

Mediator-Effekte in der Regressionsanalyse (direkte, indirekte und totale Effekte)

von Dieter Urban und Jochen Mayerl¹

Zum Inhalt: In dieser Ergänzung werden auf praxisorientierte Art und Weise regressionsanalytische Schätz- und empirische Nachweisverfahren von sog. Mediator-Effekten (auch intervenierende Effekte genannt) erläutert. Dazu gehören die Zerlegung von Regressionskoeffizienten in totale, direkte und indirekte Effekte, die Bestimmung der Signifikanz von totalen, indirekten und direkten Effekten sowie Möglichkeiten zur empirischen Überprüfung des Vorliegens von Mediator-Effekten.

Die im Folgenden benutzte Abkürzung „U/M 2006“ verweist auf Urban/Mayerl 2006 (vgl. dazu das angehängte Literaturverzeichnis).

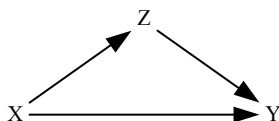
1 Mediator-Effekte

Wie bereits in Kapitel 5.2 in U/M 2006 zum Unterschied von Moderator- und Mediator-Effekten beschrieben, liegt ein Mediator-Effekt dann vor, wenn die kausale Beziehung zwischen X und Y durch einen Mediator Z interveniert bzw. unterbrochen wird. Der Mediator-Variablen Z kommt dabei eine besondere Bedeutung zu, da diese gleichzeitig eine abhängige Variable darstellt (im Verhältnis zu X) und eine unabhängige Variable (im Verhältnis zu Y) ist.

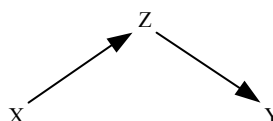
Man unterscheidet einen *partiellen Mediator-Effekt* von einem *totalen Mediator-Effekt* (vgl. Abbildung 1). Ein partieller Mediator-Effekt liegt dann vor, wenn Z von X und zugleich Y von Z beeinflusst wird, aber X zudem auch einen direkten Effekt auf Y ausübt, der nicht durch Z interveniert wird (Abb. 1a). Ein totaler Mediator-Effekt liegt hingegen vor, wenn der Effekt von X auf Y komplett durch Z interveniert wird und kein direkter Effekt mehr zwischen X und Y besteht (Abb. 1b).

Abbildung 1: totaler und partieller Mediator-Effekt

1a: partieller Mediator-Effekt



1b: totaler Mediator-Effekt

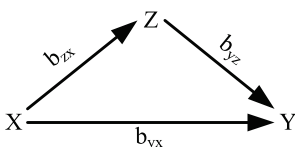


¹ Dr. Dieter Urban ist Professor, Jochen Mayerl (MA) ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Sozialwissenschaften, Abteilung für Soziologie und empirische Sozialforschung (SOWI IV), Universität Stuttgart, 70174 Stuttgart.

Wichtig wird an dieser Stelle die Unterscheidung von *direkten*, *indirekten* und *totalen Effekten*. Direkte Effekte bezeichnen direkte Einflussbeziehungen, die nicht durch dritte Variablen unterbrochen bzw. interveniert werden. In nachfolgender Abbildung 2 sind dies drei direkte Effekte:

- der Einfluss von X auf Z: b_{zx}
- der Einfluss von X auf Y: b_{yx}
- der Einfluss von Z auf Y: b_{yz}

Abbildung 2: direkte Effekte im Mediator-Modell



Der indirekte Effekt von X auf Y über Z kann unmittelbar aus den direkten Effekten b_{zx} und b_{yz} berechnet werden. Er beträgt:

$$\text{indirekter Effekt}_{zx \cdot yz} = \text{direkter Effekt}_{zx} \times \text{direkter Effekt}_{yz} \quad (1)$$

oder:

$$b_{zx \cdot yz} = b_{zx} \times b_{yz}$$

Der totale Effekt auf Y entspricht dann der Summe des direkten und indirekten Effekts von X auf Y:

$$\text{totaler Effekt}_{yx} = \text{direkter Effekt}_{yx} + \text{indirekter Effekt}_{zx \cdot yz} \quad (2)$$

oder:

$$b_{yx \text{ total}} = b_{yx} + b_{zx \cdot yz}$$

Diese Form der Berechnung der totalen und indirekten Effekte gilt sowohl für unstandardisierte als auch standardisierte Regressionskoeffizienten.

Der geschätzte totale Regressionskoeffizient, der sich aus indirektem und direktem Effekt in einem Mediator-Modell zusammensetzt, entspricht demjenigen Regressionskoeffizienten, den man erhält, wenn eine einfache Regression von Y auf X ohne Berücksichtigung des Mediators Z durchgeführt wird. Regressionskoeffizienten in bivariaten Regressionsmodellen sind also immer Schätzungen totaler Effekte.

Alles, was wir für die Ermittlung von totalen und indirekten Effekten benötigen, sind die Regressionskoeffizienten der drei direkten Effekte b_{zx} , b_{yx} und b_{yz} (vgl. Abbildung 2). Diese erhält man mittels zweier Regressionsschätzungen:

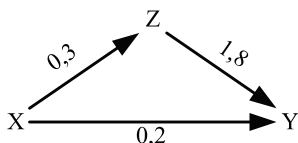
- eine bivariate Regression von Z auf X zur Bestimmung des direkten Effekts b_{zx} :

$$Z = a + b_{zx} X + U$$
- eine multiple Regression von Y auf X und Z zur Bestimmung der beiden direkten Effekte b_{yx} und b_{yz} :

$$Y = a + b_{yx} X + b_{yz} Z + U$$

Als Beispiel wollen wir unser Modell zur Erklärung von ausländerablehnenden Einstellungen durch Autoritarismus und Berufsprestige (vgl. U/M 2006: 87ff) derart verändern, dass Berufsstatus als Indikator der sozialen Lage als unabhängige Variable (X) fungiert, die einerseits einen direkten Effekt auf die Ausländerablehnung (Y) ausübt, deren Effekt aber andererseits auch durch autoritäre Einstellungen (Z) interveniert wird. Wenn dann die unstandardisierten Regressionskoeffizienten der direkten Effekte in den beiden oben beschriebenen Regressionsschätzungen a) und b) geschätzt werden, könnten sich die in Abbildung 3 gezeigten Werte ergeben.

Abbildung 3: fiktive unstandardisierte Regressionskoeffizienten



Mit Kenntnis der drei direkten Effekte aus Abbildung 3 können der unstandardisierte indirekte und unstandardisierte totale Effekt von Berufsstatus (X) auf Ausländerablehnung (Y) ermittelt werden. Der indirekte Effekt, d.h. der von Autoritarismus intervenierte Effekt von Berufsstatus auf die Ausländerablehnung, beträgt (gemäß Gleichung 1) $b_{zx \cdot yz} = 0,3 \times 1,8 = 0,54$, und der totale Effekt von Berufsstatus beträgt damit (gemäß Gleichung 2) $b_{yx \text{ total}} = 0,54 + 0,2 = 0,74$.

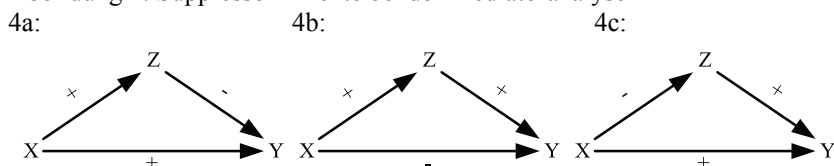
Die Ergebnisse des fiktiven Beispiels sind inhaltlich so zu interpretieren, dass mit jeder Erhöhung des individuellen Berufsstatus um eine empirische Einheit die erwartete, individuelle Ausländerablehnung insgesamt um 0,74 Skaleneinheiten ansteigt (totaler Effekt). Exakt diesen Regressionskoeffizienten von 0,74 hätten wir auch erhalten, wenn wir eine einfache Regression von Y auf X geschätzt hätten ohne

Berücksichtigung des Mediators Z. Was wir nun aber durch die Mediatorschätzung zusätzlich wissen ist, dass der totale Effekt von X ($b_{yx \text{ total}} = 0,74$) zu ca. 73% auf einen indirekten Effekt über Z zurückzuführen ist ($b_{zx \cdot yz} = 0,54$) und nur zu ca. 27% auf einen direkten Effekt von X auf Y ($b_{yx} = 0,2$). Ohne die Mediatorschätzung hätten wir also einen deutlich stärkeren direkten Effekt von X auf Y vermutet, als sich dieser durch die Berücksichtigung eines Mediators erweist.

Enthält ein Mediator-Modell mehrere unabhängige Variablen X_k , so kann nach dem gleichen Schema je nach Modellierung für jede X-Variable ein direkter, indirekter und totaler Effekt ermittelt werden.

Durch die Berücksichtigung einer Mediator-Variablen im Regressionsmodell kann sich sogar erweisen, dass eine X-Variable, die keinen signifikanten totalen Effekt auf Y aufweist, durchaus starke und statistisch signifikante indirekte und direkte Effekte auf Y ausübt, die aber in gegenläufiger Einflussrichtung wirken und sich daher in der Summe im totalen Effekt aufheben. Einen ähnlichen Fall hatten wir bereits im Kontext von Suppressor-Variablen kennen gelernt (vgl. U/M 2006: 94ff). Dies bedeutet auch, dass ein nicht-signifikanter bivariater Regressionskoeffizient von 0,00 (= totaler Effekt) noch lange nicht heißen muss, dass X überhaupt keinen Einfluss auf Y hat – die Kausalstruktur kann auch lediglich komplexer sein. In Abbildung 4 werden drei Fälle von Suppression bei Schätzung eines Mediator-Modells vorgestellt.

Abbildung 4: Suppressor-Effekte bei der Mediatoranalyse



Bei allen drei in Abbildung 4 vorgestellten Suppressor-Effekten wird der totale Effekt von X auf Y durch gegensätzliche Vorzeichen der direkten und indirekten Effekte verringert oder verschwindet gänzlich. Somit wird in allen drei Modellen der Einfluss von X auf Y unterschätzt.

In Abbildung 4a übt X zwar gleichgerichtete Effekte auf den Mediator Z und auf Y aus, der Mediator weist allerdings einen gegenläufigen Effekt auf Y auf. In der Summe verringert sich dadurch der totale Effekt und im Extremfall können sich der indirekte und direkte Effekt auch gegenseitig komplett aufheben. In Abbildung 4b

ist der direkte Effekt negativ und der indirekte positiv, was dieselben Konsequenzen haben kann. In Abbildung 4c üben Z und X gleichgerichtete Effekte auf Y aus, aber ein Anstieg der Variablenwerte in X führt zu einer Verringerung der Werte im Mediator Z. Und auch dies führt zu einer Verringerung des totalen Effekts.

In diesen vorgestellten Fällen kann folgerichtig die Zerlegung totaler Effekte in direkte und indirekte Effekte dazu beitragen, die kausale Bedeutung einer X-Variablen bei der Varianzaufklärung von Y adäquater zu spezifizieren als in einer Modellschätzung, in der lediglich totale Effekte (bivariate Regression von Y auf X) oder direkte Effekte (multiple Regression von Y auf X und Z) betrachtet werden. Denn eine solche Modellschätzung kann leicht zu falschen Schlussfolgerungen über die Einflussstärke oder -richtung von X führen.

In einer einfachen multivariaten Regressionsanalyse kann eine hohe Multikollinearität zwischen zwei X-Variablen ein empirischer Hinweis darauf sein, dass möglicherweise eine der beiden X-Variablen eine Mediator-Variable darstellt. Welche der X-Variablen dies betrifft, kann jedoch nur aus theoretischen bzw. analytischen Überlegungen heraus bestimmt werden.

So wird beispielsweise in der Autoritarismusforschung davon ausgegangen, dass Personen mit zunehmendem Alter autoritärer werden, da diese im Laufe ihres Lebens zunehmend Verantwortung übernehmen müssen. Und je höher der Autoritarismus, so eine weitere Annahme, desto höher die Ausländerablehnung, sodass ein indirekter positiver Effekt von Alter auf Ausländerablehnung (interveniert über Autoritarismus) zu erwarten ist. Zugleich weiß man jedoch aus der Ethnozentrismusforschung, dass junge Personen besonders anfällig sind für ausländerfeindliche Parolen, da diese noch keine kognitiv stark verankerten Einstellungen besitzen und damit schneller beeinflussbar sind. Je jünger also eine Person, desto ausländerfeindlicher ist diese, so diese Annahme.

Urban/Mayerl (2005) haben nun in einer empirischen Studie festgestellt, dass Alter einen moderaten positiven totalen Effekt auf Ausländerablehnung ausübt, d.h. je älter eine Person ist, desto ausländerfeindlicher ist diese. Unter Berücksichtigung des Mediator-Effekts über Autoritarismus zeigte sich aber, dass sich der totale positive Alterseffekt aus einem stärkeren positiven indirekten Effekt über Autoritarismus und einem schwächeren negativen direkten Effekt zusammensetzt. Ein höheres Alter bedingt demzufolge nicht direkt eine höhere Ausländerablehnung: es ist der durch Autoritarismus intervenierte indirekte positive Alter-Autoritarismus-Ausländerablehnungseffekt, der für den empirisch häufig in der Literatur auftretenden totalen Effekt einer höheren Ausländerablehnung in höherem Alter zuständig ist. Dieses Beispiel verdeutlicht die Notwendigkeit, totale, indirekte und direkte Effekte zu modellieren: Würden lediglich direkte oder totale Effekte ohne einen Mediator-Effekt modelliert, so müsste man zwangsläufig übersehen, dass der positive Alterseffekt alleine auf einen indirekten, über Autoritarismus wirkenden Effekt zurückzuführen ist und Alter selbst einen direkten negativen Effekt ausübt.

2 Signifikanz der direkten, indirekten und totalen Effekte

Was bislang in unserer Erläuterung noch offen blieb, ist die Frage, wie die statistische Signifikanz der direkten, indirekten und totalen Effekte statistisch bestimmt werden kann.

Im Falle des *totalen* Effektes ist die Signifikanzbestimmung denkbar einfach. Hierzu muss lediglich der Mediator aus dem Regressionsmodell herausgenommen werden und ein alleiniger direkter Effekt von X auf Y spezifiziert werden. Das Ergebnis einer solchen Regressionsschätzung in SPSS liefert dann nicht nur einen direkten Effekt, der identisch ist mit der Summe aus indirektem und direktem Effekt im Mediator-Modell, sondern auch einen Signifikanztest zu diesem Effekt, der dem t-Test des totalen Effektes im Mediator-Modell entspricht (vgl. Kapitel 3 zur Logik von t-Tests in U/M 2006).

Die Signifikanz der *direkten* Effekte ist ebenfalls mittels t-Test (ganz wie in Kapitel 3 von U/M 2006 beschrieben) leicht zu bestimmen. Hierzu werden die beiden oben beschriebenen Regressionsschätzungen a) und b) benötigt, die bereits zur Ermittlung der Regressionskoeffizienten der direkten Effekte dienten, um die Standardfehler der direkten Effekte zu ermitteln. Mit deren Hilfe können dann t-Tests durchgeführt werden (zum t-Test vgl. Gleichung 3.11 auf Seite 150 in U/M 2006). Somit ist erforderlich:

- a) eine bivariate Regression von Z auf X zur Bestimmung von $SE_{b_{zx}}$
- b) eine multiple Regression von Y auf X und Z zur Bestimmung von $SE_{b_{yx}}$ und $SE_{b_{yz}}$

Weitaus komplizierter ist ein Signifikanztest des *indirekten* Effekts. Hierzu wurden der sog. „*Sobel-Test*“ und zwei Varianten des „*Goodman-Tests*“ entwickelt. Alle drei Versionen sind Vorschläge, wie der Standardfehler des indirekten Effekts zu ermitteln ist, mit dessen Hilfe in gewohnter Weise ein t-Test durchgeführt werden kann. Der Unterschied zwischen den drei Varianten besteht allein darin, ob bzw. in welcher Weise ein Interaktionsterm der Standardfehler der direkten Effekte in die Berechnung einbezogen werden soll.

In der Literatur wird häufig in irreführender Weise von „dem“ Sobel-Test gesprochen. Es bestehen jedoch drei verschiedene Varianten dieses Tests. Sobel (1982) selbst hat nur eine dieser Varianten vorgeschlagen, aber bereits Jahre vor ihm hatte Goodman (1960) die beiden anderen Varianten publiziert. Baron/Kenny (1986) popularisierten jedoch auch die Goodman-Varianten unter dem Begriff „Sobel-Test“. Der Argumentation von MacKinnon/Dwyer (1993) und MacKinnon/Warsi/Dwyer (1995) folgend sprechen wir zur klaren begrifflichen Trennung nachfolgend vom „Sobel-Test“ nach Sobel (1982) sowie vom „Goodman (I)-Test“ und „Goodman (II)-Test“ nach Goodman (1960).

Die drei Varianten des Standardfehlers nach Sobel (1982) und Goodman (1960) lauten wie folgt:

Sobel:

$$SE_{b_{zx \cdot yz}} = \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2} \quad (3)$$

Goodman (I):

$$SE_{b_{zx \cdot yz}} = \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2 + SE_{b_{zx}}^2 \times SE_{b_{yz}}^2} \quad (4)$$

Goodman (II):

$$SE_{b_{zx \cdot yz}} = \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2 - SE_{b_{zx}}^2 \times SE_{b_{yz}}^2} \quad (5)$$

Durch das additive Einbinden des Interaktionsterms der Standardfehler von b_{zx} und b_{yz} führt die Goodman (I)-Formel zu größeren Werten als die beiden anderen Formeln. Die Goodman (II)-Formel führt durch Subtraktion des Interaktionsterms zu kleineren Werten als die beiden anderen. In Extremfällen kann also nach Goodman (I) ein Effekt knapp nicht signifikant sein, während er nach Sobel oder Goodman (II) knapp signifikant sein kann.

Üblicherweise werden in der Praxis der Sobel-Test oder der Goodman (I)-Test verwendet, die gemäß einer Monte-Carlo-Studie von MacKinnon/Warsi/Dwyer (1995) ab einer Fallzahl von ca. 50 Fällen auch annähernd identische Ergebnisse bei t-Tests ergeben. Die Goodman (II)-Variante hat den Nachteil, dass durch Subtraktion des Interaktionsterms der Standardfehler null werden kann, was dazu führt, dass der t-Test dann nicht mehr durchgeführt werden kann.

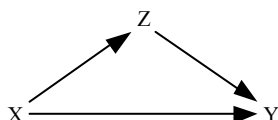
Zur Berechnung aller drei Varianten des Standardfehlers des indirekten Effekts werden also folgende Werte benötigt:

- der unstandardisierte (!) Regressionskoeffizient des Effekts von X auf Z;
- der Standardfehler des Regressionskoeffizienten des Effekts von X auf Z;
- der unstandardisierte (!) Regressionskoeffizient des Effekts von Z auf Y;
- der Standardfehler des Regressionskoeffizienten des Effekts von Z auf Y.

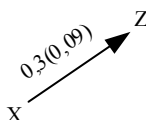
Diese Regressionskoeffizienten und Standardfehler können wieder mittels der beiden oben verwendeten Regressionsschätzungen a) und b) ermittelt werden. Abbildung 5 zeigt das Ausgangsmodell der Mediatoranalyse (5a) sowie die (fiktiven) statistischen Ergebnisse von zwei Regressionsschätzungen (5b und 5c).

Abbildung 5: Mediator-Beispiel mit unstandardisierten Regressionskoeffizienten (Standardfehler in Klammer)

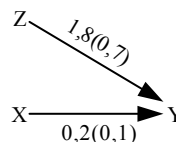
5a: Ausgangsmodell



5b: erste Regression
von Z auf X



5c: zweite Regression
von Y auf Z und X



Mit Hilfe der Ergebnisse beider Regressionsschätzungen nach Abbildung 5 kann nun ein t-Test auf Signifikanz des indirekten Effekts von X auf Y durchgeführt werden.

Der unstandardisierte indirekte Effekt beträgt in unserem Beispiel:

$$b_{zx \cdot yz} = b_{zx} \times b_{yz} = 0,3 \times 1,8 = 0,54$$

Der Standardfehler des indirekten Effekts beträgt nach Sobel:

$$SE_{b_{zx \cdot yz}} = \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2}$$

$$SE_{b_{zx \cdot yz}} = \sqrt{1,8^2 \times 0,09^2 + 0,3^2 \times 0,7^2} = 0,265$$

nach Goodman (I):

$$\begin{aligned} SE_{b_{zx \cdot yz}} &= \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2 + SE_{b_{zx}}^2 \times SE_{b_{yz}}^2} \\ SE_{b_{zx \cdot yz}} &= \sqrt{1,8^2 \times 0,09^2 + 0,3^2 \times 0,7^2 + 0,09^2 \times 0,7^2} = 0,273 \end{aligned}$$

nach Goodman (II):

$$\begin{aligned} SE_{b_{zx \cdot yz}} &= \sqrt{b_{yz}^2 \times SE_{b_{zx}}^2 + b_{zx}^2 \times SE_{b_{yz}}^2 - SE_{b_{zx}}^2 \times SE_{b_{yz}}^2} \\ SE_{b_{zx \cdot yz}} &= \sqrt{1,8^2 \times 0,09^2 + 0,3^2 \times 0,7^2 - 0,09^2 \times 0,7^2} = 0,258 \end{aligned}$$

Der t-Test wird gemäß der in Kapitel 3 vorgestellten Testlogik des t-Tests (vgl. Gleichung 3.11 auf Seite 150 von U/M 2006) mit folgenden Testwerten durchgeführt:

nach Sobel:

$$t = \frac{b_{zx \cdot yz}}{SE_{b_{zx \cdot yz}}} = \frac{0,54}{0,265} = 2,04$$

nach Goodman (I):

$$t = \frac{b_{zx \cdot yz}}{SE_{b_{zx \cdot yz}}} = \frac{0,54}{0,273} = 1,98$$

nach Goodman (II):

$$t = \frac{b_{zx \cdot yz}}{SE_{b_{zx \cdot yz}}} = \frac{0,54}{0,258} = 2,09$$

Demnach ist nach allen drei Berechnungsvarianten der indirekte Effekt von Berufsprestige (X) über Autoritarismus (Z) auf ausländerablehnende Einstellungen (Y) signifikant mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% (da alle t-Werte größer als der kritische Wert von 1,96 sind).

3 Statistischer Nachweis von Mediator-Effekten

Ob ein Mediator-Effekt im Regressionsmodell zu spezifizieren ist, sollte in erster Linie ein Ergebnis der theoretischen bzw. analytischen Argumentation zu Beginn der Regressionsanalyse sein. Oftmals ist dies aber nicht möglich, oder der Gedanke, nach Mediator-Effekten zu suchen, kommt erst während der statistischen Datenauswertung. In solchen Fällen kann anhand vier Bedingungen überprüft werden, ob es die Datenlage rechtfertigt, nach Mediator-Effekten zu suchen. Denn zum Nachweis eines solchen Effekts reicht es nicht aus, wie man meinen könnte, dass ein indirekter Effekt spezifiziert und geschätzt wird und dann auf Signifikanz getestet wird. Nicht jeder indirekte Effekt ist auch automatisch ein Mediator-Effekt, was nachfolgend erläutert wird.

Nach Holmbeck (1997) und Baron/Kenny (1986) müssen folgende vier Bedingungen erfüllt sein, damit eine Variable als Mediator-Variable bezeichnet werden kann:

- a) Der Prädiktor (X) muss einen signifikanten Effekt auf den Mediator (Z) ausüben.
- b) Der Prädiktor (X) muss in einem Regressionsmodell ohne Kontrolle des Einflusses der Mediator-Variablen einen signifikanten Effekt auf die abhängige Variable (Y) ausüben (über Ausnahmen in Folge von Suppressor-Effekten haben wir zuvor berichtet, dazu auch nachfolgend mehr).
- c) Der Mediator (Z) muss einen signifikanten Effekt auf die abhängige Variable (Y) ausüben.
- d) Der Effekt des Prädiktors (X) auf die abhängige Variable (Y) muss sich verringern, wenn in einer multivariaten Regression als zusätzlicher Prädiktor die Variable Z aufgenommen wird.

Die zweite Bedingung (b) hat zur logischen Folge, dass zwischen einem indirekten Effekt und einem Mediator-Effekt unterschieden werden muss. Dabei ist ein Mediator-Effekt immer ein indirekter Effekt, aber ein indirekter Effekt muss kein Mediator-Effekt sein. Der Grund hierfür ist einfach: Bedingung (b) fordert, dass der Einfluss von X auf Y in einem Regressionsmodell ohne Mediator-Kontrolle signifikant sein muss. Andernfalls kann auch kein Mediator-Effekt vorliegen, da in diesem Falle überhaupt kein empirischer Einfluss von X auf Y vorliegt, der interveniert werden könnte. Es kann also die Situation auftreten, in der die Effekte zwischen X

und Z sowie zwischen Z und Y signifikant sind und auch der indirekte Effekt von X über Z auf Y signifikant ist, in der aber kein signifikanter Effekt zwischen X und Y in einem Regressionsmodell ohne Mediator-Variable (totaler Effekt) vorliegt. Dann liegt zwar ein indirekter Effekt von X auf Y vor, aber kein Mediator-Effekt: Z interveniert nicht den Effekt zwischen X und Y und trägt nicht zur Klärung des Wirkmechanismus zwischen X und Y bei, da ein solcher Effekt eben gar nicht empirisch vorliegt. Aus diesem Grund wird auch klar, warum der Nachweis eines signifikanten indirekten Effekts noch nicht ausreicht, um einen Mediator-Effekt nachzuweisen.

Falls jedoch die oben beschriebenen Suppressor-Effekte (vgl. Abbildung 4) wirken, ist es möglich, dass Bedingung (b) nicht erfüllt wird. So können sich wie gesehen indirekte und direkte Effekte auch aufheben, was zur Folge hat, dass kein signifikanter totaler Effekt zwischen X und Y auftritt, aber durchaus ein signifikanter direkter sowie indirekter Effekt nachzuweisen ist. In diesem Spezialfalle sprechen wir von dem Vorliegen eines Suppressor-Mediators.

Die vierte Bedingung (d) fordert, dass bei statistischer Kontrolle des Mediators der Effekt des Prädiktors auf die abhängige Variable geringer oder sogar nicht signifikant werden sollte. Wird der Effekt von X auf Y bei Kontrolle von Z nicht-signifikant (während der Effekt von X auf Y vor der Kontrolle noch signifikant war, vgl. Bedingung b), so liegt der oben beschriebene Fall eines totalen Mediator-Effekts vor. Wird der Effekt von X auf Y hingegen geringer, aber bleibt signifikant, so liegt der Fall eines partiellen Mediator-Effekts vor. In diesem Fall kann die Reduktion des Effekts bei Kontrolle des Mediators als ein Maß für die Stärke bzw. Wirksamkeit des Mediators interpretiert werden.

Die vier Bedingungen a) bis d) können mit Hilfe von drei Regressionsschätzungen überprüft werden:

1. Eine Regressionsschätzung von Z auf X zur Überprüfung der ersten Bedingung, wobei sich dieser Effekt als signifikant erweisen muss sowie die erwartete Richtung aufweisen sollte:

$$Z = a + b X + U$$

2. Eine Regressionsschätzung von Y auf X zur Überprüfung der zweiten Bedingung, wobei auch hier Signifikanz und erwartete Effektrichtung vorliegen müssen:

$$Y = a + b X + U$$

3. Eine multivariate Regressionsschätzung von Y auf X und Z zur Überprüfung der dritten und vierten Bedingung. Dabei muss erstens der Effekt von Z auf Y signifikant sein und die erwartete Effektrichtung aufweisen (dritte Bedingung). Und zweitens muss der Effekt von X auf Y nicht signifikant sein oder zumindest geringer sein, als er es bei der zweiten Regressionsschätzung war (vierte Bedingung):

$$Y = a + b_1 X + b_2 Z + U$$

Fassen wir zusammen: Die drei zuletzt genannten Regressionsschätzungen sind stets durchzuführen, um ein Mediator-Modell zu schätzen. Neben der Überprüfung von Bedingung a) bis d) werden die erste und dritte Regression zur Schätzung der direkten Effekte b_{zx} , b_{yx} und b_{yz} sowie der Standardfehler dieser Regressionskoeffizienten benötigt. Mit Hilfe dieser Werte können dann der indirekte und totale Effekt sowie der Standardfehler und damit die Signifikanz des indirekten Effekts ermittelt werden. Die zweite Regressionsschätzung wird zudem zum Signifikanztest des totalen Effekts benötigt.

Es soll noch daran erinnert werden, dass die hier genannten Regressionsschätzungen zum Nachweis von Mediator-Effekten allen regressionsanalytischen Anforderungen entsprechen müssen (vgl. Kapitel 2, 3 und 4 in U/M 2006) und daher u.a. auch eigene Residuenanalysen notwendig machen. Daran lässt sich auch leicht erkennen, dass die Schätzung von Mediator-Modellen mit sehr viel Aufwand verbunden sein kann. Anspruchsvolle Sozialforschung sollte sich jedoch nicht davon abhalten lassen, entsprechende Analysen durchzuführen. Denn wenn ein im multiplen Modell spezifizierter Prädiktor in Wirklichkeit eine intervenierende Variable ist, werden die direkten Effekte aller X-Variablen unterschätzt werden, wenn ihre Einflüsse in einem multiplen Modell ohne Mediation um die Effekte dieses Prädiktors bereinigt werden. In diesem Falle käme es zu einer sog. „Überkontrolle“ der geschätzten X-Effekte.

4 Kombination von Moderator- und Mediator-Effekten

Moderator-Effekte und Mediator-Effekte können nicht nur getrennt, sondern auch in einer gemeinsamen theoretischen Modellierung postuliert und empirisch überprüft werden. Als Beispiel wollen wir hierzu unser Ausländerablehnungsmodell nochmals erweitern. Nehmen wir an, dass die Ausländerablehnung in Abhängigkeit vom Berufsstatus (X_1) und Alter (X_2) einer Person modelliert wird. Diese beiden Effekte sollen zudem über den Mediator „Autoritarismus“ (Z) interveniert werden. Als zusätzliche Annahme gehen wir davon aus, dass die Effekte nach sozialem

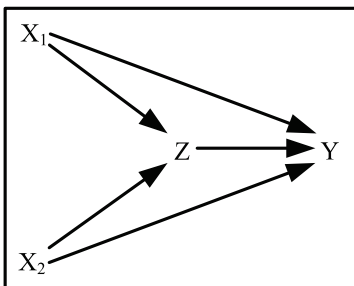
Kontext variieren. Dabei könnte man annehmen, dass die Bedeutsamkeit der Effekte, d.h. ihre Effektstärke und/oder Signifikanz, davon abhängt, wie hoch der Ausländeranteil in dem Stadtteil der befragten Personen ist. So könnte man z. B. vermuten, dass der Berufsstatus nur dann eine Rolle spielt, wenn der Ausländeranteil hoch ist und damit die erlebte Arbeitsmarktkonkurrenz mit Ausländern hoch ist. Der Ausländeranteil als sozialer Kontext ist damit eine Moderatorvariable, von der angenommen wird, dass sie alle direkten Effekte *sowie* die Mediator-Effekte auf die Ausländerablehnung moderiert.

Die Umsetzung eines solchen Modells kann wie die in Kapitel 5.2 von U/M 2006 vorgestellte Moderatoranalyse über eine Multigruppen- oder Interaktionsanalyse erfolgen.

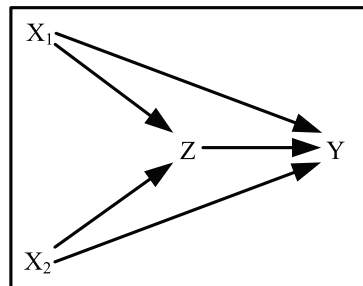
Bei der Multigruppenanalyse wird das gesamte Modell getrennt für die beiden Personengruppen aus Stadtteilen mit hohem versus niedrigem Ausländeranteil geschätzt. Anschließend können dann die Ergebnisse der stadtteilspezifischen Regressions-schätzungen miteinander verglichen werden (und ggf. auf signifikante Differenzen getestet werden, vgl. Kapitel 5.2.2 von U/M 2006). Abbildung 6 verdeutlicht eine solche Modellierung.

Abbildung 6: Kombinierte Moderator- und Mediatoranalyse als Multigruppenanalyse

Stadtteil A: Ausländeranteil hoch



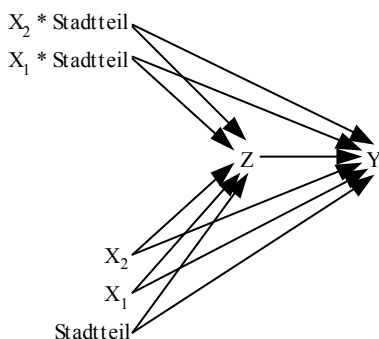
Stadtteil B: Ausländeranteil niedrig



Die Durchführung einer solchen Analyse in SPSS ist schon sehr aufwändig. Getrennt für die Befragtengruppen aus den Stadtteilen A und B muss jeweils eine Regression von Z auf X_1 und X_2 sowie von Y auf X_1 , X_2 und Z durchgeführt werden. Zum Test der Bedingungen (b) und (d) für das Vorliegen eines Mediator-Effekts muss zudem eine Regression von Y auf X_1 und X_2 ohne Kontrolle des Mediators geschätzt werden. Daneben müssen für beide Stadtteile jeweils die indirekten und totalen Effekte sowie jeweils ihre Signifikanzen ermittelt werden.

Alternativ zur Multigruppenanalyse kann das kombinierte Moderator-Mediator-Modell natürlich auch mit Interaktionsvariablen geschätzt werden (vgl. Abschnitte 4.3.2, 4.5.2 und 5.1.3 zur Schätzung von Interaktionseffekten in U/M 2006). Abbildung 7 zeigt eine solche Modellierung. Der Stadtteil ist dabei als eine Dummy-Variable integriert (mit 0=Ausländeranteil niedrig, 1=Ausländeranteil hoch).

Abbildung 7: Kombinierte Moderator- und Mediatoranalyse als Interaktionsmodell



Wie man Abbildung 7 entnehmen kann, ist der Nachteil des Interaktionsmodells, dass in diesem bereits sehr viele Variablen spezifiziert werden und das Modell dadurch sehr komplex wird. Ist man allerdings an der jeweiligen Effektstärke und Signifikanz des Moderatoreffekts interessiert, so ist es deutlich einfacher, diese mit Hilfe des Interaktionsmodells zu ermitteln: Die Effekte der Interaktionsvariablen entsprechen dann den Moderator-Effekten. Im Gegensatz zur Multigruppenanalyse ist es im Interaktionsmodell zudem auch möglich, mehrere unterschiedliche Moderator-Effekte einzubinden, d.h. Interaktionen nicht nur mit einer Variablen (hier: Stadtteil), sondern auch mit anderen (z.B. mit Geschlecht). Ein Vorteil der Multi-

gruppenanalyse ist allerdings, dass diese jegliche Multikollinearitätsprobleme vermeidet.

Soll eine solche Analyse mittels OLS-Regressionsschätzung in SPSS durchgeführt werden, so kann diese schnell an Machbarkeits- und Effizienz-Grenzen stoßen. Denn je komplexer das Regressionsmodell wird, in umso mehr einzelne Regressions-schätzungen muss dieses zerlegt werden. Modelle, bei denen mehrere Mediator-ebenen hintereinander geschaltet sind, können so zu einer sehr langwierigen und mühsamen Arbeit in SPSS werden. Bei solchen Modellen bietet es sich daher an, nicht mit SPSS, sondern mit Statistik-Programmen zu arbeiten, die die Schätzung solcher komplexen Modelle in nur einem Rechendurchgang ermöglichen. Hierzu zählen z.B. die Statistik-Programme EQS, Lisrel, MPlus oder Amos. Diese ermöglichen zudem die Schätzung von Strukturgleichungsmodellen mit latenten Variablen und die Schätzung von Maßen der Modellgüte für das gesamte Modell. Interessierte seien an die diesbezügliche Einführungsliteratur verwiesen (z.B. Byrne 2001, Kline 2005, Raykov/Marcoulides 2000, Schumacker/Lomax 2004).

Literaturverzeichnis

- 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, S. 1173-1182.
- Byrne, B.M., 2001: *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Goodman, L., 1960: On the Exact Variance of Products. *Journal of the American Statistical Association*, December, 1960, S. 708-713.
- Holmbeck, G. N., 1997: Toward terminological, conceptual, and statistical clarity in the study of mediators and moderators: Examples from the child-clinical and pediatric psychology literatures. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 65, S. 599-610.
- Kline, R.B., 2005: *Principles and practice of structural equation modeling* (2. ed.). New York: The Guilford Press.
- MacKinnon, D. P. / Dwyer, J. H., 1993: Estimating mediated effects in prevention studies. *Evaluation Review*, 17, S. 144-158.
- MacKinnon, D. P. / Warsi, G. / Dwyer, J. H., 1995: A simulation study of mediated effect measures. *Multivariate Behavioral Research*, 30, S. 41-62.
- Raykov, T. / Marcoulides, G.A., 2000: *A first course in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Schumacker, R.E. / Lomax, R.G., 2004: *A beginner's guide to structural equation modeling* (2. ed.). - Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Sobel, M. E., 1982: Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models. In S. Leinhardt (Ed.), *Sociological Methodology 1982*, S. 290-312. Washington DC: American Sociological Association.
- Urban, D. / Mayerl, J., 2005: Der lokale Ausländeranteil wirkt als selektiver Verstärker. Zur erweiterten Erklärung von Ausländerablehnung durch Autoritarismus und soziodemographische Lage – empirische Ergebnisse einer kategorialen SEM-Analyse. Unveröffentlichtes Manuskript, Universität Stuttgart, Institut für Sozialwissenschaften.
- Urban, D. / Mayerl, J., 2006: *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung* (2., überarbeitete Auflage). Wiesbaden: VS Verlag.