

# **Abschlussbericht im Seminar**

## **Kausale Modellbildung**

Friedrich-Schiller-Universität Jena

WS 2006/2007

von

Marie-Therese Grahl, Victoria Paul & Katja Peilke

# INHALTSVERZEICHNIS

INHALTSVERZEICHNIS.....	1
Einleitung .....	2
Prima Facie Effekte und kausale Effekte .....	2
Methode.....	4
Stichprobe.....	4
Variablen .....	4
Outcomevariablen .....	4
Treatmentvariable.....	5
Bedürftigkeit.....	5
Geschlecht .....	5
Individuelle Behandlungswahrscheinlichkeiten.....	5
Die Analysen mit EffectLite .....	6
Ergebnisse und Interpretation.....	7
Die Analyse ohne Kovariate .....	7
Die Analysen mit der Bedürftigkeit als Kovariate .....	7
Die Analyse mit der gewichteten Outcomevariable.....	8
Diskussion .....	9
TABELLEN- UND ABBILDUNGSVERZEICHNIS .....	11
LITERATURVERZEICHNIS .....	15

## Einleitung

Für die Analyse von kausal interpretierbaren Treatmenteffekten ist es notwendig präzise Modelle aufzustellen und statistische Kenngrößen auszurechnen, die man aufgrund vorher gemachter und getesteter Annahmen kausal interpretieren kann. Denn nicht immer sind die durchschnittlichen Mittelwertsdifferenzen zwischen zwei Treatmentgruppen als die auf die verschiedenen Treatments zurückzuführenden Unterschiede zwischen den Gruppen interpretierbar. Wie die Analyse von Treatmenteffekten durchgeführt werden sollte, damit Kausalität gewährleistet ist, soll im Folgenden anhand von künstlich erzeugten Daten gezeigt werden.

Der Datensatz enthält drei Treatmentgruppen, wobei wir die Gruppe 0 als Kontrollgruppe, die Gruppe 1 als die Personen, die eine Psychotherapie bekommen haben und Gruppe 2 als die Personen, die vom Hausarzt behandelt worden, festgelegt haben. Je nach Bedürftigkeit („Neediness“) der Personen, welche in sechs Stufen gemessen wurde erhielten sie unterschiedliche Behandlungswahrscheinlichkeiten für die verschiedenen Treatment-Bedingungen. Ansonsten fand eine randomisierte Zuweisung zu den Treatmentgruppen statt.

Die Analyse wurde mit Hilfe des Programms „EffectLite“ (R. Steyer & I. Partchev, 2007) durchgeführt, welches speziell für die Analyse von bedingten und unbedingten durchschnittlichen Mittelwertsunterschieden zwischen Gruppen entwickelt worden ist. Das hier angewendete Programm basiert auf LISREL (K. Jöreskog & D. Sörbom, 2006) und wird im Folgenden noch näher erläutert, sowie auch die vorgenommenen Analysen.

### *Prima Facie Effekte und kausale Effekte<sup>1</sup>*

Die in diesem Datensatz vorliegenden ungleichen Behandlungswahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit von der Bedürftigkeit der Person implizieren, dass die allgemeine Gleichung für den bedingten Erwartungswert

$$(1) E(Y|X=x) = \sum_u E(Y|X=x, U=u) \cdot P(U=u|X=x)$$

nicht der Gleichung für den kausal unverfälschten Erwartungswert

$$(2) CUE(Y|X=x) = \sum_u E(Y|X=x, U=u) \cdot P(U=u)$$

entspricht und dass die Differenzen der bedingten Erwartungswerte, die oft für die Analyse von Treatmenteffekten herangezogen werden, nur die Prima Facie Effekte sind, nicht aber kausal interpretiert werden können. Der Unterschied zwischen den Gleichungen besteht darin, dass in Gleichung (2) die stochastische Unabhängigkeit zwischen der Personenvariable U und

---

<sup>1</sup> Alle Formeln und theoretischen Annahmen dieses Abschnitts stammen aus Steyer et al. (2006).

der Treatmentvariable  $X$  enthalten ist. Diese Form der Unabhängigkeit ist durch die randomisierte Zuweisung der Personen zu den Treatmentbedingungen zu erreichen.

Es gibt allerdings theoretische Annahmen, unter denen, wenn sie erfüllt sind auch die Prima Facie Effekte kausal interpretiert werden dürfen. Dies ist der Fall, wenn die Treatment-Regression oder wenigstens die Kovariaten-Treatment-Regression unverfälscht ist. Die schwächste, aber immer noch empirisch testbare Annahme, ist die der Unkonfundiertheit, welche in den vorliegenden Analysen genutzt wird.

Unkonfundiertheit der Treatment-Regression liegt vor, wenn für jede Abbildung  $W = f(U)$  der beobachteten Unitvariable gilt, dass

$$E_{X=j}(Y) = E[E_{X=j}(Y|W)] \quad \text{für alle Werte } j = 0, 1, \dots, J.$$

Dementsprechend muss für die Unkonfundiertheit der Kovariaten-Treatment-Regression für jede Abbildung  $W = f(U)$  der beobachteten Unitvariable gelten, dass

$$E_{X=j,Z=z}(Y) = E[E_{X=j,Z=z}(Y|W)] \quad \text{für alle Werte } j = 0, 1, \dots, J.$$

Die Hypothese der Unkonfundiertheit kann in empirischen Anwendungen allerdings nur falsifiziert und nicht verifiziert werden.

Kann die Unkonfundiertheit der Treatmentregression nicht verworfen werden, so ist es möglich die Prima Facie Effekte in der Gesamtpopulation als durchschnittliche kausale Effekte zu interpretieren. Gleiches gilt für die Unkonfundiertheit der Kovariaten-Treatment-Regression. Die Prima Facie Effekte in den Subpopulationen sind dann die bedingten kausalen Effekte und man hat die Möglichkeit auch den durchschnittlichen kausalen Effekt zu berechnen. Dieser muss allerdings nicht dem Prima Facie Effekt in der Gesamtpopulation entsprechen.

## **Methode**

### ***Stichprobe***

Unsere Stichprobe umfasst 5000 Personen: 3512 Männer und 1488 Frauen. Das entspricht einem Männeranteil von 70 Prozent. Auch die Verteilung der Personen auf die drei unterschiedlichen Treatmentbedingungen (Kontrollgruppe, Psychotherapie und Hausarzt) ist nicht einheitlich. So sind in der Psychotherapiegruppe 2508 Personen, während in den beiden anderen Treatmentbedingungen jeweils ungefähr die Hälfte der Personenanzahl ist. Das mag inhaltlich bezüglich des Ziels der Studie und unter ethischen und moralischen Aspekten Sinn machen. Eine Besonderheit unseres Datensatzes ist die Zellenbesetzung bezüglich des Geschlechts und der Bedürftigkeit. Es wird ersichtlich, dass die Zuteilung der Personen zu den Bedürftigkeitsgruppen (Need1 bis Need6) abhängig ist vom Geschlecht. So sind den ersten vier Bedürftigkeitsgruppen nur Männer und den beiden übrigen Bedürftigkeitsgruppen nur Frauen zugeteilt.

### ***Variablen***

#### **Outcomevariablen**

Die drei Y-Variablen ( $Y_1$ ,  $Y_2$ ,  $Y_3$ ) sind unsere Outcomevariablen, die im Prinzip drei parallele Testteile darstellen könnten. Diese Annahme gilt es zu prüfen. Schon bei der deskriptiven Betrachtung unserer Daten sieht man, dass die Mittelwerte dieser Y-Variablen identisch sind (Mean: 98.81). Auch die Standardabweichungen unterscheiden sich kaum ( $SD_1 = 14.412$ ,  $SD_2 = 14.430$  und  $SD_3 = 14.442$ ). Diese deskriptiven Kennwerte geben einen Hinweis, dass wir mit unserer Vermutung, paralleler Testteile richtig liegen. Dennoch wollen wir diese Annahme testen, indem wir sowohl einen t-Test für abhängige Stichproben in SPSS durchführen als auch ein Paralleltestmodell auf Grundlage unserer Daten in LISREL modellieren.

Der Output zum t-Test zeigt für keines der Y-Paare einen signifikanten Effekt (für  $Y_1 - Y_2$   $t = -1.182$ ,  $p = .237$ ; für  $Y_1 - Y_3$   $t = -.712$ ,  $p = .476$ ; für  $Y_2 - Y_3$   $t = .476$ ,  $p = .634$ ). Das bedeutet, es gibt keine Mittelwertsunterschiede zwischen den Testteilen. Die ausgegebenen Korrelationen sind alle größer als .975[Vgl. Tab. 1 bis 3].

Bei der Überprüfung des Modellfits in LISREL ist der p-Wert .349 und der RMSEA ist .005 [siehe Abb. 1]. Beide Kennwerte zeigen einen guten Modellfit an. Wir können unsere Annahme paralleler Testteile (Modell  $\tau$ -äquivalenter Variablen) als bestätigt sehen. Alle Testteile messen dasselbe (unsere latente Variable). Dieses Ergebnis hat Implikationen für

unsere Analysen. Wir können für die Analyse mit EffectLite eine latente Outcomevariable  $\eta_Y$  modellieren, die auf alle drei Y-Variablen mit eins lädt.

### **Treatmentvariable**

Unsere Treatmentvariable X ist dreistufig mit den Werten 0, 1 und 2. Damit haben wir drei Treatmentgruppen, von denen X = 0 die Kontrollgruppe bildet<sup>2</sup>. In dieser Gruppe sind die Personen, die keine Behandlung erhielten. Die Gruppe X = 1 ist die Psychotherapiegruppe und in der Gruppe X = 2 sind die Personen, die vom Hausarzt behandelt wurden.

### **Bedürftigkeit**

Im Originaldatensatz haben wir die sechsstufige Variable Bedürftigkeit (Neediness), die wir für die Analyse mit EffectLite dummykodiert haben. Durch die Dummykodierung erhielten wir sechs dichotome Variablen (Need1, Need2, ..., Need6).

### **Geschlecht**

Die Variable Geschlecht ist kodiert mit 0 für die Männer und mit 1 für die Frauen.

### **Individuelle Behandlungswahrscheinlichkeiten**

Ein Punkt, den wir gegeben haben und der jedem Kausalanalytiker entgegenkommt, ist, dass uns die individuellen Behandlungswahrscheinlichkeiten bekannt sind. Allerdings sind diese nicht gleich für alle Personen. Randomisierung im klassischen Sinn liegt also nicht vor. Die unterschiedlichen Behandlungswahrscheinlichkeiten sind der Grund, warum wir in unserer Analyse davon ausgehen, dass bezogen auf die Gesamtpopulation der PFE nicht dem ACE entspricht. Sie sind aber innerhalb der einzelnen Bedürftigkeitsgruppen jeweils gleich, d.h. jede Person in einer Bedürftigkeitsgruppe hat die gleiche Wahrscheinlichkeit, in die einzelnen Treatmentbedingungen zu gelangen. Wir können also davon ausgehen, dass ein Merkmal unseres Designs die auf die Bedürftigkeit bedingte Randomisierung ist.

---

<sup>2</sup> Die Behandlungsgruppen haben wir benannt, um das Analysieren der künstlichen Daten attraktiver zu machen.

## ***Die Analysen mit EffectLite***

Im Folgenden sollen die drei mit EffectLite durchgeführten Analysen einzeln vorgestellt werden. Als erstes wurde eine Analyse der Treatmenteffekte auf die latente Outcomevariable  $\eta_Y$  ohne Kovariaten durchgeführt. In einer zweiten Analyse wurde dann die Bedürftigkeit als Kovariate berücksichtigt. Die anschließend durchgeführte Analyse der Treatmenteffekte auf die gewichtete latente Outcomevariable ohne Kovariaten dient dazu eine weitere Möglichkeit, die Unverfälschtheit der Treatment-Regression zu erreichen, aufzuzeigen. In allen drei Modellen wurden keine weiteren restriktiven Annahmen, wie etwas die Gleichheit der Fehlervarianzen, gemacht.

Die mit der ersten Analyse erhaltenen Mittelwertsunterschiede sind die Prima Facie Effekte in der Gesamtpopulation, welche aber nicht kausal interpretiert werden dürfen. Es muss zuerst noch die Unverfälschtheit der Treatment-Regression überprüft werden, wie es in den folgenden Analysen getan wird.

Mit der zweiten Analyse soll überprüft werden, ob die Treatment-Regression hinsichtlich der Bedürftigkeit unkonfundiert ist. Die Bedürftigkeit wurde hierfür als dummykodierte, manifeste, stochastische Kovariate in die Analyse mit aufgenommen. Die Dummykodierung ist notwendig, da EffectLite nur lineare Effektfunktionen modellieren kann, was in diesem Fall zu einem zu restriktiven Modell führen würde.

Eine weitere Möglichkeit die Unverfälschtheit der Treatment-Regression zu erreichen besteht über die Gewichtung der Outcomevariable mit den individuellen Behandlungswahrscheinlichkeiten, welche im vorliegenden Datensatz und bei jeder experimentellen Zuweisung zu den Behandlungsgruppen bekannt sind. Für die Analyse haben wir die drei Y-Variablen jeweils mit dem Quotient aus der Wahrscheinlichkeit für die jeweilige Treatmentbedingung und den individuellen Behandlungswahrscheinlichkeiten gewichtet.

$$Y_w = Y * \left[ \sum_{j=0}^1 I_{X=j} * ( P(X = j) / P(X = j|U) ) \right]$$

Das Modell in EffectLite enthält die Outcomevariable als latente Variable der drei gewichteten Y-Variablen und die Treatmentvariable X. Die Prima Facie Effekte können dann als durchschnittliche kausale Effekte der originalen Outcomevariable interpretiert werden.

## Ergebnisse und Interpretation

### *Die Analyse ohne Kovariate*

Gehen wir zunächst davon aus, es gäbe keine Abhängigkeit zwischen der individuellen Bedürftigkeit der Personen und der Behandlungswahrscheinlichkeit. Das würde bedeuten, dass die Patienten nach dem Zufallsprinzip den drei verschiedenen Behandlungen zugeordnet wurden. Durch die EffectLite-Analyse erhalten wir dann jeweils die „einfachen“ Mittelwertsunterschiede der latenten Outcome-Variablen  $\eta_Y$  zwischen den Behandlungsformen und der Kontrollbedingung.

$$E(Y|X = \text{Treatment}) - E(Y|X = \text{Kontrollgruppe})$$

Es ergibt sich ein signifikant negativer Prima Facie Effekt von -1.804 (Effekt/SE = -3.654 < -1.96) für die erste Behandlungsform, die Psychotherapie. Dieser Effekt ist die Mittelwertsdifferenz zwischen der Treatmentbedingung ‚Psychotherapie‘ und der Kontrollgruppe [Vgl. Tab.5]. Demzufolge ergeht es den Personen besser, wenn sie sich keiner Behandlung unterziehen. Zwischen der Hausarzt- und Kontrollgruppe ergibt sich kein signifikanter Mittelwertsunterschied (Effekt = -0.553.; Effekt/SE = -0.875 > -1.96).

### *Die Analysen mit der Bedürftigkeit als Kovariate*

Die Effekte ändern sich, sobald die Therapiebedürftigkeit als dummykodierte Kovariate in das Modell aufgenommen wird, da die Personen in Abhängigkeit ihrer Bedürftigkeit den Behandlungsformen zugeordnet wurden. Hier erhalten wir durch die EffectLite-Analyse nun jeweils die adjustierten Mittelwertsdifferenzen

$$E [E_{X=\text{Treatment}}(Y|Z)] - E [E_{X=\text{Kontrollgruppe}}(Y|Z)]$$

zwischen den Behandlungsformen und der unbehandelten Kontrollgruppe zur Berechnung der durchschnittlichen Effekte [Vgl. Tab.7]. Es ergibt sich jetzt sowohl ein signifikant positiver durchschnittlicher Effekt für die Psychotherapie von 10.406 (Effekt/Std.error = 70.838 > 1.96), als auch für die Gruppe, die durch den Hausarzt behandelt wurde (Effekt  $E(g_2)$  = 0.354; Effekt/Std.error = 1.997 > 1.96).

Berücksichtigen wir also die ‚Bedürftigkeit‘ der Personen, zeigt sich, dass sowohl die Psychotherapie als auch die Behandlung beim Hausarzt wirkt. Um im Rahmen des Modells mit Kovariate die kausale Unverfälschtheit der Treatment-Regression zu überprüfen, vergleicht man die adjustierten Mittelwerte für jede Behandlungsform inklusive der Kontrollbedingung  $E[E_{X=x}(Y|Z)]$  mit den entsprechenden „einfachen“ Mittelwerten  $E(Y|X=x)$ . Hier ergibt sich, dass die Konfidenzintervalle für die adjustierten und „einfachen“ Mittelwerte für alle drei Bedingungen keine Überlappungen aufweisen. Für die



Psychotherapiebedingung ist der adjustierte Mittelwert höher als der einfache Mittelwert ( $E[E_{X=\text{Psychotherapie}}(Y|Z)] = 103.639 > E(Y|X=\text{Psychotherapie}) = 98.044$ ). Für die anderen beiden Bedingungen sind die ‚einfachen‘ Mittelwerte höher als die adjustierten Mittelwerte. Die Treatment–Regression  $E(Y|X)$  ist also kausal verfälscht [Vgl. Tab.8].

$$E_{X=x}(Y) \neq E[E_{X=x}(Y|W)].$$

Um von einer kausalen Unverfälschtheit der Kovariaten–Treatment–Regression zu sprechen

$$E_{X=x,Z=z}(Y) = E[E_{X=x,Z=z}(Y|W)],$$

müsste man eine weitere Kovariate, in diesem Datensatz das Geschlecht, in das Modell aufnehmen und erneut schauen, ob die adjustierten und einfachen Mittelwerte voneinander abweichen. Da wir jedoch mit der Variable ‚Therapiebedürftigkeit‘ mehr Informationen über die Personen und deren Zuordnung zu den Behandlungsformen erhalten, als mit der Variable ‚Geschlecht‘, erwarten wir hier keine bedeutsamen Abweichungen der Mittelwerte.

Wir erhalten weiterhin die Parameter für die Modellgleichung.

$$E(Y|X,Z) = g_0(Z) + g_1(Z) \cdot I_{X=1} + g_2(Z) \cdot I_{X=2}$$

Die Interceptfunktion  $g_0(Z)$  liefert die Erwartungswerte für die verschiedenen Ausprägungen von  $Z$  (Therapiebedürftigkeit) in der Kontrollbedingung  $E(Y|X=\text{Kontrollbedingung}, Z=z)$ . Je höher der Wert auf der Kovariate, desto höher ist der Erwartungswert der latenten Variablen. Das bedeutet inhaltlich, dass Personen mit hohen  $Z$ -Werten weniger therapiebedürftig sind. Anhand der Effektfunktionen  $g_1(Z)$  und  $g_2(Z)$  können wir nun die bedingten Prima Facie Effekte für jede Ausprägung der Kovariate direkt ablesen ( $PFE_{Z=z}(1,0)$  und  $PFE_{Z=z}(2,0)$ ). So sehen wir beispielsweise, dass sie Psychotherapie im Vergleich zur Kontrollbedingung am meisten Wirkung zeigt, wenn die Personen eine mittlere Therapiebedürftigkeit  $Z = 4$  haben. Dann ist der  $PFE_{Z=4}(1,0) = 4,56 + 11,365 = 15,925$ . Bei einer geringeren Bedürftigkeit von  $Z = 5$  ist wirkt die Psychotherapie am wenigsten. Dann ist der  $PFE_{Z=5}(1,0) = 4,56 + 1,383 = 5,94$ . Negative Effekte ergeben sich lediglich bei den Hausarztbesuchen. Bei einer mittleren Therapiebedürftigkeit von  $Z=4$  ist hier der  $PFE_{Z=4}(2,0) = -7,689 + 0,995 = -6,694$  am stärksten negativ. Bei einer hohen Bedürftigkeit von  $Z=2$  ist der  $PFE_{Z=2}(2,0) = -7,689 + 5,212 = -2.477$ . Die Psychotherapie wirkt also für jede Ausprägung der Kovariate  $Z$ , allerdings unterschiedlich stark [Vgl. Tab.9].

### ***Die Analyse mit der gewichteten Outcomevariable***

In der Analyse der Treatmenteffekte auf die latente Outcomevariable  $\eta_{Yw}$ , welche sich aus den drei mit den individuellen Behandlungswahrscheinlichkeiten gewichteten  $Y$ -Variablen zusammensetzt kann man ebenfalls die Nullhypothese, dass es keine

Treatmenteffekte gibt, verwerfen [Vgl. Tab.10]. Die erhaltenen Prima Facie Effekte, welche hier den kausalen Effekten gibt verwerfen. Die erhaltenen Prima Facie Effekte, welche hier gleich den kausalen Effekten sind, entsprechen, wie zu erwarten, fast genau denen aus der Analyse mit der Kovariate Bedürftigkeit [Vgl. Tab.11]. Der Effekt der Psychotherapie im Vergleich zur Kontrollgruppe beträgt 10.526 (SE = 1.77; vgl. mit Kovariate = 10.406) und der Effekt der Hausarztbehandlung im Vergleich zur Kontrollgruppe beträgt -0.672 (SE = 1.379; vgl. mit Kovariate = 0.354). Auffällig sind die wesentlich höheren Standardabweichungen und Standardfehler aller Variablen im Modell [Vgl. Tab. 11 & 12], was bei gleichen Effekten zu wesentlich kleineren Effektgrößen als in dem Modell mit Kovariate führt.

## **Diskussion**

Die kausale Interpretation der Ergebnisse ist mit der Berücksichtigung der Kovariate im vorliegenden Fall gegeben zu sein. Hierbei handelt es sich wohlgerne um künstliche Daten. In Abhängigkeit der Ausprägung der Personen auf der Kovariate ‚Therapiebedürftigkeit‘, werden diese zu bestimmten Therapien zugeordnet. Die Treatment-Variable und die Kovariate sind somit stochastisch abhängig, weshalb ohne Berücksichtigung der Kovariate die Prima Facie Effekte nicht dem durchschnittlichen kausalen Effekt entsprechen. Wenn wir es mit randomisierten Stichproben zu tun haben, kann man generell davon ausgehen, dass die PersonenvARIABLE von der Treatment-Variable unabhängig ist. Will man in der Praxis Therapieeffekte untersuchen, ist die Realisierung einer Randomisierung unangebracht. Personen mit einer schweren psychischen Erkrankung, z.B. einer Major Depression, können nicht einer Kontrollbedingung zugeordnet werden. Die Schwere der Störung, die durch einen Vortest erhoben wird, spielt in diesem Zusammenhang also immer die Rolle einer Kovariaten. Darüber hinaus sollte man sich überlegen, welche weiteren Variablen in Verbindung mit einer Selbstselektion gebracht werden könnten. Hier wäre beispielsweise die Therapiemotivation zu nennen. Wenig motivierte Menschen unterziehen sich tendenziell keiner Behandlung. Ein vorgefundener Therapieeffekt dürfte somit nicht kausal interpretiert werden, ohne die Therapiemotivation zu berücksichtigen.

Die bedingten Therapieeffekte zeigen bei dieser Analyse, dass die Psychotherapie für jede Ausprägung der Therapiebedürftigkeit einen positiven Effekt hat. Allerdings lässt sich die kausale Unverfälschtheit der Kovariaten-Treatment-Regression durch EffectLite nicht direkt testen. Durch den Vergleich zwischen adjustierten und einfachen Mittelwerten lässt sich lediglich die kausale Unverfälschtheit der Treatment-Regression testen.

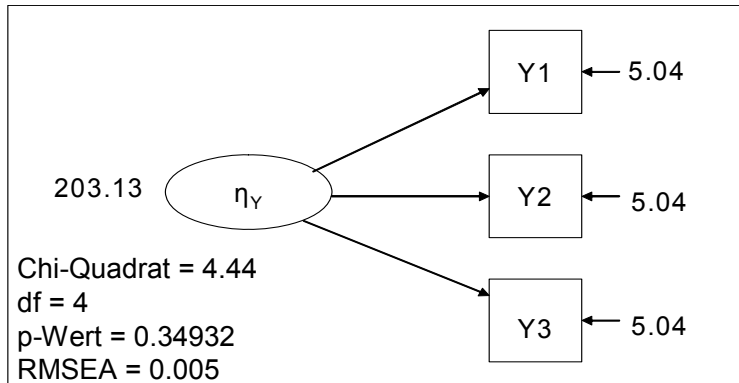
Die zweite hier berücksichtigte Methode, bei welcher statt potentiellen Kovariaten die individuellen Behandlungswahrscheinlichkeit mit eingehen hat ihre Probleme in den extrem großen Standardfehlern, die eine Interpretation der Ergebnisse schwierig machen. Sie ist deshalb für die hier angesprochene Fragestellung nicht zu empfehlen. Ein weiteres Problem ist, dass in der Praxis die individuellen Behandlungswahrscheinlichkeiten oft nicht bekannt sind.

Abschließend ist zu sagen, dass es bei der Analyse kausaler Effekte wichtig ist entweder ein sorgfältig kontrolliertes Experiment, mit festgelegten Zuweisungswahrscheinlichkeiten zu den jeweiligen Treatmentbedingungen durchzuführen oder bei einem Quasiexperiment eine gute Theorie darüber zu haben, welche Variablen einen potentiellen Einfluss auf die Selektion einer Treatmentbedingung haben könnten, um diese als Kovariaten in das Modell aufzunehmen.

# TABELLEN- UND ABBILDUNGSVERZEICHNIS

## LISREL-Output des Tests des Paralleltestmodells

Abb. 1 : LISREL-Paralleltestmodell



## SPSS-Output des t-Test für gepaarte Stichproben zum Testen paralleler Testhälften

Tabelle 1: Deskriptive Statistik

Paired Samples Statistics					
		Mean	N	Std. Deviation	Std. Error Mean
Pair 1	Y1	98,81	5000	14,412	,204
	Y2	98,86	5000	14,430	,204
Pair 2	Y1	98,81	5000	14,412	,204
	Y3	98,84	5000	14,442	,204
Pair 3	Y2	98,86	5000	14,430	,204
	Y3	98,84	5000	14,442	,204

Tabelle 2: Korrelationen

Paired Samples Correlations				
		N	Correlation	Sig.
Pair 1	Y1 & Y2	5000	,976	,000
Pair 2	Y1 & Y3	5000	,975	,000
Pair 3	Y2 & Y3	5000	,976	,000

Tabelle 3: t-Test

Paired Samples Test									
		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	Y1 - Y2	-,053	3,190	,045	-,142	,035	-1,182	4999	,237
Pair 2	Y1 - Y3	-,032	3,203	,045	-,121	,057	-,713	4999	,476
Pair 3	Y2 - Y3	,021	3,131	,044	-,066	,108	,476	4999	,634

**EffectLite Output der Analyse des Treatmenteffekts ohne Kovariate**

Tabelle 4: Chi-Quadrat Test der Treatmenteffekte

*** Simultaneous tests for all treatment groups and all dependent variables ***			
Hypothesis	Chi-sq	DF	Prob
No treatment effect	15.809	2	0.0004

Tabelle 5: Prima -facie Effekte von Treatment 1 und Treatment 2

*** Detailed analysis of the effects ***			
Results for outcome variable 1: A1			
	Group 1 - Control group 0		Group 2 - Control group 0
<b>Effect</b>	-1.804		-0.553
<b>Std.error</b>	0.494		0.632
<b>Effect/SE</b>	-3.654		-0.875
<b>Effect size</b>	-0.121		-0.037

**EffectLite Output der Analyse des Treatmenteffekts mit Kovariate**

Tabelle 6:

*** Simultaneous tests for all treatment groups and all dependent variables ***			
Hypothesis	Chi-sq	DF	Prob
No average treatment effect: $E(g1) = \dots = E(g2) = 0$	2955.174	2	0.0000
No covariate effect in control group: $g0 = \text{constant}$	1183.274	5	0.0000
No treatment*covariate interaction: $g1, \dots, g2 = \text{constant}$	1872.474	10	0.0000

Tabelle 7: durchschnittliche Effekte von Treatment 1 und Treatment 2

*** Detailed analysis of the effects ***			
Results for outcome variable 1: B1			
	Group 1 - Control group 0 E(g1)		Group 2 - Control group 0 E(g2)
<b>Effect</b>	10.406		0.354
<b>Std.error</b>	0.174		0.177
<b>Effect/SE</b>	70.838		1.997
<b>Effect size</b>	0.700		0.024

Tabelle 8: einfache und adjustierte Mittelwerte

*** Group means of the outcome variable(s) ***					
Group	Outcome	Mean	Std.dev.	Adj.mean	SE (Adj.mean)
0	B1	99.848	14.863	93.233	0.244
1	B1	98.044	12.624	103.639	0.203
2	B1	99.295	16.480	93.588	0.256

Tabelle 9: Parameter der Intercept- und Effektfunktionen

*** Detailed analysis of the conditional effects ***						
<b>Results for outcome variable 1: B1</b>						
<b>Intercept function g0:</b>						
	Intercept	NEED1	NEED2	NEED3	NEED4	NEED5
Coefficient	118.845	-51.120	-38.246	-29.925	-26.933	-6.918
Std.error	0.237	0.620	0.362	0.337	0.311	0.294
Coeff./SE	502.208	-82.413	-105.698	-88.815	-86.638	-23.552
<b>Effect function g1: Group 1 - Control group 0</b>						
	Intercept	NEED1	NEED2	NEED3	NEED4	NEED5
Coefficient	4.556	9.700	3.952	7.649	11.365	1.383
Std.error	0.465	0.756	0.554	0.542	0.534	0.538
Coeff./SE	9.808	12.824	7.129	14.119	21.276	2.573
<b>Effect function g2: Group 2 - Control group 0</b>						
	Intercept	NEED1	NEED2	NEED3	NEED4	NEED5
Coefficient	-7.698	15.398	5.212	10.398	0.995	15.650
Std.error	0.334	0.880	0.521	0.466	0.437	0.418
Coeff./SE	-23.035	17.507	10.003	22.327	2.277	37.459

**EffectLite Output der Analyse des Treatmenteffekts auf die gewichtete Outcomevariable**

Tabelle 10: Chi-Quadrat Test der Treatmenteffekte

*** Simultaneous tests for all treatment groups and all dependent variables ***			
Hypothesis	Chi-sq	DF	Prob
No treatment effect	42.677	2	0.0000

Tabelle 11: Prima Facie Effekte von Treatment 1 und Treatment 2

*** Detailed analysis of the effects ***			
Results for outcome variable 1: A1			
	<b>Group 1 - Control group 0</b>		<b>Group 2 - Control group 0</b>
<b>Effect</b>	10.526		-0.672
<b>Std.error</b>	1.770		1.379
<b>Effect/SE</b>	5.948		-0.487
<b>Effect size</b>	0.319		-0.020

Tabelle 12: Gruppenmittelwerte

*** Group means of the outcome variable(s) ***				
Group	Outcome	Mean	Std.dev.	Std.error
0	A1	93.558	33.017	0.935
1	A1	104.084	75.196	1.502
2	A1	92.886	35.637	1.013

## LITERATURVERZEICHNIS

Steyer, R. & Partchev I. (2007). *EffectLite for LISREL v.2.0 – A Programm for the Uni- and Multivariate Analysis of Unconditional, Conditional and Average Mean Differences Between Groups*. StatLite product.

Steyer, R., Partchev, I., Kröhne, U. & Nagengast, B. (2007). *Causal Effects in Experiments and Quasiexperiments: Theory*.

Jöreskog, K. & Sörbom, D. (2006). *LISREL 8.80*. Scientific Software International.