Strukturgleichungsmodellierung

FoV „Methodenlehre“
FSU-Jena

Dipl.-Psych. Norman Rose

Effektzerlegung in Pfadanalysen

Forschungsorientierte Vertiefung - Methodenlehre

Dipl.-Psych. Norman Rose

Effektzerlegung in SEM

- **Direkte Effekte**
  - Regressive Abhängigkeiten zwischen zwei Modellvariablen welche durch einfache oder partielle Regressionskoeffizienten abgebildet werden

- **Indirekte Effekte**
  - Regressive Abhängigkeiten zwischen zwei Modellvariablen vermittelt über Drittvariablen im Modell

    ➔ Produkt von Regressionskoeffizienten entlang der Pfade!

Effektzerlegung in SEM

- Direkte und indirekte Effekte addieren sich zum totalen Effekt

Totaler Effekt = indirekter Effekt + direkter Effekt

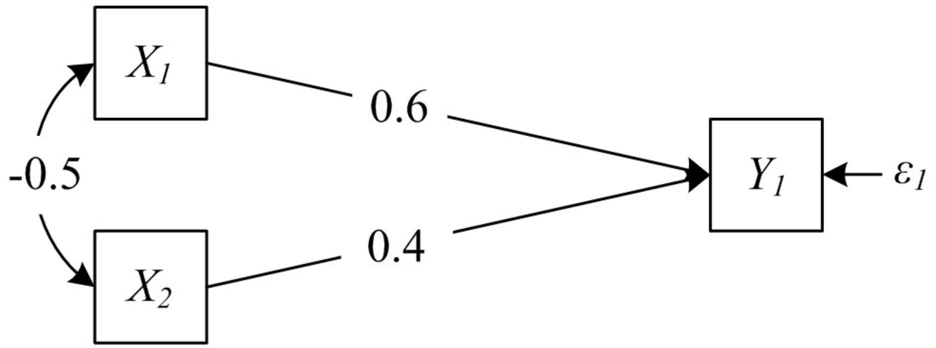
$$E_{total} = E_{ind} + E_{dir}$$

➔ Der Totale Effekt einer Variablen *X* auf die Variable *Y* ist gleich dem einfachen Regressionskoeffizienten α_1 der Regression:

$$E(Y \mid X) = \alpha_0 + \alpha_1 X$$

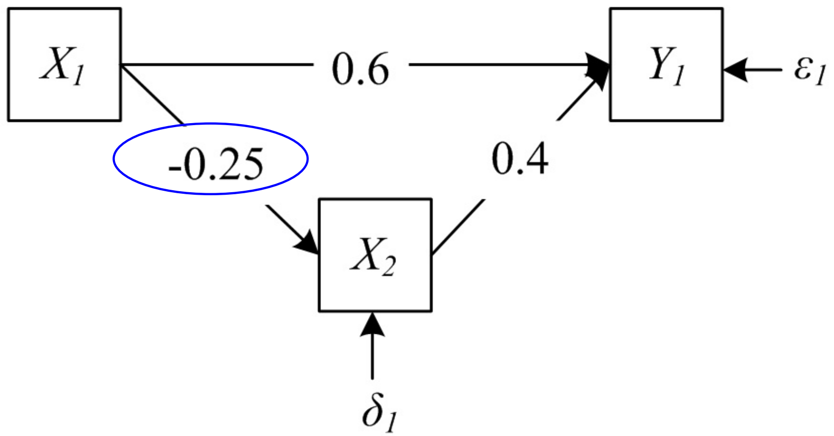
Effektzerlegung in SEM

- Beispiel:



$$Var(X_1) = 2$$
$$Var(X_2) = 1$$
$$Var(Y_1) = 2$$

Umrechnung der Kovarianzen in Regressionskoeffizienten:



$$E_{dir}^{X_1 \rightarrow Y_1} = 0.6$$
$$E_{ind}^{X_1 \rightarrow Y_1} = -0.25 \cdot 0.4$$
$$= -0.1$$

Effektzerlegung in SEM

- Beispiel:

$$\begin{pmatrix} Var(X_1) & & \\ Cov(X_1,X_2) & Var(X_2) & \\ Cov(X_1,Y_1) & Cov(X_2,Y_1) & Var(Y_1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & & \\ -0.5 & 1 & \\ 1 & 0.4 & 2 \end{pmatrix}$$

- Regressionen:

$$E(Y_1 \mid X_1, X_2) = \beta_0 + 0.6 \cdot X_1 + 0.4 \cdot X_2$$

$$E(X_2 \mid X_1) = \alpha_0 - 0.25 \cdot X_1 + 0.4$$

Effektzerlegung in SEM

- Berechnung der Regressionskoeffizienten:

$$E\left(X_2 \mid X_1\right) = \alpha_0 - 0.25 \cdot X_1 + 0.4$$

- Wobei: $$\alpha_1 = \frac{Cov\left(X_1, X_2\right)}{Var\left(X_1\right)} = \frac{-0.5}{2} = -0.25$$

- Es folgt: $$\frac{Cov\left(Y_1, X_1\right)}{Var\left(X_1\right)} = \frac{1}{2} = 0.5$$

$$E\left(Y_1 \mid X_1\right) = \alpha_0 + 0.5 \cdot X_1$$

➔ Der totale Effekt von X_1 auf Y_1 beträgt $\alpha_1 = 0.5$:

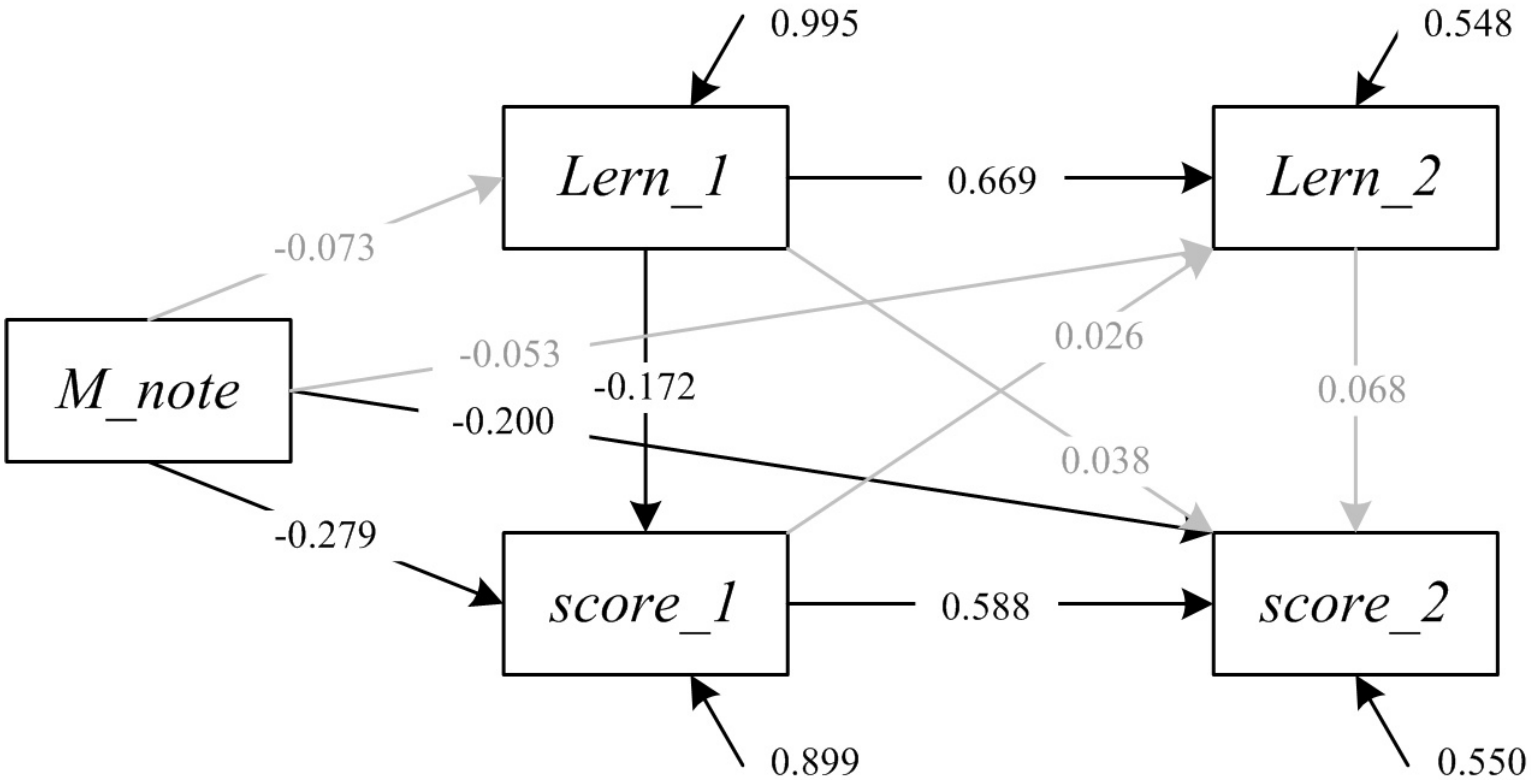
$$E_{tot}^{X_1 \to Y_1} = E_{dir}^{X_1 \to Y_1} + E_{ind}^{X_1 \to Y_1} = 0.6 + \left(-0.25 \cdot 0.4\right) = 0.5$$

Effektzerlegung in SEM - Datenbsp.

- Daten der Erhebung zum **Lernen von Wahrscheinlichkeits-theorie im Psychologiestudium**:
  - Pfadanalyse bei 2 Messzeitpunkten
  - Erhebung des Lernaufwandes für die Veranstaltung „Methodenlehre I" im Grundstudium sowie der Kenntnisse zur Wahrscheinlichkeitstheorie vor und nach der Vorlesung zu diesem Thema
- **Modellvariablen** für ein Pfadanalyse:
  - Mathenote im Abitur („*M_note*")
  - Lernaufwandes für die Veranstaltung zum Zeitpunkt 1 („*Lern_1*")
  - Lernaufwandes für die Veranstaltung zum Zeitpunkt 2 („*Lern_2*")
  - Punkte im Tests zu Kenntnissen in WT zum Zeitpunkt 1 („*score_1*")
  - Punkte im Tests zu Kenntnissen in WT zum Zeitpunkt 2 („*score_2*")

Effektzerlegung in SEM - Datenbsp.

- Pfadanalyse zum **Lernen von Wahrscheinlichkeitstheorie im Psychologiestudium** (saturiertes Modell):



Grau = nicht signifikant!

Standardisierte Lösung

Indirekte, direkte und totale Effekte in Mplus

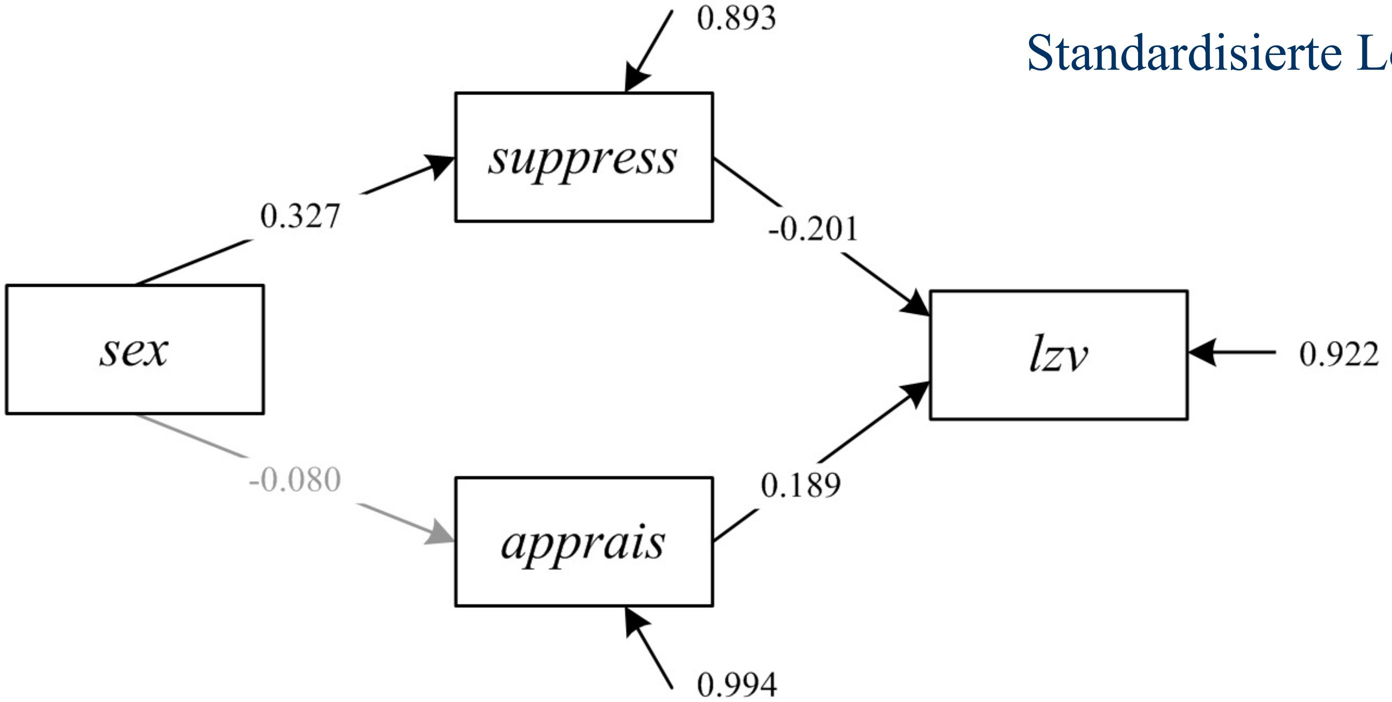
- Im Output:

```
TOTAL, TOTAL INDIRECT, SPECIFIC INDIRECT, AND DIRECT EFFECTS


                    Estimates     S.E.  Est./S.E.     Std     StdYX

Effects from M_NOTE to SCORE_2

  Total                -1.297    0.252     -5.138  -1.297    -0.367
  Total indirect       -0.591    0.165     -3.583  -0.591    -0.167

  Specific indirect

    SCORE_2
    SCORE_1
    M_NOTE             -0.581    0.163     -3.567  -0.581    -0.164

    SCORE_2
    LERN_2
    M_NOTE             -0.013    0.020     -0.628  -0.013    -0.004
```

Effektzerlegung in SEM - Datenbsp.

- **Datenbeispiel 2:** zum Zusammenhang zwischen Geschlecht („sex“ ➔ 0 = weibl. und 1 = männl.), Strategien der Emotionsregulierung (Appraisal = „*apprais*“ vs. Suppression = „*suppress*“) und der Lebenszufriedenheit („*lzv*“):

Standardisierte Lösung



Grau = nicht signifikant!

$\chi^2 = 2.363,\ df = 2,\ p = 0.307$

Effektzerlegung in SEM - Datenbsp.

- Im Output:

```
TOTAL, TOTAL INDIRECT, SPECIFIC INDIRECT, AND DIRECT EFFECTS


                   Estimates     S.E.  Est./S.E.     Std     StdYX

Effects from SEX to LZF

  Total              -0.176     0.044     -4.024   -0.176   -0.081
  Total indirect     -0.176     0.044     -4.024   -0.176   -0.081

  Specific indirect

    LZF
    SUPP
    SEX              -0.143     0.038     -3.726   -0.143   -0.066

    LZF
    APPRAIS
    SEX              -0.033     0.021     -1.548   -0.033   -0.015
```

SEM ohne latente Variablen

- Warum *eine* multivariate Regression und nicht *zwei* (oder *mehrere*) multiple Regressionen?
  - Modellierung der Korrelationen der Regressionsresiduen
  - Hypothesen bzgl. der Korrelationen der unabhängigen Variablen
  - Gesamtmodelltest, kein kumulierter α-Fehler
  - Variablen können gleichzeitig abhängige als auch unabhängige Variablen in einem Modell sein

    ➔ Mediatormodelle
  - **Indirekte und totale Effekte können auf Signifikanz geprüft werden**