

Mediationsanalyse

Methoden der empirischen Kommunikations- und Medienforschung

Marko Bachl
Freie Universität Berlin



Evaluation

Fragen zur Hausaufgabe?

Mediationsanalyse

AGENDA

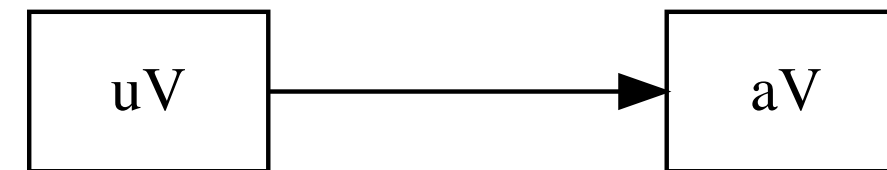
1. Einführung
2. Beispielstudie
3. Mediation mit mehreren Regressionsmodellen
4. Mediation mit einem Strukturgleichungsmodell
5. Fazit

Einführung

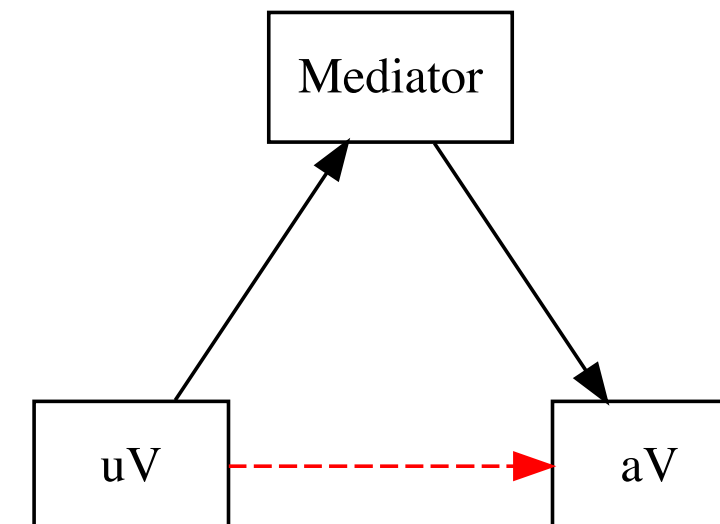
WIEDERHOLUNG: CHAIN & MEDIATOR

- uV: unabhängige Variable, von der Effekt ausgeht
- aV: abhängige Variable, die von uV beeinflusst wird
- Mediator: Variable, die von uV beeinflusst wird und dann wiederum aV beeinflusst.
- Kontrolle des Mediator nicht erlaubt, wenn wir gesamten kausalen Effekt von uV auf aV schätzen wollen.
- Analyse mit Mediator manchmal gewünscht, wenn wir den Prozess $uV \rightarrow \text{Mediator} \rightarrow aV$ untersuchen wollen (“indirekter Effekt”)
- Typisches Problem: Kontrolle von Mediator unterschätzt den kausalen Effekt von uV und aV (“overcontrol/overadjustment bias”)

Interessanter kausaler Effekt



Folgen bei unpassender Spezifikation



MEDIATIONSANALYSE

- Mediator: Variable, die von uV beeinflusst wird und dann wiederum aV beeinflusst
- Die Mediationsanalyse interessiert sich für diesen kausalen Prozess. Sie will erklären, wie oder warum eine uV einen Effekt auf die aV hat.
- Dazu wird der *indirekten Effekt* einer uV über den Mediator auf die aV geschätzt.
- Eine Mediationsanalyse ist immer eine kausale Analyse. Das statistische Schätzen von Mediationsmodellen und indirekten Effekten geht immer davon aus, dass das kausale Modelle korrekt identifiziert ist.
- Es gibt keine *nicht kausale* Mediation. Statistisch betrachtet sind Mediator- und Confounder-Variablen austauschbar (MacKinnon et al., 2000)

Fragen?

Beispielstudie

DATEN DER HEUTIGEN SITZUNG

Political censorship feels acceptable when ideas seem harmful and false

Emily Kubin ^{1,2} | Christian von Sikorski ¹ | Kurt Gray ²

¹Department of Psychology, University of Kaiserslautern-Landau (RPTU), Landau, Germany

²Department of Psychology and Neuroscience, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, North Carolina, USA

Correspondence

Emily Kubin, Department of Psychology, University of Kaiserslautern-Landau (RPTU), Landau, Germany.
Email: kubin@uni-landau.de

Funding information

Center for the Science of Moral Understanding from Stand Together

Abstract

People seem willing to censor disagreeable political and moral ideas. Five studies explore why people engage in political censorship and test a potential route to decreasing censorship. While Americans report being generally supportive of free speech and against censorship (Study 1), we find that people censor material that seems harmful and false (Study 2), which are often ideas from political opponents (Study 3). Building on work demonstrating the perceived truth of harmful experiences (i.e., experiences of victimization), we test an experience-sharing intervention to reduce censorship. Among college students, the intervention indirectly decreased students' willingness to censor controversial campus speakers' ideas, through reducing beliefs that these speakers were sharing harmful and false ideas related to gun policy (Study 4). We also find benefits of sharing harmful experiences related to the abortion debate. Americans were less willing to censor and report the social media posts of opponents who base their views on experiences of victimization rather than scientific findings (Study 5).

(Kubin et al., 2025)

DATEN DER HEUTIGEN SITZUNG

Experience Condition:

Pro-Life Participants Saw:



Morgan
mj.allday

I support less restrictions on abortion based on my personal experience of wanting an abortion but not being able to access abortion care. This led me to experience severe mental health problems including severe depression, anxiety, and suicidal thoughts.

4:17 PM. Sep 25, 2023 .

6 Retweets 15 Likes



Pro-Choice Participants Saw:



Morgan
mj.allday

I support more restrictions on abortion based

Fact Condition:

Pro-Life Participants Saw:



Morgan
mj.allday

I support less restrictions on abortion based on findings from a scientific article suggesting that women who are not able to access abortion care experience significantly more mental health problems than women who are able to access abortions.

4:17 PM. Sep 25, 2023 .

6 Retweets 15 Likes



Pro-Choice Participants Saw:



Morgan
mj.allday

I support more restrictions on abortion based on findings from a scientific article suggesting

DATEN DER HEUTIGEN SITZUNG

- **Condition:** Fact (0), Experience (1)
- **Harm:** 3 Items, z.B. “causes harm”
- **Lie:** 3 Items, z.B. “is a lie”
- **Censor:** 4 Items, z.B. “censor her”
- **Behave:** 1 Item, “willing to report to Twitter”
- Alle Range 1-7

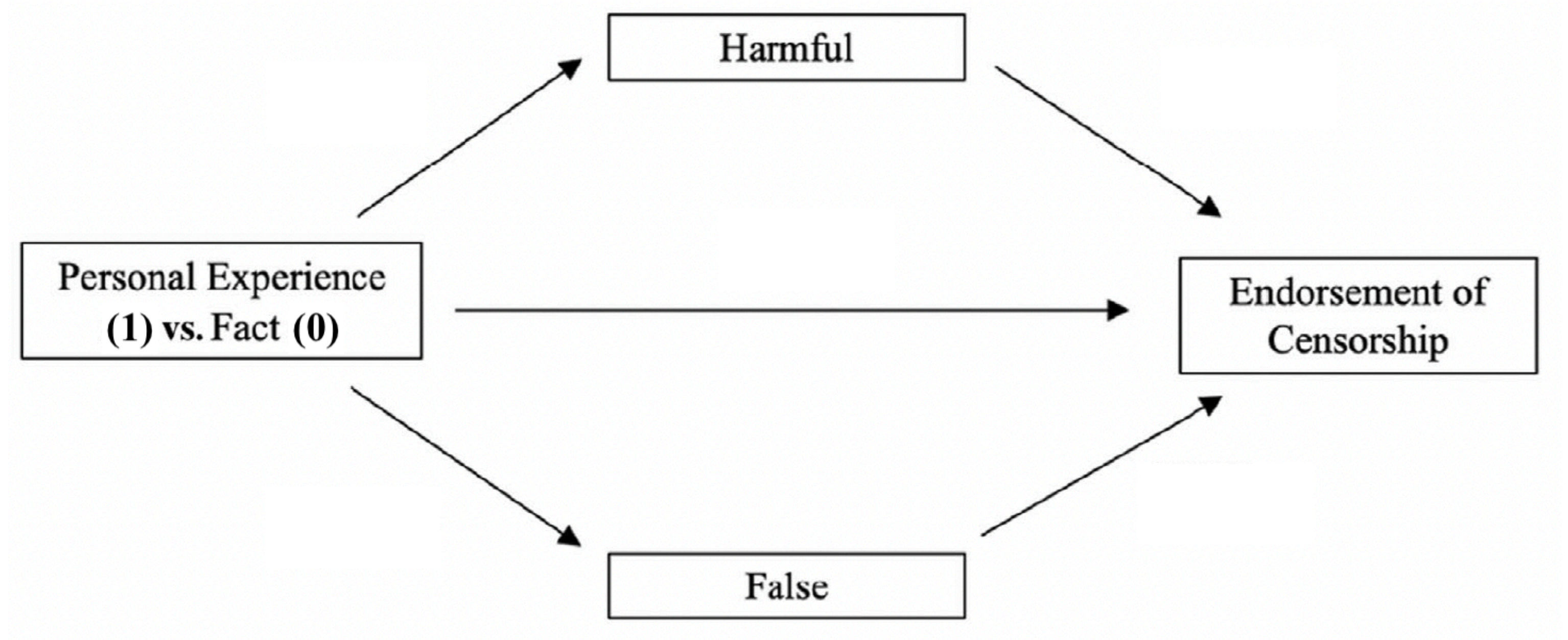
| Condition | Harm | Lie | Censor | Behave |
|------------|------|------|--------|--------|
| Fact | 4.67 | 5.00 | 1.00 | 1 |
| Fact | 6.33 | 5.67 | 1.75 | 1 |
| Fact | 2.67 | 5.33 | 2.75 | 3 |
| Experience | 2.00 | 2.00 | 1.00 | 1 |
| Experience | 3.00 | 3.00 | 2.00 | 1 |
| Experience | 4.67 | 5.00 | 4.00 | 4 |

STICHPROBE

Descriptive Statistics

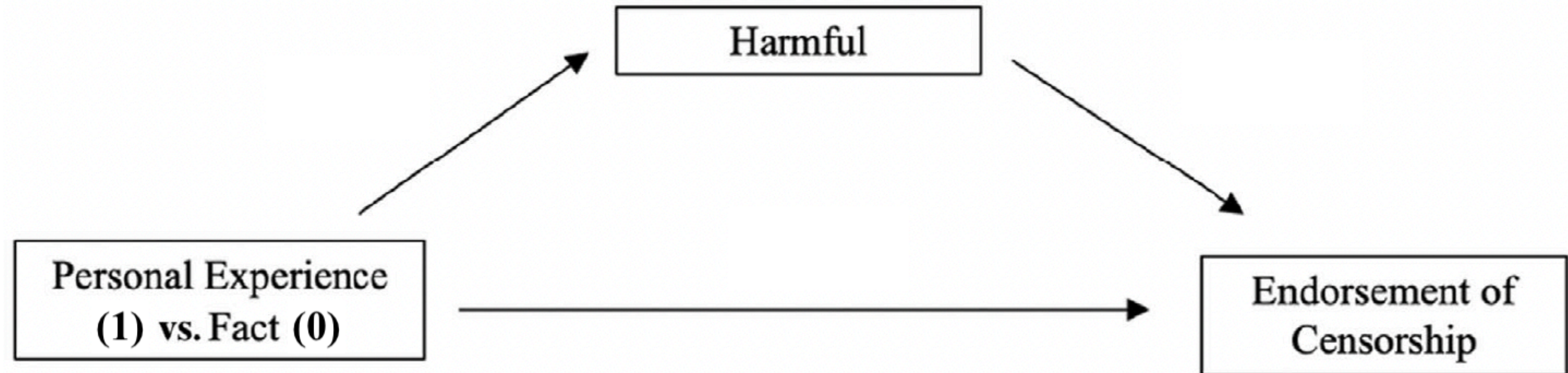
| Variable | Fact (n=198) | Experience (n=199) | Total (n=397) |
|--------------------|---------------|--------------------|---------------|
| Mean Age (SD) | 42.66 (13.73) | 43.75 (13.46) | 43.20 (13.59) |
| Gender [female], % | 48.5 | 47.0 | 47.7 |
| Mean Harm (SD) | 4.84 (1.60) | 4.02 (1.73) | 4.43 (1.71) |
| Mean Lie (SD) | 4.99 (1.40) | 3.44 (1.47) | 4.22 (1.63) |
| Mean Censor (SD) | 2.98 (1.72) | 2.27 (1.36) | 2.62 (1.59) |
| Mean Behave (SD) | 3.22 (1.94) | 2.19 (1.45) | 2.70 (1.79) |

GESAMTES MODELL



(Kubin et al., 2025)

VEREINFACHTES MODELL ALS ERSTES BEISPIEL



Fragen?

Mediation mit mehreren Regressionsmodellen

DREI REGRESSIONSMODELLE: I

```
1 lm(Censor ~ Condition, data = d)
```

Effekt des Treatments auf Censorship

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(395) | p | Fi |
|------------------------|-------------|----------------|--------|--------|-----|
| (Intercept) | 2.98 | (2.76, 3.19) | 26.99 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -0.71 | (-1.02, -0.40) | -4.56 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0.0 |

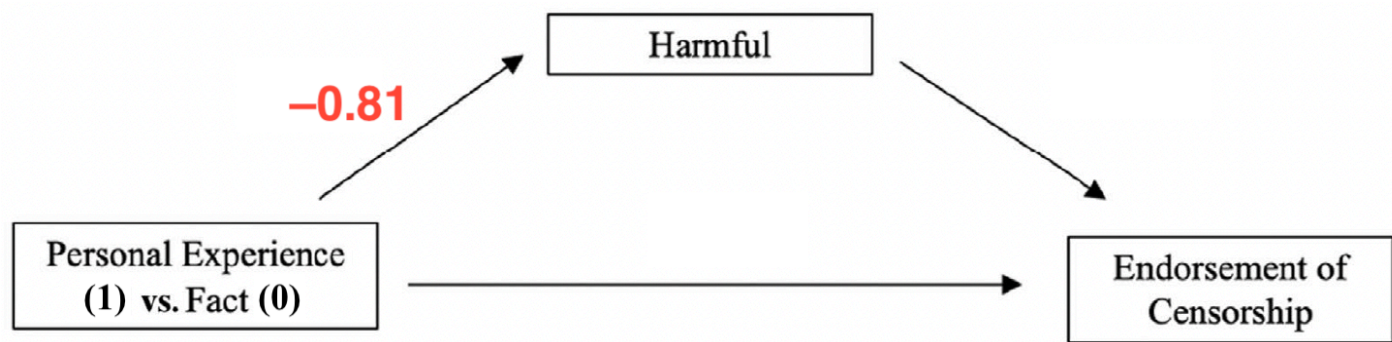


DREI REGRESSIONSMODELLE: II

```
1 lm(Harm ~ Condition, data = d)
```

Effekt des Treatments auf Harmful

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(395) | p | Fi |
|------------------------|-------------|----------------|--------|--------|-----|
| (Intercept) | 4.84 | (4.60, 5.07) | 40.85 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -0.81 | (-1.14, -0.49) | -4.87 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0.0 |



DREI REGRESSIONSMODELLE: III

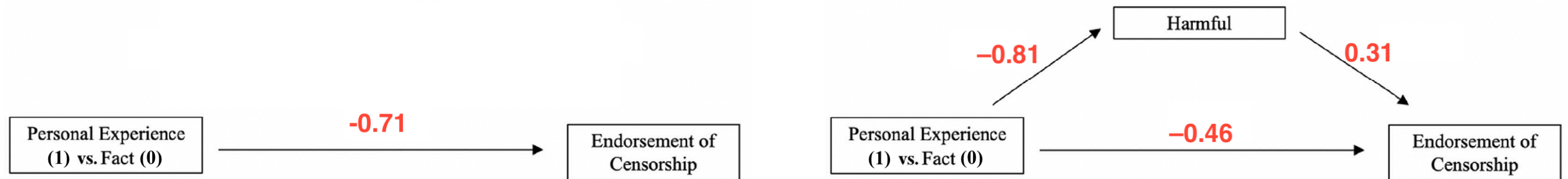
```
1 lm(Censor ~ Condition + Harm, data = d)
```

Effekte des Treatments und des Mediators auf Censorship

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(394) | p | F |
|------------------------|-------------|----------------|--------|--------|----|
| (Intercept) | 1.47 | (1.00, 1.94) | 6.17 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -0.46 | (-0.75, -0.16) | -3.02 | 0.003 | |
| Harm | 0.31 | (0.23, 0.40) | 7.06 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0. |



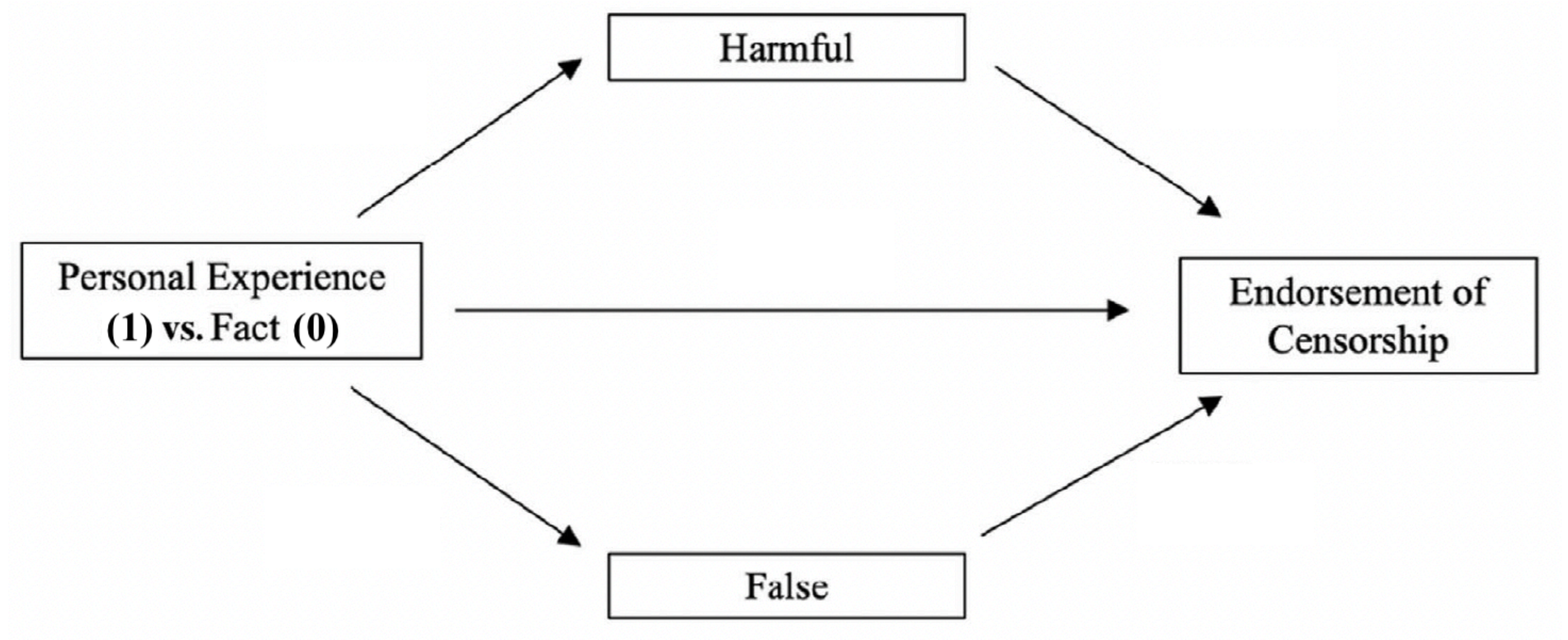
INDIREKTE, DIREKTE UND TOTALE EFFEKTE



- Totaler Effekt des Treatments auf Censorship: $c = -0.71$
- Effekt des Treatments auf Harmful: $a = -0.81$
- Effekt von Harmful auf Censorship bei Kontrolle des Treatments: $b = 0.31$
- Direkter Effekt des Treatments bei Kontrolle von Harmful: $c' = -0.46$
- Indirekter Effekt des Treatments über Harmful: $a \times b = -0.25$
- Totaler Effekt = Indirekter Effekt + Direkter Effekt: $c = ab + c' = -0.25 + -0.46 = -0.71$

Fragen?

GESAMTES MODELL



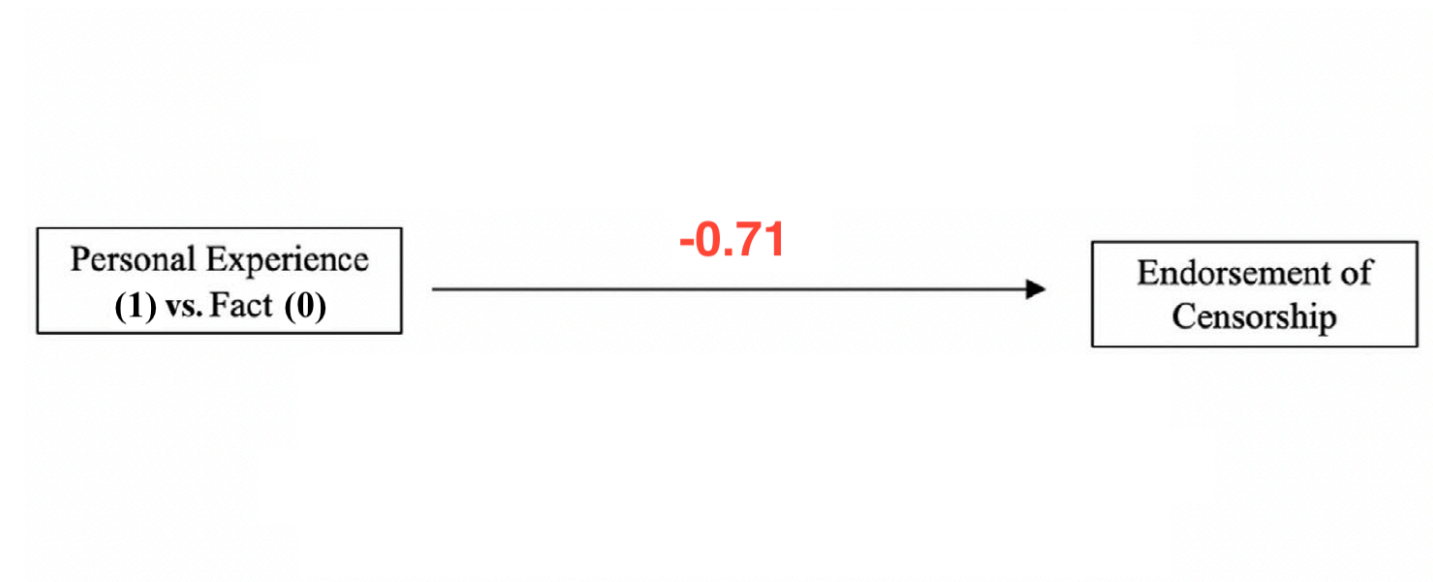
(Kubin et al., 2025)

VIER REGRESSIONSMODELLE: I

```
1 lm(Censor ~ Condition, data = d)
```

Effekt des Treatments auf Censorship

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(395) | p | Fi |
|---------------------------|-------------|-------------------|--------|-----------|-----|
| (Intercept) | 2.98 | (2.76, 3.19) | 26.99 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -0.71 | (-1.02, -0.40) | -4.56 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0.0 |

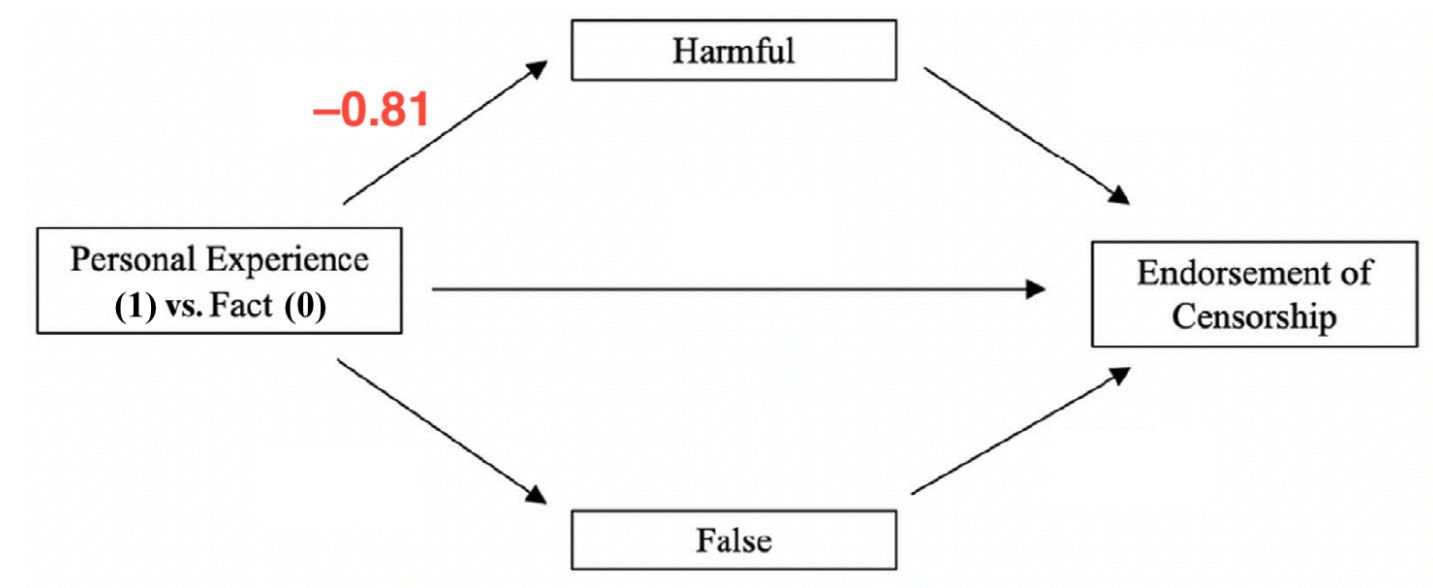


VIER REGRESSIONSMODELLE: II

```
1 lm(Harm ~ Condition, data = d)
```

Effekt des Treatments auf Harmful

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(395) | p | Fi |
|---------------------------|-------------|-------------------|--------|-----------|-----|
| (Intercept) | 4.84 | (4.60, 5.07) | 40.85 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -0.81 | (-1.14, -0.49) | -4.87 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0.0 |

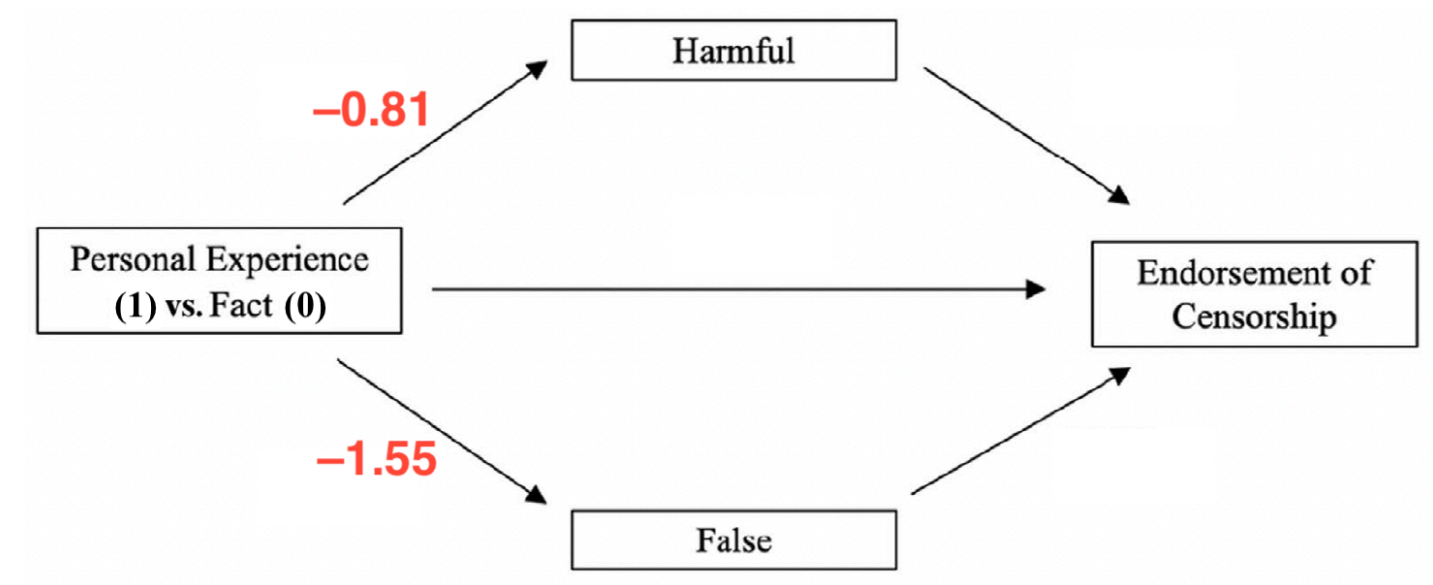


VIER REGRESSIONSMODELLE: III

```
1 lm(Lie ~ Condition, data = d)
```

Effekt des Treatments auf False

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(395) | p | Fi |
|---------------------------|-------------|-------------------|--------|-----------|-----|
| (Intercept) | 4.99 | (4.79, 5.19) | 48.86 | < .001 | |
| Condition (Experience) | -1.55 | (-1.83, -1.27) | -10.75 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0.2 |

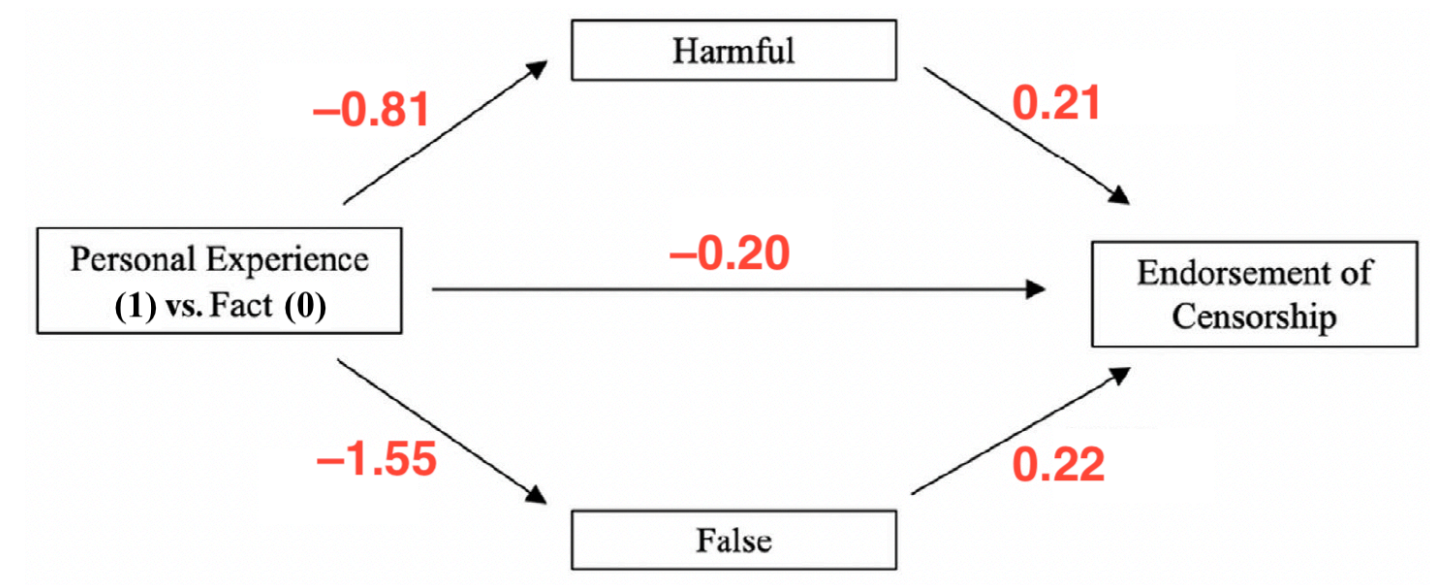


VIER REGRESSIONSMODELLE: IV

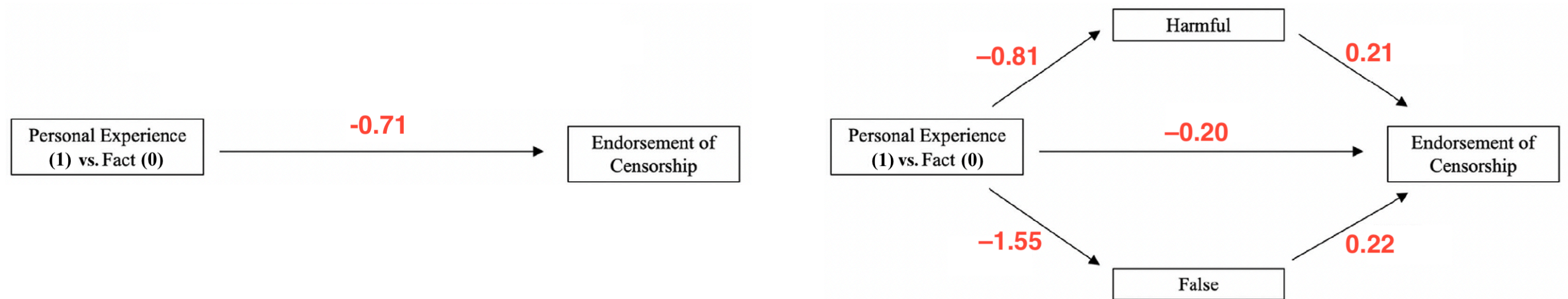
```
1 lm(Censor ~ Condition + Harm + Lie, data = d)
```

Effekte des Treatments und der Mediatoren auf Censorship

| Parameter | Coefficient | 95% CI | t(393) | p | F |
|------------------------|-------------|---------------|--------|--------|----|
| (Intercept) | 0.87 | (0.31, 1.44) | 3.05 | 0.002 | |
| Condition (Experience) | -0.20 | (-0.53, 0.12) | -1.23 | 0.218 | |
| Harm | 0.21 | (0.11, 0.31) | 4.11 | < .001 | |
| Lie | 0.22 | (0.10, 0.33) | 3.61 | < .001 | |
| R2 (adj.) | | | | | 0. |

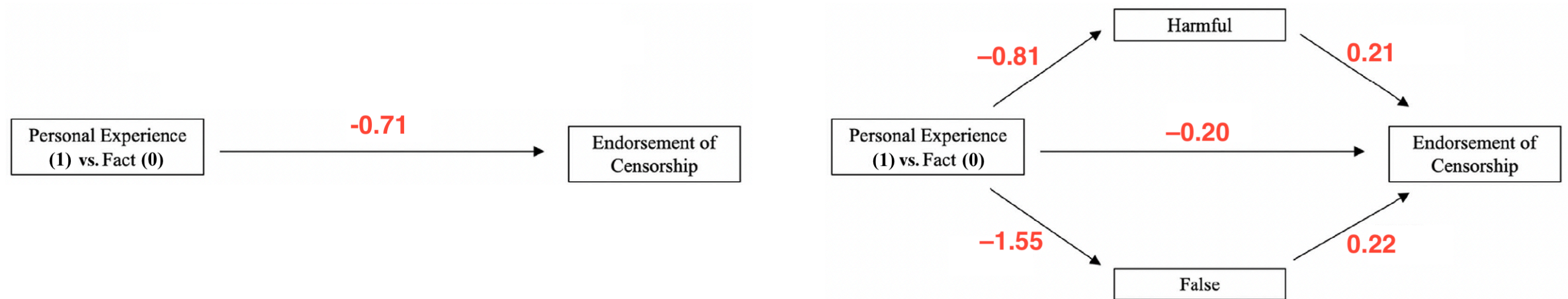


INDIREKTE, DIREKTE UND TOTALE EFFEKTE



- Totaler Effekt: $c = -0.71$; direkter Effekt: $c' = -0.20$
- Indirekter Effekt über Harmful: $a_1 \times b_1 = -0.81 \times 0.21 = -0.17$
- Indirekter Effekt über False: $a_2 \times b_2 = -1.55 \times 0.22 = -0.34$

INDIREKTE, DIREKTE UND TOTALE EFFEKTE



- Der negative Effekt der Begründung mit einer persönlichen Erfahrung im Vergleich zur Begründung mit wissenschaftlichen Fakten auf die Zustimmung zu einer Zensur der Aussage wird durch die Einschätzung der Gefährlichkeit und der Falschheit vermittelt. Die Schilderung einer persönlichen Erfahrung wird als weniger gefährlich und weniger falsch eingeschätzt, was wiederum zu einer verringerten Zustimmung zur Zensur der Aussage führt.
- Aber sind diese indirekten Effekte statistisch signifikant?

Fragen?

Mediation mit einem Strukturgleichungsmodell

SCHÄTZEN UND INFERENZSTATISTIK

Schätzen

- Option 1: Mehrere Regressionsmodelle und spezielle Testverfahren
- Option 2: Ein Strukturgleichungsmodell

Inferenzstatistik

- In 2010er Jahren sehr aktives Forschungsfeld; wir steigen in diesem Rahmen nicht tiefer in die Debatten ein. Für Interessierte: Hayes & Scharkow (2013)
- Heute stärkerer Fokus auf Annahmen für Identifikation kausaler Effekte

STRUKTURGLEICHUNGSMODELLE

- Englisch *Structural Equation Models* (daher Abkürzung SEM gebräuchlich)
- Schätzung von mehreren Gleichungen in einem Modell
- Schätzung meist mit Maximum-Likelihood-Verfahren und deren Varianten
- Wesentliche Vorteile gegenüber mehreren Regressionsmodellen:
 - Einfach zu spezifizieren und trotzdem sehr flexibel
 - Statistische Tests für selbst definierte Parameter, z.B. indirekte Effekte
 - Messmodelle: Latente Variablen aus Indikatoren schätzen

STRUKTURGLEICHUNGSMODELLE

- Hier nur konzeptionelle und praktische Einführung zur Mediationsanalyse
- Einstieg in die Vertiefung (nicht klausurrelevant):
 - Inhaltlich: Arzheimer (2016) (kein *R*)
 - Technisch mit *R*: UCLA Statistical Consulting Group

EIN PFADMODELL

```
1 modell <- "  
2 # Modelle  
3 # Mediator 1: Harm  
4 Harm ~ a1 * Condition  
5 # Mediator 2: False  
6 Lie ~ a2 * Condition  
7 # aV: Endorsement of Censorship  
8 Censor ~ c_ * Condition + b1 * Harm + b2 * Lie  
9 # Kovarianz zwischen Mediatoren  
10 Harm ~~ Lie  
11  
12 # Effekte  
13 # Indirekte Effekte  
14 indirect_harm := a1 * b1  
15 indirect_lie := a2 * b2  
16  
17 # Direkter Effekt
```

MEDIATION IM PFADMODELL

Nicht standardisierte Koeffizienzen der einzelnen Pfade

| Parameter | Coefficient | CI | z | p |
|--------------------|-------------|----------------|--------|--------|
| Harm ~ Condition | -0.81 | (-1.14, -0.49) | -4.88 | < .001 |
| Lie ~ Condition | -1.55 | (-1.83, -1.27) | -10.77 | < .001 |
| Censor ~ Condition | -0.20 | (-0.52, 0.12) | -1.24 | 0.215 |
| Censor ~ Harm | 0.21 | (0.11, 0.31) | 4.13 | < .001 |
| Censor ~ Lie | 0.22 | (0.10, 0.33) | 3.62 | < .001 |

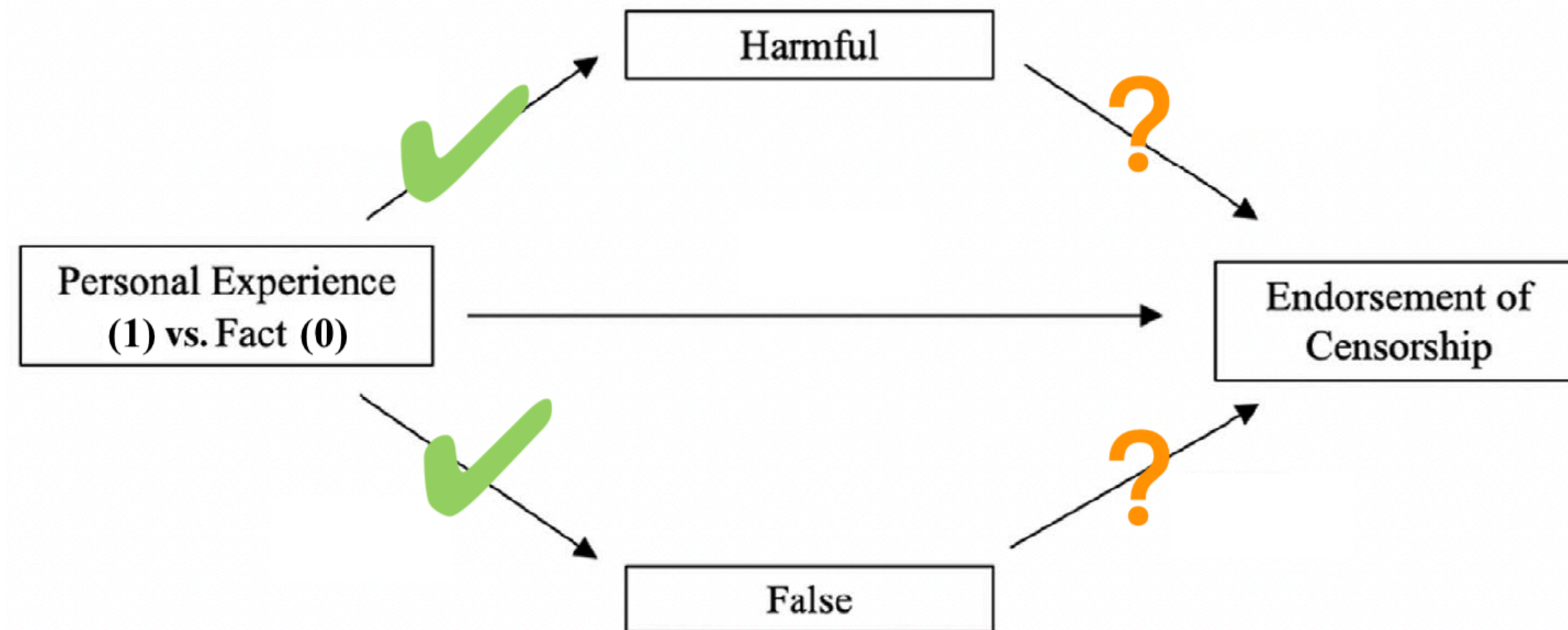
MEDIATION IM PFADMODELL

Nicht standardisierte Koeffizienzen der zusammengesetzten Effekte

| Parameter | Coefficient | CI | z | p |
|--|-------------|----------------|-------|--------|
| indirect_harm := a1*b1 | -0.17 | (-0.28, -0.07) | -3.16 | 0.002 |
| indirect_lie := a2*b2 | -0.33 | (-0.53, -0.14) | -3.44 | < .001 |
| direct := c_ | -0.20 | (-0.52, 0.12) | -1.24 | 0.215 |
| total := direct+indirect_harm+indirect_lie | -0.71 | (-1.02, -0.41) | -4.57 | < .001 |

- Der negative Effekt der Begründung mit einer persönlichen Erfahrung im Vergleich zur Begründung mit wissenschaftlichen Fakten auf die Zustimmung zu einer Zensur der Aussage wird durch die Einschätzung der Gefährlichkeit und der Falschheit vermittelt. Die Schilderung einer persönlichen Erfahrung wird als weniger gefährlich und weniger falsch eingeschätzt, was wiederum zu einer verringerten Zustimmung zur Zensur der Aussage führt.
- Die indirekten Effekte vermittelt über die Einschätzung der Gefährlichkeit ($a_1 b_1 = -0.17$, 95%-KI $[-0.28, -0.07]$, $z = 3.16$, $p = .002$) und der Falschheit ($a_2 b_2 = -0.33$, 95%-KI $[-0.53, -0.14]$, $z = 3.44$, $p < .001$) sind statistisch signifikant.

KAUSALE IDENTIFIKATION DES MODELLS?



- Randomisierte Zuteilung des Treatments: Identifikation durch Design
- Gemessene Mediatoren: Identifikation durch theoretische Annahme
 - Da keine Kontrollvariablen im Modell sind, gilt die starke Annahme, dass es keine Confounder zwischen den Mediatoren und der aV gibt.

Fragen?

FAZIT

- Mediationsanalyse sieht leicht aus, ist aber schwer.
- Mediationsmodelle sind in der Regel sehr leicht zu spezifizieren und lassen sich auf den ersten Blick intuitiv interpretieren. Allerdings sind *sehr* starke theoretische Annahmen nötig, um die kausalen Effekte zu identifizieren.
 - Das gilt auch dann, wenn das Treatment in einem Experimentaldesign randomisiert wird.
 - Mediationsanalysen auf Basis von reinen Querschnittsdesigns sollten grundsätzlich ignoriert werden.
- Die statistisch geschätzten Effekte basieren auf der Annahme, dass das zugrunde liegende kausale Modell korrekt ist. Das statistische Modell kann diese Annahme *nicht* prüfen.
- “Yes, but what’s the mechanism? (don’t expect an easy answer)” — Bullock et al. (2010)
- “That’s a lot to process! Pitfalls of popular path models” — Rohrer et al. (2022)

Fragen?

HAUSAUFGABE

1. Vollziehen Sie die Analysen nach, deren Ausgaben wir in der Vorlesung besprochen haben.
2. Modifizieren Sie die Mediationsanalysen aus der Vorlesung.

Nächste Einheit

Messmodelle in Strukturgleichungsmodellen

Danke

Marko Bachl

marko.bachl@fu-berlin.de

LITERATUR

- Arzheimer, K. (2016). *Strukturgleichungsmodelle: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Springer Fachmedien.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-09609-0>
- Bullock, J. G., Green, D. P., & Ha, S. E. (2010). Yes, but what's the mechanism? (don't expect an easy answer). *Journal of Personality and Social Psychology*, 98(4), 550–558. <https://doi.org/bw5pxx>
- Hayes, A. F., & Scharkow, M. (2013). The relative trustworthiness of inferential tests of the indirect effect in statistical mediation analysis: Does method really matter? *Psychological Science*, 24(10), 1918–1927.
<https://doi.org/bbhr>
- Keele, L., Stevenson, R. T., & Elwert, F. (2020). The causal interpretation of estimated associations in regression models. *Political Science Research and Methods*, 8(1), 1–13. <https://doi.org/gf5sjg>
- Kubin, E., Sikorski, C. von, & Gray, K. (2025). Political censorship feels acceptable when ideas seem harmful and false. *Political Psychology*, 46(2), 279–299. <https://doi.org/g9fgdz>
- MacKinnon, D. P., Krull, J. L., & Lockwood, C. M. (2000). Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect. *Prevention Science*, 1(4), 173–181. <https://doi.org/cmd8b5>
- Rohrer, J. M. (2018). Thinking clearly about correlations and causation: Graphical causal models for observational data. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 1(1), 27–42.
<https://doi.org/10.1177/2515245917745629>
- Rohrer, J. M., Hünermund, P., Arslan, R. C., & Elson, M. (2022). That's a lot to process! Pitfalls of popular path models. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 5(2), 25152459221095827.