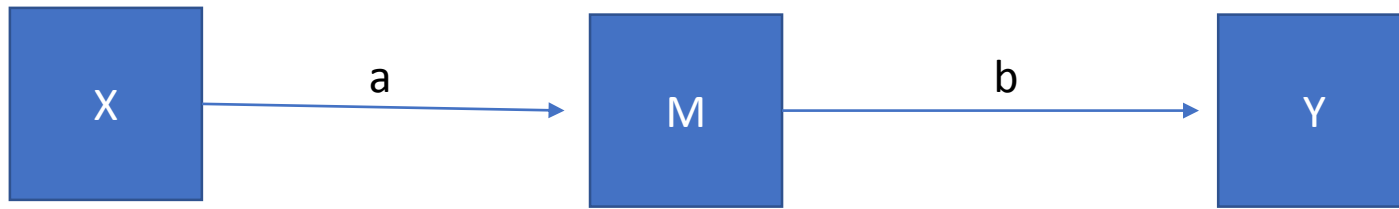
- Problemen met confounders:
 - Het is onmogelijk te weten welke achterliggende oorzaken er allemaal zijn.
 - Ook als je belangrijke confounding processes kunt beredeneren, is het vaak toch nog moeilijk om ze (goed) te meten.
 - In de praktijk wordt de rol van confounders vaak ofwel vergeten, dan wel verhaspeld met de rol van mediators. Dat is verraderlijk omdat statistische gezien confounders zich precies zo gedragen als mediators.

Mediatie en confounding

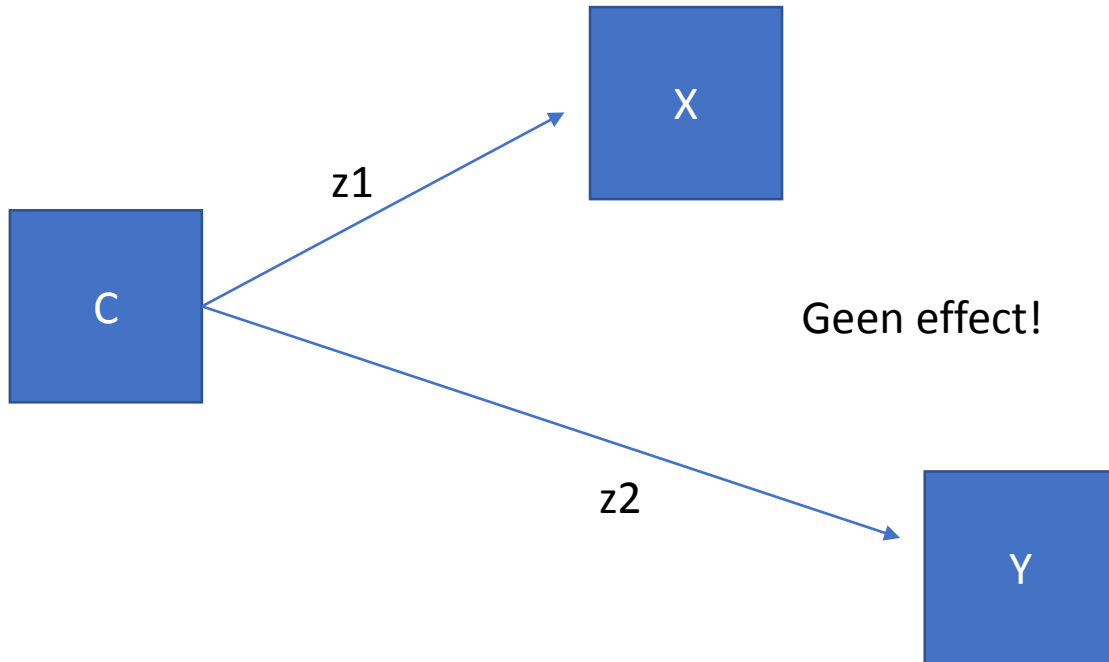
- Indirecte effecten (chain) en schijneffecten (fork) hebben dezelfde consequenties voor statistische uitkomsten: een 'total' effect verzwakt als je de mediator / confounder constant houdt.
- De interpretatie hiervan is echter radicaal verschillend:
 - Afzwakken van een effect bij controle van een confounder betekent dat er sprake is van een schijneffect (spurious causation)
 - Afzwakken van een effect bij controle van een mediator betekent dat je hebt verklaard hoe het effect tot stand komt.

Het door elkaar halen van deze twee dingen is niettemin endemisch in sociaal-wetenschappelijke analyses.
- Opnieuw: het verschil in interpretatie ligt NIET in de statistische uitkomsten, maar in de **assumptie** over causale volgorde.

The chain and the fork



$$r(YX) = a*b$$

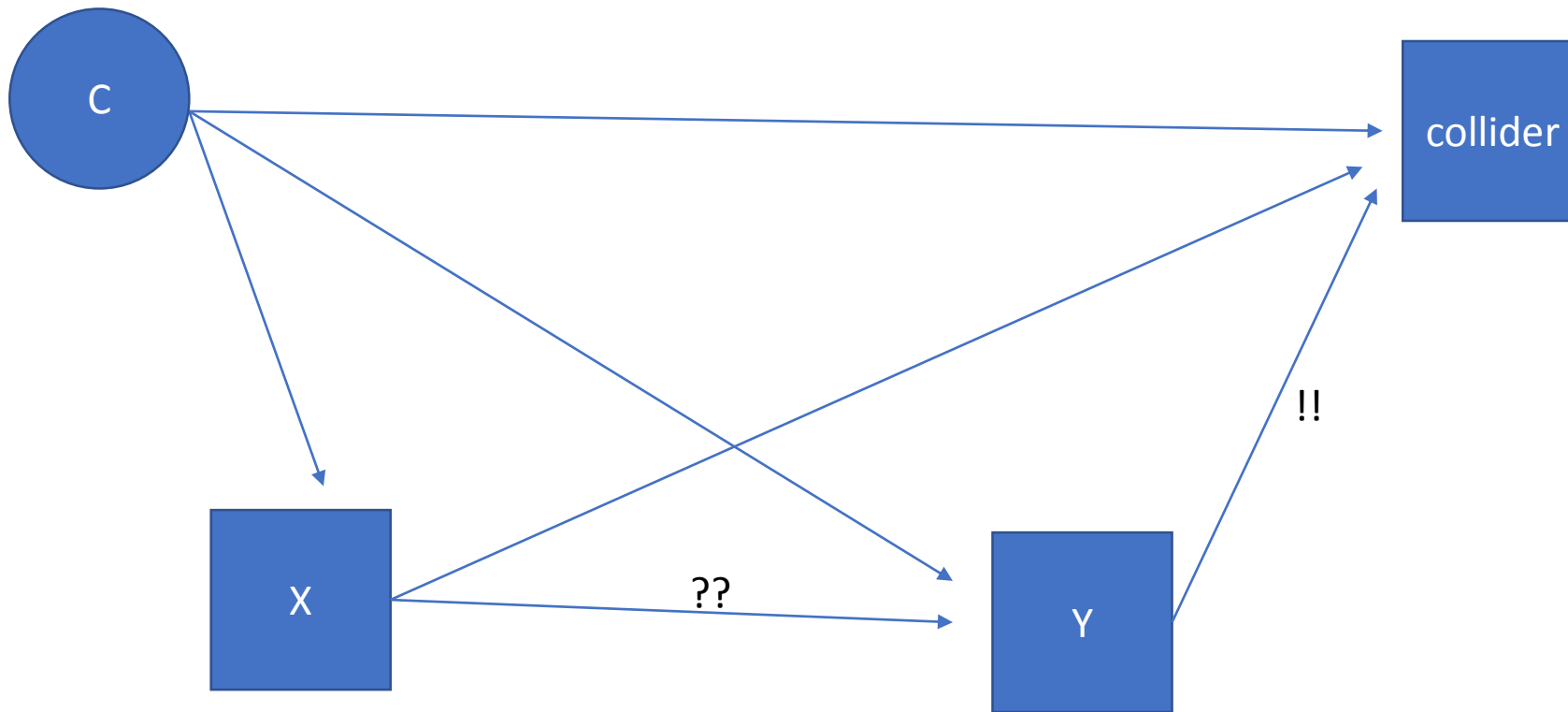


$$r(X,Y) = z1*z2$$

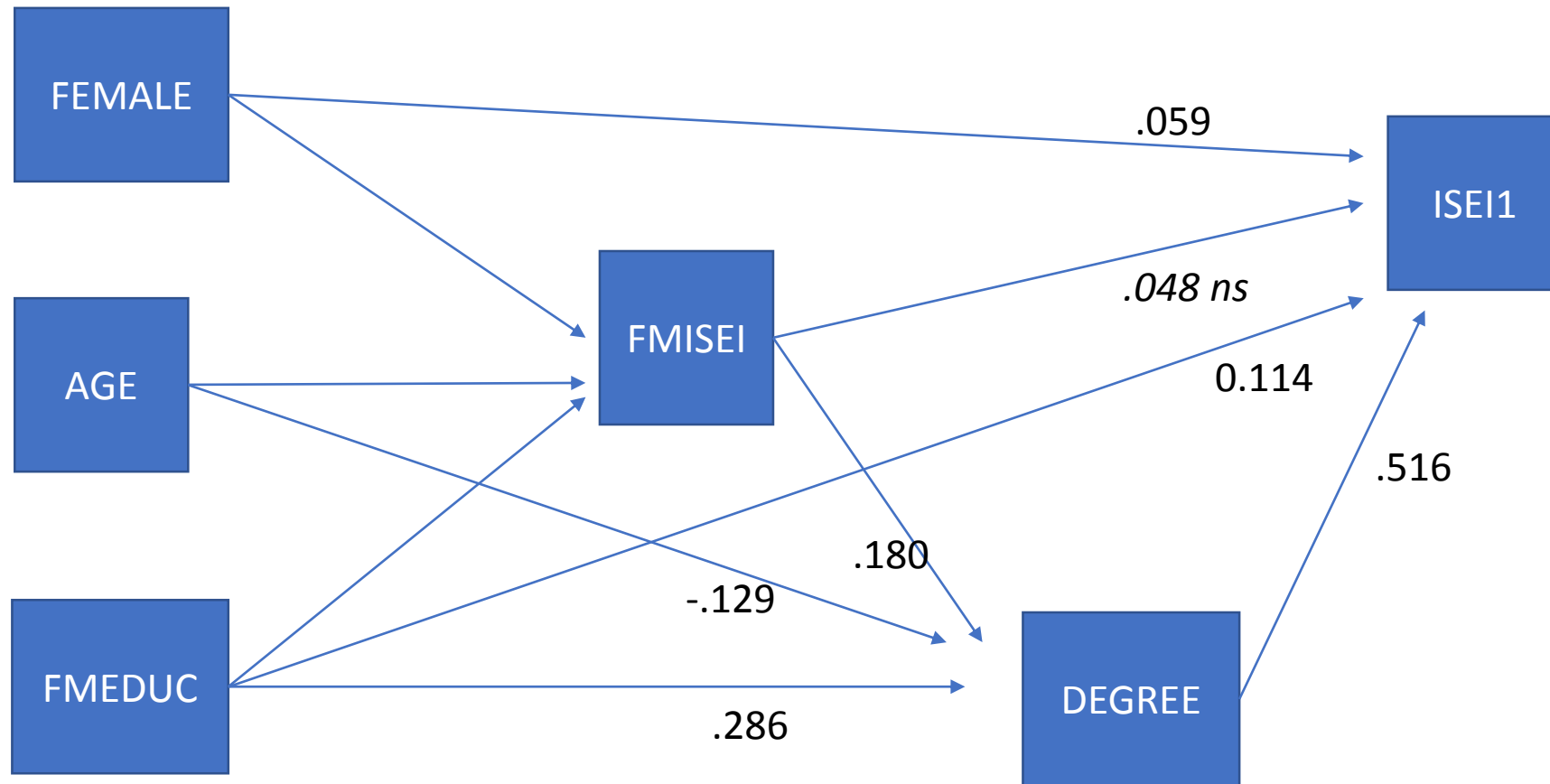
Collider variable: mediator èn confounder

- Een variabele waarin de invloed van een confounder samenkomt met uitkomst heet een 'collider' ('botsing').
- Het constant houden van een collider kan leiden tot merkwaardige uitkomsten.

Collider <https://en.wikipedia.org/wiki/Collider> (statistics)



Status attainment ISSP-NL 2014



MISSING VALUES

Complicatie #4: missing values

- Survey data worden vaak geplaagd door missing values.
- In SPSS kun je die zien via DESC en CORR. In beide gevallen kun je vragen om available cases ('pairwise deletion of MV') en complete cases ('listwise deletion of MV').
- Omdat regressie berust op correlaties kun je ook hier een listwise en pairwise variant opvragen.
- Het vergelijken van pairwise en listwise gegevens is een goede manier om iets te weten te komen over de twee problemen van MV:
 - Efficiëntie: hoeveel cases kan ik gebruiken? Is het OK als ik met minder cases genoeg neem?
 - Bias: gebruik ik de goede cases? Kom er iets anders uit als ik pairwise / listwise gegevens gebruik?
- Er is geen algemene richtlijn te geven wat je het beste kunt doen. Je moet er vooral over nadenken.
- Let op de specifieke mediatie-valkuil.

De mediatie MV valkuil.

- Mediatie-analyse in de meeste eenvoudige vorm vergt drie regressiemodellen:
 - $X \rightarrow Y$
 - $X, M \rightarrow Y$
 - $X \rightarrow M$
- Bij het optreden van MV kunnen deze drie modellen betrekking hebben op verschillende steekproeven (met verschillende N!).
- $X \rightarrow M$ wordt gerekend voor allen met een geldige waarde op X en M. $X, M \rightarrow Y$ voegt daaraan toe dat ook de waarden op Y geldig moeten zijn.
- Dit kan tot inconsistente schattingen van a, b, c en c' leiden, en ook de Sobel-toets helemaal in de war sturen.
- Je kunt de MV valkuil vermijden door een consistente filtering toe te passen.

MEETONBETROUWBAARHEID

Complicatie #5: meetonbetrouwbaarheid

- Variabelen worden nooit perfect gemeten.
- Meetfouten kunnen systematisch zijn (treden bij hermeting weer op) of random (treden bij hermeting niet weer op – er zijn dan weer andere meetfouten).
 - Systematisch meetfouten = invaliditeit = bias = je meet het verkeerde
 - Toevallige meetfouten = onbetrouwbaarheid = ruis = je ‘meet’ telkens iets anders en eigenlijk niks.
- Onbetrouwbare meting is in de empirische praktijk een belangrijker probleem dan invalide meting.

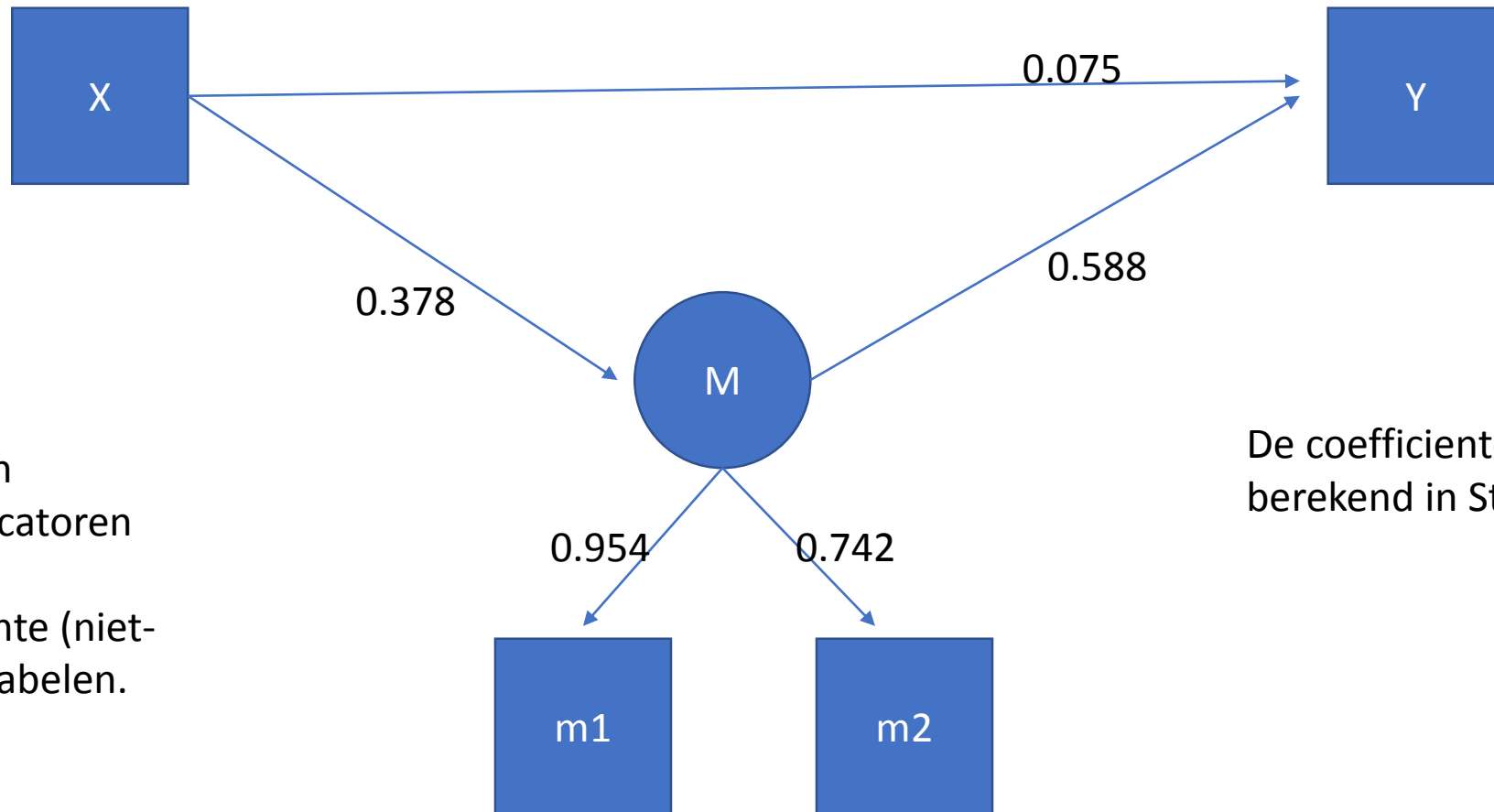
De rol van meetonbetrouwbaarheid in mediatie

- Meetonbetrouwbaarheid speelt een bijzonder verraderlijke rol in mediatiemodellen
 - Onbetrouwbaarheid van M verzwakt de mogelijke rol van M als mediator.
 - Dit is eigenlijk heel wiedes: onbetrouwbaarheid van M heeft geen consequenties voor het totale effect $X \rightarrow Y$, maar wel voor het indirecte effect $(X \rightarrow M) * (M \rightarrow Y)$. De onbetrouwbaarheid van M doet hierin zelfs 2x mee!
- Merkwaardig genoeg besteedt de literatuur hier weinig aandacht aan.
- De meetonbetrouwbaarheid van M is veel belangrijker dan die van X en Y.
- ***Datzelfde geldt voor de meetonbetrouwbaarheid van confounders C.***
- Veel mensen denken: meetonbetrouwbaarheid is altijd even vervelend. Maar dat is niet zo: het hangt sterk af van de positie van een variabele in een causaal model.

Remedies

- De beste remedie is zo betrouwbaar mogelijk te meten.
- De tweede remedie is voor onbetrouwbaarheid te corrigeren ('correction for attenuation'). Hiervoor moet je de meetbetrouwbaarheid precies weten.
- De derde (en beste) remedie is mediatie uit te rekenen in een latentvariabelen model met multiple indicatoren.
- De laatste twee remedies zijn eigenlijk alleen haalbaar binnen SEM modellen.

Mediatie model met latente mediator



m1 en m2 zijn
gemeten indicatoren

M is een latente (niet-
gemeten variabelen).

De coëfficiënten zijn
berekend in Stata SEM

Stata SEM model

```

-----
Standardized |           OIM
              | Coef.   Std. Err.   z   P>|z|   [95% Conf. Interval]
-----+-----
Structural
  iseil <-
    EDUC |   .5876419   .0277842   21.15   0.000   .533186   .6420979
    fmisei |   .0749092   .0295385    2.54   0.011   .0170147   .1328036
    _cons |   2.44147    .130536   18.70   0.000   2.185624   2.697316
-----+-----
  EDUC <-
    fmisei |   .3783686   .0289429   13.07   0.000   .3216416   .4350956
-----+-----
Measurement
  degree <-
    EDUC |   .9544549   .0182882   52.19   0.000   .9186107   .9902992
    _cons |   1.352747    .1132845   11.94   0.000   1.130714   1.574781
-----+-----
  educyrs <-
    EDUC |   .7420876   .0203039   36.55   0.000   .7022927   .7818825
    _cons |   3.065335    .1312553   23.35   0.000   2.808079   3.32259
-----+-----
  var(e.iseil) |   .6157542   .0285198           .5623185   .6742678
  var(e.degree) |   .0890158   .0349105           .0412705   .191997
  var(e.educyrs) |   .449306    .0301345           .3939607   .5124264
  var(e.EDUC) |   .8568372   .0219021           .8149674   .9008581
-----
LR test of model vs. saturated:  chi2(1)   =   0.23, Prob > chi2 = 0.6317

```

sem (fmisei -> iseil) (fmisei -> EDUC) (EDUC -> iseil) (EDUC -> degree@1) (EDUC -> educyrs), standardized

MULTIPLE MEDIATION

Complicatie #6: Meervoudige mediatie

- Je kunt mediatievragen ook stellen over meer dan een mediator.
- Dit is vaak een heel aantrekkelijke vraagstelling: welk mechanisme is belangrijker: via M1 of via M2 (of via (..) Mk)?
- De Baron-Kenny methodologie ($c-c'$) biedt hier weinig aanknopingspunten. Maar berekening en evaluatie van indirecte effecten ($a*b$) is niet zo anders dan bij enkelvoudige mediatie.
- Complicerend is evenwel dat de mediators ook elkaar weer kunnen beïnvloeden en (ook) daarom gecorreleerd zijn.
- Berekening van indirecte effecten wordt dan al snel een heel ingewikkelde rekensom.

PROBLEMEN MET DE SOBEL-TEST

Complicatie #7: De SE van het indirecte effect

- Behalve in de sterkte van indirecte effecten zijn we ook geïnteresseerd in de inferentiële statistiek: hoe ziet de steekproeffluctuatie van indirecte effecten eruit?
 - CI: betrouwbaarheidsinterval
 - Significantie: verschil met de H0-waarde.
- Deze informatie kun je NIET vinden in de SPSS-output, die geeft alleen maar de SE's van de directe effecten.
- Een formule voor de SE's van indirecte effecten zijn opgesteld door de Amerikaanse socioloog (!) Sobel (1982) en door andere gepopulariseerd in de Sobel-test.

De sobel-test

- Je kunt de sobel-test op twee manieren aansturen:
 - Via de bij **a** en **b** behorende t-testen → significantietest ('Sobels Z-test').
 - Via de bij **a** en **b** behorende B's en SE's → berekent de SE van het indirecte effect (overigens zonder het indirecte effect **a*b** zelf af te drukken!).
- Als je wat speelt met de sobel-test app, vind je uit:
 - Een indirect effect is nooit significant als een van beide schakels niet significant is.
 - Beide schakels moeten 'ruim significant' zijn ($|t| > 2.5$) om een significant indirect effect aan te tonen.
- Ingewikkeld aan de sobel-test SE is dat we over indirecte effecten vaak in gestandaardiseerde effecten denken. De berekening heeft evenwel betrekking op ongestandaardiseerde effecten. De remedie is om je variabelen eerst te standaardiseren, voordat je de twee regressies uitrekent.

De sobel-test is onjuist

- Probleem van de sobeltest is dat ze veronderstelt dat de steekproevenverdeling van het indirecte effect normaal van vorm is.
- Deze veronderstelling is onjuist, met name als het om sterke effecten gaat: dan is de steekproevenverdeling asymmetrisch.
- Daarom wordt wel aangeraden de SE van het indirecte effect (en bijbehorende asymmetrisch CI's) te berekenen met resampling methoden ('bootstrapping').
- Resampling methoden werken door het sampling process heel vaak te herhalen en zo een 'empirische' steekproevenverdeling op te stellen, waarin je CI's onmiddellijk kunt aflezen.
- Resampling methoden zijn computer-intensieve (je hebt genoeg tijd om koffie te zetten). Bij zwakke effecten verschilt het resultaat niet spectaculair van de 'analytische' eenstaps-resultaten.
- Process, maar ook Stata SEM geven je de mogelijkheid om gebootstrapte SE's te berekenen.

Stata SEM model met bootstrap

Standardized	Observed Coef.	Bootstrap Std. Err.	z	P> z	Normal-based [95% Conf. Interval]	
Structural						
isei1 <-						
EDUC	.5876419	.028296	20.77	0.000	.5321829	.643101
fmisei	.0749092	.024748	3.03	0.002	.0264039	.1234144
_cons	2.44147	.1194201	20.44	0.000	2.207411	2.675529
EDUC <-						
fmisei	.3783686	.0278048	13.61	0.000	.3238722	.432865
Measurement						
degree <-						
EDUC	.9544549	.0182669	52.25	0.000	.9186524	.9902575
_cons	1.352747	.0935374	14.46	0.000	1.169417	1.536077
educyrs <-						
EDUC	.7420876	.0213969	34.68	0.000	.7001505	.7840247
_cons	3.065335	.1240146	24.72	0.000	2.822271	3.308399
var(e.isei1)						
	.6157542	.0329241			.5544904	.6837869
var(e.degree)						
	.0890158	.0348699			.0413074	.1918253
var(e.educyrs)						
	.449306	.0317567			.3911828	.5160653
var(e.EDUC)						
	.8568372	.0210409			.8165744	.8990852

Note: One or more parameters could not be estimated in 3 bootstrap replicates; standard-error estimates include only complete replications.

sem (fmisei -> isei1) (fmisei -> EDUC) (EDUC -> isei1) (EDUC -> degree@1) (EDUC -> educyrs), standardized vce(bootstrap)

CATEGORISCHE X

Complicatie #8: categorische X

- Wat nu als je X-variabelen categorisch (nominaal) zijn en je dummy-regressie moet gebruiken? Hoe bereken je dan een indirect en direct effect? (a, c en c' zijn dan heel veel coëfficiënten).
- Het goede antwoord is best wel ingewikkeld en kan eigenlijk alleen maar met SEM worden verkregen.
- Maar er bestaat een trucje: sheaf-variable.
- Een sheaf-variable is een lineaire compositie van de dummy-effecten: $XX = B1 * D1 + B2 * D2 + (...) + Bk * Dk$
- Issue is wel een beetje uit welke regressie vergelijking je de B1 .. Bk moet aflezen. Daarvoor heb je drie mogelijkheden, en die hoeven niet overeen te stemmen.

CATEGORISCHE M

Complicatie #9: Categorische M

- Ook de mediator kan categorisch zijn en moet dan gerepresenteerd worden via dummy-variabelen.
- Dat maakt berekening van het indirect effect knap lastig. In dit geval kun je wel kijken naar $\mathbf{c-c'}$, maar dat lost niet alle problemen op. Liever wilden we $\mathbf{a*b}$ berekenen.
- Opnieuw kunnen we een sheaf (lineaire combinatie) berekenen via: $MM = B1*D1 + B2*D2 + (...) + Bk*Dk$.
- Het probleem van deze oplossing is dat ze alleen de $M \rightarrow Y$ relatie optimaliseert.
- Een beter idee is om de $X \rightarrow M \rightarrow Y$ relatie te optimaliseren, en de $X \rightarrow Y //M$ te minimaliseren. Dit is mogelijk in een iteratieve procedure: De Leeuw, J. (1992). An Alternating Least Squares Algorithm to Minimize a Direct Effect in a Path Model. *Social Science Research*, 21(1), 52–53.
- Op dit algoritme berust de constructie van ISEI (een optimale beroepenschaling) en ISLED (op optimale opleidingsschaling). Zie:
 - Ganzeboom, H. B., De Graaf, P. M., & Treiman, D. J. (1992). A standard international socio-economic index of occupational status. *Social Science Research*, 21(1), 1–56. [https://doi.org/10.1016/0049-089X\(92\)90017-B](https://doi.org/10.1016/0049-089X(92)90017-B)
 - Schröder, H., & Ganzeboom, H. B. (2014). Measuring and modelling level of education in European Societies. *European Sociological Review*, 30(1), 119–136. <https://doi.org/10.1093/esr/jct026>

CATEGORISCHE Y

Complicatie #10: Categorische Y

- Het wordt pas echt ingewikkeld wanneer je Y categorisch is en je gebruik moet maken van:
 - Binomiale logistische regressie (voor dichotomieën)
 - Multinomiale logistische regressie (voor polytomieën) en varianten zoals ordinale logistische regressie.
- Het probleem is dat de eenvoudige algebra van lineaire modellen (en in het bijzonder: correlatie = direct effect + indirecte effecten + schijneffecten) niet opgaat.
- Er bestaan wel aangepaste varianten (in Stata en R):
 - Breen, R., Holm, A., & Karlson, K. B. (2014). Correlations and Nonlinear Probability Models. *Sociological Methods and Research*. <https://doi.org/10.1177/0049124114544224>
 - Breen, R., Karlson, K. B., & Holm, A. (2013). Total, Direct, and Indirect Effects in Logit and Probit Models. *Sociological Methods & Research*, 42(2), 164–191. <https://doi.org/10.1177/0049124113494572>
- De gemakkelijkste uitweg is echter om je Y te dichotomiseren en gewoon OLS regressie te doen.
- Voor degenen die volgende week OZlab logistische regressie doen: vraag het aan Dimitris!