

Kausalanalysen in der Längsschnittforschung

Das Cross-Lagged-Panel Design

Heinz Reinders



Heinz Reinders

Zusammenfassung

Im vorliegenden Beitrag wird der Frage nachgegangen, inwieweit Kausalaussagen auch aufgrund von Fragebogendaten aus Längsschnittstudien möglich sind. Hierzu wird zunächst das Grundprinzip des Cross-Lagged-Panel-Designs vorgestellt, von dem prinzipiell angenommen wird, dass es die zur Identifikation kausaler Strukturen notwendigen Bedingungen erfüllt. In einem zweiten Schritt werden exemplarisch drei verschiedene Analysemethoden diskutiert und auf ihre Brauchbarkeit zur Umsetzung des Cross-Lagged-Panel-Designs geprüft.

Schlagworte: Längsschnitt, Kausalität, Cross-Lagged-Panel-Design, Fragebogen, Forschungsmethode

Abstract

Causal Analysis through longitudinal research. The Cross-Lagged-Panel-Design

This contribution analyses the possibilities to conduct causal analysis with longitudinal data. Therefore the principles of cross-lagged-analyses are described and concluded that this design matches the requirements for drawing causal conclusions based on questionnaire data of longitudinal studies. To prove this assumption empirically, three techniques of cross-lagged-analyses are applied and discussed whether or not they are sufficient for interpreting results as causal pathways.

Keywords: Longitudinal study, Causality, Cross-Lagged-Panel-Design, Questionnaire, Research method

1. Einleitung

In der Kindheits- und Jugendforschung zeigt sich seit Mitte der 1990er Jahre der Trend weg von Quer- hin zu Längsschnittuntersuchungen. So zählen *Butz/Gaedicke* (vgl. 2001) insgesamt 26 Längsschnittstudien, die seit Erscheinen der Synopse durch eine ganze Zahl weiterer Projekte ergänzt werden. Der Paradigmenwechsel in der Stichprobenmethode steht dabei offenbar im Zusammenhang zu der Erkenntnis, dass die Erforschung von Veränderungen im Jugendalter längsschnittlicher Designs bedarf (*Silbereisen* 1996). Insbesondere entwick-

Längsschnittdaten sind in besonderer Weise geeignet, die drei Grundfragen des Was, Wie und Warum zu beantworten

lungspsychologische Forschung und die von ihr inspirierten Nachbardisziplinen interessieren sich für das *Was*, das *Wie* und das *Warum* der Veränderung oder Stabilität von Merkmalen bei Kindern und Jugendlichen. Kohortenvergleiche, wie sie etwa bei den großen Panorama-Studien üblich sind (Hoffmann-Lange 1995; Jugendwerk 1997; Deutsche Shell 2000, 2002), können über intraindividuelle Sozialisationsprozesse keine Auskunft geben und unterliegen potenziell durch Kohorteneffekte erzeugten Fehlern. Längsschnittdaten sind in besonderer Weise geeignet, die drei Grundfragen des Was, Wie und Warum zu beantworten.

Jedoch handelt es sich um zwei Klassen von Fragestellungen. Die Fragen danach, *was* sich verändert und *wie* es sich verändert, sind *deskriptiver* Art. Bei theoretischen Modellen ist dies an prominenten Phasenmodellen wie jenen von Erikson oder Piaget erkennbar. Sie benennen Dimensionen der Veränderung und klassifizieren diese durch Phasen. Empirisch wird das Was und Wie in der Regel durch den Zeitvergleich von Mittelwerten und Korrelationen beantwortet. Die Frage nach dem *Warum* ist demgegenüber *inferenter* Natur. Hier wird die Kausalität in den Mittelpunkt gestellt, indem nach Ursachen für Entwicklungsprozesse gefragt wird. Theorien dieser Art sind an der Berücksichtigung von unabhängigen und abhängigen Variablen und deren theoretisch vermuteter Kovariation erkennbar. Ein Beispiel ist die Theorie der Autoritären Persönlichkeit, die (früh-)kindliche Bindungserfahrungen als Verursacher für die Ausbildung einer autoritären Persönlichkeitsstruktur in Jugend- und Erwachsenenalter annimmt.

Die empirische Überprüfung von theoretisch hergeleiteten Antworten auf die Warum-Frage gestaltet sich ungleich schwerer als die Beantwortung des Was und Wie. Es genügt nicht, Entwicklungsverläufe aufzuzeigen und zu beschreiben. Vielmehr gilt es, den Nachweis der Kausalität zwischen unabhängiger und abhängiger Variable zu erbringen. Ein solcher Nachweis liegt vor, wenn

1. die Ursache der Wirkung zeitlich vorgelagert ist. Die Messung der unabhängigen Variablen muss vor der Messung der abhängigen Variablen erfolgen;
2. Ursache und Wirkung kovariieren. Ein nicht zufälliger Zusammenhang zwischen unabhängiger und abhängiger Variablen muss nachgewiesen werden;
3. die Ursache die alleinige (oder mindestens hauptsächliche) Erklärung für die Wirkung darstellt. Die Effekte der unabhängigen auf die abhängige Variable müssen signifikant größer als andere Effekte ausfallen.

Prinzipiell ist die Überprüfung von Kausalität nicht nur dem Prä-Post-Experiment vorbehalten (Stelzl 1999), sondern auch durch Längsschnittstudien möglich. Bei einer Befragung mit mindestens zwei Messzeitpunkten werden UV und AV zeitversetzt erfasst (zeitliche Vorordnung der UV) und deren empirische Relation zueinander ermittelt (Kovariation von UV und AV). Ein Missverständnis besteht jedoch bezüglich des Wirkungsbegriffes. Entgegen gelegentlicher Annahmen ist die Wirkung nicht die absolute Ausprägung der AV zum Zeitpunkt t_2 , sondern ihre relative Veränderung über die Zeit ($t_2 - t_1$). Zur Überprüfung von Kausalität reicht es also nicht, die Kovariation von UV und AV zu

bestimmen, sondern es muss die Kovariation von UV und veränderten Ausprägungen der AV getestet werden. Dies wird bei der empirischen Bestimmung von Kausalität eine besondere Hürde darstellen (s.u.). Auch das dritte Kriterium ist durch Längsschnitfforschung einlösbar. Der Einfluss der UV auf Veränderungen der AV wird im Vergleich zu anderen (theoretisch) denkbaren Einflussfaktoren empirisch abgeschätzt. In der Forschungspraxis wird jedoch auch diesem Aspekt nicht immer in ausreichender Form Rechnung getragen.

Die Annahme, dass die Überprüfung von Kausalität in längsschnittlich angelegten Feldstudien möglich ist, also die drei o.g. Kriterien erfüllbar sind, geht auf die Arbeiten von *Lazarsfeld* (vgl. 1940) zurück. *Lazarsfeld/Fiske* (vgl. 1938) sowie *Lazarsfeld* (vgl. 1940) haben die Idee des Cross-Lagged-Panel-Designs (CLPD) entwickelt, um Kausalstrukturen identifizieren zu können. Angewandt und getestet wurde die Brauchbarkeit des CLPD von *Lazarsfeld* (1948) bei der Analyse der Kausalstrukturen von Wahlverhalten und Einstellungen gegenüber den Präsidentschaftskandidaten. Das methodologische Prinzip des CLPD hat sich seither nicht geändert (*Wold* 1954; *Heise* 1970; *Clegg/Jackson/Wall* 1977; *Oud* 2002), wohl aber die im Rahmen des CLPD angewendeten statistischen Auswertungsverfahren. Die Verfeinerung mathematischer Modelle (*Neyman/Iwaszkiewicz/Kolodziejczyk* 1935; *Steyer* u.a. 2000; *Steyer* u.a. 2000) und die zunehmenden Möglichkeiten der computerbasierten Verarbeitung immer komplexerer mathematischer Modelle (*Jöreskog/Sörbom* 1993; *Nachtigall* u.a. 2003) haben dazu geführt, dass das CLPD empirisch zunehmend adäquater umsetzbar ist. Mit der Verfeinerung mathematischer Funktionen und entsprechender Tools zu deren Umsetzung hat sich freilich auch das Problem der Verständlichkeit der Methoden und Ergebnisse vergrößert. Hieraus ergibt sich die Frage, inwieweit Kausalität empirisch nachgewiesen werden kann und wo die Grenzen der Auswertungen und deren Interpretation liegen.

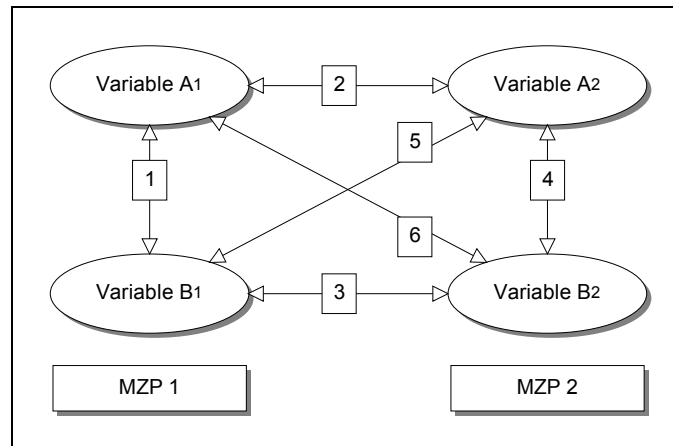
Inwieweit Kausalität empirisch nachgewiesen werden kann und wo die Grenzen der Auswertungen und deren Interpretation liegen.

In diesem Beitrag wird diesen beiden Fragen nachgegangen. Ausgehend von der Annahme, dass Kausalität auch in Längsschnittstudien prinzipiell nachweisbar ist, wird das hierzu entworfene methodologische Modell des CLPD vorgestellt. Im Anschluss daran werden drei Varianten (Bivariate Korrelationen, Partialkorrelationen, Strukturgleichungsmodelle) der Umsetzung des CLPD vorgestellt und diskutiert. Angemessenheit bedeutet: Inwieweit lösen die drei Varianten die an den Nachweis von Kausalität geknüpften Bedingungen (s.o.) ein. Aus Gründen der Lesbarkeit wird auf mathematische Formalisierungen verzichtet. In der abschließenden Diskussion werden die Überlegungen zusammengefasst und kritisch bewertet.

2. Das Cross-Lagged-Panel-Design

Wie der Begriff “Cross-Lagged-Panel-Design” bereits impliziert, handelt es sich um ein Modell, welches Kreuzpfade zwischen Variablenpaaren in Längsschnittdaten betrachtet. Das Grundprinzip des CLPD ist in Abbildung 1 schematisch dargestellt.

Abbildung 1: Schematische Darstellung des Cross-Lagged-Panel-Designs



Die Autokorrelationen der Variablen A und B über die Zeit (2, 3) sind das Maß der mittleren intraindividuellen Stabilität über die Zeit. Die Pfade (1, 4) repräsentieren das Ausmaß des mittleren linearen Zusammenhangs zwischen den beiden Variablen innerhalb der beiden Messzeitpunkte.

Die Besonderheit des Modells besteht darin, dass nicht nur eine Alternativhypothese getestet wird, sondern eine simultane Prüfung von zwei miteinander konkurrierenden theoretischen Annahmen stattfindet.

Im Mittelpunkt des CLPD stehen die Kreuzkorrelationen (5, 6) und deren interne Relation zueinander. Vereinfacht ausgedrückt wird von einem kausalen Zusammenhang ausgegangen, wenn einer der beiden Kreuzfade substantiell höher als der andere ausfällt (minimale Bedingung) oder aber nur einer der beiden Kreuzpfade einen signifikanten Zusammenhang zwischen den Variablen A und B über die Zeit ausweist (maximale Bedingung) (Clegg/Jackson/Wall 1977). Das CLPD erfüllt somit auf den ersten Blick die drei Kriterien zum Nachweis von Kausalität. Ursache und Wirkung werden zeitversetzt erhoben, es wird der

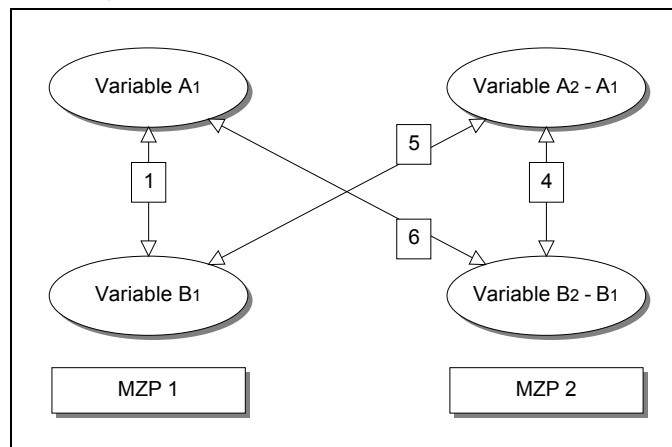
Nachweis einer Kovariation von UV und AV über die Zeit avisiert und eine alternative Erklärung wird durch den jeweils konkurrierenden Kreuzpfad berücksichtigt. Die Besonderheit des Modells besteht darin, dass nicht nur eine Alternativhypothese getestet wird (A führt zu B), sondern eine simultane Prüfung von zwei miteinander konkurrierenden (aber sich nicht notwendigerweise ausschließenden) theoretischen Annahmen stattfindet (A führt zu B; B führt zu A). Streng genommen wird also mit dem CLPD der Test konkurrierender theoretischer Annahmen vorgenommen. Diese müssen dann explizit gemacht werden. Die Komplexität des Modells erhöht sich, wenn weitere Variablen (C, D etc.) hinzugenommen werden. Gleiches gilt für das Hinzufügen weiterer Messzeitpunkte. Beides ist prinzipiell möglich, stellt aber höhere Anforderungen an die dahinter liegende(n) Theorie(n) und an das empirische Material. Dieses Ausgangsmodell kann mittels bivariater Korrelationen geprüft werden.

Bei genauerer Betrachtung verletzt das skizzierte CLPD jedoch eine wichtige Bedingung zum Nachweis von Kausalität. Das Modell ist ursprünglich darauf ausgelegt, mittels bivariater Korrelationen überprüft zu werden. Hierdurch

wird der mittlere Zusammenhang der Variablen A und B über die Zeit ermittelt. Es wird nicht bestimmt, wie die *Veränderung* der Variable A über die Zeit mit der Ausprägung der Variable B korrespondiert. Dem Wirkungsbegriff des Kausalnachweises wird somit nicht Rechnung getragen. Es handelt sich vielmehr um ein Prädiktionsmodell, bei dem die absolute Ausprägung einer Variable zum zweiten Messzeitpunkt durch die absolute Ausprägung der anderen Variablen zum ersten Messzeitpunkt vorher gesagt wird (*Nachtigall* u.a. 2003).

Diesem Problem kann durch zwei Vorgehensweisen Rechnung getragen werden. Erstens ist es möglich, statt der absoluten Ausprägung zum zweiten Messzeitpunkt die intraindividuelle Abweichung über die Zeit als endogene Variable zu wählen (vgl. Abbildung 2).

Abbildung 2: Das Cross-Lagged-Panel-Design mit Differenzwerten als endogene Variablen

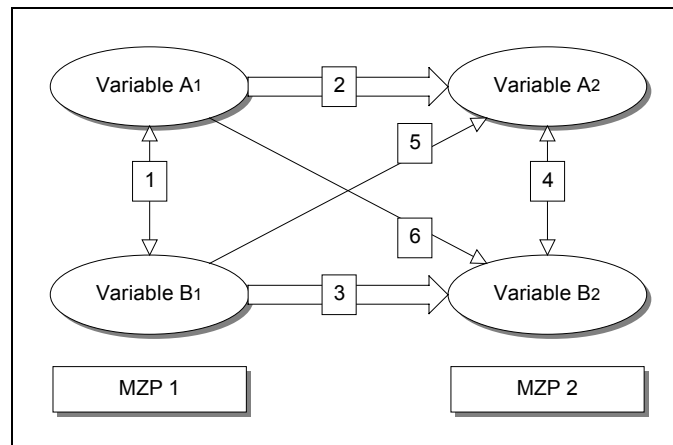


Diese Vorgehensweise setzt voraus, dass die Variablen die Bedingung der Normalverteilung nicht verletzen, damit Differenzwerte gebildet werden können. Ansonsten besteht die Gefahr, dass der Differenzwert aus ungleich verteilten Messfehlern entsteht. Ein weiteres Problem ist, dass die Bestimmung der Autokorrelationen über die Zeit nicht mehr möglich ist. Schließlich ist zu bedenken, dass Pfad (4) eine andere Bedeutung erhält. Es handelt sich in einem solchen Modell um die Kovariation der Veränderungen von Variable A und B über die Zeit, während Pfad (1) den mittleren Zusammenhang zwischen den absoluten Ausprägungen der beiden Variablen repräsentiert. Dieses Modell kann mit Partialkorrelationen, regressionsanalytischen Verfahren oder Strukturgleichungsmodellen überprüft werden.

Eine zweite Möglichkeit besteht darin, in einem simultanen Modell den Einfluss der Autokorrelation zu kontrollieren (heraus zu partialisieren). Das bedeutet, dass zunächst der Einfluss von Variable A₁ auf Variable A₂ ermittelt wird. Die verbleibende Varianz bei der Variable A₂ ist dann als Veränderungsvarianz (plus Messfehler) zu interpretieren. Im nächsten Schritt wird getestet, ob eine Kovariation zwischen der Variable B₁ und dieser Restvarianz besteht. Ist dies

der Fall, ist die Veränderung der Variable A über die Zeit auf die Ausprägung der Variable B₁ zurückführbar. Dabei gilt: je höher die Autokorrelation der Variable A, desto geringer ist der potenzielle Einfluss der Variable B₁ (vgl. Abbildung 3).

Abbildung 3: Das Cross-Lagged-Panel-Design mit Kontrolle der Autokorrelationen



Dies gilt es bei der Interpretation von Befunden zu bedenken. Ein solches Modell kann ebenfalls mit Partialkorrelationen, multiplen Regressionen oder Strukturgleichungsmodellen geprüft werden.

3. Voraussetzungen des Cross-Lagged-Panel-Designs

Bevor auf die einzelnen Verfahren zur Überprüfung kausaler Strukturen im Sinne des CLPD näher eingegangen wird, werden einige Voraussetzungen für die Anwendung des CLPD benannt.

Annahmen zum Time-Lag. Bei der Verwendung des CLPD ist zu beachten, dass bei diesem Modell Variablen in einem spezifischen, zeitlichen Abstand erhoben

Dabei muss theoretisch begründet werden, warum gerade im erfassten Zeitfenster Kausalität bestehen soll.

werden (Clegg/Jackson/Wall 1977). Dementsprechend werden keine empirischen Aussagen über generelle kausale Strukturen getroffen, sondern nur über kausale Zusammenhänge innerhalb des erfassten Zeitraums. Dabei muss theoretisch begründet werden, warum gerade im erfassten Zeitfenster Kausalität bestehen soll. Diese Time-Lag-Annahme ist einerseits für den zeitlichen Abstand zu treffen. Warum soll ausgerechnet der Schulerfolg zu Beginn der Klasse 7 den Schulstress am Ende der achten Klasse vorhersagen? Warum ist nicht stattdessen der Schulerfolg am Ende der siebten Klasse hierfür verantwortlich? Andererseits ist die Annahme über das Zeitintervall auf die Lebensphase bezogen zu begründen. Warum tritt der kausale Zusammenhang in der

Adoleszenz und nicht in der Kindheit auf? Oder findet er in beiden Lebensphasen statt, so dass die Besonderheit der jugendspezifischen Kausalität verloren geht? *Pelz* (vgl. 1968) argumentiert, dass kausale Zusammenhänge eine gewisse Robustheit gegenüber Schwankungen des Zeitintervalls aufweisen, weshalb der Zeitraum der in der sozialen Realität auftretenden Kausalität nicht absolut kongruent mit dem in der Studie erfassten Zeitraum sein muss. *Gandolfo* (vgl. 1993) verweist auf variierende Zeitintervalle als Möglichkeit, die Robustheit kausaler Strukturen zu testen. Ein gerichteter Zusammenhang gilt als robust, wenn er trotz unterschiedlich großer Messintervalle stabil nachweisbar ist (vgl. auch *Oud* 2002). Ein solcher Test auf Robustheit geht jedoch mit erhöhtem Forschungsaufwand einher, weil vergleichbare Stichproben in variierenden Intervallen zu befragen sind.

Zeitgleiche Messung der Variablen. Das CLPD basiert auf der Verwendung von Variablen, die zeitgleich innerhalb eines Messzeitpunktes erhoben werden. Wird etwa der erlebte Schulstress am Beginn der siebten und am Ende der achten Klasse erhoben, wohingegen der Schulerfolg jeweils am Ende des Schuljahres erfasst wird, ergibt sich für den ersten Messzeitpunkt das Problem der Ungleichzeitigkeit der Messung von Schulstress (Anfang Klasse 7) und Schulerfolg (Ende Klasse 7). Die exogenen Variablen müssten dann über einen unterschiedlich langen Zeitraum varianzaufklärend wirken. Der Kreuzpfad mit dem längeren Zeitintervall ist potenziell weniger stark wie jener mit dem kürzeren Intervall.

Drittvariablen-Effekte. Bereits *Lawler* (vgl. 1968: 463) merkt an, dass „one weakness in this approach is that it cannot rule out the possibility that a third variable causes the other variables to covary“. Dies gilt prinzipiell für jede empirische Analyse, ist aber aufgrund des Ziels des Kausalitätsnachweises besonders relevant. Zum einen kann das von *Lawler* (vgl. 1968) angemerkte Problem auftreten. Darüber hinaus ist möglich, dass eine Drittvariable, die mit den beiden betrachteten Variablen korreliert ist, erklärungsmächtiger für die Veränderung einer Variable über die Zeit ist. So ist denkbar, dass zwar ein kausaler Zusammenhang von Schulerfolg und Schulstress nachgewiesen wird, jedoch überzogene elterliche Bildungsaspirationen weitaus mehr Varianz in der Veränderung des Schulstress erklären als der Schulerfolg eines Kindes. Dann wäre die Bedingung, dass die UV Schulerfolg (hauptsächliche oder) alleinige Quelle der Varianzaufklärung darstellt, verletzt. Diesem Problem kann durch Hinzunahme weiterer Variablen in das CLPD tendenziell begegnet werden, erhöht jedoch ebenfalls die Anforderungen an das empirische Material.

Variable vs. Konstante. Da das erweiterte CLPD (vgl. Abbildung 3) darauf abzielt, Veränderung über die Zeit vorherzusagen, kann es sich bei den erfassten Merkmalen nicht um Konstanten handeln. Die Verwendung des Geschlechts ist bspw. nicht möglich, da dieses über die Zeit konstant bleibt und dementsprechend keine Varianzaufklärung der Veränderung möglich ist. Eine ähnliche Einschränkung gilt auch für Quasi-Konstanten. Variablen, die zwar prinzipiell Veränderungen unterliegen können, jedoch eine hohe mittlere intraindividuelle Stabilität aufweisen, verzerren die Befunde. Wie bereits erwähnt, fällt der Anteil an

Veränderungsvarianz bei hohen Autokorrelationen gering aus, wodurch die A priori-Wahrscheinlichkeit der Aufklärung dieser Varianz durch eine andere Variable gering ist. Aus diesem Grund sollte bei der Anwendung des CLPD auf nicht signifikante Abweichungen der Autokorrelationen geachtet werden.

Reliabilität der Messung. Wie für alle Zeitreihenmessungen von latenten Konstrukten gilt das Problem der vergleichbaren Zuverlässigkeit der Messung. Messfehler bei der Messung eines Merkmals sollten zu jedem Messzeitpunkt vergleichbar gering ausfallen und zufällig verteilt sein. Andernfalls ist nicht entscheidbar, ob zeitliche Veränderungen, die erklärt werden sollen, der Variation des Merkmals oder des Messfehlers geschuldet sind. Vergleichbare Güte der Messung ist sicherzustellen.

4. Das Cross-Lagged-Panel-Design am Beispiel der Kontakthypothese

Die Implikationen von Kausalanalysen anhand des CLPD werden im Folgenden am Beispiel der Kontakthypothese von *Allport* (vgl. 1954) illustriert. Diese besagt im Kern, dass interethnische Kontakte unter angebbaren Bedingungen zur Reduktion von Vorurteilen führen. Dieses Konzept eignet sich zur Illustration, weil die Wirkrichtung zwischen den beiden Variablen „Kontakt“ und „Vorurteil“ umstritten ist.

Theoretisch konkurrieren zwei Thesen über den Zusammenhang von Kontakt und Vorurteil. Theoretisch konkurrieren zwei Thesen über den Zusammenhang von Kontakt und Vorurteil. Diese beiden Thesen können in Anlehnung an *Kandel* (vgl. 1978) als „Sozialisationshypothese“ und „Selektionshypothese“ bezeichnet werden.

Sozialisationshypothese. In Anlehnung an *Allport* (vgl. 1954) wird davon ausgegangen, dass im Zuge von interethnischen Kontakten Wissen über den Anderen erworben wird, welches zunächst zur Individualisierung des Gegenüber führt. Der Andere wird nicht mehr als Mitglied einer Out-Group angesehen, sondern als spezifische Person mit spezifischen Eigenschaften (primäre Vorurteilsreduktion). Im weiteren Verlauf der Kontaktbeziehung werden die Eigenschaften des Anderen auf dessen Out-Group übertragen und auf diese Weise In-Group/Out-Group-Kategorisierungen neu vorgenommen. Interethnische Kontakte (UV) führen so zur Reduktion von Vorurteilen (AV). Die Meta-Analyse von *Pettigrew/Tropp* (vgl. 2000) spricht dafür, dass ein moderater, gerichteter Zusammenhang von Kontakt und Vorurteilsreduktion besteht.

Selektionshypothese. Dieser Annahme halten Kritiker entgegen, dass vor der Aufnahme interethnischer Kontakte Selektionsprozesse stattfinden, bei denen Personen aufgrund ihrer Vorurteile auswählen, zu wem Kontakt aufgenommen wird (*Snyder* 1981; *Stephan/Stephan* 1984). Aufgrund der sozialen Kategorisierung von In-Group und Out-Group werden Personen der Out-Group nicht als mögliche oder relevante Interaktionspartner in Betracht gezogen. Das Ausmaß an Vorurteilen (UV) sagt nach dieser These das Ausmaß interethnischer Kon-

takte (AV) vorher. Studien zur Einstellungs-, Aktivitäts- und Herkunftshomophilie von Freundschaften und Bekanntschaften stützen die Selektionshypothese.

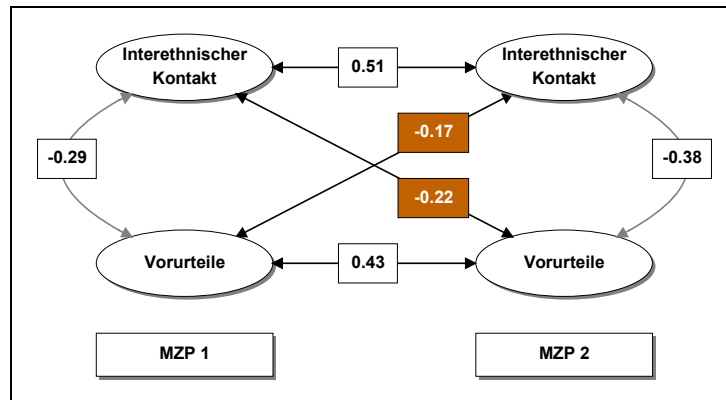
Diese beiden konkurrierenden Thesen werden am Beispiel einer Längsschnittstudie bei deutschen Hauptschuljugendlichen mittels CLPD getestet. Es handelt sich um insgesamt 237 Jugendliche (48,5% Mädchen), die zum ersten Messzeitpunkt im Durchschnitt 13,5 Jahre und zum zweiten Messzeitpunkt 14,6 Jahre alt waren (SD jeweils 0,97). In der Fragebogenstudie wurde die *Häufigkeit freiwilliger, interethnischer Freizeitkontakte* über sechs Items erfasst (Cronbachs $\alpha_1 = 0,90$; $M_1 = 1,7$; $SD_1 = 0,78$ / Cronbachs $\alpha_2 = 0,91$; $M_2 = 1,9$; $SD_2 = 0,82$; Bsp.-Item: „Wie häufig triffst Du dich mit ausländischen Jugendlichen auf: Straßen, Plätzen, Parks?“; 1-Nie bis 4-Sehr häufig). *Vorurteile gegenüber Ausländern* wurden über eine Skala mit insgesamt fünf Items erhoben (Cronbachs $\alpha_1 = 0,75$; $M_1 = 4,0$; $SD_1 = 1,49$ / Cronbachs $\alpha_2 = 0,76$; $M_2 = 4,0$; $SD_2 = 1,48$; Bsp.-Item: „Ausländer begehen häufiger Straftaten als Deutsche“; 1-Stimme nicht zu bis 4-Stimme voll zu).

Mittels dieser beiden Variablen werden die beiden konkurrierenden Hypothesen geprüft und die Richtung der Kausalität nachzuweisen versucht. Die Brauchbarkeit der einzelnen methodischen Vorgehensweisen (bivariate Korrelationen, Partialkorrelationen, Strukturgleichungsmodell) wird auf zwei Ebenen bewertet. Zum einen werden die Bedingungen der Kausalität beachtet, wobei die zeitliche Vorordnung bei allen Auswertungsmethoden gegeben ist und aus diesem Grund nicht weiter zu diskutieren ist. Zum anderen werden in der jeweiligen Methode liegenden Beschränkungen aufgezeigt, die die Interpretation der Befunde betreffen.

5. Bivariate Korrelationen

Die Auswertungsvariante der bivariaten Korrelation entspricht der anfänglichen Vorgehensweise zur Anwendung des CLPD. Es werden die insgesamt sechs möglichen bivariaten Zusammenhänge berechnet und die Relation der Korrelationen der Kreuzpfade zueinander betrachtet. Für die in der eigenen Studie verwendeten Konstrukte ergeben sich die in Abbildung 4 dargestellten signifikanten Produkt-Moment-Korrelationen.

Abbildung 4: Bivariate Korrelationen (Pearsons R) zwischen Kontakthäufigkeit und Vorurteilen im Quer- und Längsschnitt



Die Autokorrelationen fallen für beide Konstrukte vergleichbar hoch aus ($p > .10$). Zum ersten Messzeitpunkt sind Kontakthäufigkeit und Vorurteile etwas geringer miteinander korreliert als zum zweiten Messzeitpunkt. Diese Differenz erweist sich jedoch nicht als signifikant ($p > .10$). Bei den Kreuzpfaden zeigt sich, dass die interethnische Kontakthäufigkeit zum ersten MZP etwas höher mit den Vorurteilen zum zweiten Messzeitpunkt korreliert ist ($R = -0,22$) als Vorurteile zum ersten mit Kontakten zum zweiten Messzeitpunkt ($R = -0,17$). Diese signifikant negativen Zusammenhänge unterscheiden sich jedoch nicht substantiell ($p > .25$).

Das Modell legt insgesamt nahe, dass kein Unterschied in dem Ausmaß besteht, in dem die Häufigkeit interethnischer Kontakte und Vorurteile über die Zeit kovariieren. Auch die minimale Bedingung des CLPD, wonach einer der beiden Pfade signifikant höhere Zusammenhänge als der andere aufzuweisen hat, damit Kausalität vorliegt, ist nicht erfüllt.

Unabhängig von diesem Befund erfüllt ein auf bivariaten Korrelationen basierendes CLPD außer der zeitlichen Vorordnung keine der Bedingungen zum

Unabhängig von diesem Befund erfüllt ein auf bivariaten Korrelationen basierendes CLPD außer der zeitlichen Vorordnung keine der Bedingungen zum Nachweis von Kausalität.

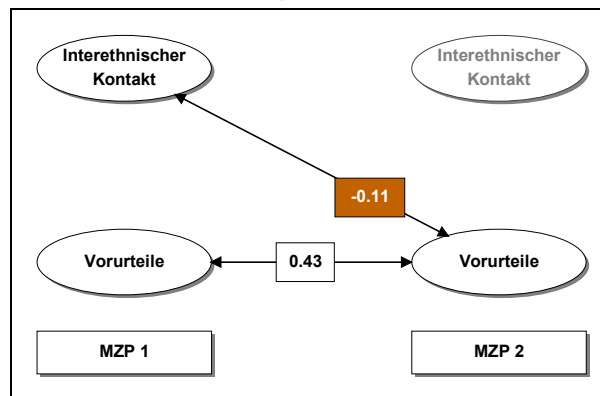
Nachweis von Kausalität. Zum einen werden die absoluten Ausprägungen zum zweiten Messzeitpunkt mit jenen des ersten Messzeitpunkts korreliert und nicht mit der relativen Veränderung über die Zeit. Es werden keine Wirkungen nachgewiesen, sondern lediglich absolute Ausprägungen prädiziert. Zum anderen enthält das Modell selbst keine Abschätzung der Kreuzpfad-Korrelationen. Es kann nicht unmittelbar geklärt werden, ob eine der beiden UVs den größeren Einfluss auf die jeweils andere AV besitzt. Diese müssen separat berechnet werden. Dies bedeutet, dass die UV nicht direkt als alleinige (oder hauptsächliche) Quelle der Varianzaufklärung identifiziert werden kann. Ein auf bivariaten Korrelationen mit anschließendem Test auf signifikante Differenzen der Kreuzpfade liefert Informationen über den zeitversetzten gerichteten Zusammenhang zwischen zwei Variablenpaaren. Aussagen über Kausalitäten sind auf der Basis solcher Modelle nicht möglich.

6. Partialkorrelationen und Regressionsmodelle

Bei bivariaten Korrelationen stellt sich das Problem, dass nicht Veränderungen über die Zeit vorhergesagt werden, sondern nur absolute Ausprägungen. Dem kann begegnet werden, indem die Autokorrelation einer Variable heraus partialisiert wird. Das bedeutet, es werden die Kreuzpfade unter Kontrolle der Ausprägungen zum ersten Messzeitpunkt berechnet (vgl. Abbildung 3). Hierzu eignen sich Partialkorrelationen oder Regressionsmodelle. Zur Umsetzung des CLPD müssen hierzu jedoch zwei separate Modelle gerechnet werden, da beide Verfahren die Betrachtung mehrerer abhängiger Variablen nicht erlauben. Pro Modell wird jeweils ein Kreuzpfad auf Signifikanz hin geprüft. Da sich die Befunde beider Varianten nicht grundlegend unterscheiden, wird im Folgenden auf Partialkorrelationen als Auswertungsmethode zurückgegriffen.

Im ersten Modell wird der Zusammenhang zwischen den Vorurteilen zum zweiten und der Kontakthäufigkeit zum ersten Messzeitpunkt unter Kontrolle der Vorurteilsausprägungen zum ersten Messzeitpunkt bestimmt (vgl. Abbildung 5).

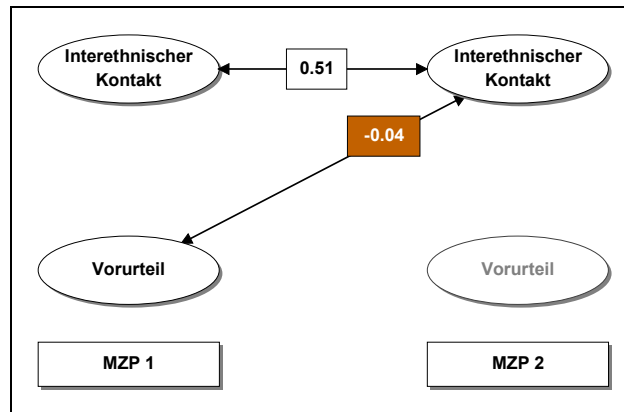
Abbildung 5: Partialkorrelationen (Pearsons R) zwischen Kontakthäufigkeit und Vorurteilen im Längsschnitt



Die Befunde zeigen, dass neben der Autokorrelation ein schwach signifikanter Zusammenhang zwischen der Häufigkeit interethnischer Kontakte zum ersten und den Vorurteilen zum zweiten Messzeitpunkt bestehen ($R = -0,11$; $p < .05$). Die Häufigkeit interethnischer Kontakte sagt demnach nicht nur die absolute Ausprägung der Vorurteile zum zweiten Messzeitpunkt, sondern auch deren relative Veränderung über die Zeit voraus. Der eher geringe Zusammenhang, der sich zudem gegenüber der bivariaten Korrelation als schwächer erweist, deutet jedoch darauf hin, dass der Einfluss interethnischer Kontakte von eher geringer Bedeutung ist.

Im zweiten Modell wird der entgegen gesetzte Kreuzpfad von den Vorurteilen (MZP 1) zur Kontakthäufigkeit (MZP 2) unter Kontrolle der Vorurteile (MZP 1) getestet. Bei diesem Modell zeigt sich, dass dieser Pfad nicht signifikant ausfällt (vgl. Abbildung 6).

Abbildung 6: Partialkorrelationen (Pearsons R) zwischen Vorurteilen und Kontakthäufigkeit im Längsschnitt



Mit $R = -0.04$ lässt sich kein signifikanter Zusammenhang zwischen den Vorurteilen zum ersten Messzeitpunkt und der Veränderung der Kontakthäufigkeit über die Zeit identifizieren. Der signifikante Kreuzpfad von Kontakten zu Vorurteilen im Vergleich zum nicht signifikanten, entgegen gesetzten Pfad kann als Hinweis interpretiert werden, dass die Sozialisationshypothese zutrifft.

Vermehrte interethnische Kontakte führen zu einer moderaten Vorurteilsreduktion. Für diese Schlussfolgerung ist jedoch ebenfalls ein Test auf Unterschiedlichkeit der Koeffizienten notwendig. Aufgrund der geringen Differenz der Korrelationskoeffizienten und dem geringen Stichprobenumfang fällt dieser Test jedoch negativ aus. Beide Pfade unterscheiden sich nicht signifikant ($p > .10$).

Die Umsetzung des CLPD mittels Partialkorrelationen erfüllt zwei der drei Kausalitätsbedingungen. Erstens ist die zeitliche Vorordnung der UV zur AV gegeben. Zweitens wird der Einfluss der UV auf die Veränderung der AV getestet, indem die Autokorrelationen heraus partialisiert werden. Ähnlich den bivariaten Korrelationen erfüllen Partialkorrelationen nicht unmittelbar das dritte Kriterium. Es kann nicht direkt abgeschätzt werden, ob und welche der UVs den größeren Einfluss besitzt. Die Entscheidung darüber, welche Ursache größeren Einfluss besitzt, kann erst durch nachgeordnete Prüfung der Koeffizienten-Differenz erfolgen.

Die Umsetzung des CLPD mittels Partialkorrelationen erfüllt zwei der drei Kausalitätsbedingungen.

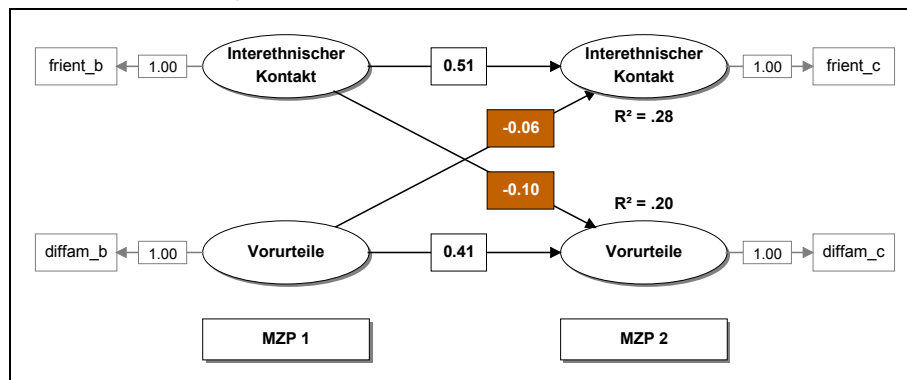
7. Strukturgleichungsmodelle

Strukturgleichungsmodelle bieten die Möglichkeit, die Kreuzpfade simultan zu analysieren. Dies hat nicht nur den Vorteil, dass der zusätzliche Arbeitsschritt entfällt, die Differenz der Koeffizienten auf Signifikanz zu testen. Darüber hinaus ist es möglich, die zeitgleiche Korrelation der exogenen (UV) und endogenen Variablen (AV) bei der Bestimmung der Kreuzpfade auf mögliche Auswirkungen zu testen. Dahinter steht folgende Idee.

Sind die herangezogenen Variablen (hier Kontakte und Vorurteile) im Querschnitt hoch miteinander korreliert, besteht die Gefahr, dass es sich bei einer Variable um eine Funktion der jeweils anderen Variable handelt (der Extremfall wäre die Konfundierung). Ist dies gegeben, so ist denkbar, dass bspw. die Variable Kontakte im Kreuzpfad nur denjenigen Teil der Veränderungsvarianz bei der Variable Vorurteil aufklärt, die auf die Konfundierung der beiden Variablen zurückzuführen ist. Dieses Kollinearitätsproblem ist durch Partialkorrelationen in seinen Auswirkungen nur schwer abschätzbar.

Durch das Potenzial von Strukturgleichungsmodellen, mehrere unabhängige und abhängige Variablen gleichzeitig aufzunehmen, kann zwar nicht die mit der Kollinearität einhergehende verzerrte Schätzung der Pfadkoeffizienten unmittelbar getestet werden. Jedoch ist möglich, Modelle mit und ohne korrelierte Residuen der exogenen Variablen zu betrachten.¹ Ferner ist es mittels Strukturgleichungsmodellen möglich, nicht nur die Pfadkoeffizienten zu bestimmen, sondern auch die bei den endogenen Variablen aufgeklärte Varianz.² Entgegen gelegentlicher Formulierungen sind Strukturgleichungsmodelle (etwa mittels Lisrel) nicht per se Kausalanalysen (etwa Backhaus et al., 2000; Reinecke, 2003). Sie können jedoch unter Anwendung des CLPD zu diesem Zweck genutzt werden. In Abbildung 7 ist die Überprüfung der Kausalität nach dem CLPD anhand der Variablen Vorurteil und Kontakthäufigkeit dargestellt. Verwendet wird das Programm Lisrel in der Version 8.3 (Jöreskog/Sörbom 1993).

Abbildung 7: Strukturgleichungsmodell mit unkorrelierten Residuen der exogenen Variablen



($\chi^2 = 18.42$; $df = 1$; $p < .001$; RMSEA = 0.298; GFI = 0.96; AGFI = 0.55)

Das Modell zeigt wiederum die relativ hohe Stabilität der Konstrukte über die Zeit im Vergleich zu den Koeffizienten der Kreuzpfade. Auch wiederholt sich das Bild eines höheren Koeffizienten von den interethnischen Kontakten zur Variable Vorurteile ($\gamma = -0.10$; $p < .10$) im Vergleich zum umgekehrten Kreuzpfad ($\gamma = -0.06$; $p > .10$). Allerdings erweist sich der erste Kreuzpfad nur auf dem 10%-Niveau als signifikant und der zweite Kreuzpfad wird nicht signifikant. Die vergleichsweise hohe, aufgeklärte Varianz bei den endogenen Variablen ist im Wesentlichen auf die Autokorrelationen zurückzuführen.

Ein Blick auf die Gesamtgüte des Modells zeigt, dass das theoretisch postulierte Modell signifikant vom empirischen abweicht. Insbesondere der RMSEA-Koeffizient weist in Relation zu den Freiheitsgraden eine zu große Diskrepanz aus ($\text{RMSEA} > 0,05$). Dies deutet darauf hin, dass das Modell noch über Residuen verfügt, die miteinander korreliert sind. Abbildung 8 zeigt die Modifikations-Indizes unter Berücksichtigung der empirischen Matrizen an.

Abbildung 8: Strukturgleichungsmodell mit Modifikationsindizes

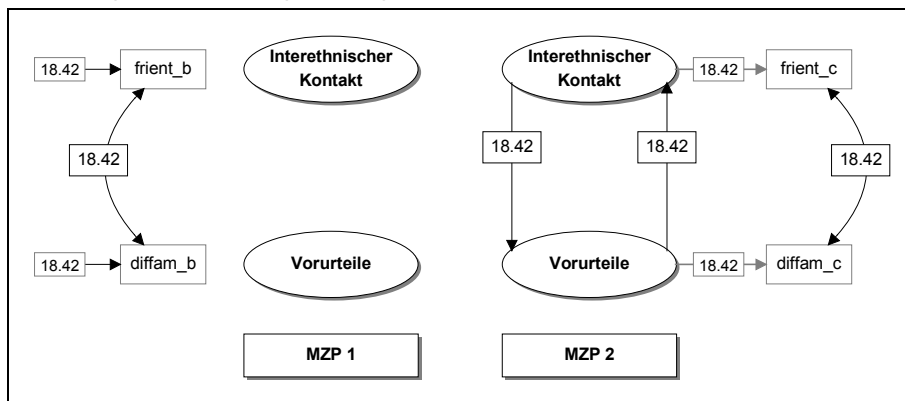
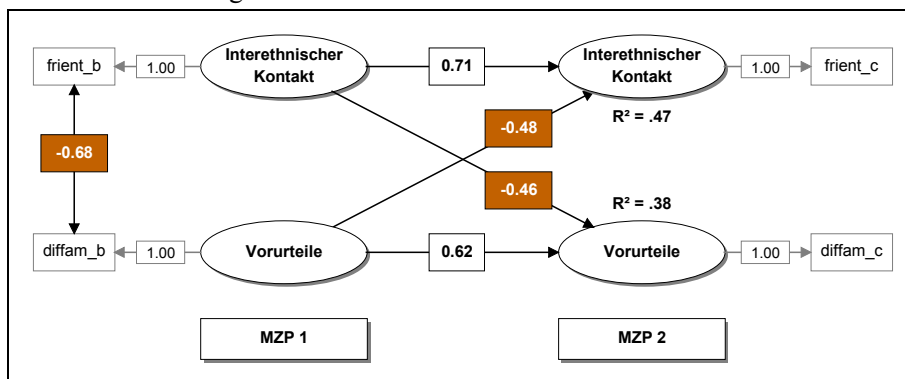


Abbildung 9: Strukturgleichungsmodell mit korrelierten Residuen der exogenen manifesten Variablen



Die Modifikationsindizes verdeutlichen, dass die Residuen der manifesten Variablen miteinander korreliert sind. Diese Modifikationsindizes werden nicht im Sinne des „tentative initial model“ (Kaplan 2000) dazu genutzt, das theoretische Modell den Daten anzupassen. Sie können vielmehr aufzeigen, dass das Problem der korrelierten exogenen Variablen besteht. Inwiefern sich diese Korrelation auf die Befunde des in Abbildung 7 dargestellten Modells auswirken, zeigt Abbildung 9. Hier werden zu Vergleichszwecken die Residuen der manifesten exogenen Variablen miteinander korreliert.

Es zeigt sich, dass die Residuen der exogenen manifesten Variablen mit $-0,68$ hoch miteinander korreliert sind. Die γ -Koeffizienten der Kreuzpfade sowie die Autokorrelationen steigen deutlich an und auch die aufgeklärte Varianz bei den endogenen Variablen steigt beträchtlich. Entscheidend ist, dass sich die Höhe der Kreuzpfadkoeffizienten nahezu angleicht. Im vorliegenden Fall könnte die zugelassene Korrelation der Residuen mit beiden konkurrierenden Hypothesen begründet werden, wonach Kontakte nicht nur langfristig sondern auch aktuelle Einstellungsänderungen mit sich bringen, bzw. Einstellungen aktuelle Kontaktwahlen mit beeinflusst. Durch die zugelassene Korrelation sind die Kreuzpfadkoeffizienten jedoch nicht mehr sinnvoll interpretierbar, da durch die Residualkorrelation Folgevarianzen mit aufgeklärt werden. Dies führt im vorliegenden Fall zu den in etwa gleich hohen Koeffizienten der Kreuzpfade. Tatsächliche Effektstärken lassen sich aus dem Modell jedoch nicht ableiten und eine Entscheidung über Kausalstrukturen ist nicht möglich. Allenfalls wäre das Modell als Hinweis darauf interpretierbar, dass weder die Sozialisations- noch die Selektionshypothese allein zutreffend sind. Vielmehr scheint es sich bei der Relation von interethnischen Kontakten und Vorurteilen um einen wechselseitigen Beeinflussungsprozess zu handeln, der diachron und synchron greift.

Tatsächliche Effektstärken lassen sich aus dem Modell jedoch nicht ableiten

8. Restriktionen von Strukturgleichungsmodellen

Bevor abschließend die Diskussion erfolgt, soll auf wichtige Restriktionen bei der Verwendung von Strukturgleichungsmodellen zur Identifikation von Kausalstrukturen eingegangen werden:

Kollinearität. Strukturgleichungsmodelle sind tendenziell robuster gegenüber Kollinearitätseffekten als einfache Regressionsverfahren. Es ist theoretisch begründet möglich, die Residuen der exogenen Variablen miteinander zu korrelieren und die Veränderung des Gesamtmodells abzuschätzen. So können einzelne Pfade in ihre Kovarianzkomponenten (Haupt- und Folgevarianz) zerlegt werden. Für die Analyse kausaler Zusammenhänge sind un- oder gering korrelierte Variablenpaare vorzuziehen, da die Koeffizienten der Kreuzpfade sich mit zunehmender Abhängigkeit der Variablenpaare angleichen und tatsächliche Effekte der Kreuzpfade systematisch überschätzt werden.

Stichprobengröße. Wie bei jedem statistischen Modell sinkt die Schätzgenauigkeit der Populationsparameter mit abnehmendem Stichprobenumfang. Für Strukturgleichungsmodelle wird ein Minimum von 200 Fällen angeführt (Kline 1998) bzw. die Relation von Fällen zu einbezogenen Variablen sollte 10:1 auf keinen Fall, besser noch 20:1, unterschreiten (Nachtigall u.a. 2003). Eine Möglichkeit, bei ungünstiger Relation von Fällen zu Variablen dennoch Modellbildungen vornehmen zu können, besteht darin, die Konstrukte direkt als manifeste Variablen zu verwenden. Die Aussparung des Messmodells sollte jedoch nur dann erfolgen, wenn die Konstrukte eine gute Reliabilität aufweisen, da durch diese Vorgehensweise Messfehler auf Null gesetzt werden (Kaplan 2000).

Ausgangsmatrix. Strukturgleichungsmodelle hängen von der zugrunde liegenden Matrix ab. Ob Korrelations- oder Kovarianzmatrizen verwendet werden, entscheidet sich aufgrund der Rohdaten. Dementsprechend sind die Befunde der Modelle unterschiedlich zu bewerten.

Verwendete Schätzmethode. Für Strukturgleichungsmodelle stehen eine Reihe von Schätzern zur Verfügung, die auf der Basis der Stichprobendaten Populationsparameter prognostizieren und die Güte des Modells abschätzen. Diese Schätzgenauigkeit hängt zum einen von der Stichprobengröße ab, zum anderen von der Verteilungsqualität der Daten und damit der verwendeten Methode. Standardmäßig kommt in vielen Modellen die Maximum-Likelihood-Methode zur Anwendung. Diese Variante bedarf multivariat normalverteilter Daten (*Von Eye/Spiel/Wagner* 2003), scheint aber in begrenztem Maße robust gegen Verletzungen dieser Bedingungen zu sein (vgl. *Hoyle* 1999). *West/Finch/Curran* (vgl. 1995) haben ein Verfahren entwickelt, welches in begrenztem Maße Verletzungen multivariater Normalverteilung kompensieren kann. Lisrel in der Version 8.5. verfügt über diese Funktion. Für ordinale Daten wird die Methode der Weighted Least Squares (WLS) empfohlen. Diese bedarf nach *Yung/Bentler* (vgl. 1994) jedoch großer Stichproben ($N > 2.000$), die in der Regel nicht zur Verfügung stehen. Dies gilt insbesondere für Längsschnittstudien.

Missings. Gerade bei Längsschnittstudien stellen Missings ein gesondertes Problem dar und führen u.U. zu deutlichen Reduktionen der Stichprobengröße. Fehlende Werte können in gewissem Umfang durch Verfahren der Imputation etc. geschätzt werden. Die gängigen Tools stellen hierfür Verfahren zur Verfügung. Allerdings sollte der Umgang mit Missings explizit gemacht und mögliche Folgen für das Kausalmodell aufgezeigt werden.

Mittlere und individuelle Kausalität. Für Strukturgleichungsmodelle gilt, dass diese lediglich mittlere Kausalitäten über eine Gruppe von Individuen ermitteln. Die Vorhersage individueller Kausalitäten ist nicht möglich, da diese Modelle auf Kovarianzmatrizen beruhen (vgl. *Schmitz* 2000).

Diese Auswahl an möglichen Restriktionen ist nicht vollständig, kann aber bereits deutlich machen, dass der Nachweis von Kausalität mittels Strukturgleichungsmodellen an eine Reihe von Voraussetzungen gebunden ist. Die simultane Betrachtung mehrerer unabhängiger und abhängiger Variablen macht Strukturgleichungsmodelle für das CLPD zur Methode der Wahl. Nicht jedes Strukturgleichungsmodell ist jedoch geeignet, Kausalität im Sinne des CLPD nachzuweisen.

9. Diskussion

Im vorliegenden Beitrag wurde der Frage nachgegangen, unter welchen Bedingungen und mit welchen Methoden der Nachweis von Kausalität in Längsschnittstudien möglich ist. Es wurde betont, dass Kausalität an die zeitliche Vorordnung der Ursache vor der Wirkung, deren Kovariation und der Exklusi-

vität der Ursache als erklärende Variable gebunden ist. Das Cross-Lagged-Panel-Design (CLPD) in seiner erweiterten Form trägt diesen Bedingungen Rechnung. Es wurden bivariate und Partialkorrelationen sowie Strukturgleichungsmodelle als statistische Verfahren auf ihre Brauchbarkeit zur Umsetzung des CLPD diskutiert.

In der einfachen Form (ohne Veränderungsmessung über die Zeit) ist das CLPD mittels bivariater Korrelationen umsetzbar. Allerdings wird dann lediglich die absolute Ausprägung der Wirkungsvariable prädictiert und nicht deren Veränderung. Auch ermöglichen bivariate Korrelationen nicht unmittelbar eine Abschätzung der Relationen der Kreuzpfade zueinander.

Letzteres gilt auch für Partialkorrelationen. Es kann aufgrund der einzelnen Partialmodelle nicht entschieden werden, welche Variable den größeren Einfluss auf die Veränderung der jeweils anderen besitzt. Als Vorteil gegenüber der bivariaten Variante ist bei Partialkorrelationen zu sehen, dass der Einfluss der Variable A_1 auf die Ausprägung der Variable A_2 kontrolliert wird und die durch die Variable B_1 erklärte Varianz als Aufklärung der Veränderung über die Zeit zu werten ist. Beiden Korrelationsverfahren ist gemeinsam, dass Kollinearitätseffekte nicht kontrolliert werden.

Diese Möglichkeit bieten Strukturgleichungsmodelle. Durch die Bestimmung der Querschnittskovariationen von Variablen ist es möglich, Kollinearitätseffekte aufzuzeigen. Darüber hinaus werden die Kreuzpfade bei Strukturgleichungsverfahren in einem Modell betrachtet und die durch die unabhängigen Variablen aufgeklärte Varianz wird unmittelbar bestimmt. Gleichzeitig unterliegen Kausalmodelle, die mit Strukturgleichungsverfahren getestet werden, einigen Restriktionen, die den Nachweis von Kausalität erschweren. Diese Restriktionen gelten zum Teil allgemein für statistische Auswertungsverfahren (Stichprobengröße), zum Teil sind sie für Strukturgleichungsmodelle generell relevant (Wahl der Schätzmethode) und wiederum zum Teil ein spezifisches Problem für Kausalmodelle (etwa Kollinearität).

Aus den für alle Auswertungsverfahren angeführten Restriktionen resultiert, dass *der Nachweis von Kausalität mittels längsschnittlich erhobenen Fragebogendaten* prinzipiell möglich ist. Gleichzeitig ist dieser Nachweis bei nicht-experimentellen Studien erheblich erschwert, weil die Anforderungen an das Datenmaterial vergleichsweise hoch sind. Deshalb sollte bei der Darstellung von Kausalmodellen großer Wert darauf gelegt werden, die Rahmendaten und Modellstatistiken explizit zu machen, damit anderen die Einschätzung der Befunde ermöglicht wird. Letztlich gilt für Strukturgleichungsmodelle auch die Maxime des Kritischen Rationalismus: „The best we could expect from SEM is evidence against a poor model but never a proof of a good one“ (Nachtigall u.a. 2003: 14).

Der Nachweis von Kausalität mittels längsschnittlich erhobenen Fragebogendaten ist prinzipiell möglich.

Deshalb wird bezüglich der Sozialisations- und Selektionshypothese die Schlussfolgerung gezogen, dass beide kein adäquates Abbild der sozialen Realität darstellen.

Anmerkungen

- 1 Residuen sollten prinzipiell nur dann miteinander korreliert werden, wenn hierfür eine triftige theoretische Begründung besteht. Ansonsten gilt die Empfehlung von *Nachtigall* u.a. (2003): „Hands off“. Im vorliegenden Fall werden die Residuen nicht zur Optimierung des Modells oder aus theoretischen Gründen korreliert, sondern um aufzeigen zu können, ob Kollinearität der exogenen Variablen vorliegt. Das daraus resultierende Modell ist inhaltlich nicht interpretierbar.
- 2 Auf Details bei der Verwendung von Strukturgleichungsmodellen, wie etwa Anforderung an die Daten, verwendete Matrix, Schätzmethode etc. wird an dieser Stelle verzichtet.

Literatur

- Allport, G. W. (1954): The nature of prejudice. – Cambridge.
- Backhaus, K./Erichson, B./Plinke, W./Weiber, R. (Hrsg.) (2000): Multivariate Analysemethoden. – Berlin.
- Butz, P./Gaedicke, J. (2001): Längsschnittstudien in der Jugendforschung. In Merkens, H./Zinnecker, J. (Hrsg.): Jahrbuch Jugendforschung 1/2001. – Opladen, S. 399-420.
- Clegg, C. W./Jackson, P. R./Wall, T. D. (1977): The potential of cross-lagged correlation analysis in field research. In: Journal of Occupational Psychology, 50, S. 177-196.
- Deutsche Shell (Hrsg.) (2000): Jugend 2000. – Opladen.
- Deutsche Shell (Hrsg.) (2002): Jugend 2002. – Frankfurt/Main.
- Gandolfo, G. (Hrsg.) (1993): Continuous time econometrics. – London.
- Heise, D. R. (1970): Causal inference from panel data. In Borgatta, E. F./Bohrnstedt, B. W. (Eds.): Sociological Methodology 1970. – San Francisco, S. 112-125.
- Hoffmann-Lange, U. (Hrsg.) (1995): Jugend und Demokratie in Deutschland. – Opladen.
- Hoyle, R. H. (Hrsg.) (1999): Statistical strategies for small sample research. – Thousand Oaks.
- Jöreskog, K. D./Sörbom, D. (1993): Lisrel 8: Structural equation modelling with the Simplis command language. – Hillsdale.
- Jugendwerk der Deutschen Shell (Hrsg.) (1997): Jugend '97. – Opladen.
- Kandel, D. B. (1978): Homophily, selection and socialization in adolescent friendships. In: American Journal of Sociology, 84, S. 427-436.
- Kaplan, D. (2000): Structural equation modeling: foundations and extensions. – London.
- Kline, R. B. (1998): Principles and practice of structural equation modeling. – New York.
- Lawler, E. E. (1968): A correlational-causal analysis of the relationship between expectancy attitudes and job performance. In: Journal of Applied Psychology, 52, S. 462-468.
- Lazarsfeld, P. F./Fiske, M. (1938): The panel as a new tool for measuring opinion. In: Public Opinion Quarterly, 2, S. 596-612.
- Lazarsfeld, P. F. (1940): Panel studies. In: Public Opinion Quarterly, 4, S. 122-128.
- Lazarsfeld, P. F. (1948): Mutual effects of statistical variables. – New York.
- Nachtigall, C./Kroehne, U./Funke, F./Steyer, R. (2003): (Why) Should we use SEM? Pros and Cons of Structural Equation Modeling. In: Methods of Psychological Research Online, 8, S. 1-22.
- Neymann, J./Iwaskiewicz, K./Kolodziejczyk, S. (1935): Statistical problems in agricultural experimentation. In: Supplement of Journal of the Royal Statistical Society, 2, S. 107-180.
- Oud, J. H. L. (2002): Continuous time modeling of the cross-lagged-panel-design. In: Kwantitative Methoden, 69, S. 1-26.
- Pelz, D. C. (1968): Correlation properties of simulated panel data with causal connections between two variables. – Michigan.,,,,,,
- Pettigrew, T. F./Tropp, L. (2000): Does intergroup contact reduce prejudice? Recent meta-analytic findings. In: Oskamp, S. (Ed.): Reducing prejudice and discrimination. – New Jersey, S. 93-114.

- Reinecke, J. (2003): Causal analysis with Lisrel/Prelis. Online verfügbar unter: <http://www.uni-trier.de/uni/fb4/soziologie/faecher/empirik/Wien2.pdf>; Stand: 01.12.2003.
- Schmitz, B. (2000): Auf der Suche nach dem verlorenen Individuum: Vier Theoreme zur Aggregation von Prozessen. In: *Psychologische Rundschau*, 51, S. 83-92.
- Silbereisen, R. K. (1996): Rundgespräch Längsschnittforschung. Empfehlung zur Gestaltung von Forschungsanträgen. In: *Zuma-Nachrichten*, 36, S. 7-12.
- Snyder, M. (1981): On the self-perpetuating nature of social stereotypes. In: Hamilton, D. L. (Ed.): *Cognitive processes in stereotyping and intergroup behavior*. – Hillsdale, S. 187-199.
- Stelzl, I. (1999): Experiment. In: Roth, E./Heidenreich, K./Holling, H. (Hrsg.), *Sozialwissenschaftliche Methoden. Lehr- und Handbuch für Forschung und Praxis*. – München, S. 108-125.
- Stephan, W. G./Stephan, C. W. (1984): The role of ignorance in intergroup relations. In: Miller, N./Brewer, M. B. (Ed.): *Groups in Contact*. – New York, S. 76-87.
- Steyer, R./Gabler, S./Davies, A. A./Nachtigall, C./Buhl, T. (2000): Causal regression models I: Individual and average causal effects. In: *Methods of Psychological Research Online*, 5, S. 39-71.
- Steyer, R./Gabler, S./Davies, A. A./Nachtigall, C. (2000): Causal regression models II: Unconfoundedness and causal unbiasedness. In: *Methods of Psychological Research Online*, 5, S. 55-86.
- West, S. G./Finch, J. F./Curran, P. J. (1995): Structural equation models with non-normal variables: Problems and remedies. In: Hoyle, R. H. (Ed.): *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. – Thousand Oaks, S. 56-75.
- Wold, H. (1954): Causality and econometrics. In: *Econometrica*, 22, S. 162-177.
- Yung, Y. F./Bentler, P. M. (1994): Bootstrap-corrected ADF test statistic in covariance structure analysis. In: *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 47, S. 63-84.