

## Prozessanalyse im Strukturgleichungsmodell: zur Anwendung latenter Wachstumskurvenmodelle in der Sozialisationsforschung

Urban, Dieter

Veröffentlichungsversion / Published Version

Zeitschriftenartikel / journal article

**Zur Verfügung gestellt in Kooperation mit / provided in cooperation with:**

GESIS - Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften

### Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Urban, D. (2002). Prozessanalyse im Strukturgleichungsmodell: zur Anwendung latenter Wachstumskurvenmodelle in der Sozialisationsforschung. *ZA-Information / Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*, 51, 6-37. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-199020>

### Nutzungsbedingungen:

*Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.*

*Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.*

### Terms of use:

*This document is made available under Deposit Licence (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual and limited right to using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All of the copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute or otherwise use the document in public.*

*By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.*

# **Prozessanalyse im Strukturgleichungsmodell: Zur Anwendung latenter Wachstumskurvenmodelle in der Sozialisationsforschung**

**von Dieter Urban<sup>1</sup>**

## ***Zusammenfassung***

*Die Studie beschreibt die Möglichkeiten von latenten Wachstumskurvenmodellen zur Analyse von Längsschnittdaten am Beispiel einer Untersuchung aus der politischen Sozialisationsforschung. Sie erläutert einige Vor- und Nachteile der latenten Wachstumskurvenanalyse im Vergleich mit den Möglichkeiten einer autoregressiven Stabilitätsanalyse. Beispielhaft wird dabei die Herausbildung von politischen Einstellungen gegenüber Ausländern unter adoleszenten Jugendlichen zwischen deren 15ten und 17ten Lebensjahr untersucht. Die Studie bestimmt das latente Wachstumskurvenmodell als latentes Strukturgleichungsmodell und zeigt, wie ein solches Modell entsprechend des Bentler-Weeks-Ansatzes spezifiziert, geschätzt und interpretiert werden kann.*

## ***Abstract***

*“Process Analysis By Structural Equation Modelling.  
Applying Latent Growth Curve Modelling to Socialization Research.”*

*The article describes the possibilities of latent growth curve models for the analysis of longitudinal data by discussing the results of a case study in political socialization. It demonstrates some advantages and disadvantages of latent growth curve analysis by comparing this method with autoregressive stability analysis. The empirical analysis focusses on the formation of political attitudes among adolescents between 15 and 17 years of age. The study defines the latent growth curve model as a latent structural model and shows how to specify, estimate, and interpret such a model, utilizing the Bentler-Weeks approach.*

---

<sup>1</sup> Dr. **Dieter Urban** ist Professor am Institut für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart, Abteilung für Soziologie I, Keplerstr. 17, K II, 70174 Stuttgart, [durban@po.uni-stuttgart.de](mailto:durban@po.uni-stuttgart.de).

## 1 Fragestellung<sup>2,3</sup>

Die vorliegende Studie erläutert einige Vor- und Nachteile der so genannten „latenten Wachstumskurvenanalyse“. Mit dieser Modellierung können im Kontext von latenten Strukturgleichungsmodellierungen verschiedenste Längsschnittanalysen, wie z.B. zeitdynamische Einstellungsanalysen, durchgeführt werden. Die Studie verdeutlicht die analytischen Möglichkeiten dieser Modelltechnik im Vergleich mit den Möglichkeiten der bekannten, in vielen Untersuchungen eingesetzten autoregressiven Stabilitätsanalyse. Dabei wird hier nicht die formal-statistische Verwandtschaft zwischen beiden Modelltechniken oder die Überführbarkeit der einen in die andere Modellierung behandelt.<sup>4</sup> Die folgende Darstellung will allein die Anwendung und Interpretation von Wachstumskurvenanalysen für die Forschungspraxis der sozialwissenschaftlichen Längsschnittanalyse verdeutlichen und so zu einer weiteren Verbreitung dieser Modelltechnik beitragen.

Die vorliegende Darstellung verfährt beispielsbezogen. Alle Hinweise zur Anwendung und Interpretation von Modellierungstechniken werden an konkreten Analysebeispielen verdeutlicht. Diese betreffen die Herausbildung ausländerablehnender Einstellungen unter Jugendlichen und thematisieren den Einfluss, der von den Einstellungen der Mütter ausgehen kann. Auf diese Weise soll am Beispiel einer substanziellen Analyse mit hoher gesellschaftspolitischer Relevanz eine leistungsstarke Modelltechnik vorgestellt werden.

Der Autor der vorliegenden Studie hat in der Vergangenheit mehrere empirische Analysen zur Formierung politisch relevanter Einstellungen von Jugendlichen durchgeführt, bei denen autoregressive Strukturgleichungsmodelle unter Verwendung latenter Faktorenkonzepte eingesetzt wurden (vgl. *Urban/Singelmann* 1997a, 1997b, 1997c, 1998). Diese Modelltechnik erlaubt jedoch allein die Durchführung von so genannten „Stabilitätsanalysen“ (dazu mehr im Folgenden). Wie in der vorliegenden Studie gezeigt wird, sind solche Stabilitätsmodelle immer dann von eingeschränktem Nutzen für die Längsschnittanalyse, wenn die Dynamik von Entwicklungsprozessen und die Stärke von prozessbeeinflussenden Mechanismen auf mög-

---

2 Diese Studie entstand im Kontext eines Forschungsprojektes, das mit finanzieller Unterstützung der Volkswagenstiftung durchgeführt wurde.

3 Mein besonderer Dank gilt *Joachim Singelmann* und insbesondere *Steffen Kühnel* für korrigierende und erweiternde Hinweise sowie kritische Kommentare zu einer früheren Version dieses Papiers.

4 Dazu liegt eine umfangreiche, aktuelle Methodenliteratur vor. Vgl. *Bast/Reitsma* 1997; *Chan* 1998; *Curran/Bollen* 1998; *Mandys/Dolan/Molenaar* 1994; *Marsh/Grayson* 1994; *Oort* 1999; *Oort* 2000; *Raykov* 1998; *Rogosa/Willet* 1985.

lichst effiziente und leicht zu interpretierende Weise untersucht werden sollen. Für solche Fragestellungen eignet sich insbesondere die latente Wachstumskurvenmodellierung, die ebenfalls nach der Methodik von Strukturgleichungssystemen mit latenten Variablen verfährt. Sie zielt explizit auf die Analyse der endogenen und exogenen Dynamik von Veränderungsprozessen (wie z.B. von Prozessen der Einstellungsbildung).

Die Modellierung von latenten Wachstumskurven (latent growth curves = LGC-Modellierung bzw. LGC-Analyse)<sup>5</sup> eignet sich in besonderer Weise zur Untersuchung von Prozessen der individuellen Herausbildung latenter Einstellungsmuster. Sie bietet viele Vorteile gegenüber einer Analyse von Strukturgleichungsmodellen in Form von autoregressiven Stabilitätsmodellen (AR-Modelle). Zwar werden AR-Modelle wohl noch am häufigsten in den Sozialwissenschaften zur Untersuchung von Prozessen der Einstellungsentwicklung eingesetzt und ermöglichen es dort auch, die Latenz von Einstellungen zu berücksichtigen.<sup>6</sup> Jedoch besitzen sie neben der bereits erwähnten, sehr engen Analyseperspektive, eine schwierige und gewöhnungsbedürftige, häufig zu Fehlern verleitende Interpretierbarkeit. Denn Sozialwissenschaftler, die mit der Logik von Regressionsmodellen in Querschnittsanalysen vertraut sind, werden mit diesen Modellen dazu verführt, vordergründig überzeugende Effektbeziehungen zu entdecken, wenn es sich dabei in Wirklichkeit um Stabilitätseffekte handelt, die ganz anders zu interpretieren sind (mehr dazu im Folgenden). Und gerade das, wonach Sozialwissenschaftler häufig in statistischen Längsschnittanalysen suchen, nämlich die Schätzung von Ausmaß und Richtung einer bestimmten Einstellungsdynamik, kann mit diesen autoregressiven Strukturgleichungsmodellen nicht ohne weiteres ermittelt werden.

Die vorliegende Darstellung gliedert sich in folgende Abschnitte: Nach einer Beschreibung des benutzten Datensatzes (Abschnitt 2) werden die Ergebnisse einer „traditionellen“ autoregressiven Strukturgleichungsanalyse zur Entstehung von ausländerablehnenden Einstellungen unter Jugendlichen vorgestellt (Abschnitt 3). Dabei wird die Problematik von Stabilitätsmodellen aufgezeigt und vor einer falschen Interpretation solcher Analysen gewarnt. Anschließend wird die Logik von latenten Wachstumskurvenmodellen beschrieben (Abschnitt 4) und ein solches Modell zur

---

5 Vgl. *McArdle/Aber* 1990; *McArdle/Epstein* 1987; *Meredith/Tisak* 1990; *Stoolmiller* 1995; *Urban* 2000.

6 Typische Anwendungen von AR-Modellen mit latenten Variablenkonstruktionen widmeten sich u.a. der Herausbildung von Autoritarismus (*Schmidt/Berger* 1995), von Geschlechtsrollen-Orientierungen (*Alsup/Gillespie* 1997), von postmaterialistischen Wertorientierungen (*Jagodzinski* 1984) und von Demokratieüberzeugungen (*Urban/Singelmann* 1997a).

erneuten Analyse der zuvor im Stabilitätsmodell ausgewerteten Daten eingesetzt (Abschnitt 5). Im letzten Gliederungsabschnitt (Abschnitt 6) wird ein Resümee der vorangegangenen Modelldiskussion gezogen. Auch werden dort weitere praxisorientierte Empfehlungen zum Einsatz von latenten Wachstumskurvenmodellen in der sozialwissenschaftlichen Längsschnittanalyse gegeben.

## **2 Daten und Indikatoren der Anwendungsbeispiele**

Alle folgenden Analysen benutzen zur Veranschaulichung die Daten einer Studie zur Formierung des politischen Orientierungsmusters „nationalisierende Ausländerablehnung“ (NAA-Konstrukt) unter Jugendlichen. Die Studie will die Systematik ermitteln, mit der sich dieses Muster in der für politische Einstellungsbildungen besonders sensitiven Adoleszenzphase von Jugendlichen zwischen deren 15ten und 17ten Lebensjahr herausbildet (intragenerativer Analyseaspekt), und sie fragt zusätzlich danach, ob bei der Einstellungsbildung auch Eltern-Effekte eine Rolle spielen, die durch die Transmission entsprechender Einstellungsinhalte entstehen können (intergenerativer Analyseaspekt).

Die Datenerhebung erfolgte im Rahmen einer langfristigen, von 1992 bis 1997 durchgeführten Regionalstudie zum sozialen und ökonomischen Wandel eines Landkreises in Ost-Thüringen. Sie beruht auf den Befragungen von Eltern und deren Kindern, die als Schüler ein Gymnasium (das einzige) und eine Regelschule (von insgesamt zweien) in dem betreffenden Landkreis besucht haben. Ausgewertet werden die Angaben von 14- bis 15-jährigen Schülern (und ihrer Eltern), die im Januar 1994 eine der beiden erwähnten Schulen besuchten, und die in den Folgejahren 1995 und 1996 erneut befragt werden konnten. Insgesamt werden auf diese Weise 131 Mutter-Kind-Dyaden für die Längsschnittanalyse (über 3 Messzeitpunkte hinweg) ausgewertet. Für diese 131 Dyaden liegen die in separaten Befragungen von Jugendlichen und deren Müttern vollständig erhobenen Werte aller Einstellungsindikatoren vor.

Bei dieser Stichprobe handelt es sich natürlich um eine regionale Besonderheit. Da es uns in der Analyse jedoch nicht primär um die Ermittlung absoluter Ausmaße von ausländerablehnenden Einstellungen, sondern hauptsächlich um Veränderungen in intra- bzw. intergenerativer Hinsicht geht, sollten die samplebedingten Besonderheiten nicht den analytischen und empirischen Wert der Untersuchung beeinträchtigen können.

Zur Messung des NAA-Konstrukts werden vier Variablen benutzt. Die drei Items zur Ausländerablehnung (AA-Indikatoren) betreffen zum einen die Einschätzung,

dass es zu viele Ausländer in der Bundesrepublik gibt (zwei Items mit unterschiedlichen Formulierungen und Platzierungen im Fragebogen), sowie die Einschätzung, dass deutsche Arbeitnehmer gegenüber ausländischen Arbeitnehmern auf dem Arbeitsmarkt bevorzugt versorgt werden sollten (alle drei Indikatoren sind 0/1 kodiert). Zum anderen wurde das Ausmaß eines affektiven, generalisierten Nationalstolzes auf einer 4-stufigen Skala (von „überhaupt nicht“ bis „sehr“) gemessen (N-Item).

Durch Multiplikation des Nationalstolz-Items mit den drei Items zur Ausländerablehnung entstehen die drei Indikatoren NAA1/2/3 zur Messung des latenten Konstrukts „nationalisierende Ausländerablehnung“. Als Interaktionsvariablen auf einer 5-Punkte-Skala nehmen sie unabhängig von der Beantwortung des Nationalstolz-Items jeweils den Wert „0“ an, wenn Befragte in keiner Weise eine Tendenz zur Ausländerablehnung erkennen lassen. Erst wenn Befragte ein Item zur Ausländerablehnung positiv beantworteten, ergibt sich ein NAA-Wert, der größer als 0 ist.<sup>7</sup>

Forschungsdesign, Datenerhebung und Datenqualität der hier nur skizzierten Studie werden an anderer Stelle ausführlich vorgestellt (*Urban/Singelmann* 1997c, 1998).

### 3 Die Stabilitätsanalyse

Die Analyse der jugendspezifischen Formierung nationalisierender Ausländerablehnung erfolgt in einem Strukturmodell, dessen wichtigste Komponenten in Abbildung 1 dargestellt werden.<sup>8</sup>

Das Modell weist drei vertikal angeordnete Einflusspfade auf, die den Prozess der intergenerativen Einstellungsbildung beschreiben. Der Prozess der intragenerativen Einstellungsbildung wird durch die horizontal angeordneten Einflusspfade symbolisiert, die die Ausprägungen der latenten Einstellungen der befragten Jugendlichen

---

7 Eine solche Konstruktion von Interaktionsvariablen ist problematisch und kann durchaus kritisiert werden. Unterstellt wird hier zum einen eine Ratioskalenqualität der beiden Indikatoren, die in den multiplikativen Index eingehen. Diese muss empirisch nicht unbedingt gegeben sein. Zum anderen wird die Reliabilität der Interaktionsvariablen dadurch „künstlich“ erhöht, dass in alle Interaktionsvariablen der gleiche Nationalstolz-Indikator eingeht. Da im vorliegenden Aufsatz jedoch ein methodendidaktisches Ziel, sprich: ein erstes Bekanntmachen mit der LGC-Analyse, angestrebt wird, wollen wir eine weiterführende Diskussion dieser Problematik hier ausklammern.

8 Zur definitorischen Festlegung und statistischen Überprüfung der Faktorinvarianz sowie zur Spezifikation der Residuen-Matrix (das Strukturmodell enthält mehrere Korrelationen zwischen den Indikator-Residuen) vgl. die Ausführungen im folgenden Gliederungsabschnitt 4. Eine ausführliche inhaltliche Diskussion eines sehr ähnlichen Strukturmodells findet sich in *Urban/Singelmann* 1997b.

zum Zeitpunkt ihres 15ten, 16ten und 17ten Lebensjahres miteinander verbinden. Die mit den Werten 0.56 und 0.91 versehenen Pfade repräsentieren somit direkte Kausaleffekte zwischen unmittelbar aufeinander abfolgenden Einstellungsausprägungen. Der mit einem Wert von -0.32 gekennzeichnete Pfad repräsentiert einen so genannten „schlafenden“ Effekt, der erst zwei Jahre nach der ersten Messung auftritt und somit unabhängig von der Einstellungsausprägung wirkt, die die Jugendlichen im Alter von 16 Jahren aufweisen.

Das in Abbildung 1 dargestellte Modell wurde nach dem Bentler-Weeks-Ansatz der Strukturgleichungsanalyse spezifiziert und mit der diesbezüglichen EQS-Software geschätzt.<sup>9</sup> Es weist befriedigende Anpassungswerte auf,<sup>10</sup> so dass die in Abbildung 1 ausgewiesenen, unstandardisierten (!) Parameterschätzwerte auch inhaltlich interpretiert werden können.<sup>11</sup>

9 Als statistisches Verfahren zur Modellschätzung und Modellbewertung wird entsprechend der EQS-Logik ein robustes Maximum-Likelihood-Schätzverfahren benutzt, das verteilungsrobust korrigierte Schätzwerte der Standardfehler und die verteilungsrobust korrigierte Satorra-Bentler-SCALED- $\chi^2$ -Statistik liefert (*Bentler/Weeks* 1980; *Bentler* 1986, 1992).

Dieses Verfahren scheint bei kleinen Fallzahlen und bei ordinal-skalierten Indikatoren mit extrem schiefen Verteilungen die relativ zuverlässigsten Schätzresultate zu liefern (vgl. *Brandmaier/Mathes* 1992, *Byrne* 1995, *Chou/Bentler* 1995, *West et al.* 1995), die selbst bei Verwendung von Skalen mit geringer Breite (wir verwendeten 5-Punkte-Skalen) noch hinreichend genau und zuverlässig sind (vgl. *Bentler/Chou* 1987, *Faulbaum/Bentler* 1994, *Green et al.* 1997). Auch der unkorrigierte sowie der robuste Comparative-Fit-Index (CFI) und die Satorra-Bentler-SCALED- $\chi^2$ -Statistik, die hier neben der traditionellen  $\chi^2$ -Statistik zur Bewertung der Anpassungsgüte des Gesamtmodells eingesetzt werden, gelten für Modelle mit Indikatoren, die die oben beschriebenen Verteilungsmerkmale aufweisen, als hinreichend genau und zuverlässig (*Hu/Bentler* 1995).

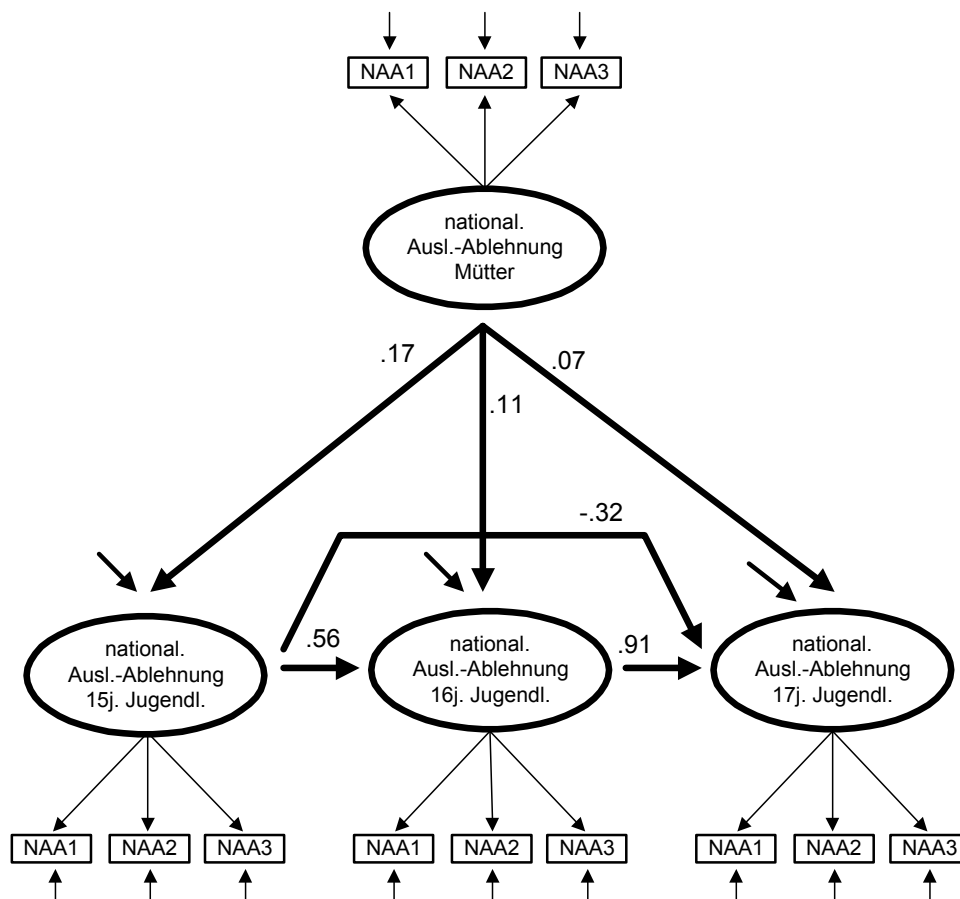
10 Anpassungswerte für das Gesamtmodell (ML-Schätzung):  $N = 131$ ,  $M_0 \chi^2 = 1199.06$ ,  $M_0 df = 66$ ,  $M_a \chi^2 = 43.59$ ,  $P(\chi^2) = 0.13$ ,  $M_a df = 34$ ,  $M_a \chi^2_{\text{robust}} = 40.19$ ,  $P(\chi^2)_{\text{robust}} = 0.22$ ,  $CFI = 0.99$ ,  $CFI_{\text{robust}} = 0.99$ ,  $RMR(\text{stand.}) = 0.05$ .

11 Die Verwendung von Interaktionsvariablen als Indikatoren von latenten Konstrukten stellt für die SEM-Schätzung ein anderes Problem dar, als die Verwendung von interaktiv bzw. multiplikativ konstruierten, latenten Konstrukten (vgl. *Schumacker/Marcoulides* 1998). Die Problematik interaktiv gebildeter Indikatorvariablen für eine zuverlässige SEM-Schätzung ergibt sich vor allem daraus, dass diese häufig und konstruktionsbedingt sehr schief verteilt sind. Insbesondere werden große Abweichungen von der Normalverteilung durch Verwendung eines dichotomen, 1/0-kodierten Indikators und eines multivalenten Indikators in der Multiplikation erzeugt (wie im vorliegenden Anwendungsfall geschehen).

Simulationsstudien haben gezeigt, dass sich daraus im ML-Schätzverfahren zwar weniger eine Verzerrung für die Schätzwerte der Modell-Parameter ergibt (vgl. *Ping* 1998: 83), jedoch können die Schätzwerte für die Chi-Quadrat-Statistik und für die Standardfehler, die beide auf der üblichen Multinormalverteilungsannahme basieren, in Folge von schief verteilten Indikatorwerten wesentlich verzerrt werden.

Als Gegenmaßnahme werden in den vorliegenden Modellanalysen zwei „korrigierende“ Strategien eingesetzt. Zum einen werden zur Interpretation der Gesamt-Anpassung jeder Modellschätzung nur die robust-reskalierten Werte für Chi-Quadrat-Test und CF-Index benutzt (vgl. Fußnote 9). Zum anderen wird zur Berechnung der Standardfehler aller Parameterschätzungen ein sog. Bootstrapping-Simulationsverfahren eingesetzt (vgl. *Yung/Bentler* 1996; *Mooney/Duval* 1995).

**Abbildung 1:** Modell der intra- und intergenerativen Stabilität von Mutter-Kind-Dyaden (unstandardisierte Koeffizientenschätzwerte)  
(darstellungstechnisch reduzierte Abbildung, vgl. Text)



Allerdings sind viele Sozialforscher unsicher darüber, in welcher Weise die im Strukturmodell geschätzten intragenerativen Effekte interpretiert werden sollen. Was bedeuten die in Abbildung 1 ausgewiesenen intragenerativen Effekte in Höhe von 0.56, 0.91 und -0.32?

Folgende Fehlinterpretationen sind in Anlehnung an die gängige Interpretation von Regressionsschätzungen mit Querschnittsdaten möglich:

- II: Je höher der intragenerative Koeffizient, umso stärker ist die durchschnittliche Veränderung einer Einstellung, die durch die Veränderung einer zurückliegenden Einstellung ausgelöst wird. Mithin wäre der Anstieg der Einstellungshöhe, der durch eine zurückliegende Einstellungsveränderung beeinflusst wird, zwischen dem 15ten und 16ten Lebensjahr schwächer (0.56 Einheiten auf der empirischen Messskala) als zwischen dem 16ten und dem 17ten Lebensjahr (0.91 Einheiten).



- I2: Die Richtung der intragenerativen Effekte wird durch das Vorzeichen der entsprechenden Koeffizienten angezeigt. Dementsprechend bedeutete das negative Vorzeichen beim „schlafenden“ Effekt zwischen dem 15ten und 17ten Lebensjahr (-0.32), dass bei älteren Jugendlichen eine Abkehr von ihren Einstellungen aus früheren Jahren stattfände: ehemals ausländerablehnende Jugendliche übernahmen dann eher ausländerakzeptierende Positionen.
- I3: Ein intragenerativer Effekt nahe null indiziert eine sehr geringe Einstellungsveränderung zwischen zwei Zeitpunkten. Da im Modell alle geschätzten Koeffizienten deutlich (signifikant) größer als null sind (0.56, 0.91, -0.32), müssten dementsprechend auch zwischen allen Beobachtungszeitpunkten bedeutsame Veränderungen der latenten Einstellungsgrößen zu erwarten sein.

Alle diese Interpretationen sind falsch! Sie sind grundsätzlich für alle Kausalmodelle falsch, in denen eine endogene Dynamik mittels Schätzung von Kausaleffekten zwischen mehrfach im Zeitabstand gemessenen Einstellungen beschrieben werden soll. Denn in solchen Modellen sind die geschätzten Effekte nicht als Veränderungseffekte, sondern als Stabilitätseffekte zu interpretieren, und dies führt zu gänzlich anderen Resultaten, als sie oben unter I1 bis I3 (bewusst falsch) bestimmt wurden.

Im Folgenden soll die Logik von Stabilitätskoeffizienten anhand einiger Beispiele verdeutlicht werden, deren Besonderheit in den Abbildungen 2a bis 2e veranschaulicht wird. Auf diese Weise lässt sich sehr rasch erkennen, warum die oben angeführten Interpretationsmuster zur Beschreibung der uns interessierenden Dynamik wenig geeignet sind.

In den Abbildungen 2a bis 2e werden Einstellungsveränderungen von jeweils 10 Personen zunächst als Wachstumspfade (linke Graphik in jeder Abbildung) und dann als Datenpunkte im  $t_1/t_2$ -Koordinatensystem (rechte Graphik in jeder Abbildung) dargestellt. Werden alle 10 Veränderungen in jeder Abbildung einer Regressionsanalyse unterzogen, bei der als unabhängige Variablenwerte die Einstellungswerte zum Zeitpunkt  $t_1$  und als abhängige Variablenwerte die Einstellungswerte zum Zeitpunkt  $t_2$  bestimmt werden, ergeben sich daraus die unstandardisierten (b) und standardisierten Regressionskoeffizienten (B), die in der Mitte einer jeden Abbildung ausgewiesen werden.

**Abbildung 2: Stabilitätsformen**

Abb. 2a: Maximale Stabilität bei positivem Wachstum

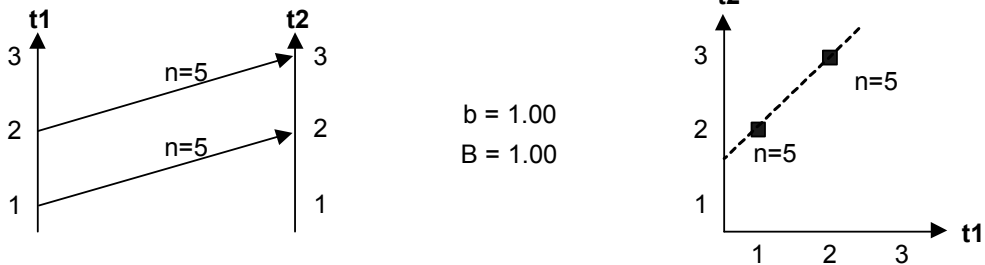


Abb. 2b: Maximale Stabilität bei negativem Wachstum

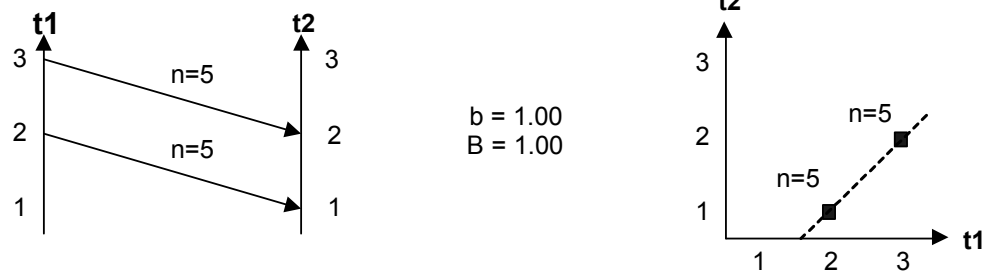


Abb. 2c: Maximale Stabilität bei gegenläufigem Wachstum

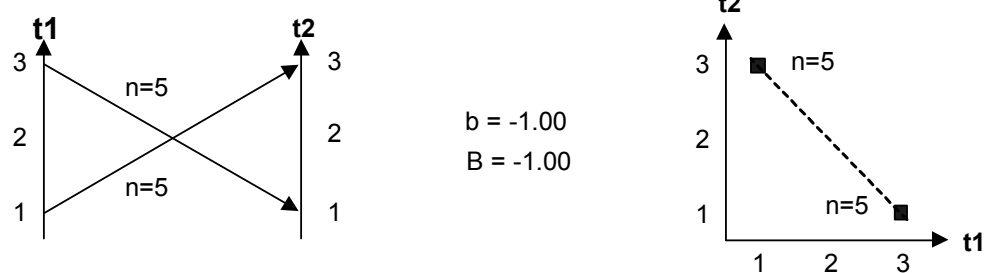


Abb. 2d: Maximale Stabilität bei Konstanz

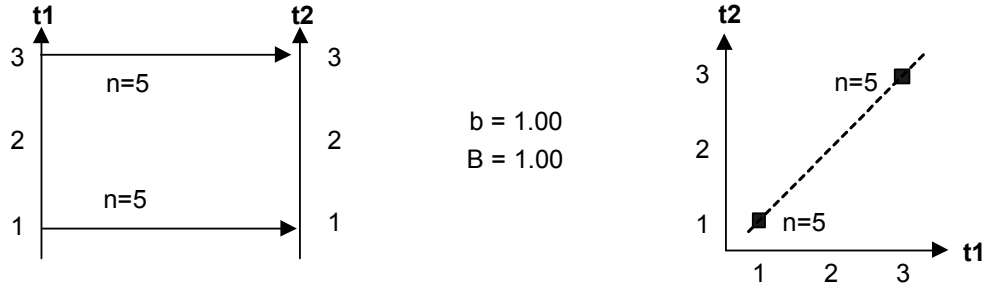
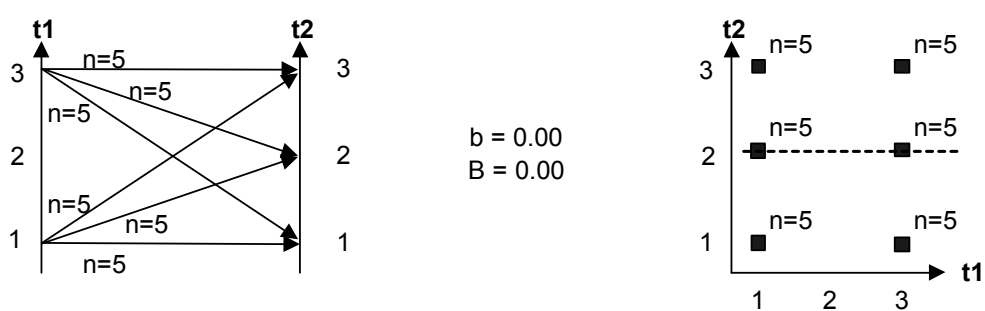


Abb. 2e: Null-Stabilität bei Konstanz sowie bei positivem u. negativem Wachstum



In Abbildung 2a wächst der Einstellungswert bei fünf Personen von 1 auf 2 und bei weiteren fünf Personen von 2 auf 3 an, während im Unterschied dazu, die Werte in Abb. 2b wieder abfallen. Dort (in Abb. 2b) verringert sich der Einstellungswert bei fünf Personen von 2 auf 1 und bei weiteren fünf Personen von 3 auf 2. Die Regressionskoeffizienten weisen für beide in Abb. 2a und 2b dargestellten Veränderungsmuster durchgängig einen Wert von 1.00 auf.

Für das Vorzeichen eines Stabilitätskoeffizienten ist also die Richtung einer Einstellungsveränderung unerheblich. Anders als das Interpretationsmuster I2 behauptet, ergeben dominant positive oder negative Wachstumsveränderungen stets einen positiven Stabilitätskoeffizienten.

Warum dies so ist, lässt sich leicht erkennen, wenn in jeder Abbildung die Start- und Zielwerte der Wachstumspfade in das aus der Regressionsanalyse bekannte Koordinatensystem übertragen werden (vgl. die jeweils rechte Graphik in den Abb. 2a bis 2e). Dann ergibt sich in den Abb. 2a und 2b eine Regressionsgerade (gestrichelte Linie), die von links unten nach rechts oben ansteigt und für jeden Datensatz einen positiven Regressionskoeffizienten liefert.

Aber wann erhält der Stabilitätskoeffizient überhaupt ein negatives Vorzeichen? Abbildung 2c zeigt einen solchen Fall. Immer dann, wenn es überwiegend gegenläufige Wachstumsrichtungen in der Einstellungsdynamik gibt, die die ursprüngliche Anordnung der Fälle verändern, weist der Stabilitätskoeffizient ein negatives Vorzeichen auf. Und da es in Abb. 2c ausschließlich gegenläufige Wachstumspfade gibt, weist dort der Stabilitätskoeffizient einen negativen Wert von -1.00 auf, und zeigt die Regressionsgerade einen nach rechts abfallenden Verlauf.

Wie Abbildung 2d verdeutlicht, ist auch das Interpretationsmuster I3 für Modelle unseres Typs nicht geeignet. Selbst wenn keine Einstellungsdynamik zu beobachten ist, und alle Probanden ihren Einstellungswert unverändert beibehalten, ergibt sich kein Stabilitätskoeffizient von 0.00 sondern von 1.00. Denn auch bei Einstellungskonstanz bleibt die alte Anordnung der Fälle (bei  $t_1$ ) zum neuen Beobachtungszeitpunkt (bei  $t_2$ ) vollständig erhalten.

Wann kann also der Stabilitätskoeffizient einen Wert von 0.00 annehmen? Abbildung 2e zeigt, wann das so ist. Wenn ausgehend von jedem Startwert jeder mögliche Zielwert mit der gleichen Häufigkeit angelaufen wird, wenn somit eine maximale Unordnung zum Zeitpunkt  $t_2$  erreicht wird, dann erhält der Stabilitätskoeffizient einen Wert von 0.00. Dies wird auch wiederum vom  $t_1/t_2$ -Koordinatensystem und der entsprechenden Regressionsgeraden belegt.

Mithin sagt auch die Höhe eines Stabilitätskoeffizienten überhaupt nichts über die mittlere Veränderungsrate eines Wachstumsprozesses aus, sondern berichtet allein darüber, in welchem Ausmaß die Anordnung der Beobachtungsfälle auf einer Variablenkala zum Zeitpunkt  $t_1$  mit der Anordnung dieser Fälle zum neuen Zeitpunkt  $t_2$  übereinstimmt. Ob bei hoher Stabilität die durchschnittlichen Einstellungswerte im Laufe der Beobachtung größer oder kleiner geworden sind, oder ob sie gar konstant geblieben sind, lässt sich anhand der Höhe der Stabilitätskoeffizienten nicht erkennen. Und deshalb kann auch das Interpretationsmuster II nicht angewandt werden.

Für die Interpretation des in Abbildung 1 dargestellten Strukturgleichungsmodells folgt aus diesen Klarstellungen, dass anhand der geschätzten Stabilitätskoeffizienten zu erkennen ist,

1. dass die Herausbildung von latenten NAA-Einstellungen durch eine hohe Stabilität gekennzeichnet ist;
2. dass die Stabilität des NAA-Konstruktes im Altersverlauf zwischen dem 15ten und 17ten Lebensjahr stark zunimmt;
3. dass im 1-Jahres-Abstand zwischen dem 15ten und 16ten sowie zwischen dem 16ten und 17ten Lebensjahr für viele bzw. fast alle Jugendlichen ein gleichmäßiges Veränderungsmuster ihrer NAA-Einstellung zu identifizieren ist und dass es dementsprechend nur einen relativ geringen Anteil von individuell davon abweichenden Veränderungen bei der Bewertung des Ausländerthemas gibt;
4. dass im 2-Jahres-Abstand eine bedeutende Anzahl von Befragten, deren Bewertungen ursprünglich ober- oder unterhalb des Mittelwertes lagen, nunmehr relative Veränderungen ihrer Bewertungen in Richtung des Mittelwertes aufweisen.

Was jedoch in der Stabilitätsanalyse verborgen bleibt, ist:

1. ob im Altersverlauf zwischen dem 15ten und 17ten Lebensjahr eine gruppentypische Dynamik zur verstärkten Ablehnung oder Akzeptanz von Ausländern entsteht;
2. ob es zwischen dem 15ten und 16ten sowie zwischen dem 16ten und 17ten Lebensjahr zu vergleichbaren Entwicklungen von Akzeptanz bzw. Ablehnung kommt, oder ob es typische kurzfristige Beschleunigungen oder Verlangsamungen eines entsprechenden Trends gibt;
3. ob es exogene Determinanten von Entwicklungstrends gibt, die diese mit einer bestimmten Stärke abschwächen oder beschleunigen.

Zur Beantwortung der hier offen gebliebenen Fragen wird der Einsatz von latenten Wachstumskurvenmodellen vorgeschlagen.<sup>12</sup> Im Folgenden werden solche Modelle zur Reanalyse des oben diskutierten Strukturmodells benutzt.

#### 4 Die Konstruktionslogik latenter Wachstumskurvenmodelle

Wie gezeigt, sind die Ergebnisse von Stabilitätsschätzungen nicht einfach zu interpretieren und führen häufig zu falschen Schlussfolgerungen. Denn in Stabilitätsmodellen werden nicht, wie von vielen Anwendern erwünscht, die durchschnittlichen individuellen Einstellungsveränderungen aller Befragten ermittelt, sondern dort wird nach der relativen Konstanz bzw. Veränderung von individuellen Differenzen über die Zeit gefragt, die aus Test-Retest-Kovarianzen abgeleitet werden. Und dies erzeugt in der Längsschnittanalyse jene Interpretationsprobleme, die zuvor beschrieben wurden.

Im Unterschied dazu interessieren sich Wachstumskurvenmodelle für die durchschnittlichen Veränderungen aller Personen einer bestimmten Gruppe oder Population. Und die „latenten“ Wachstumskurvenmodellen gehen zusätzlich davon aus, dass die beobachtbaren Einstellungsveränderungen nur ein empirischer, oft fehlerhaft verzerrter Ausdruck von latenten, individuellen Entwicklungs- oder Wachstumspfaden (Trajektorien) sind, die die personentypischen Eigenarten beim Erwerb bzw. bei der Verarbeitung und Speicherung von Einstellungsmustern widerspiegeln.

Im Folgenden wollen wir die anwendungsrelevanten (nicht formalen!) Grundzüge der konstruktiven Logik eines bestimmten Typs von latenten Wachstumskurvenmodellen erläutern, der uns für die praktische Sozialforschung besonders sinnvoll und tauglich erscheint. Es ist dies das multivariate „curve-of-factors“ Modell, das auf der Logik des von *Meredith/Tisak* (1990) formal bestimmten, allgemeinen Wachstumskurvenmodells beruht. Dieses Modell ist stets gemeint, wenn im Folgenden von „LGC-Modellen“ geschrieben wird.<sup>13</sup>

---

12 Fragen nach typischen Entwicklungstrends bzw. Veränderungen von Mittelwerten können auch durch Schätzung von Modellen mit latenten Mittelwertstrukturen untersucht werden. Davon zu unterscheiden sind die hier kritisierten autoregressiven Stabilitätsanalysen mit Paneldaten, die mit reinen Kovarianzstrukturmodellen durchgeführt werden und die prinzipiell keine Resultate über Mittelwertsveränderungen in der Population liefern. Eine Darstellung dieser Unterschiede findet sich in *Jagodzinski/Kühnel* 1987.

13 Andere Typen von latenten Wachstumskurvenmodellen werden u.a. beschrieben in: *Duncan/Duncan* 1995 (als "cohort sequential latent growth analysis"); *Duncan/Duncan* 1996 (als "factor-of-curves model"); *Willett/Sayer* 1996 und *McLeod/Shanahan* 1996 (als "cross-domain analysis" bzw. Analyse von "assoziativen Modellen" mit mehreren LGC-Modellen); *Chou* et al.

Das multivariate LGC-Modell analysiert die Dynamik von Einstellungsveränderungen unter vier forschungslogischen Aspekten:<sup>14</sup>

Der erste Aspekt betrifft, wie in allen Strukturgleichungsmodellen mit latenten Variablen, das Verhältnis von latenter Einstellungshaltung und manifesten Einstellungsindikatoren. Demnach sind Einstellungen latente Konstrukte (Faktoren), die in aller Regel nicht direkt und fehlerfrei zu messen sind, und die demnach nur mit Hilfe von statistisch identifizierbaren Messmodellen zu analysieren sind, die für die Längsschnittanalyse eine möglichst zeitinvariante Struktur aufweisen sollten.<sup>15</sup> Wie in allen Strukturgleichungsmodellen, sollten auch hier die Fehlerterme (Residuen) der Messmodelle möglichst multinormalverteilt sein. Weitere Annahmen hinsichtlich der Fehlerverteilungen (üblicherweise: Null-Mittelwerte, Homoskedastizität, Null-Kovarianzen) können in der LGC-Analyse inhaltlich modifiziert und empirisch getestet werden.

Der zweite Analyseaspekt betrifft Annahmen zur Existenz von „wahren“, individuell gültigen Entwicklungsmustern. Entsprechend einer eher intrapersonal ausgerichteten Forschungsperspektive wird dabei davon ausgegangen, dass es für jede Untersuchungsperson ein latentes, d.h. nicht direkt zu beobachtendes Verlaufsmuster der Einstellungsveränderung (Trajektorie) mit einer spezifischen, funktionalen Form gibt, die linear sein kann, aber nicht linear sein muss. Diese personale Trajektorie ist empirisch nicht direkt zu beobachten. Zu beobachten sind allein die Ausprägungen von empirischen Indikatoren, die den Verlauf dieser Trajektorie indizieren können, dabei allerdings dem verzerrenden Einfluss von diversen Störgrößen unterliegen können.

Zur Verdeutlichung dieses Arguments zeigt Abbildung 3a für eine einzige, fiktive Person die Werte von drei Indikatoren (NAA1, NAA2 und NAA3) zu drei Beobachtungszeitpunkten (1994 bis 1996). Diese Werte werden in Abb. 3a durch gestrichelte Linien verbunden, die so den Verlauf von drei empirischen Veränderungspfaden markieren sollen. Alle drei Pfade sind aber nicht identisch mit dem „wahren“ latenten Entwicklungspfad des NAA-Konstruktes (als durchgezogene Linie eingezeichnet). Denn diese personale Trajektorie ist nicht direkt zu beobachten. Nach Abb. 3a

---

1998 (als "restricted latent curve model"). Einen guten Überblick über verschiedene Varianten von LGC-Modellen geben *Stoolmiller* 1995 sowie *McArdle/Epstein* 1987.

14 Vgl. dazu auch die ausführlichen Erläuterungen der LGC-Analyse in folgenden Studien, in denen die Logik des Modells mit ähnlichen oder vergleichbaren Systematiken beschrieben wird: *Willett/Sayer* 1994; *Duncan/Duncan* 1995, 1996; *Urban* 2000.

15 Auf Verfahren und Probleme bei der Konstruktion zeitinvarianter Messmodelle wird in der vorliegenden Studie nicht eingegangen. Vgl. dazu die ausführliche Darlegung in *Urban* 2000: Kap. 4.

verbindet die durchgezogene Linie des latenten Entwicklungspfades drei latente Werte, die in der statistischen Analyse durch die Berechnung von drei fehlerbereinigten Messmodellen für die Jahre 1994, 95 und 96 ermittelt werden müssten.

Der dritte und der vierte Analyseaspekt sind für die sozialwissenschaftliche Anwendung des LGC-Modells besonders wichtig:

Unter dem dritten Analyseaspekt wird danach gefragt, ob es sinnvoll und modelltechnisch zu rechtfertigen ist, für alle Mitglieder einer bestimmten Population bzw. einer sozialen Gruppe die Gültigkeit einer einzigen latenten Basis-Trajektorie anzunehmen. Diese sollte für alle Personen die gleiche funktionale Form aufweisen, so dass aus ihr auch die typische Entwicklungskurve einer Gruppe abgeleitet werden kann.

Natürlich sind die Verläufe aller individuellen Trajektorien in der Regel nicht identisch, sondern werden durch unterschiedliche Wachstumsparameter (Konstante und Steigung) gekennzeichnet sein. Jedes Gruppenmitglied wird spezielle Gewichte zu jeder Basis-Trajektorie produzieren und so sein eigenes Entwicklungsprofil erzeugen. Aber in der statistischen LGC-Analyse kann die Annahme von der Existenz einer kollektiven Trajektorie durch Schätzung der latenten Mittelwerte der individuellen Kurvenparameter überprüft werden (vgl. Abb. 3b).

Ist die diesbezügliche interindividuelle Homogenität gering, machen sich die individuell unterschiedlichen Gewichtungen in hohen Varianzen der geschätzten latenten Werte bemerkbar. Die Höhe der latenten Varianzen wird dabei als Hinweis darauf verstanden, wie groß die interindividuellen Differenzen der latenten Wachstumsparameter sind. So können die latenten Varianzen z.B. darüber informieren, ob es im Laufe von Entwicklungsprozessen zu einer substanziell bedeutsamen Zunahme (fanning out) von Heterogenität in den Parametern der individuellen Wachstumspfade kommt. Ob es sich dann bei den Mittelwerten dieser latenten Werte um die zu akzeptierenden Parameterschätzungen eines kollektiven Wachstumspfades handelt, kann durch die Signifikanzen der geschätzten Parameter indiziert werden.<sup>16</sup>

Unter einem vierten Aspekt kann in der LGC-Analyse der systematische (d.h. der nicht-zufällige) Zusammenhang zwischen der Variation von individuellen, latenten Wachstumsparametern und von exogenen Prädiktoren herausgearbeitet werden.

---

<sup>16</sup> Zusätzlich wäre dabei natürlich auch noch die Anpassungsqualität des Gesamtmodells (goodness of fit) zu berücksichtigen und gegebenenfalls zu entscheiden, ob es sinnvoll ist, bei evtl. geringen Varianzen in den Parametern aber schlechter Gesamtanpassung des Modells die LGC-Analyse fortzusetzen.

Dabei sind als externe Prädiktoren zum einen weitere latente Einstellungsstrukturen verwendbar, die wiederum über eigenständige Messmodelle für die Analyse operationalisiert werden (Aspekt 1). Zum anderen können als Prädiktoren des Wachstumskurvenverlaufs aber auch manifeste Variablen, wie etwa soziodemographische Größen, benutzt werden. In unserer folgenden Anwendung werden wir die latente NAA-Orientierung von Müttern als Prädiktor benutzen, um darin eine mögliche Determinante für die geschätzten Wachstumsparameter der NAA-Trajektorien von Jugendlichen zu erkennen.

### Abbildung 3: Latente Wachstumspfade im NAA-Beispiel

Abb. 3a: Manifeste Einstellungswerte (NAA1/2/3) und latenter Wachstumspfad (NAA) von Person 1 über 3 Beobachtungszeitpunkte

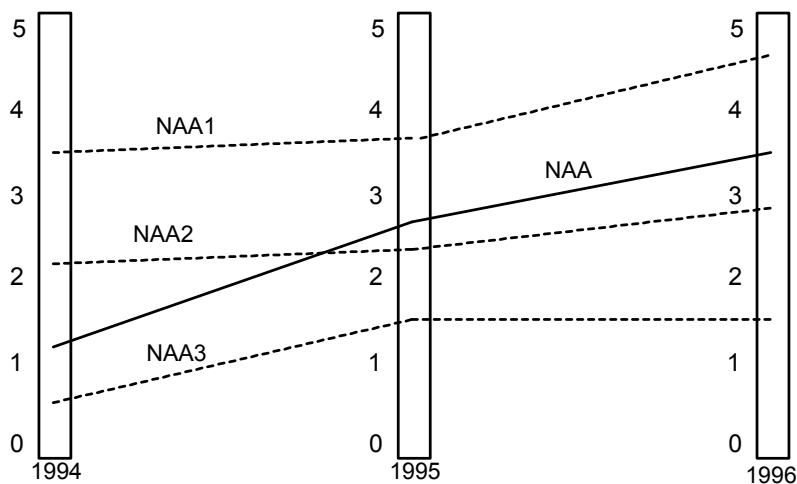
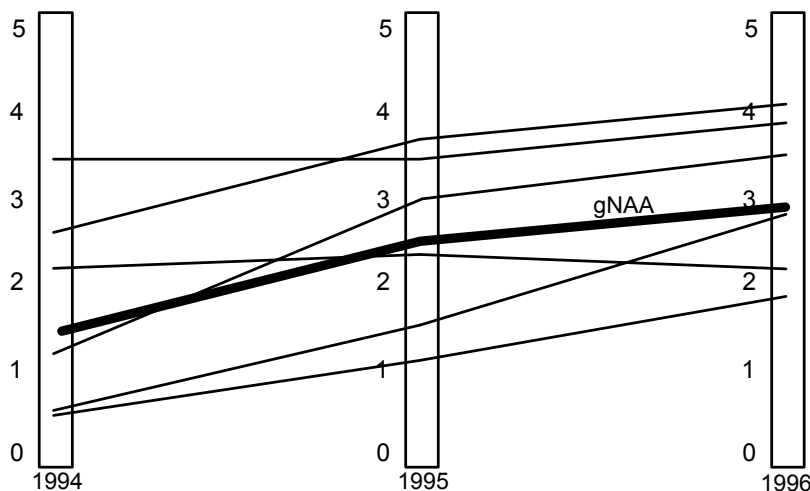


Abb. 3b: Latente Wachstumspfade (NAA) von 6 Personen und latenter gruppentypischer Wachstumspfad (gNAA) über 3 Beobachtungszeitpunkte





Die ersten drei Analyseaspekte können auch in einer Grundgleichung des latenten Wachstumskurvenmodells erläutert werden. Diese wird in Anlehnung an die Bentler-Weeks-Notation zur Analyse von linearen Strukturgleichungssystemen in Tabelle 1 vorgestellt.<sup>17</sup>

Die Gleichung besagt, dass im LGC-Modell die individuellen Werte von latenten Einstellungsfaktoren (F) in Abhängigkeit von Wachstumsparametern personaler latenter Trajektorien (die als gruppentypisch angenommen werden) sowie einer latenten, individuellen Residualgröße geschätzt werden.

Der latente Interceptfaktor „ $I_i$ “ repräsentiert dabei den wachstumsunabhängigen und zeitkonstanten Anteil an der latenten Einstellung, während der latente Steigungsfaktors „ $S_i$ “ das Ausmaß der linearen latenten Veränderungsrate über den gesamten Beobachtungszeitraum berichtet (also in unserem Beispiel die latente Einstellungsveränderung eines Jugendlichen von 1994 auf 1995 und von 1995 auf 1996).

Bleibe es allein bei diesen beiden Faktoren, so könnte im LGC-Modell das Wachstum der latenten Trajektorie nur als durchgängig linearer Trend berechnet werden. Es gäbe für die gesamte Beobachtungszeit nur eine einzige konstante Steigerungsrate (S). Jedoch enthält das Modell auch noch den LGC-Basis-Koeffizienten (B). Für diesen wird in jedem Zeitabschnitt ein eigenständiger Wert berechnet, sodass durch die Multiplikation von B mit S der ansonsten konstante Steigungsfaktor dynamisiert werden kann. Jeder Zeitabschnitt erhält dadurch seine eigene latente Steigerungsrate, und es kann entschieden werden, ob diese Raten gleich sind bzw. gleich sein sollen (was Linearität der Gesamt-Trajektorie bedeuten würde), oder ob die Steigerungen in den einzelnen Zeitabschnitten variieren. Dies werden wir im Folgenden noch empirisch veranschaulichen.

---

17 Vgl. dazu *Duncan/Duncan* 1995; *Bentler/Weeks* 1980; *Bentler* 1986.

**Tabelle 1:** Die Grundgleichung des latenten Wachstumskurvenmodells (LGC-Modell) als „curve-of-factors“ Modell

$F_{t,i} = 1 * I_i + B_t * S_i + E_{t,i}$	
$F_{t,i}$	latente Einstellung (Faktor) zum Zeitpunkt t einer Person i
$I_i$	<p>latenter Intercept-Faktor (latente Konstante) des Entwicklungspfades einer Person i</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>→ zeitkonstanter wachstumsunabhängiger Anteil an der latenten Einstellungshöhe <math>F_{t,i}</math> für jede Person</li> <li>→ indiziert den latenten Startwert des Entwicklungspfades für jede Person</li> <li>→ die Varianz von F indiziert interindividuelle Differenzen im Ausgangsniveau einer Entwicklung</li> </ul>
$S_i$	<p>latenter Steigungsfaktor des Entwicklungspfades einer Person i über den gesamten Beobachtungszeitraum</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>→ konstant für jede Person über die Zeit</li> <li>→ seine Relevanz für <math>F_{t,i}</math> ist abhängig vom Basis-Koeffizienten <math>B_t</math> (siehe unten)</li> <li>→ die Varianz von S indiziert interindividuelle Differenzen in der Wachstumsrate einer Entwicklung</li> </ul>
$E_{t,i}$	<p>latenter Fehler (Residuum) von Person i zum Zeitpunkt t</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>→ unbeobachteter Zufallsfehler in <math>F_{t,i}</math></li> <li>→ variiert zufällig für jede Person über die Zeit</li> </ul>
$B_t$	<p>LGC-Basis-Koeffizient zum Zeitpunkt t</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>→ dynamisiert den konstanten Steigungsfaktor S für einzelne Zeitabschnitte</li> <li>→ bestimmt die Funktionsform des Wachstumspfades (z.B. linear vs. nicht-linear)</li> <li>→ definiert die Metrik der Zuwachsraten in den einzelnen Zeitabschnitten</li> </ul> <p>Beispiele:</p> <p><math>B(t1) = 0</math> (fixiert), Wachstum beginnt beim latenten Einstellungswert von t1</p> <p><math>B(t2) = 1</math> (fixiert), Veränderung von t1 auf t2, definiert die Steigung einer Referenzgeraden</p> <p><math>B(t3) = *</math> (frei), Veränderung auf t3 als Vielfaches der Referenz-Steigung z.B.: <math>B(t3) = 2 \Rightarrow</math> lineares Wachstum</p>

Das in Tabelle 1 noch detailreicher beschriebene LGC-Modell ist eine Spezialform des allgemeinen Strukturgleichungsmodells mit latenten Faktoren. Es kann als Faktorenmodell zweiter Ordnung mit exogenen Effekten auf die Faktoren 2. Ordnung verstanden werden und deshalb ohne weiteres in die SEM-Logik und „Sprache“ übersetzt sowie mit entsprechenden Software-Programmen (hier: EQS) geschätzt werden. In welcher Weise dies für unser Anwendungsbeispiel erfolgt, zeigt Abbildung 4. Darin werden sechs latente Faktoren, zwei manifeste Variablen und eine Konstante über vier verschiedene Bereiche angeordnet.

Im Bereich 1 von Abb. 4 finden sich die drei latenten NAA-Einstellungen für die 15, 16 und 17 Jahre alten Jugendlichen aus den Jahren 1994, 1995 und 1996. Die drei Einstellungsindikatoren pro Konstrukt wurden in jedem Jahr einmal bei denselben Befragten gemessen.

Im Bereich 2 von Abb. 4 liegen die beiden latenten Wachstumsparameter der Trajektorien aller Jugendlichen. Der Interceptfaktor erfasst den NAA-Anteil, der zu allen Zeitpunkten konstant bleibt, während der Steigungsfaktor einen NAA-Anteil ausdrückt, der sich verändert, wenn das Alter der Jugendlichen auf 16 bzw. 17 Jahre ansteigt. Modelltechnisch wird dies dadurch erreicht, dass beide Wachstumsfaktoren über je einen Pfad an jeden Einstellungsfaktor (im Bereich 1) angebunden und alle Pfade (bzw. Ladungen) des Interceptfaktors auf 1 fixiert werden. Durch diese Fixierungen wird jedem Beobachtungszeitpunkt eine bestimmte Rolle bei der Schätzung des ursprünglichen latenten Startwertes aller Trajektorien zugewiesen und der Verlauf der Wachstumszeit zentriert. Bei drei Zeitpunkten ergibt die hier benutzte Fixierung von  $[1, 1, 1]$  der Ladungen auf dem Intercept-Faktor bei gleichzeitiger Spezifizierung der Ladungen auf dem Steigungsfaktor mit  $[0, 1, *]$  eine Schätzung, bei der zum einen der latente Startwert allen folgenden Beobachtungszeitpunkten in gleichem Ausmaß als Referenzwert dient und zum anderen dieser latente Startwert auf der Basis der ersten Beobachtungswelle geschätzt wird.<sup>18</sup>

Die festen Ladungen des Steigungsfaktors fixieren gleichzeitig die Schätzwerte des LGC-Basis-Koeffizienten. Mindestens zwei Ladungen des Steigungsfaktors müssen fixiert werden, um das Modell identifizierbar zu machen. In der Regel werden dazu die Ladungen der beiden ersten, am Beginn der Zeitachse angesiedelten Einstel-

---

18 Da alle Ladungen des Intercept-Faktors auf 1 fixiert sind, wird derjenige Einstellungsfaktor, der auf dem Steigungsfaktor die Ladung 0 erhält, die Startwerte für die Wachstumskurve liefern, denn er wird von keinem anderen Faktor als dem Intercept beeinflusst und die Stärke dieses Einflusses soll über alle Zeitpunkte hinweg konstant bleiben.

lungsfaktoren auf 0 und 1 fixiert.<sup>19</sup> Ein fixierter Basis-Koeffizient von  $B(t_1) = 0$  beim ersten Einstellungsfaktor und von  $B(t_2) = 1$  beim zweiten Einstellungsfaktor (wie in Abb. 4 erfolgt) bedeutet: beim latenten Wert des ersten Einstellungsfaktors startet die Trajektorie, und zwischen erstem und zweitem Zeitpunkt gibt es eine Veränderung von einer Einheit bezogen auf den Wert von  $t_1$  (wodurch diese Steigung auch als Referenzsteigung für die Analyse der weiteren Wachstumsabschnitte festgelegt wird). Soll somit die Trajektorie als durchgängig linearer Entwicklungspfad geschätzt werden, müsste die Ladung beim dritten Einstellungsfaktor auf 2 fixiert werden. In unserem Beispiel wurde diese Ladung jedoch nicht auf einen bestimmten Wert fixiert, sondern zur freien Schätzung freigegeben, wodurch in explorativer Weise auch nicht-lineare Verläufe der Wachstumskurve schätzbar gemacht werden.<sup>20</sup> Der dort ermittelte Wert legt die Steigung der Trajektorie im zweiten Zeitabschnitt in der Einheit des ersten Zeitraums fest.

Abbildung 4 zeigt auch eine Korrelation zwischen den Störeffekten (disturbances) von Intercept- und Steigungsfaktor. Diese Kovarianz betrifft den Zusammenhang zwischen den Interceptkomponenten von individuellen Trajektorien, die unter oder über dem Populationsintercept aller Trajektorien liegen, und individuellen Steigungskomponenten, die von der durchschnittlichen Steigungskomponente abweichen. In dieser Kovarianz werden die nicht explizit modellierten Stabilitäten des Modells aufgefangen.

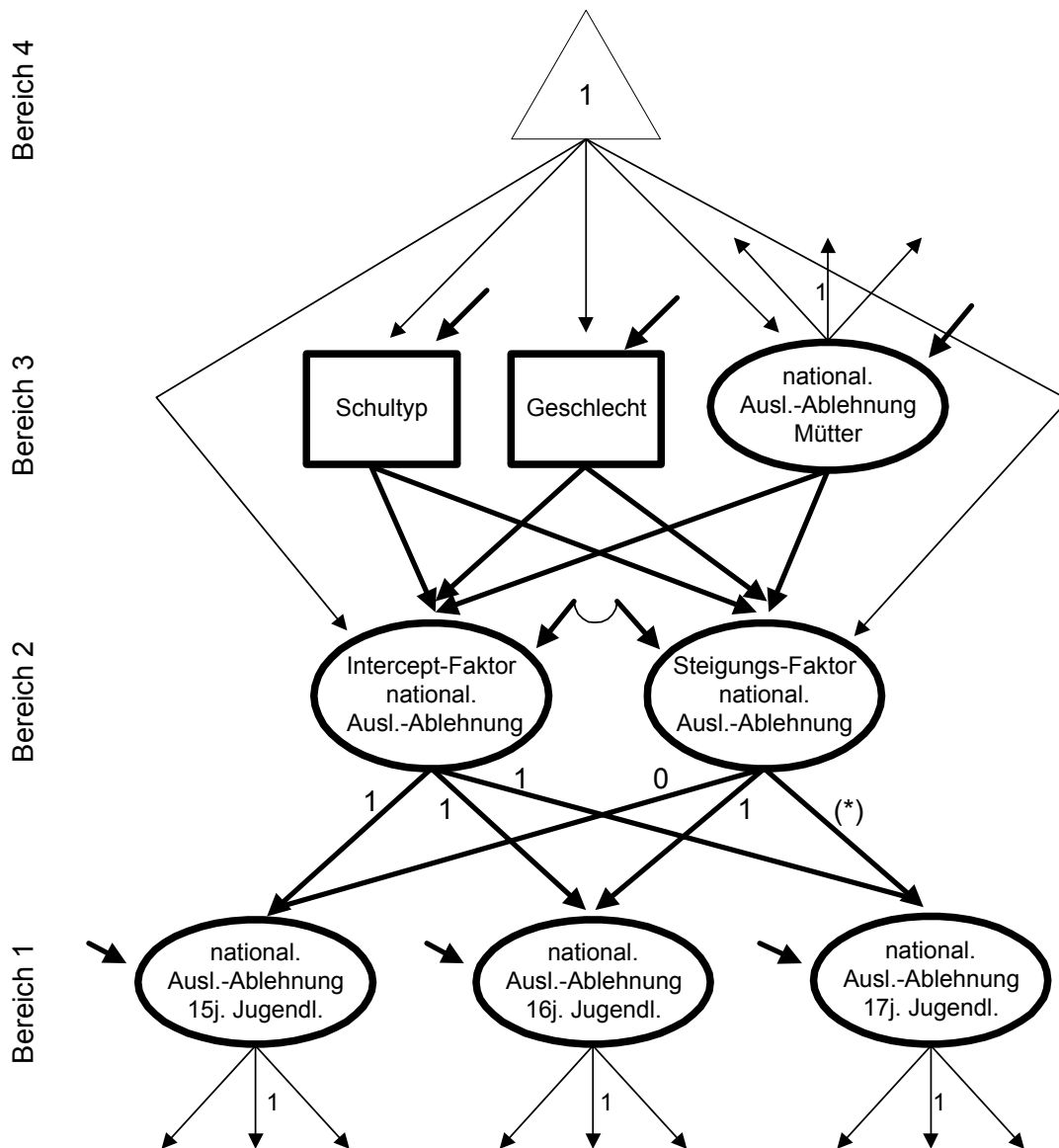
---

19 Wenn die Ladung bei einem anderen Beobachtungszeitpunkt auf 0 gesetzt wird, bedeutet dies eine Verschiebung des Nullpunktes der Zeit-Skala. Damit verändert sich der zu schätzende latente Mittelwert des Interceptfaktors, und es verändern sich auch alle Korrelationen zwischen dem Interceptfaktor und seinen Prädiktoren. Nicht betroffen von der Zeitverschiebung sind die Schätzungen des latenten Mittelwertes, des Steigungsfaktors und aller diesbezüglichen Korrelationen.

20 Durch Fixierung bzw. Freigabe der Basis-Koeffizienten können somit auch kurvilineare Funktionen (z.B. quadratische Funktionen) geschätzt werden. Alternativ dazu können LGC-Modelle durch zusätzliche Steigungsfaktoren erweitert werden, die durch ihre Fixierungen Polynome höherer Ordnung repräsentieren. Allerdings erschwert diese Methode die Interpretation der Ergebnisse doch wesentlich. Z.B. kann ein kurvilineares Modell durch Hinzunahme eines zusätzlichen quadratischen Parameters geschätzt werden. Ist dessen Schätzwert negativ, ist die Trajektorie konkav zur Zeitachse, ist er positiv, ist sie konvex zur Zeitachse (Anwendungen dazu finden sich z.B. bei *Chou et al.* 1998 und *Raykov* 1997).

Zusätzlich können durch die Auswahl geeigneter Fixwerte der Basis-Koeffizienten die evtl. ungleichen Zeitabstände zwischen den einzelnen Erhebungswellen einer Panelstudie im LGC-Modell berücksichtigt werden (vgl. dazu die Erläuterungen von *Stoolmiller* 1995 und die Anwendungen von *Raykov* 1997 sowie von *Chou et al.* 1998).

**Abbildung 4:** Darstellung des angewandten LGC-Modells in der SEM-Logik des Bentler-Weeks-Ansatzes (ohne Indikator-Residuen und Residuen-Korrelationen)



Erläuterung: Alle zu fixierenden Pfade sind mit entsprechenden Zahlenwerten versehen, alle anderen Pfade sind frei zu schätzen.

Im Bereich 3 von Abb. 4 finden sich drei Prädiktoren (Schultyp, Geschlecht, latente NAA von Müttern der Jugendlichen), die einen frei zu schätzenden Einfluss auf die beiden Wachstumsparameter der latenten Trajektorien haben sollen. Wenn diese externen Prädiktoren ins Schätzmodell aufgenommen werden, werden die geschätzten latenten Parameter der oben erläuterten LGC-Grundgleichung zu angepassten

bzw. bereinigten Parametern, aus denen die linearen Effekte der Prädiktoren auspartialisiert wurden.

Das Dreieck im Bereich 4 von Abb. 4 markiert eine Konstante mit dem Wert 1. Durch Regression der Faktoren und Variablen in den Bereichen 2 und 3 auf diese Konstante werden nach der EQS-Logik die latenten Mittelwerte der Wachstumsparameter (aus dem Bereich 2) und aller Prädiktoren (aus dem Bereich 3) geschätzt. Dazu muss in der Analyse davon abgewichen werden, dass in der SEM-Schätzung, wie ansonsten üblich, nur zentrierte (also mittelwertbereinigte) Variablen analysiert werden. Denn in Wachstumsmodellen wird die in den Mittelwerten enthaltene empirische Information gebraucht, um ein Modell mit strukturierten Mittelwerten für die Faktoren und Prädiktoren (in den Bereichen 2 und 3) schätzen zu können.

## 5 Die latente Wachstumskurvenanalyse im Anwendungsbeispiel

Im Folgenden werden einige Ergebnisse der latenten Wachstumskurvenanalyse zur intra- und intergenerativen Dynamik von ausländerablehnenden Orientierungen vorgestellt.

Zunächst werden wir ein LGC-Modell spezifizieren, das allein die intragenerative Dynamik der Einstellungsentwicklung thematisiert, das also ohne externe Effekte auskommt. Abbildung 5 zeigt die Struktur dieses Modells. Zusätzlich zur darin veranschaulichten Struktur wird das LGC-Modell durch drei weitere Merkmale bestimmt:

1. Die in Längsschnittanalysen von latenten Konstrukten vorauszusetzende Faktorinvarianz, die sicherstellen soll, dass sich die Ladungsstruktur von Faktoren nicht im Zeitverlauf ändert und damit eine „theoriefremde“ Dynamik die Schätzergebnisse beeinflusst, wird als „konfigurale Faktorinvarianz“<sup>21</sup> festgelegt. Eine solche „weiche“ Form der Faktorinvarianz betrifft die relationalen Muster der unstandardisierten Faktorschätzungen: nur die relativen und nicht die absoluten Faktorgewichte sollen über die Zeit hinweg identisch bleiben und so die Konstanz des Faktors indizieren. Eine konfigurale Faktorinvarianz ist insbesondere dann zu rechtfertigen, wenn die standardisierten Ladungen der beteiligten Faktoren besonders hoch sind.<sup>22</sup>

---

21 Vgl. dazu *Cunningham* 1991; *Steenkamp/Baumgartner* 1998.

22 Für die Interpretation der geschätzten Faktor-Veränderungen eines Wachstumskurvenmodells wäre natürlich eine metrische Faktorinvarianz, bei der die absoluten Faktorladungen eines jeden NAA-Items über die Zeit hinweg konstant gehalten werden, besser als eine konfigurale Faktorinvarianz. Dies hätte jedoch im vorliegenden Anwendungsfall die Anpassungsqualität des in

2. Zur Berücksichtigung der faktorunabhängigen, indikatorspezifischen Residualvarianzen werden von identischen Residuen die Korrelationen über die Zeit frei geschätzt (also z.B. die Kovarianzen zwischen den drei NAA1-Indikatoren bei 15-jährigen, 16-jährigen und 17-jährigen Jugendlichen).
3. Zur Berücksichtigung der faktorunabhängigen, kovariierenden Residualvarianzen von NAA1 und NAA2, die aufgrund einer gleichen semantischen Ziel-dimension in beiden Indikatoren entstehen,<sup>23</sup> wird zu jedem Zeitpunkt die Korrelation zwischen den Residuen von NAA1 und NAA2 frei geschätzt.

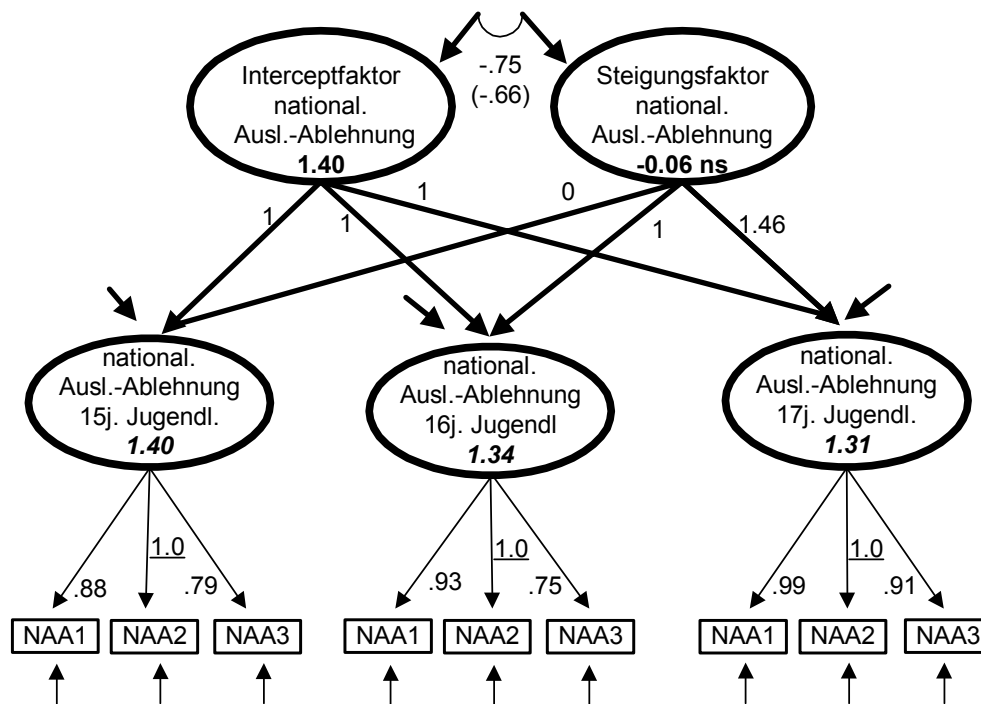
Die Schätzung des in Abb. 5 dargestellten LGC-Modells kann die empirisch beobachteten Datenstrukturen (Kovarianzen und Mittelwerte) gut repräsentieren.<sup>24</sup> Alle Statistiken zur Anpassungsgüte zeigen akzeptable Werte.<sup>25</sup> Auch zeigen die standardisierten Ladungskoeffizienten das erwartete, zeitkonstante Ladungsmuster (konfigurale Faktorinvarianz) für das gemessene NAA-Konstrukt. Die Faktorstruktur ist durch hohe Ladungen von NAA1 und NAA2 sowie durch im Vergleich dazu

---

Abb. 5 gezeigten Modells von  $P(\chi^2) = 0.15$  auf  $P(\chi^2) = 0.07$  verschlechtert, da eine der vier dafür zu spezifizierenden Constraint-Hypothesen im  $\chi^2$ -Test nicht aufrecht zu erhalten ist ( $P(\chi^2) = 0.04$ ). Sehr streng genommen, beziehen sich deshalb die im Folgenden berichteten Entwicklungen nur auf das zweite, auch im metrischen Sinne zeitinvariante NAA-Item.

- 23 Die gemeinsame Zieldimension, die in beiden Indikatoren angesprochen wurde, lautet „zu viele Ausländer“. AA1: „Glauben Sie, dass es in der Bundesrepublik zu viele Ausländer gibt?“ AA2: „Wenn jemand sagt: „Ich habe grundsätzlich nichts gegen Ausländer, aber bei uns gibt es einfach zu viele.“ Sind Sie mit dieser Ansicht einverstanden oder nicht einverstanden?“
- 24 Die Modellschätzung erbringt allein eine Anomalie, die nicht erwartet wurde und auch inhaltlich nicht zu interpretieren ist (als Ergebnis eines "ex post model fitting" unter Verwendung von LM-Tests). Dies ist die Fehler-Korrelation zwischen E-NAA2 und E-NAA3 zum Zeitpunkt der ersten Befragung. Aufgrund ihrer Höhe konnte die Korrelation nicht aus der letztlich akzeptierten Modellschätzung ausgeschlossen werden. Obwohl der Einschluss der Korrelation in die Modellschätzung einen positiven Einfluss auf die Höhe der Modellanpassung hat, verzerrt sie nicht die geschätzte Parameterstruktur oder die absolute Höhe der signifikanten Parameterschätzungen. Beides bliebe unverändert auch bei Ausschluss der betreffenden Korrelation.
- 25 Im einzelnen betragen die Fit-Statistiken des in Abb. 5 gezeigten LGC-Modells (ML-Schätzung):  $\chi^2$ -Statistik des Null-Modells (df = 36): 779.16;  $\chi^2$ -Statistik des angepassten Modells (df = 19): 25.23; P-Wert für  $\chi^2$ -Statistik: 0.15; Comparative Fit Index (CFI): 0.99; Root Mean Squared Residual, standardized (RMR): 0.04.  
Leider kann die EQS-Software zur Schätzung von LGC-Modellen kein robustes Maximum-Likelihood-Schätzverfahren und keine verteilungsrobust korrigierten Schätzwerte für Standardfehler und  $\chi^2$ -Statistik berechnen. Um dennoch die Ergebnisse auf ihre Robustheit gegenüber den Einflüssen von nicht-normalverteilten Indikatoren zu überprüfen, benutzten wir ein Bootstrapping-Simulationsverfahren, das die Berechnung von Konfidenzintervallen auf der Basis stichprobenspezifisch ermittelter Verteilungen ermöglicht (vgl. Yung/Bentler 1996; Mooney/Duval 1995). Die Ergebnisse des Simulationsverfahrens bestätigten die hohe Qualität der meisten modellspezifischen Parameterschätzungen: alle substantiell bedeutsamen Schätzwerte der ursprünglichen Modellschätzung lagen im relativ engen, 90% Konfidenzintervall der Bootstrapping-Simulation.

**Abbildung 5:** LGC-Modell ohne exogene Variablen  
(nicht standardisierte Koeffizienten-Schätzwerte)



Erläuterungen:

- 1) unstandardisierte Werte (in Klammern: standardisiert)
- 2) Die Schätzwerte der freien Elemente der Kovarianzmatrix der Residuen sind hier nicht ausgewiesen. Vgl. dazu die Erläuterungen im Text.
- 3) Die unterstrichenen Parameter wurden zur Identifikation des jeweiligen Messmodells auf 1 fixiert.
- 4) Intercept- und Steigungsfaktor sind abhängige Variablen mit einer Korrelation zwischen den jeweiligen Residuen, weil zur Berechnung ihrer latenten Mittelwerte eine Regression auf eine konstante Größe durchgeführt werden muss (vgl. Textabschnitt 4).
- 5) Die Mittelwerte der NAA-Faktoren sind keine geschätzten Parameter sondern abgeleitete Größen (vgl. Anm. 27). Sie sind deshalb kursiv geschrieben.

deutlich geringere, aber (absolut betrachtet) immer noch hohe Faktorladungen von NAA3 gekennzeichnet.<sup>26</sup>

Die intragenerative LGC-Analyse kann hinsichtlich der Veränderung nationalisierend-ausländerablehnender Einstellungen unter adolescenten Jugendlichen ein sehr interessantes Entwicklungsmuster nachweisen (vgl. zum Folgenden die in Abb. 5 ausgewiesenen Werte). Die Basis-Trajektorie startet im Alter von 15 Jahren auf ei-

<sup>26</sup> Standardisierte Faktorladungen: für F(15j.): 0.85 (NAA1), 0.92 (NAA2), 0.78 (NAA3); für F(16j.): 0.77, 0.82, 0.64; für F(17j.): 0.78, 0.76, 0.73.



nem messfehler-bereinigten Niveau von 1.40 Punkten (verwendete 5-Punkte-Skala: 0-4). Von diesem Anfangsniveau aus nimmt die Stärke der Ausländerablehnung zwischen dem 15ten und 16ten Lebensjahr um 0.06 Punkte ab und fällt auf einen durchschnittlichen, messfehlerbereinigten Wert von 1.34. Im sich anschließenden Übergang vom 16ten zum 17ten Lebensjahr fällt der durchschnittliche NAA-Faktorwert nur noch um 0.03 Punkte auf einen Durchschnittswert von 1.31 ab. Dabei fällt diese Abnahme umso geringer aus, je höher das individuell vorhandene Niveau zu Beginn der Veränderung ist (die Kovarianz zwischen Intercept- und Steigungsfaktor beträgt -0.75 bzw. standardisiert: -0.66).<sup>27</sup>

Der weniger stark ausgeprägte Rückgang der NAA-Orientierung im zweiten Zeitabschnitt zwischen dem 16ten und 17ten Lebensjahr lässt sich auch am geschätzten Basiskoeffizienten von 1.46 erkennen. Dieser hätte einen Wert von 2.0 aufweisen müssen, wenn über den gesamten Beobachtungszeitraum vom 15ten bis zum 17ten Lebensjahr ein konstant linearer Entwicklungstrend zu beobachten gewesen wäre.<sup>28</sup>

Beide Veränderungen (vom 15ten zum 16ten Lebensjahr und vom 16ten zum 17ten Lebensjahr) sind jedoch im statistischen Sinne nicht signifikant. Dies wird durch den nicht signifikanten Steigungsfaktor von -0.06 angezeigt (vgl. Abb. 5). Es muss also von einer durchschnittlichen NAA-Trajektorie in der Population ausgegangen werden, die sich auf einem Niveau von ca. 1.40 Punkten einpegelt und ohne systematische Veränderungen einen relativ konstanten Verlauf zwischen dem 15ten und 17ten Lebensjahr der hier untersuchten Jugendlichen aufweist.

Für diese Interpretation spricht nicht nur, dass der Schätzwert für den latenten Mittelwert des Steigungsfaktors nicht signifikant ist, sondern auch, dass der Schätzwert für die latente Varianz des Steigungsfaktors sehr groß und hoch signifikant ist. Beides verweist darauf, dass es im vorliegenden Anwendungsfall nicht sinnvoll ist, von einer kollektiv gültigen Trajektorie bei der Veränderung von NAA-Orientierungen auszugehen.

---

27 Zusätzlich wäre hier noch zu überprüfen, ob die negative Kovarianz ein methodisches Artefakt darstellt, das aufgrund des begrenzten Wertebereichs der Indikatoren entsteht ("ceiling effect").

28 Mit Hilfe des geschätzten Steigungsfaktors sowie der Differenzen zwischen den Faktorladungen bzw. zwischen Faktorladung und Basiskoeffizient lassen sich auch die durchschnittlichen Veränderungen von Welle zu Welle berechnen. So beträgt die durchschnittliche Veränderung von erster zu zweiter Welle:  $(1.00-0.00) * (-0.06) = -0.06$  und von zweiter zu dritter Welle:  $0.276$ . Ebenso lassen sich auch die Mittelwerte der NAA-Faktoren berechnen (diese sind keine geschätzten sondern berechnete Mittelwerte). Der Mittelwert des NAA-Faktors der zweiten Welle ergibt sich aus:  $1.40 + (1.00-0.00) * (-0.06) = 1.34$ . Der Mittelwert des NAA-Faktors der dritten Welle ergibt sich aus:  $1.40 + (1.00-0.00) * (-0.06) + (1.46-1.00) * (-0.06) = 1.3124$ .

Somit ergibt sich auf den ersten Blick ein etwas paradox anmutendes Ergebnis: Es lassen sich in der deskriptiven Analyse der gemessenen NAA-Werte zwar bei vielen Befragten deutliche individuelle Veränderungen der NAA-Einstellungen im Zeitverlauf erkennen, aber es lässt sich dennoch keine signifikante Veränderungstrajektorie nachweisen. Dieser „Widerspruch“ kann allerdings schnell aufgehoben werden, wenn an zentrale Inhalte der LGC-Logik erinnert wird. Bedeutsame individuelle Veränderungen sind eben nicht gleichbedeutend mit einer bedeutsamen gemeinsamen Trajektorie. Und nur nach dieser sucht der Steigungsfaktor.

Da im geschätzten Modell keine gemeinsame Trajektorie nachgewiesen werden kann, könnte dies u.a. ein Indiz dafür sein, dass es sich bei dem hier beobachteten Zeitintervall zwischen dem 15ten und 17ten Lebensjahr nicht um eine wichtige Zeitspanne für die Entwicklung von NAA-Einstellungen unter Jugendlichen handelt. Es könnte aber auch ein Hinweis darauf sein, dass die Heterogenität der Gruppe der untersuchten Jugendlichen zu groß ist, um in dieser Gruppe eine kollektiv gültige Trajektorie zu finden. Deshalb empfiehlt es sich, das LGC-Modell um exogene Effekte zu erweitern. Durch die Einbeziehung von (externen) Kontrolleffekten könnte eine gemeinsam gültige Trajektorie entdeckt werden, die zuvor durch Effekte von Drittvariablen verdeckt wurde.

Eine solche Analyse führten wir mit den beiden Kontrollvariablen „Geschlecht“ und „Schultyp“ (Gymnasium vs. Regelschule). Es wäre möglich, dass Effekte dieser beiden Variablen eine zusätzliche Heterogenität in die Daten hineinbringen. Zusätzliche Heterogenität könnte z.B. dann entstehen, wenn sich in Bezug auf das NAA-Konstrukt typische „weibliche Sozialisationsprozesse“ von typisch männlichen unterscheiden oder wenn eine gymnasiale Schulbildung typischerweise andere diesbezügliche Einstellungseffekte erzeugte als eine nicht-gymnasiale.

Die erweiterte LGC-Analyse konnte jedoch solche Heterogenitätseffekte der beiden Variablen „Geschlecht“ und „Schultyp“ nicht bestätigen. Obwohl im erweiterten LGC-Modell beide Variablen als endogene Effekte für Intercept- und Steigungsparameter spezifiziert wurden, veränderten sich die Schätzwerte kaum. Der latente Mittelwert des Interceptfaktors blieb bei 1.40 und der latente Mittelwert des Steigungsfaktors veränderte sich nur sehr leicht von -0.06 auf -0.07. Damit blieb der Mittelwert des Steigungsfaktors auch nicht-signifikant und wies nach wie vor eine beträchtliche, signifikant von null abweichende latente Varianz auf. Somit konnte trotz Kontrolle von möglichen Heterogenitätseffekten keine statistisch gültige, kollektive Trajektorie für die NAA-Entwicklung in unserer Untersuchungsgruppe nachgewiesen werden.

Im letzten Schritt unserer LGC-Analyse wollen wir den Effekt der mütterlichen NAA-Orientierung auf die Veränderungen der NAA-Einstellungen von Jugendlichen untersuchen. Dabei ist aufgrund der zuvor ermittelten Ergebnisse nicht zu erwarten, dass es einen dementsprechenden Effekt auf die Steigerungsrate der jugendeigenen Einstellungsentwicklung gibt. Allerdings könnte ein solcher Effekt hinsichtlich des durchgängigen Niveaus der nationalisierenden Ausländerablehnung bestehen. Die Mutter-Einstellung könnte das zeitinvariante Ausmaß der Kinder-Einstellung entsprechend eines intergenerativ wirkenden Transmissionseffektes beeinflussen (der von uns in einer anderen Modellierung bereits nachgewiesen wurde, vgl. *Urban/Singelmann* 1998).

In der folgenden Abbildung 6 wird die Spezifikation eines LGC-Modells veranschaulicht, das sowohl intragenerative als auch intergenerative Aspekte der Einstellungsentwicklung berücksichtigt. Das bei den Müttern der befragten Jugendlichen gemessene NAA-Konstrukt wird als zeitkonstanter Faktor<sup>29</sup> in das LGC-Modell aufgenommen und dort als exogene Variable spezifiziert, die allein über die Faktoren zweiter Ordnung (Intercept- und Steigungsfaktor) die NAA-Faktoren der jeweiligen Kinder erreichen kann.

Auch diese Modellschätzung<sup>30</sup> weist einen zufriedenstellenden Modellfit auf.<sup>31</sup> Wie erwartet, können im Modell keine einflussstarken Effekte der Mutter-Einstellung auf die latente Steigerungsrate des NAA-Konstruktes der Jugendlichen nachgewiesen werden. Allerdings ist ein sehr relevanter, intergenerativer Effekt der mütterlichen Ausprägung von Ausländerablehnung auf das durchschnittliche, veränderungsunabhängige Ausmaß von Ausländerablehnung ihrer Kinder festzustellen. Mit einem Pfadkoeffizienten von 0.43 (standardisiert) beeinflusst die Mutter-Einstellung den Interceptfaktor der Kinder-Einstellung und damit auch die NAA-Konstrukte zu allen drei Zeitpunkten (denn alle drei NAA-Faktoren laden mit einem unstandardisierten Gewicht von 1.00 auf dem Interceptfaktor). Demnach können Mütter durch ihre Einstellung zu Ausländerthemen die Meinung ihrer Kinder in ganz beträchtlichem Umfang beeinflussen. Immerhin werden mit einem einigen Effekt ca. 19% der Varianz eines jeden einzelnen Einstellungskonstruktes ausgeschöpft.

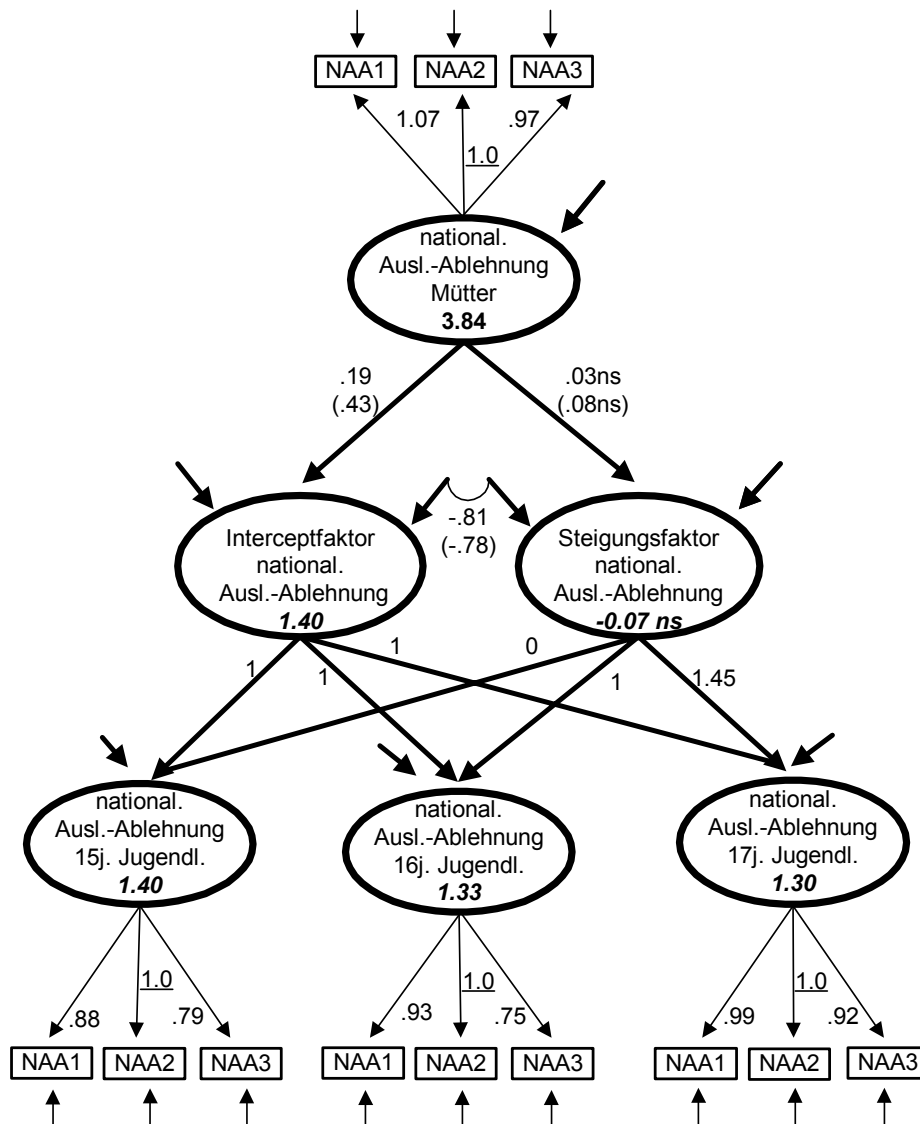
---

29 Aufgrund der geringen zeitübergreifenden Variation der NAA-Indikatoren bei den Müttern wird deren NAA-Konstrukt als zeitkonstanter Faktor aus den NAA-Mittelwerten (gebildet aus den Messungen in den Jahren 1994, 95 und 96) geschätzt.

30 Die Modellspezifikation enthält die gleichen Residuen-Korrelationen wie das in Abb. 5 dargestellte Modell. Vgl. die dortige Beschreibung der Fehlermatrix.

31 Anpassungswerte für das Gesamtmodell (ML-Schätzung):  $N = 131$ ,  $M_0\chi^2 = 1199.06$ .,  $M_0df = 66$ ,  $M_a\chi^2 = 55.65$ ,  $P(\chi^2) = 0.13$ ,  $M_a df = 45$ ,  $CFI = 0.99$ ,  $RMR(stand.) = 0.04$ .

**Abbildung 6:** LGC-Modell mit exogenen Variablen  
(nicht standardisierte Koeffizienten-Schätzwerte)



Erläuterungen:

- 1) unstandardisierte Werte (in Klammern: standardisiert)
- 2) Die Schätzwerte der freien Elemente der Residuen-Kovarianzmatrix sind hier nicht ausgewiesen. Vgl. dazu die Erläuterungen im Text.
- 3) Die unterstrichenen Parameter wurden zur Identifikation des jeweiligen Messmodells auf 1 fixiert.
- 4) Der NAA(Mütter)-Faktor ist eine abhängige Variable, weil zur Berechnung seines latenten Mittelwertes eine Regression auf eine konstante Größe durchgeführt werden muss (vgl. Textabschnitt 4).
- 5) Die Mittelwerte von Interceptfaktor, Steigungsfaktor und NAA-Faktoren sind keine geschätzten Parameter sondern abgeleitete Größen (vgl. Anm. 27). Sie sind deshalb kursiv geschrieben.

Dieses Ergebnis ist zum Verständnis von Sozialisierungseffekten in der Einstellungsentwicklung besonders interessant, weil die nationalisierende Ausländerablehnung unter den Müttern viel höher ist als unter den Kindern. In unserer Analyse ermitteln wir dafür einen latenten Mittelwert von 3.84 (auf der 5-Punkte-Skala: 0-4), was dem 2.7- bis 3fachen (je nach Messzeitpunkt) der mittleren Kindeseinstellung entspricht.

## 6 Resümee: Latente Wachstumskurvenanalyse und Stabilitätsanalyse

Die latente Wachstumskurvenanalyse ist ein statistisches Verfahren zur Untersuchung von gruppentypischen Entwicklungs- und Veränderungsprozessen. Damit ist sie besonders hilfreich in der Sozialisationsforschung. Denn mit welcher Fragestellung dort auch immer operiert wird, Sozialisation ist nur als dynamischer Prozess zu thematisieren und zu erforschen.

Wie wir gezeigt haben, ist die Wachstumskurvenanalyse immer dann von großem forschungspraktischen Nutzen, wenn die empirisch erhobenen Zeitreihen große Varianzen bzw. Streuungen aufweisen (vgl. Abb. 3), die den direkten Blick auf systematische, gruppentypische Entwicklungsmuster versperren. In solchen Fällen ist die LGC-Analyse ein geeignetes Forschungsinstrument,

- weil sie durch Schätzung von Messmodellen diejenigen Varianzen in den Indikatoren kontrollieren kann, die durch zufällige Messfehler und systematische Messfehlerstrukturen<sup>32</sup> entstanden sind;
- weil sie intrapersonale Variationen in den beobachteten Zeitreihenwerten durch Schätzung nicht-linear verlaufender Trajektorien berücksichtigen kann;<sup>33</sup>
- weil sie interpersonale Varianzen in den Verlaufsparemtern der geschätzten Trajektorien durch Kontrolle externer Prädiktoren ausschöpfen kann;
- weil sie es erlaubt, die Signifikanz der verbliebenen, nicht kontrollierbaren Varianzanteile statistisch zu testen.

---

32 Z.B. in Form von itemspezifischen, interfaktoriellem Messfehler-Korrelationen, die dadurch entstehen, dass zeitlich benachbarte Items gleichen Inhalts, etwa E-NAA3 bei 16-Jährigen und E-NAA3 bei 17-Jährigen, miteinander korrelieren.

33 Wie gezeigt, können Wachstumskurvenmodelle auf die oft zweifelhafte Annahme von prinzipiell linear verlaufenden Einstellungsveränderungen verzichten. Die Modelle können sowohl Hypothesen über lineare als auch über kurvilineare oder nichtlineare Formen von Trajektorien testen. Und sie können sogar in einem rein explorativen Vorgehen gänzlich auf Hypothesen zum "wahren" Verlauf von individuellen Einstellungsveränderungen verzichten und die Form der latenten Trajektorien rein explorativ-empirisch bestimmen.

Allerdings liegen der Wachstumskurvenanalyse auch einige einschränkende Annahmen zugrunde. Dazu gehört u.a. die Annahme, dass es in der Grundgesamtheit der jeweils analysierten Sozialgruppe überhaupt eine typische Wachstumskurve für die interessierenden Entwicklungsprozesse gibt. Folgende drei wachstumsbezogenen Annahmen sind für die LGC-Analyse besonders wichtig:

LGC1: Es gibt in homogenen Sozialgruppen eine typische Wachstumskurve für Einstellungsveränderungen, die im gesamten Beobachtungszeitraum einen einheitlichen Verlauf aufweist.

LGC2: Die Kovarianzen zwischen den Kurvenparametern sind zeitkonstant.

LGC3: Die Kovarianzen zwischen den Kurvenparametern und den exogenen Prädiktoren sind zeitkonstant.

Dementsprechend liegen die Vorteile der sozialwissenschaftlichen Anwendung von LGC-Analysen vor allem in folgenden Möglichkeiten:

- Ermittlung einer interindividuell gültigen, kollektiven latenten Wachstumskurve, die die durchschnittliche Einstellungsveränderung der Mitglieder einer (Sample-) Gruppe als Basis-Trajektorie beschreibt.
- Ermittlung des Zusammenhangs zwischen Wachstum und einem ursprünglichen Zustand, der vor der Veränderung besteht.
- Ermittlung der Kovariationen zwischen exogenen Prädiktoren und dem Verlauf der Wachstumskurve.

Zusätzlich weist die latente Wachstumskurvenanalyse noch eine ganze Reihe weiterer Eigenschaften auf, die sie für die empirische Sozialisationsforschung interessant macht:

- Das Modell gilt für beliebig viele Wellen (mit einem Minimum von 3 Wellen). Je mehr Wellen zur Verfügung stehen, umso höher ist die Zuverlässigkeit, mit der ein gruppentypisches Wachstumsmuster geschätzt werden kann.
- Die einzelnen Erhebungswellen müssen nicht gleiche zeitliche Abstände aufweisen, denn auch ungleiche Abstände können modelliert werden.
- Die Wachstumsformen können linear und kurvilinear, mit konstanten und mit nicht-konstanten Veränderungsrate geschätzt werden.
- Das Ausmaß der kollektiven Verbindlichkeit der geschätzten Wachstumskurve kann mittels der geschätzten Varianzen der ermittelten Wachstumsparameter ermittelt werden.

- Die Erfassung der zu analysierenden Einstellungen kann im Rahmen von fehlerkorrigierten Messmodellen mit multiplen Indikatoren erfolgen.
- Die Kovarianzstruktur der Inter-Wellen-Messfehler kann spezifiziert und getestet werden (z.B. hinsichtlich Autokorrelation und Heteroskedastizität).
- Verschiedene Modell-Spezifikationen, die geschachtelt sind, können miteinander verglichen werden (z.B. Modelle mit und ohne Veränderungsfaktor).

## Literatur

*Alsup, R./Gillespie, D.F.*, 1997: Stability of Attitudes Toward Abortion and Sex Roles: A Two Factor Measurement Model at Two Points in Time. *Structural Equation Modeling* 4: 338-352.

*Bast, J./Reitsma, P.*, 1997: Matthew Effects in Reading: A Comparison of Latent Growth Curve Models and Simplex Models with Structured Means. *Multivariate Behavioral Research* 32: 135-168.

*Bentler, P.M.*, 1986: EQS Ein Ansatz zur Analyse von Strukturgleichungsmodellen für normal bzw. nicht-normal verteilte quantitative Variablen. S. 27-56 in: C. Möbus (Hrsg.), *Strukturmodelle für Längsschnittdaten und Zeitreihen*. LISREL, Pfad und Varianzanalyse. Bern/Stuttgart/Toronto: Huber.

*Bentler, P.M.*, 1992: EQS: Structural Equations Program Manual (Vers. 3.0.). Los Angeles: Multivariate Software Inc.

*Bentler, P.M./Chou, C.P.*, 1987: Practical Issues in Structural Modeling. *Sociological Methods and Research* 16: 78-117.

*Bentler, P.M./Weeks, D.G.*, 1980: Linear Structural Equation Models with Latent Variables. *Psychometrika* 45: 289-308.

*Brandmaier, R./Mathes, H.*, 1992: Güte der Schätzer bei Strukturgleichungsmodellen mit mehrstufig ordinalen Variablen. S. 92-118 in: J. Reinecke/G. Krekeler (Hrsg.), *Methodische Grundlagen und Anwendungen von Strukturgleichungsmodellen*. Mannheim: FRG e.V.

*Byrne, B.M.*, 1995: One Application of Structural Equation Modeling From Two Perspectives. Exploring the EQS and LISREL Strategies. S. 138-157 in: R.H. Hoyle (Hrsg.), *Structural Equation Modeling. Concepts, Issues, and Applications*. Thousand Oaks: Sage.

*Chan, D.*, 1998: The Conceptualization and Analysis of Change Over Time: An Integrative Approach Incorporating Longitudinal Mean and Covariance Structure Analysis (LMACS) and Multiple Indicator Latent Growth Modeling (MLGM). *Organizational Research Methods* 1: 421-483.

*Chou, C.P./Bentler, P.M.*, 1995: Estimates and Tests in Structural Equation Modeling. S. 37-55 in: R.H. Hoyle (Hrsg.), *Structural Equation Modeling. Concepts, Issues, and Applications*. Thousand Oaks: Sage.

*Chou, C.P./Bentler, P.M./Pentz, M.A.*, 1998: Comparisons of Two Statistical Approaches to Study Growth Curves: The Multilevel Model and the Latent Curve Analysis. *Structural Equation Modeling* 5: 247-266.

*Cunningham, W.R.*, 1991: Issues in Factorial Invariance. S. 106-113 in: Collins, L.M./Horn, J.L. (Hrsg.), *Best Methods for the Analysis of Change*. Washington: American Psychological Association.

*Curran, P.J./Bollen, K.A.*, 1998: Towards Synthesizing Autoregressive and Latent Trajectory Models. Paper Presented at the Conference „New Methods for the Analysis of Change“, University Park, PA.

*Duncan, S.C./Duncan, T.E.*, 1995: Modeling the Processes of Development via Latent Variable Growth Curve Methodology. *Structural Equation Modeling* 2: 187-213.

- Duncan, S.C./Duncan, T.E.**, 1996: A Multivariate Latent Growth Curve Analysis of Adolescent Substance Use. *Structural Equation Modeling* 3: 323-347.
- Faulbaum, F./Bentler, P.M.**, 1994: Causal Modeling: Some Trends and Perspectives. S. 224-241 in: I. Borg/P.P. Mohler (Hrsg.), *Trends and Perspectives in Empirical Social Research*. Berlin: Walter de Gruyter.
- Green, S.B./Akey, T.M./Fleming, K.K./Hersberger, S.L./ Marquis, J.G.**, 1997: Effect of the Number of Scale Points on Chi-Square Fit Indices in Confirmatory Factor Analysis. *Structural Equation Modeling* 4: 108-120.
- Hu, L.-T./Bentler, P.M.**, 1995: Evaluating Model Fit. S. 76-99 in: R.H. Hoyle (Hrsg.), *Structural Equation Modeling. Concepts, Issues, and Applications*. Thousand Oaks: Sage.
- Jagodzinski, W.**, 1984: Wie transformiert man labile in stabile Relationen? Zur Persistenz postmaterialistischer Wertorientierungen. *Zeitschrift für Soziologie* 13: 225-242.
- Jagodzinski, W./Kühnel, S.**, 1987: Estimation of Reliability and Stability in Single-Indicator Multiple-Wave Models. *Sociological Methods and Research* 15: 219-258.
- Mandys, F./Dolan, C.V./Molenaar, P.C.W.**, 1994: Two Aspects of the Simplex Model: Goodness of Fit to Linear Growth Curve Structures and the Analysis of Mean Trends. *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 19: 201-215.
- Marsh, H.W./Grayson, D.**, 1994: Longitudinal Stability of Latent Means and Individual Differences: A Unified Approach. *SEM* 1: 317-359.
- McArdle, J.J./Aber, M.S.**, 1990: Patterns of Change within Latent Variable Structural Equation Models. S. 151-224 in: A. von Eye (Hrsg.), *Statistical Methods in Longitudinal Research, Vol 1*. New York.
- McArdle, J.J./Epstein, D.**, 1987: Latent Growth Curves Within Developmental Structural Equation Models. *Child Development* 58: 110-133.
- McLeod, J.D./Shanahan, M.J.**, 1996: Trajectories of Poverty and Children's Mental Health. *Journal of Health and Social Behavior* 37: 207-220.
- Meredith, W./Tisak, J.**, 1990: Latent Curve Analysis. *Psychometrika* 55: 107-122.
- Mooney, C./Duval, R.D.**, 1995: *Bootstrapping. A Nonparametric Approach to Statistical Inference*. Thousand Oaks: Sage.
- Oort, F.J.**, 1999: Stochastic Three Mode Models for Mean and Covariance Structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology* 52: 243-272.
- Oort, F.J.**, 2000: Stochastic Three Mode Models for Multivariate Longitudinal Data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology* 53: in Press.
- Ping, R.A.**, 1998: EQS and LISREL Examples Using Survey Data. S. 63-100 in: **Schumacker, R.E./Marcoulides, G.A.** (Hrsg.), *Interaction and Nonlinear Effects in Structural Equation Modeling*. Mahwah: L. Erlbaum.
- Raykov, T.**, 1997: Growth Curve Analysis of Ability Means and Variances in Measures of Fluid Intelligence of Older Adults. *Structural Equation Modeling* 4: 283-319.
- Raykov, T.**, 1998: Satisfying a Simplex Structure is Simpler Than it Should Be. A Latent Curve Analysis Revisit. *Multivariate Behavioral Research* 33: 343-363.
- Rogosa, D./Willett, J.B.**, 1985: Satisfying a Simplex Structure is Simpler Than it Should Be. *Journal of Educational Statistics* 10: 99-107.
- Schmidt, P./Berger, M.**, 1995: Stabilität und Wandel des Autoritarismus. Ergebnisse einer Zwei Wellen Panel Untersuchung bei deutschen Jugendlichen. S. 320-335 in: G. Lederer/P. Schmidt (Hrsg.), *Autoritarismus und Gesellschaft*. Opladen: Leske u. Budrich.



- Schumacker, R.E./Marcoulides, G.A.** (Hrsg.), 1998: Interaction and Nonlinear Effects in Structural Equation Modeling. Mahwah: L. Erlbaum.
- Steenkamp, J.-B./Baumgartner, H.**, 1998: Assessing Measurement Invariance through Multi-Sample Structural Equation Modeling. S. 399-426 in: Hildesbrandt, L./Homburg, G. (Hrsg.), Die Kausalanalyse. Stuttgart: Schäffer-Pöschel.
- Stoolmiller, M.**, 1995: Using Latent Growth Curve Models to Study Developmental Processes. S. 104-138 in: J.M. Gottman (Hrsg.), The Analysis of Change. Mahwah: Erlbaum.
- Urban, D.**, 2000: Panelanalyse in der Einstellungs- und Sozialisationsforschung mittels latenter Wachstumskurvenmodelle (LGC-Modelle). Eine anwendungsorientierte Darstellung unter Verwendung kategorialer Daten aus einer kleinen Stichprobe. Stuttgart: Institut für Sozialwissenschaften.
- Urban, D./Singelmann, J.**, 1995: Social Indicators in a Nonmetropolitan County: Testing the Representativeness of a Regional Nonrandom Survey in Eastern Germany. SISS - Schriftenreihe des Instituts für Sozialforschung der Universität Stuttgart 95/5.
- Urban, D./Singelmann, J.**, 1997a: Politische Wertorientierung bei ostdeutschen Jugendlichen. Politische Sozialisation als autoregressiver Prozess. Politische Vierteljahresschrift 38: 5-26.
- Urban, D./Singelmann, J.**, 1997b: Die soziale Vererbung von Ausländer„feindlichkeit“. Eine empirische Längsschnittanalyse der intra- und intergenerativen Transmission von sozialen Einstellungen. Stuttgart: Schriftenreihe des Instituts für Sozialforschung der Universität Stuttgart (SISS).
- Urban, D./Singelmann, J.**, 1997c: Veränderungen von ausländerablehnenden Einstellungen in der Adoleszenzphase ostdeutscher Jugendlicher. Ergebnisse einer regionalen 3-Jahres-Panelstudie im Zeitraum 1994 bis 1996. Soziale Probleme 8: 40-61.
- Urban, D./Singelmann, J.**, 1998: Eltern-Kind-Transmissionen von ausländerablehnenden Einstellungen. Eine regionale Längsschnitt-Studie zur intra- und intergenerativen Herausbildung eines sozialen Orientierungsmusters. Zeitschrift für Soziologie 27: 276-297.
- West, S.G./Finch, J.G./Curran, P.J.**, 1995: Structural Equation Models With Nonnormal Variables. Problems and Remedies. S. 56-75 in: R.H. Hoyle (Hrsg.), Structural Equation Modeling. Concepts, Issues, and Applications. Thousand Oaks: Sage.
- Willett, J.B./Sayer, A.G.**, 1994: Using Covariance Structure Analysis to Detect Correlates and Predictors of Individual Change Over Time. Psychological Bulletin 116: 363-381.
- Willett, J.B./Sayer, A.G.**, 1996: Cross Domain Analysis of Change Over Time: Combining Growth Modeling and Covariance Structure Analysis. S. 125-157 in: G.A. Marcoulides/R.E. Schumacker (Hrsg.) Advanced Structural Equation Modeling. Mahwah: Erlbaum.
- Yung, Y. F./Bentler, P.M.**, 1996: Bootstrapping Techniques in Analysis of Mean and Covariance Structures. S. 195-226 in: G.A. Marcoulides/R.E. Schumacker (Hrsg.), Advanced Structural Equation Modeling: Issues and Techniques. Mahwah: Erlbaum.