

## Analyse und Schätzung von Mehrgruppen-Strukturgleichungsmodellen mittels SPSS und EQS: eine praxisnahe Anleitung

Wahl, Andreas; Urban, Dieter

Veröffentlichungsversion / Published Version

Arbeitspapier / working paper

### Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Wahl, A., & Urban, D. (2020). *Analyse und Schätzung von Mehrgruppen-Strukturgleichungsmodellen mittels SPSS und EQS: eine praxisnahe Anleitung*. (Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart -SISS-, 48). Stuttgart: Universität Stuttgart, Fak. 10 Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, Institut für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.18419/opus-11084>

### 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.

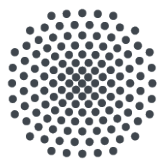
By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.

**SISS:**  
**Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften  
der Universität Stuttgart**

**No. 48 / 2020**

***Analyse und Schätzung von  
Mehrgruppen-  
Strukturgleichungsmodellen  
mittels SPSS und EQS.  
Eine praxisnahe Anleitung.***

***Andreas Wahl  
Dieter Urban***



**Universität Stuttgart**

**Abteilung für Soziologie  
und empirische Sozialforschung**



**SISS:  
Schriftenreihe  
des Instituts für Sozialwissenschaften  
der Universität Stuttgart:  
No. 48 / 2020**

Analyse und Schätzung von  
Mehrgruppen-Strukturgleichungsmodellen  
mittels SPSS und EQS.  
Eine praxisnahe Anleitung.

Andreas Wahl  
Dieter Urban

**ISSN 2199-7780**

**Universität Stuttgart  
Institut für Sozialwissenschaften  
Abt. f. Soziologie u. empirische Sozialforschung  
70174 Stuttgart**

Andreas Wahl und Dieter Urban  
Analyse und Schätzung von Mehrgruppen-Strukturgleichungsmodellen mittels  
SPSS und EQS. Eine praxisnahe Anleitung.

SISS – Schriftenreihe des Instituts f. Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart, No. 48/2020  
(<https://www.sowi.uni-stuttgart.de/dokumente/forschung/siss/SISS48.pdf>)

**Z U S A M M E N F A S S U N G:** Diese SISS-Schrift erläutert die statistische Analyse von Mehrgruppen-Modellen sowie deren Schätzung und Interpretation als Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen. Alle Analysen werden exemplarisch unter Verwendung eines empirischen Datensatzes durchgeführt. Dabei werden verschiedenste Probleme, die mit statistischen Mehrgruppenanalysen verbunden sind, aufgezeigt und Möglichkeiten für deren Lösung vorgestellt. Zusätzlich werden alle SPSS- und EQS-Inputfiles (Syntaxfiles), die für die Analyse (mittels „copy and paste“) benötigt werden, zur Verfügung gestellt.

Andreas Wahl and Dieter Urban  
Analysis and estimation of multi-group structural equation models with SPSS and  
EQS. A practical guide.

SISS – Schriftenreihe des Instituts f. Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart, No. 48/2020  
(<https://www.sowi.uni-stuttgart.de/dokumente/forschung/siss/SISS48.pdf>)

**A B S T R A C T:** This SISS-paper describes the statistical analysis of multi-group models. It shows the estimation and interpretation of these models as structural equation models including latent variables. All analyses are presented in an exemplary way by using empirical data. Several problems that could arise in the course of multi-group analysis are discussed and recommendations on how to deal with the presented problems are given. Additionally, all the SPSS- and EQS-input files (syntax files) necessary for multi-group analysis are presented for download (by “copy and paste”).

## 1 Einleitung

Ziel dieses SISS-Beitrags ist es, unter Verwendung empirischer Daten die Durchführung von praktischen bzw. „alltagstauglichen“ statistischen Multigruppenanalysen mittels Techniken der Strukturgleichungsmodellierung und unter Einschluss latenter Variablen zu beschreiben.

Alle hier beschriebenen Analyseschritte werden allein mit Standard-Routinen der Statistik-Softwarepakete SPSS und EQS durchgeführt. Die SPSS- und EQS-Syntax-Files, die dabei zur Programmsteuerung notwendig sind, werden im Anhang dieser SISS-Schrift abgedruckt und können per „copy and paste“-Technik problemlos übernommen werden, sodass die hier vorgestellten Analysen leicht auf beliebige Forschungsthemen zu übertragen sind.

Die hier beschriebenen SEM-Analysen sind auf die Durchführung eines statistischen Multigruppenvergleichs ausgerichtet, wie er z.B. eingesetzt werden kann, um die Stärke des Einflusses von post-materialistischen Wertorientierungen auf die Ausführung umweltgerechten Verhaltens in mehreren verschiedenen sozialen Gruppen (z.B. unter weiblichen und männlichen Probanden) oder in mehreren unterschiedlichen Ländern (z.B. in USA und Deutschland) miteinander zu vergleichen. Mit einer SEM-Multigruppenanalyse kann ein statistischer Gruppenvergleich durchgeführt werden und kann zugleich eine in der empirischen Forschung häufig angenommene Moderatorfunktion einer bestimmten Gruppenvariablen überprüft werden.

Im Beitrag werden auch solche Themenbereiche ausführlicher behandelt, die zwar oftmals Gegenstand der praktischen Forschungsarbeit sind, die aber in der Einführungsliteratur zur SEM-Analyse nur selten erörtert werden. Dazu gehört u.a. die Problematik fehlender Werte („Missing Values“), die in der empirischen Forschung in nahezu allen Datensätzen vorkommen und bei nicht adäquater Berücksichtigung zu verzerrten Schätzergebnissen führen können. Zudem wird aufgezeigt, was zu tun ist, wenn für Multigruppenanalysen nur Gruppen mit unterschiedlich hohen Fallzahlen bereitstehen. Zudem wird exemplarisch vorgeführt, was zu tun ist, wenn die Annahme der multivariaten Normalverteilung für die Werteverteilung der zu untersuchenden Indikatoren bei Schätzung von SE-Modellen mittels Maximum-Likelihood-Verfahren verletzt ist. Auch werden einige Gütemaße für die Reliabilitäts- und Validitätsprüfung von konstruktsspezifischen Messmodellen vorgestellt und es werden verschiedene Fit-Indizes zur Überprüfung der Passung der geschätzten Modelle an die beobachteten Daten erörtert.

Insgesamt betrachtet versucht also der vorliegende SISS-Beitrag, die wichtigsten Analyseschritte für die Durchführung eines Multigruppenvergleichs von der Operationalisierung über die Spezifikation und Güteprüfung der Messmodelle bis hin zum endgültig zu interpretierenden Modell praxistauglich vorzustellen.

Als Datengrundlage für die hier beschriebenen Analysen dienen die dem ALLBUS 2010 angehängten Daten des *International Social Survey Program* (ISSP). Die erhebungstechnische Grundgesamtheit bildet somit die Bevölkerung der Bundesrepublik Deutschland, die zum Zeitpunkt der Befragung in Privathaushalten lebte und vor dem 01.01.1992 geboren wurde.<sup>1</sup> Für den Survey wurden insgesamt 2827 Personen befragt, jedoch nahmen an der Umfrage zum speziellen ISSP-Themenbereich „Umwelt“ nur 1407 Befragte teil<sup>2</sup> (vgl. GESIS 2014: o.S.). Die Aufbereitung und deskriptive Analyse der Daten wurde mit der Statistiksoftware SPSS 21 durchgeführt. Die Schätzung der Strukturgleichungsmodelle erfolgte mittels der Statistiksoftware EQS 6.2.

## 2 Operationalisierung

Im Folgenden wird die Durchführung einer SEM-Multigruppenanalyse beispielhaft an einem Modell aus der Umweltforschung vorgestellt.<sup>3</sup> Analysiert werden die Effekte der drei latenten Konstrukte „Umweltwissen“, „Umweltbewertung“ und „Umweltverhaltensintention“ auf die Ausführung umweltgerechten Verhaltens. Alle latenten Konstrukte dieses Gesamtmodells werden als Mehr-Indikatoren-Modelle spezifiziert und operationalisiert (vgl. dazu die Darstellung des Modells in der folgenden Abbildung 1, S. 11).

In der folgenden Tabelle 1 werden die Indikatoren der latenten Konstrukte des Modells vorgestellt. Aus der Tabelle ist zu entnehmen, dass die Indikatoren zum Umweltverhalten auf einer 4-Punkte-Skala und alle anderen Indikatoren auf einer 5-Punkte-Skala gemessen wurden. Dabei kann den Abständen zwischen den jeweils benachbarten Messwerten eine semantische Äquidistanz unterstellt werden, und alle Indikatoren können als empirischer Ausdruck einer ihnen zugrundeliegenden, normalverteilten latenten Variablen verstanden werden. Somit können alle Indikatoren als quasi-metrisch definiert werden. Da zudem ihre jeweiligen empirischen Werteverteilungen noch zumindest annäherungsweise als normalverteilt gelten können (wir werden darauf später zurückkommen), können die Indikatoren zur empirischen Operationalisierung eines statistischen Modells eingesetzt werden, dessen Parameter in einer SEM-Analyse mittels ML-Schätzung zu ermitteln sind.

---

<sup>1</sup> In der Erhebung ist der Osten Deutschlands überproportional vertreten. Um repräsentative Aussagen machen zu können, muss dieses Oversampling durch eine Ost-West-Gewichtung ausgeglichen werden. Diese wurde für die hier vorgestellten Analysen durchgeführt.

<sup>2</sup> Die Fallzahl für die Analysen dieser Arbeit beläuft sich auf insgesamt 1359 Fälle. Hierbei wurde bereits das Ost-West-Gewicht berücksichtigt. Abweichungen von dieser Fallzahl bedeuten, dass die Gewichtung in diesem Falle noch nicht durchgeführt worden ist. Dies betrifft allerdings nur die Ausführungen in Kapitel 3.1.

<sup>3</sup> Um über das Umweltbewusstsein und die Einstellung-Verhaltens-Forschung einen ersten Einblick zu bekommen, sind folgende Literaturtitel zu empfehlen: Ajzen/Fishbein 2005; Eagly/Chaiken 1993; Huber 2011; Maio/Haddock 2010; Mayerl 2009; Urban 1986.

Tabelle 1: Modell-Indikatoren<sup>4</sup>

Umweltwissen (UWI)	Ganz allgemein betrachtet, wie gefährlich für die Umwelt sind Ihrer Meinung nach die folgenden Dinge?	
	Skala: 1 ‚überhaupt nicht gefährlich für die Umwelt‘ ... 5 ‚äußerst gefährlich für die Umwelt‘	
	UWI1	Die durch die Industrie verursachte Luftverschmutzung.
	UWI2	Die in der Landwirtschaft eingesetzten Pflanzenschutzmittel und Chemikalien.
	UWI3	Das Verschmutzen der Bäche, Flüsse und Seen in Deutschland.
Umweltwertung (UWE)	Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu oder nicht zu?	
	Skala: 1 ‚stimme voll und ganz zu‘ ... 5 ‚stimme überhaupt nicht zu‘	
	UWE1	Für jemand wie mich ist es einfach zu schwierig, viel für die Umwelt zu tun.
	UWE2	Es ist zwecklos, meinen Beitrag für die Umwelt zu leisten, solange andere sich nicht genauso verhalten.
Umweltintention (UI)	Inwieweit fänden Sie es FÜR SICH PERSÖNLICH akzeptabel, . . . , um die Umwelt zu schützen?	
	Skala: 1 ‚sehr inakzeptabel‘ ... 5 ‚sehr akzeptabel‘	
	UI1	...viel höhere PREISE zu bezahlen...
	UI2	...viel höhere STEUERN zu bezahlen...
	UI3	...ABSTRICHE VON IHREM LEBENSSTANDARD zu machen...
Umweltverhalten (UV)	Skala: 1 ‚nie‘ ... 4 ‚immer‘	
	UV1	Wie oft schränken Sie zuhause aus Umweltgründen Ihren privaten Energieverbrauch ein?
	UV2	Und wie oft entscheiden Sie sich aus Umweltgründen, Wasser zu sparen oder wieder zu verwenden?

Das in der folgenden Abbildung 1 (S. 11) dargestellte Modell sollte in der hier vorgestellten Analyse für zwei verschiedene Gruppen geschätzt werden: für die Gruppe der „aktiven Umwelt-Aktivisten“ und für die Gruppe der „Nicht-Umwelt-Aktivisten“. Die Gruppenzugehörigkeit der einzelnen Befragten zu einer der beiden Gruppen wurde mittels der drei in Tabelle 2 aufgeführten Fragen ermittelt. Zur Gruppe der *aktiven Umweltschützer* wurden diejenigen Personen gezählt, die mindestens eine der aufgeführten Fragen mit ‚ja‘ beantwortet haben. In die andere Gruppe wurden alle Personen aufgenommen, die sich bislang überhaupt nicht umweltpolitisch engagiert haben und alle Fragen mit ‚nein‘ beantwortet haben.

Tabelle 2: Die Gruppenzuordnung<sup>5</sup>

Haben Sie in den letzten fünf Jahren...	aktive Umweltschützer	inaktive Umweltschützer
...bei einer Unterschriftensammlung zu einer Umweltfrage unterschrieben?	Gruppenzugehörigkeit bei mindestens einer ‚Ja‘-Antwort	Gruppenzugehörigkeit, wenn bei allen Items ‚Nein‘ angegeben wurde
...einer Umweltgruppe oder -organisation Geld gespendet?		
...an einer Protestaktion oder an einer Demonstration zu einer Umweltfrage teilgenommen?		

<sup>4</sup> Die Messwerte für die Indikatoren zum Umweltwissen, zur Umweltintention und zum Umweltverhalten wurden zur besseren Interpretierbarkeit im Unterschied zu ihrer ursprünglichen Skalierung gedreht.

<sup>5</sup> Zu Beginn des Analyseprozesses wurden bereits solche Personen aus der Untersuchung ausgeschlossen, für die bei allen drei Fragen keine Angaben vorlagen. Siehe hierzu Abschnitt 3.2.



### 3 Missing Values

In aller Regel weisen die Daten eines Surveys auch fehlende Werte (Missing Values) auf. Denn die in einem Survey befragten Personen werden nicht zu jeder einzelnen Frage eine Antwort liefern wollen oder können. Es kann aber zu Problemen bei der Qualität der statistisch berechneten Ergebnisse führen, wenn die Fälle mit fehlenden Werten aus der statistischen Analyse komplett ausgeschlossen werden. Deshalb sollten in der ersten Phase einer statistischen Multigruppenanalyse das Ausmaß und das systematische Muster fehlender Werte bei allen Modellvariablen ermittelt werden und es sollte ggf. zu Strategien gegriffen werden, mit denen die negativen Konsequenzen fehlender Werte abgemildert werden können (s.u.).

In einer Missing Value-Analyse sollte zuerst festgestellt werden, wie hoch der Anteil an Missing Values bei jeder einzelnen Variablen ist, die in die statische Analyse einbezogen werden soll. Danach sollte ermittelt werden, welcher der drei folgenden Missingmechanismen bei jeder Variablen zu den beobachteten fehlenden Werten führt:

- 1) *missing completely at random* (MCAR): die fehlenden Werte sind völlig zufällig verteilt;
- 2) *missing at random* (MAR): die fehlenden Werte in Y sind abhängig von anderen beobachteten Variablen (X) nicht aber von Y selbst;
- 3) *non-ignorable* (NI; auch: *missing not at random* (MNAR) oder *not missing at random* (NMAR)): die fehlenden Werte in Y sind nicht nur von X sondern auch von der Ausprägung in Y selbst abhängig.

Ist die Missingquote und der Mechanismus ermittelt, lassen sich Aussagen darüber treffen, ob die Missing Values einen Einfluss auf die Modellanalyse nehmen können oder nicht. Wünschenswert ist ein möglichst geringer Anteil an Missing Values und – wenn möglich – das Vorliegen des MCAR-Mechanismus für die zu analysierenden Variablen. Liegen weniger als 5% an Missing Values vor, sollten diese kein Problem darstellen. Auch bei Vorliegen von MCAR sollten die fehlenden Werte keine Probleme verursachen, es sei denn, deren Anteil wäre unverhältnismäßig hoch (vgl. Scheffer 2002: 156 ff.).

Liegen die Missing-Quoten bei über 5%, kann es in der ML-Schätzung zu verzerrten Parameterschätzungen kommen, sodass bei Variablen mit hohen Missing-Quoten die Missings statistisch behandelt werden sollten. Die dementsprechenden statistischen Verfahren sind jedoch problematisch, wenn als Missingmechanismus nicht MCAR sondern MAR oder – höchst problematisch – NI vorliegt. Beim NI-Mechanismus schaffen es die statistischen Missing Data Techniken in aller Regel nicht, die Missings adäquat zu schätzen und adäquat in der Analyse zu berücksichtigen (vgl. Thoemmes/Mohan 2015: 633). Aber auch der MAR-Mechanismus ist

bisweilen nicht ganz unproblematisch. Bei ihm kann oftmals allein der Einsatz von modernen Missing Data Techniken weiterhelfen. Zu diesen Verfahren gehören insbesondere das Multiple Imputationsverfahren und das Direct-ML-Verfahren (vgl. Newman 2003: 353). Zudem hat sich in der praktischen Sozialforschung gezeigt, dass bei Vorliegen von MAR mit nicht allzu hohen Anteilen an Missing Values die stochastische Regressionsimputation eine brauchbare Alternative zum Umgang mit fehlenden Werten sein kann. Zu berücksichtigen ist dabei jedoch, dass die mit diesem Verfahren in der Modellschätzung ermittelten Standardfehler etwas unterschätzt werden, was bedeuten kann, dass geschätzte Effekte zu schnell signifikant werden können (vgl. Enders 2010: 42).

In unserem Anwendungsbeispiel haben wir zuerst den Anteil an Missing Values bei den Modell-Indikatoren betrachtet. Die entsprechenden Daten befinden sich im Anhang dieses SISS-Berichts in Tabelle A1.3 in der Zeile „Gültig N (Fehlend, Anteil)“. Der Anteil an Missing Values liegt bei den einzelnen Variablen zwischen 0,7% und 5,0%. Dies erscheint gering, da jedoch alle Variablen zugleich in die beabsichtigte Modellschätzung aufgenommen werden müssen, ergab sich aus den modellweit kombinierten Missingquoten für das Gesamtmodell ein Gesamtanteil an Missing Values von 16,9%. Das bedeutet, dass 16,9% der im Modell untersuchten Fälle mindestens auf einer Variablen einen fehlenden Wert aufweisen. Dies ist schon ein sehr bedeutsamer Anteil, der in der Analyse nicht einfach ignoriert werden konnte.

Es war folglich auch wichtig zu ermitteln, welcher Missingmechanismus für die Existenz der ermittelten Missing Values verantwortlich sein kann. Dazu wurde hier zunächst der Little's Test zur Prüfung auf MCAR benutzt.<sup>6</sup> Mit diesem multivariaten Test werden die Mittelwerte einer jeden Modellvariablen für eine Untersuchungsgruppe (das ist die Gruppe mit fehlenden Werten) und für eine Kontrollgruppe (das ist die Gruppe ohne fehlende Werte) miteinander verglichen.<sup>7</sup> Mit diesem Test können alle Indikator-Variablen darauf geprüft werden, ob die fehlenden Werte zufällig entstanden sind. Ein signifikantes Ergebnis (dass sich auch beim Little's Test in unserem Anwendungsbeispiel einstellte, vgl. Anhang A1.1) bedeutet, dass die Missings nicht zufällig fehlen. Somit musste davon ausgegangen werden, dass in unserem Beispiel fehlende Werte aufgrund des MAR- oder NI-Mechanismus entstanden sind.

Zur Überprüfung dieses Ergebnisses haben wir noch eine zweite Analyseverfahren eingesetzt: eine logistische Regressionsschätzung.<sup>8</sup> Dabei wurde bei jeder Variablen die Existenz von Missings in eine neue bivariate Variable „FEHLT“ überführt (FEHLT=1 bzw. FEHLT=0) und eine logistische

---

<sup>6</sup> Vgl. dazu Anhang B2 „Analyse fehlender Werte“.

<sup>7</sup> Der Test ist somit äquivalent zu multiplen t-Tests mit einer binären (?) Variablen.

<sup>8</sup> Vgl. dazu Anhang B2 „Analyse fehlender Werte“.

Regression mit der abhängigen Variablen „FEHLT“ gerechnet. Als unabhängige Variablen dienen: das Geschlecht, das Alter und der Bildungsgrad der Befragten. Sind die einzelnen Effekte signifikant, ist davon auszugehen, dass die Missings nicht MCAR sind, sondern aufgrund des MAR- oder NI-Mechanismus entstanden sind. Die drei Variablen wurden ausgesucht, da analytisch anzunehmen ist, dass Ausprägungen dieser drei soziodemographischen Merkmale die Entstehung von Antwortverweigerungen bzw. die Existenz von Missing Values beeinflussen können.

Das Ergebnis indiziert signifikante Effekte, was auf eine Abhängigkeit zwischen den Missings und den einzelnen unabh. Variablen hindeutet (vgl. dazu Anhang A1.2). Damit ist bei den Missings der Modellvariablen nicht von einem MCAR-Mechanismus auszugehen. Es kann aber leider nicht getestet werden, ob es sich bei jedem Missingmechanismus um einen MAR-Mechanismus oder um einen NI-Mechanismus handelt, da in der Surveyforschung über die Ausprägung des „wahren“ Missingwerts nichts bekannt ist und somit auch die Abhängigkeit des fehlenden Y-Werts von seiner „wahren“ aber unbekanntem Ausprägung nicht überprüft werden kann (vgl. Schafer/Graham 2002: 152). Es müssen hier also analytische Überlegungen eingebracht werden, mit denen argumentiert werden kann, dass die vorliegenden Missings aufgrund eines MAR-Mechanismus entstanden sind (vgl. Kenward/Carpenter 2007: 202). Häufig, so auch hier, wird allerdings in der Sozialforschung an dieser Stelle die Existenz von MAR-Missingmechanismen nur unterstellt und auf diese Weise die Voraussetzung dafür geschaffen, dass zur Imputation fehlender Werte eine Missing Data Technik (MDT) eingesetzt werden kann. Mehr dazu im folgenden Textabschnitt 3.1.

### **3.1 Behandlung der fehlenden Werte**

Wurden im ersten Schritt der statistischen Mehrebenenanalyse die Missing Values erfasst und wurde der jeweilige Missingmechanismus festgelegt, sollte eine geeignete statistische Methode (bzw. ein geeignetes Imputationsverfahren) gewählt werden, mit welcher/welchem die fehlenden Werte behandelt werden können.<sup>9</sup>

Zur Veranschaulichung des Grundgedankens von „Imputation“ bei fehlenden Werten wird in der vorliegenden Schrift die Imputation mittels multivariater Regression vorgestellt. Dabei wird zunächst der Datensatz um die Fälle mit fehlenden Werten reduziert. Es liegt dann ein vollständiger Datensatz vor, mit welchem Regressionsschätzungen für jede Variable vorgenommen werden können, welche zuvor fehlende Werte aufgewiesen hat. Als Prädiktoren werden dazu jeweils alle anderen Modellvariablen benutzt. Mit diesen Regressionsschätzungen können dann auch die

---

<sup>9</sup> Einen praxis-orientierten Überblick über die verschiedenen Imputationsverfahren bei statistischen Untersuchungen mit fehlenden Werten geben Urban/Mayerl 2018: 437 ff.

Variablenwerte geschätzt werden, die im ursprünglichen Datensatz fehlten, und können dann diese geschätzten Werte anstelle der fehlenden Werte in den Datensatz imputiert werden. Dabei wird mit dem reduzierten Datensatz, bei dem die Fälle mit fehlenden Werten ausgeschlossen wurden, eine Regressionsschätzung für alle Variablen durchgeführt, bei denen im vollständigen Datensatz fehlende Werte vorliegen. Die Regressionsschätzung wird dann dazu benutzt, bei fehlenden Werten einen tatsächlichen Wert zu schätzen und diesen in den vollständigen Datensatz zu imputieren. Ist die Anzahl der fehlenden Werte nicht zu hoch, ist die Verzerrung der geschätzten Missings bei dieser Vorgehensweise minimal und dann bietet die Regressionsschätzung eine gute Möglichkeit die fehlenden Werte zu ersetzen (vgl. Little/Rubin 1987: 253 ff.). Auch bei der in der vorliegenden Schrift veranschaulichten Mehrgruppenanalyse wurde diese Methodik gewählt (s.u.).

Problematisch wird diese Vorgehensweise dadurch, dass bei vielen Fällen (mit Missings auf einer bestimmten Variablen) für alle Personen mit gleich ausgeprägten Schätzvariablen gleiche Werte imputiert werden. Da dieses Verfahren mögliche Fehler bei der Schätzung unberücksichtigt lässt, ergibt sich eine reduzierte Varianz bei den geschätzten Werten. Da aber spätere Schritte der Mehrgruppenanalysen auf zu erklärende Varianzanteile abzielen, werden diese Analysen bei reduzierter Varianz fehlerhaft. Deshalb ist es besser, als Verfahren zur Imputation fehlender Werte eine stochastische Regressionsschätzung einzusetzen, bei der jeder imputierte Wert noch um eine Fehlergröße, die aus den Residuen der multivariaten Regressionsschätzung per Zufall ausgewählt wird, ergänzt wird.<sup>10</sup> In der hier präsentierten Studie liegen die fehlenden Werte pro Variable unter 5%. Eine nicht-stochastische Regressionsimputation dürfte in diesem Fall eine angebrachte Methode sein, um die fehlenden Werte zu ersetzen.

Um die Imputation mit nicht-stochastischer oder mit stochastischer Regression durchführen zu können, muss dasjenige Regressionsmodell spezifiziert werden, mit welchem die Schätzung und damit auch die Imputation der fehlenden Werte erfolgen soll. Dieses Modell wird „Imputationsmodell“ genannt. In dieses Modell sollten als unabhängige Variablen alle Variablen aufgenommen werden, die in irgendeiner Weise in der späteren Mehrgruppenanalyse berücksichtigt werden (vgl. Kenward/Carpenter 2007: 208). Sie sollten allerdings mit den Missings korrelieren und nicht selbst einen hohen Anteil an fehlenden Werten aufweisen. Zusätzlich können auch noch weitere Variablen mit aufgenommen werden, welche helfen, die Qualität der imputierten Werte zu verbessern. Diese werden oftmals in der eigentlichen Analyse nicht berücksichtigt und werden deshalb als „Hilfsvariablen“ bezeichnet (vgl. Graham 2012: 65). In der hier vorgestellten Analyse wurden als Hilfsvariablen verschiedene soziodemographischen Variablen aufgenommen, von welchen nachzuweisen war,

---

<sup>10</sup> Eine Beschreibung der stochastischen Regression bei der Imputation fehlender Werte findet sich in Urban/Mayerl 2018: 460-465.

dass sie mit den Missing Values korrelieren (s.o.). Unser Imputationsmodell beinhaltet demnach als unabhängige Variable die Indikatoren des zu analysierenden Mehrgruppenmodells (vgl. die folgende Abbildung auf S. 11), die soziodemographischen Merkmale der Befragten, die Gruppenzugehörigkeit der Befragten (s.o.)<sup>11</sup> sowie die Gewichtung der einzelnen Fälle (s.u.). Als abhängige Variable für jede einzelne Regressionsschätzung diene jeweils eine bestimmte manifeste Modellvariable (bzw. ein bestimmter Indikator), bei dem/der im vollständigen Datensatz fehlende Werte festzustellen waren.

Wichtig ist, dass bei Durchführung der Regressionsimputation (aber auch bei anderen Imputationsverfahren) in SPSS die Samplegewichtung ausgeschaltet sein muss. Ist dies nicht der Fall, werden aus dem Datensatz alle Fälle gelöscht, die ein Samplegewicht von unter *eins* aufweisen. Das liegt daran, dass SPSS bei eingeschalteter Gewichtung in Kombination mit der Imputation nicht zur nächstgelegenen Zahl auf- oder abrundet, sondern grundsätzlich abrundet. Bei einem Gewicht von 1,9 würde SPSS das Gewicht demnach auf *eins* abrunden und dementsprechend dann auch von 0,9 auf *null*. Für die vorliegende Datenanalyse würden demnach alle Fälle aus dem Osten Deutschlands ausgeschlossen werden, wenn während der Imputation die Gewichtung eingeschaltet sein sollte, da dann ein Gewicht von ca. 0,6 vorläge. Als Handlungsempfehlung für die Durchführung einer Imputation in SPSS wird deshalb Folgendes vorgeschlagen:<sup>12</sup>

1. Durchführung der Imputation mit ausgeschalteter Gewichtung und Aufnahme des Gewichts in das Imputationsmodell als unabhängige Variable;
2. Gewichtung erst bei der eigentlichen statistischen Mehrgruppenanalyse wieder einschalten.

Aus diesem Grund handelt es sich bei den in Anhang A1 gezeigten Imputationsanalysen um nicht gewichtete Analysen und Darstellungen. Gewichtet erhöht sich die Fallzahl auf 1359.<sup>13</sup>

Im nächsten, hier vorgestellten Analyseschritt werden deskriptive Analysen der in der Mehrgruppenanalyse zu verwendenden, manifesten Variablen veranschaulicht. Dabei werden für jede Verteilung verschiedene statistische Kennzahlen betrachtet und es wird die Verteilung der manifesten Variablen sowohl graphisch als auch numerisch veranschaulicht.

---

<sup>11</sup> Anzumerken ist, dass es sich bei der Gruppenvariable eigentlich um eine Variable der zweiten Ebene handelt. Diese sollte dementsprechend im Imputationsmodell berücksichtigt werden: das kann durch Interaktionsterme mit allen anderen Variablen im Imputationsmodell geschehen, oder durch eine separate Imputation getrennt nach den Gruppen (vgl. Enders/Gottschall 2011). Das hängt jedoch wiederum vom Anteil der Missing Values und deren Mechanismus ab. An dieser Stelle wird auch auf Grund der Komplexität des daraus resultierenden Imputationsmodells darauf verzichtet.

<sup>12</sup> Gleiches gilt auch bei Durchführung einer Multiplen Imputation (vgl. Urban/Mayerl 2018: 466-484). Allerdings wird bei dieser Methode bei Gewichten ab einem Wert von 0,5 anstatt ab- nunmehr aufgerundet.

<sup>13</sup> Ab Kapitel 3.3 wird nur noch mit gewichteten Daten gearbeitet.

### 3.2 Deskriptive Analyse

Nach der Datenaufbereitung mittels Imputationsverfahren<sup>14</sup> sollten die deskriptiven Analysen der manifesten Variablen des Mehrgruppenmodells durchgeführt werden. In unserem Fall wurden die beiden oben vorgestellten Variablengruppen (vgl. Tabelle 1) getrennt voneinander betrachtet. Die dementsprechenden Auswertungen zeigt Anhang A2. Von den 1359 verfügbaren Fällen entfallen nur 387 Fälle auf die Gruppe der aktiven Umweltschützer. Damit sind die inaktiven Umweltschützer mit 972 Fällen beinahe dreimal so stark im Datensatz vertreten wie die Gruppe der aktiven Umweltschützer.

Es stellte sich also die Frage: sollte diese ungleiche Verteilung erhalten bleiben, oder sollten die Gruppen einander angeglichen werden? Für eine Angleichung spricht, dass bei einer derart ungleichen Verteilung die Gruppe mit mehr Fällen einen zu großen Einfluss auf das Ergebnis nehmen kann und damit bestimmte Effekte überdeckt werden können. In der SEM-Analyse betrifft diese Problematik vor allem die Anpassungsstatistiken, wie den  $\chi^2$ -Wert und alle darauf beruhenden Maße (u.a. den CFI oder die geschätzten Standardfehler) (vgl. Brown 2006: 279). Deshalb ist es wünschenswert, eine möglichst gleich große (balancierte) Aufteilung der Gruppen zu erhalten. Mit einem einfachen, zufälligen Sampling aus der überproportionalen Gruppe lässt sich dies erreichen. Hierbei wird angegeben, wieviel Prozent der Fälle aus dem ursprünglichen Sample mit der großen Fallzahl (972 Fälle) gezogen werden sollen. Im vorliegenden Fall wurden aus dieser Gruppe zufällig 40% der Fälle gezogen.<sup>15</sup> Während die Fallzahl der Inaktiven mit 387 Fällen gleich blieb, gab es damit schlussendlich nur noch 388 Fälle in der Gruppe der Aktiven.

Neben den Fallzahlen liefert die folgende Tabelle 3 auch weitere statistische Kennwerte. Damit kann u.a. untersucht werden, ob eine gravierende Verletzung der Normalverteilungsannahme durch die empirischen Verteilungen der Modellvariablen vorliegt. Dazu werden die Skewness- und Kurtosiswerte betrachtet. Beide Werte sollten aber nicht losgelöst von grafischen Darstellungen der Indikatorenteilungen (hier: Histogramme) betrachtet werden (vgl. Anhang A2.1 und A2.2), denn mit den Skewness- und Kurtosiswerten lassen sich u.a. keine bimodalen Verteilungen erkennen, die in den folgenden Analysen vermieden werden sollten.

---

<sup>14</sup> Ggf. sollten zusätzlich die Indikatoren rekodiert werden damit alle Indikatoren eines latenten Konstruktes in die gleiche Richtung weisen. Damit können in der SEM-Analyse Konvergenzprobleme vermieden werden.

<sup>15</sup> Die gesamte Fallzahl für die Gruppenanalyse umfasst damit anstatt 1359 nur noch 775 Fälle.

Tabelle 3: Gruppenspezifische Verteilungskennwerte

Aktiv <sup>16</sup>	Umweltwissen			Umweltwertung		Umweltintention			Umweltverhalten	
	UWI1	UWI2	UWI3	UWE1	UWE2	UI1	UI2	UI3	UV1	UV2
<b>Gültig N</b>	388	388	388	388	388	388	388	388	388	388
<b>Arithm. Mittel (SD)</b>	4,19 (0,70)	3,98 (0,73)	3,95 (0,86)	3,45 (1,14)	3,56 (1,29)	3,43 (0,97)	2,98 (1,08)	3,50 (0,94)	2,68 (0,80)	2,71 (0,84)
<b>Skewness</b>	-0,46	-0,46	-0,72	-0,76	-0,72	-0,59	-0,13	-0,88	-0,16	-0,19
<b>Kurtosis</b>	-0,17	0,44	0,36	-0,37	-0,62	-0,06	-0,70	0,51	-0,43	-0,55
<b>Inaktiv</b>										
<b>Gültig N</b>	387	387	387	387	387	387	387	387	387	387
<b>Arithm. Mittel (SD)</b>	4,09 (0,75)	3,76 (0,82)	3,78 (0,89)	3,00 (1,20)	3,17 (1,22)	2,86 (1,03)	2,4 (1,02)	2,84 (1,07)	2,56 (0,87)	2,60 (0,96)
<b>Skewness</b>	-0,75	-0,52	-0,54	-0,02	-0,26	-0,09	0,28	-0,07	-0,05	-0,15
<b>Kurtosis</b>	1,13	0,41	0,11	-1,06	-1,02	-0,76	-0,68	-0,91	-0,69	-0,92

Die in der Tabelle 3 aufgeführten Kurtosis- und Skewnesswerte sowie die im Anhang A2 gezeigten Histogramme machen deutlich, dass die empirischen Verteilungen der Variablenwerte nicht allzu stark von den Merkmalen einer theoretischen Normalverteilung abweichen. Zwar halten die Skewness- und Kurtosiswerte nicht immer die strikte Grenze von  $\pm 1$  ein und die ‚UWE‘-Indikatoren weisen auch leicht bimodale Verteilungen auf. Allerdings sind diese Abweichungen vom Modell der Normalverteilung vernachlässigbar. Zum einen, weil die angesetzten Grenzen für Kurtosis- und Skewnesswerte von  $\pm 1$  sehr strikt sind und in der Praxis oftmals weiter gefasst werden<sup>17</sup>, und zum anderen, weil die bimodalen Verteilungen der ‚UWE‘-Variablen eher schwach ausgeprägt sind.

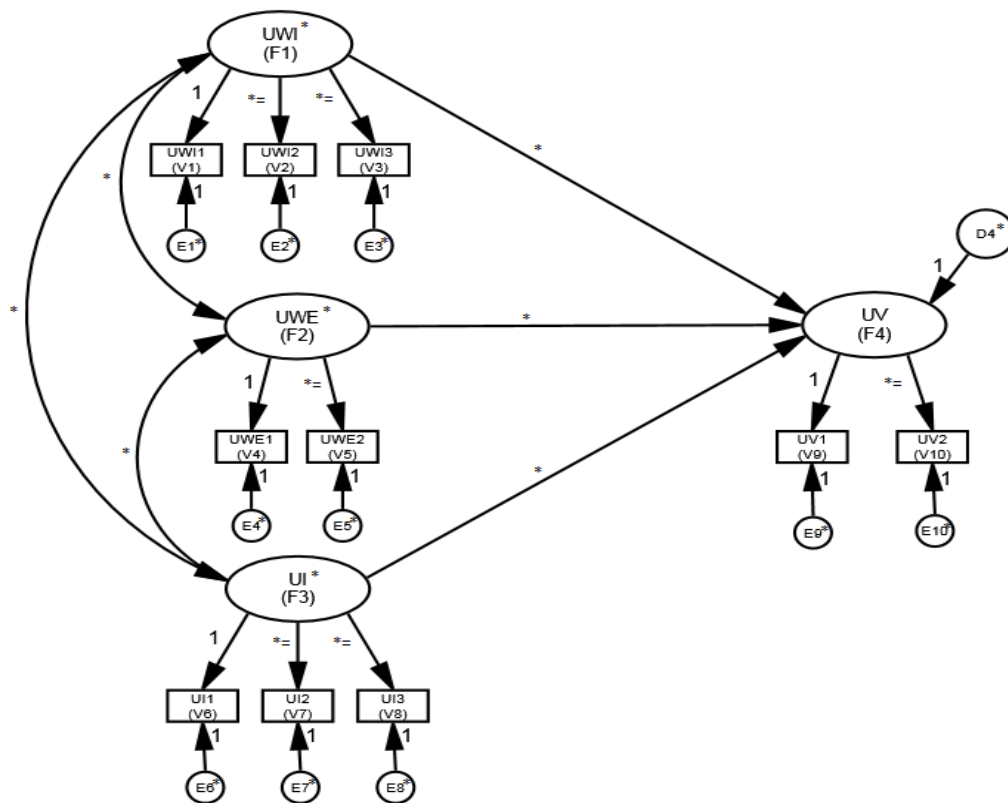
#### 4 Gütekriterien der SEM-Analyse

Im Folgenden wird gezeigt, in welcher Weise die weiteren Schritte der Mehrgruppenanalyse mittels Schätzung von Strukturgleichungsmodellen („structural equation modeling“ = SEM-Analyse) durchgeführt und mittels Kennzahlen überprüft werden können. Die folgende Abbildung 1 zeigt das zu schätzende SEM-Gesamtmodell, das für jede der beiden Untergruppen in gleicher Weise gelten soll. Dieses Gesamtmodell enthält vier Messmodelle (für UWI, UWE, UI und UV). Diese sind zunächst auf Reliabilität und Validität zu prüfen, wozu die statistischen Kennwerte aus der folgenden Tabelle 4 benutzt werden.

<sup>16</sup> Im weiteren Verlauf werden die Bezeichnungen der Faktoren und Indikatoren mit einem ‚\_A‘ (Bsp.: ‚UWI\_A‘) für die *aktive* Gruppe und mit einem ‚\_I‘ (‚UWI\_I‘) für die *inaktive* Gruppe versehen, um Verwechslungen zu vermeiden.

<sup>17</sup> Bspw. liegt für Nevitt/Hancock (2001) eine Verletzung der Normalverteilung vor, wenn für die Skewness ein Wert von  $|2|$  und für die Kurtosis ein Wert von  $|7|$  überschritten wird (vgl. Nevitt/Hancock 2001: 359). Andere Autoren, wie Curran et al. (1996) geben für beide eine Grenze von  $\pm 3.21$  an, während wiederum Boomsma/Hoogland (2001) Grenzwerte von  $\pm 0.6$  für die Skewness und bis ca.  $\pm 1.0$  für die Kurtosis angeben.

Abbildung 1: Das Strukturgleichungsmodell der Mehrgruppenanalyse mit invarianten Faktorladungen



Erläuterungen: UWI: Umweltwissen; UWE: Umweltwertung; UI: Umweltintention; UV: Umweltverhalten;  
E: Fehlervarianz; D: Fehlervarianz Faktoren; \*: zu schätzende Parameter; \*=: Constraint.

Zur Überprüfung von Reliabilität und Validität wurde für die vorliegende Erörterung zunächst in einer explorativen Faktorenanalyse untersucht, ob die einzelnen Indikatoren auf mehr als einem latenten Konstrukt bzw. auf mehr als dem ihnen zugeordneten Faktor laden, oder ob sie eine Einfachstruktur aufweisen (was erwünscht wäre). Weiterhin wurde als Maß der internen Konsistenz der Koeffizient „Cronbachs Alpha“ herangezogen. Er ist ein Maß, das die Zuverlässigkeit der Items sowie die Güte der Konstruktmessung durch die einzelnen Indikatoren indizieren kann (vgl. Urban 2004: 36).<sup>18</sup>

Im Anschluss daran wurde eine *konfirmatorische* Faktorenanalyse durchgeführt. Hierbei wurden die vier Messmodelle aus Abbildung 1 miteinander kovariierend spezifiziert.<sup>19</sup> Anhand der Schätzwerte lassen sich dann die Indikatorreliabilität, die Faktorreliabilität und die durchschnittlich extrahierte Varianz (DEV) überprüfen.

<sup>18</sup> Cronbachs Alpha ist von der Anzahl der Indikatoren eines jeden Faktors abhängig. Die geforderte Grenze von 0,7 (in der Methodenliteratur wird auch ein Alpha von 0,8 gefordert, vgl. Urban 2004: 36) ist ein Richtwert. Es ist bei Messmodellen mit wenigen Indikatoren angebracht, einen weniger strikten Grenzwert zu setzen. Für ein Messmodell mit zwei Indikatoren wird ein Alpha von 0,5, für ein Messmodell mit drei Indikatoren eines von 0,6 vorausgesetzt (vgl. Lorenz 2009: 194).

<sup>19</sup> Eine Darstellung des Modells findet sich in Anhang A3.



Bei der extrahierten Varianz geht es darum „wie viel Prozent der Streuung des latenten Konstruktes über die Indikatoren durchschnittlich erklärt wird“ (Weiber/Mühlhaus 2010: 123). Die Faktorreliabilität ist ein Maß dafür, ob ein Faktor dazu geeignet ist, die jeweiligen Indikatorvariablen zu erklären. Beide indizieren die Reliabilität der Faktoren. Im Gegensatz dazu gibt die Indikatorreliabilität an, wieviel Varianz eines Indikators durch den Faktor erklärt wird.<sup>20</sup> Sie ist ein Maß für die Reliabilität des Indikators.

Tabelle 4: Kriterien zur Reliabilität, Validität und zur Modellanpassung

<b>Reliabilität</b>			
Interne Konsistenz	Cronbachs Alpha	> 0,7 <sup>21</sup>	vgl. Urban 2004: 36
<i>explorative Faktorenanalyse:</i>			
Zusammengehörigkeit der Variablen	Bartlett-Test	sig.	vgl. Weiber/Mühlhaus 2010: 107
	KMO	≥ 0,5	vgl. Kopp/Lois 2014: 95
	MSA-Werte	≥ 0,6	
	Kommunalität	≥ 0,6	
Einfachstruktur der Indikatoren	Faktorladung	≥ 0,5	vgl. Backhaus et. al. 2006: 295 ff.
	Fremdladungen	< 0,3	
Erklärungskraft Faktoren	Eigenwerte	≥ 1,0	
Erklärter Varianzanteil		≥ 70%	
<i>konfirmatorische Faktorenanalyse:</i>			
Indikatorreliabilität		≥ 0,4; mind. sig.	vgl. Weiber/Mühlhaus 2010: 122
Faktorreliabilität		≥ 0,6	vgl. Bagozzi/Yi 1988: 82
Durchschnittlich extrahierte Varianz (DEV)		≥ 0,5 <sup>22</sup>	vgl. Fornell/Larcker 1981: 46
<b>Validität</b>			
Nomologische Validität	Modellanpassung		vgl. Hildebrandt/Temme 2006: 20 f.
Konvergenzvalidität	Faktorreliabilität	≥ 0,5	vgl. Fornell/Larcker 1981: 46
Diskriminanzvalidität	DEV größer als quadrierte Faktorkorrelationen		
	signifikanter $\chi^2$ -Differenzentest		
<b>Modellanpassung</b>			
Fit-Indizes	(robuster S-B) $\chi^2$	n.s.	vgl. Byrne 2006: 94 ff.
	(robuster) CFI	≥ 0,95	
	(robustes) RMSEA	< 0,05	
	SRMR	< 0,05	
	stand. Residuum	< 0,1	
<b>Multivariate Normalverteilung</b>			
Mardia's Normalized Estimate		≤ 5	vgl. Byrne 2006: 131

<sup>20</sup> Die Indikatorreliabilität ist die quadrierte, standardisierte Faktorladung. Sie ist der in EQS ausgegebene Determinationskoeffizient  $R^2$  eines jeden Indikators. Nach Urban/Mayerl (2014) sollte  $R^2$  in einem Strukturgleichungsmodell nur zurückhaltend interpretiert werden. Es ist sinnvoller, ein gut angepasstes Modell mit signifikanten bzw. nicht-signifikanten Effekten zu interpretieren als ein Modell mit hohen  $R^2$ -Werten (vgl. Urban/Mayerl 2014: 56 f.). Das liegt daran, dass  $R^2$  von den Varianzen der einzelnen Variablen abhängt und diese durch Stichprobendesigns in verschiedenen Populationen, Stichproben oder Subgruppen jeweils anders ausfallen können, sodass ein Vergleich von  $R^2$  modellübergreifend nicht möglich ist.  $R^2$  wird in dieser Studie zwar erwähnt, aber nicht näher betrachtet (vgl. Urban/Mayerl 2011: 103 ff.). Es steht nicht die Höhe der Indikatorreliabilität im Fokus, sondern die Signifikanz der Faktorladungen.

<sup>21</sup> Vgl. Fußnote 18

<sup>22</sup> Um einem DEV-Wert von 0,5 zu erhalten, müssen die standardisierten Faktorladungen pro Indikator im Durchschnitt 0,7 betragen. Damit ist implizit das Kriterium für eine möglichst hohe Faktorladung eines jeden Indikators erfüllt.

Für die Prüfung auf Validität sollte neben der Konstruktvalidität auch die Kriteriums- und die Inhaltsvalidität betrachtet werden. Die Inhaltsvalidität sollte bereits durch eine analytisch überzeugende Operationalisierung hergestellt werden, bei der argumentativ die inhaltliche Passung der einzelnen Indikatoren zu den jeweiligen Konstrukten überzeugend dargestellt werden kann. Auf eine Überprüfung der Kriteriumsvalidität wird meist verzichtet.<sup>23</sup>

Die Prüfung der Diskriminanzvalidität erfolgt zum einen durch Überprüfung der DEV-Werte und zum anderen durch  $\chi^2$ -Differenzentests. Eine Diskriminanzvalidität liegt vor, wenn sich die einzelnen Konstrukte deutlich voneinander unterscheiden. Die verschiedenen Konstrukte sollten also nicht nur inhaltlich unterschiedlich sein, sondern auch statistische Unterschiedlichkeit aufweisen (vgl. Fornell/Larcker 1981: 46).

Ist die Reliabilität und Validität der Messmodelle nachgewiesen, erlaubt dies die Überprüfung des Gesamt-Strukturgleichungsmodells und damit die Durchführung der eigentlichen SEM-Mehrgruppenanalyse. Der Erfolg der Modellschätzung kann durch Überprüfung der Passung der Modellschätzung an die beobachteten Daten ermittelt werden. Die Passung des Modells an die Daten kann durch die robusten Goodness-of-Fit-Maße geprüft werden.<sup>24</sup> Wir haben dazu die Satorra-Bentler  $\chi^2$ -Statistik (S-B  $\chi^2$ ), den robusten CFI (Comparative Fit Index) sowie das robuste RMSEA<sup>25</sup> und das SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) geprüft. Alle vier Maße erlauben Aussagen über die Passung des Modells an die Daten. Weiterhin wurden auch die Verteilungen der Residuen begutachtet. Gab es Ausreißer nach oben, zeugt dies von einem schlechteren Modellfit (vgl. Byrne 2006: 94 ff.). Alle Grenzwerte sind Tabelle 4 zu entnehmen.

#### 4.1 Reliabilität und Validität der Messmodelle

Im Folgenden soll nun die empirische Überprüfung der Gütemaße, die im vorangegangenen Textabschnitt kurz erläutert wurden, in Bezug auf unser SE-Modell beschrieben werden. Dazu muss angemerkt werden, dass es sich bei den Grenzwerten in Tabelle 4 um *Richtwerte* handelt und einzelne Abweichungen durch andere eingehaltene Kriterien kompensiert werden können.

---

<sup>23</sup> Zur Feststellung einer ausreichenden Kriteriumsvalidität müssen die Konstrukte jeweils mit einem Außenkriterium in hohem Zusammenhang stehen. So müssten hier vier verschiedene Außenkriterien gefunden werden, die jeweils in einem direkten Bezug zum Konstrukt stehen. Darauf wird jedoch – wie in den meisten Fällen der empirischen Forschung – verzichtet. Es wird Kriteriumsvalidität unterstellt (vgl. Weiber/Mühlhaus 2010: 129 ff.).

<sup>24</sup> Im Laufe der Analysen hat sich gezeigt, dass die Annahme der multivariaten Normalverteilung verletzt war, weshalb die robuste ML-Schätzung und die robusten Anpassungswerte für die Schätzung eingesetzt wurden.

<sup>25</sup> Root Mean-Square Error of Approximation: Je kleiner der Wert des Maßes, desto kleiner ist auch die Diskrepanz zwischen beobachteter und geschätzter Kovarianzmatrix. Weiterhin gibt das Maß das Konfidenzintervall aus. Daran lässt sich ablesen, wie genau der Wert des Indizes tatsächlich ist, bzw. wie groß die Spannweite des Wertes ist (vgl. Byrne 2006: 100).

Im Gegensatz zu einer Modellschätzung ohne Gruppenaufteilung hat in einem Multigruppenvergleich die Prüfung der Kriterien für die jeweiligen Messmodelle getrennt in den einzelnen Gruppen (hier: AKTIV und INAKTIV) zu erfolgen. Dabei sollten solche Gruppenmodelle geschätzt werden, die in ihrer Struktur möglichst gruppeninvariant sind und dabei gute Anpassungswerte liefern. Unterscheiden sich die Gruppenmodelle zu stark voneinander, wird ein Vergleich schwierig, weswegen nicht immer das am besten fittende Modell für die Mehrgruppenanalyse am besten geeignet ist (vgl. Byrne 2006: 227).

Im vorliegenden Fall wurde für jede Gruppe als erstes auf eine explorative Faktorenanalyse zurückgegriffen (vgl. Anhang A 4.1). Zwar sollte eine Faktorenanalyse nur mit intervallskalierten Variablen durchgeführt werden, jedoch liegt auch den 4er-skalierten Umweltverhaltensindikatoren eine homogene Verteilung zugrunde, so dass in der Faktorenanalyse nur mit geringen Verzerrungen zu rechnen ist (vgl. Backhaus et. al. 2006: 306). Die hier benutzte Faktorenanalyse arbeitet mit einer schiefwinkligen Rotation. Sie wurde gewählt, da zu vermuten ist, dass die Faktoren miteinander korrelieren und nicht unabhängig voneinander sind. Die folgenden Interpretationen beruhen auf den Werten in Anhang A4 und A5.

Für beide Gruppen (AKTIV und INAKTIV) ließen sich ein signifikanter Bartlett-Test, ein ausreichend hoher KMO-Wert (0,657 bzw. 0,695) und hinreichend hohe Kommunalitäten sowie MSA-Werte nachweisen. Das Kaiser-Kriterium, wonach der Eigenwert eines Faktors mind. ‚1‘ sein muss, verwies darauf, dass in den beiden Gruppen jeweils vier Faktoren zu extrahieren sind. Diese binden zusammen 71,69% und 72,08% der Varianz, wodurch die analytisch unterstellte Vier-Faktorenstruktur auch statistisch nachgewiesen werden konnte.<sup>26</sup>

Im Anschluss an die Prüfung auf Zusammengehörigkeit der Items wurde die Mustermatrix herangezogen. Sie sollte die vermutete Einfachstruktur der jeweiligen Faktoren nachweisen. Liegt eine solche vor, laden die Indikatoren auf dem jeweiligen Faktor und weisen nur geringe Fremdladungen auf. Im vorliegenden Fall sind die Faktorladungen (>0,7 in beiden Gruppen) entsprechend hoch, die Fremdladungen gering.

Durch die anschließende Untersuchung der Korrelationen zwischen den jeweiligen Faktoren zeigte sich, dass eine rotierte Faktorenanalyse angebracht war: die einzelnen Faktoren hängen miteinander – einmal stärker, einmal weniger stark – zusammen. Die statistischen Ergebnisse rechtfertigten die

---

<sup>26</sup> Anzumerken ist, dass die Grenzwerte bzgl. der Kommunalitäten und MSA-Werte nicht von allen Variablen erreicht wurden. Für die zwei Gruppen liegen Werte vor, die sich unterhalb der genannten Grenzen befinden. Allerdings sei erneut angemerkt, dass diese Richtlinien vom Großteil der Indikatoren gruppenübergreifend eingehalten worden sind.

inhaltliche Zuordnung der Indikatoren zu ihrem jeweiligen Faktor. Somit wurde die vermutete Struktur der Messmodelle bestätigt.

Anschließend an die explorative wurde eine *konfirmatorische* Faktorenanalyse (CFA) durchgeführt: dazu wurden die gerichteten Beziehungen zwischen den Faktoren aus Abbildung 1 aufgehoben und in korrelative übersetzt (vgl. Abbildung A3). Die Ergebnisse der CFA sind in Anhang A4.2 und A5.2 verzeichnet. Das Modell besitzt für die Inaktiven (MI<sub>0</sub>) eine leicht bessere Anpassung an die Daten als das Modell MA<sub>0</sub> der aktiven Gruppe. Die Fit-Indizes für das Modell der Aktiven unterstellen indessen eine gute Anpassung des Modells, zumal es bei einem strengen Signifikanzniveau ( $p \leq 0,01$ ) nicht signifikant ist, sodass die Nullhypothese beibehalten werden darf. Im Gegensatz dazu weist das Modell der inaktiven Gruppe etwas bessere Fit-Werte auf. Es hält die oben gesetzten Grenzwerte ein. Auch ist das Modell ebenfalls nicht signifikant ( $p = 0,177$ ), was zur Beibehaltung der Nullhypothese führt. Damit liegen für beide Gruppenmodelle keine Unterschiede zwischen beobachteter und geschätzter Kovarianzmatrix vor (wenn für die aktive Gruppe mit einem sehr strengen Signifikanzniveau gearbeitet wird).

Anzumerken ist, dass für beide Gruppen milde Verletzungen der Annahmen zur multivariaten Normalverteilung vorliegen (Mardia's Normalized Estimate: AKTIV: 14,4475; IAKTIV: 11,304). Deshalb wurde das nach Satorra/Bentler korrigierte, robuste ML-Schätzverfahren zur Ermittlung der Parameterwerte eingesetzt.

Nach Prüfung der Anpassungsgüte erfolgte die Reliabilitätsprüfung. Cronbachs Alpha ist dabei mit über 0,6 (in einem Fall zumindest annähernd 0,6) für alle Faktoren ausreichend hoch. Alle Faktorladungen der Indikatoren sind signifikant, wobei die Indikatorreliabilitäten nicht immer den angesetzten Grenzwert überschritten; aber das Mindestkriterium für die Reliabilität ist erfüllt. Im Gegensatz dazu halten die Faktorreliabilitäten (bis auf ‚UWE\_I‘) die Grenzwerte ein. Die durchschnittlich extrahierte Varianz liegt in zwei Fällen (‚UWI‘ und ‚UWE‘) für beide Gruppen unterhalb der Grenzwerte.

Werden die Kriterien in ihrer Gesamtheit betrachtet, darf den Messmodellen eine ausreichende Reliabilität unterstellt werden. Die Verletzungen einiger Grenzwerte werden aufgrund der guten Anpassung des Modells als akzeptabel betrachtet.

Trotz gegebener Reliabilität liegt bei einer Modellschätzung nicht unbedingt eine hohe Validität vor. Überprüft wurde die Konstruktvalidität. Dazu war die Konvergenz- und Diskriminanzvalidität sowie die nomologische Validität der Messmodelle zu betrachten. Zur Überprüfung der Konvergenzvalidität mussten die Faktorreliabilitäten getestet werden. Sie erreichten fast alle den

gewünschten Grenzwert (außer ‚UWE\_I‘), sodass die Annahme einer ausreichenden Konvergenzvalidität beibehalten werden konnte.

Anhand eines  $\chi^2$ -Differenzentests konnte nachgewiesen werden, dass die verschiedenen Messmodelle nicht dasselbe messen (Anhang A4.3 und A5.3).

Das Fornell-Larcker-Kriterium galt als erfüllt, weil die DEV-Werte der Faktoren höher lagen als die quadrierten Korrelationen zwischen den Faktoren (Anhang A4.2 und 5.2). Neben Konvergenzvalidität liegt somit auch Diskriminanzvalidität vor.

Zusammenfassend lässt sich für die Messmodelle beider Gruppen eine ausreichende Reliabilität, Konvergenz- und Diskriminanzvalidität sowie eine gute Anpassung beobachten. Es darf von validen Messmodellen gesprochen werden. Auch hat sich gezeigt, dass für beide Gruppen keine Modifikationen der Messmodelle notwendig sind. Das Kriterium, wonach die Modelle für beide Gruppen möglichst ähnlich sein sollten und dabei auch einen guten Fit aufweisen sollten, darf als erfüllt angesehen werden. Tatsächlich unterscheiden sich die Messmodelle in ihrer Struktur nicht voneinander. Die beiden Gruppen können somit in einem Multigruppenrahmen auf der Basis des Gesamt-SE-Modells miteinander verglichen werden.

## 5 Der Multigruppenvergleich

Bislang hatte sich herausgestellt, dass die für beide Gruppen getesteten Messmodelle die Validitäts-, Reliabilitäts- und Anpassungskriterien für SEM-Analysen erfüllt haben. Um nun beide Gruppen miteinander vergleichen zu können, sind die Modelle in ein sogenanntes baseline-Messmodell (*baseline model: M<sub>BL</sub>*) zu integrieren (vgl. Anhang A7). Dabei werden zwischen den beiden Gruppenmodellen keine *Constraints*, d.h. keine Gleichsetzungsannahmen gesetzt und alle Modellparameter frei geschätzt. Sodann wird diese Modellschätzung mit einer Modellschätzung verglichen, die nunmehr Gleichsetzungsannahmen aufweist (*M<sub>IFL</sub>*) (vgl. Byrne 2006: 227 ff.).

Anzumerken ist, dass es in der SEM-Mehrgruppenanalyse verschiedene Stufen an Gleichheitsannahmen gibt und dass je mehr Constraints gesetzt werden, umso strenger die Gleichheitsannahmen werden. Eine wenig strikte Annahme ist diejenige der metrischen Faktorinvarianz. Hierbei werden nur die Faktorladungen der latenten Konstrukte über die beiden Gruppen hinweg invariant gesetzt. Eine strengere Annahme würde getroffen werden, wenn zusätzlich noch die Messfehlervarianzen und darüber hinaus gar noch die Faktorvarianzen als invariant angenommen werden (vgl. Urban/Mayerl 2014: 224). Allerdings gilt auch hier: je mehr Constraints eingeführt werden, desto schwieriger wird es, dass ein geschätztes Modell empirischen Tests standhält. Für unsere Zwecke, d.h. zum Test auf Strukturunterschiede, reicht es aus, allein die metrische

Faktorinvarianz zu spezifizieren (vgl. Byrne 2006: 237). Dabei soll durch Gleichsetzung der Faktorladungen sichergestellt werden, dass die Faktorenladungen in den Messmodellen der einzelnen Gruppen gleich groß geschätzt werden und dementsprechend auch die gleiche Objektstruktur abbilden. Das heißt u.a., dass der Indikator ‚UWI1\_I‘ dieselben Faktorladungen wie Indikator ‚UWI1\_A‘ hat und dass diese Gleichsetzung für jede einzelne Faktorladung gilt.

Ob die Faktorladungen über die Gruppen hinweg als gleich groß gelten können, wurde von uns mittels eines  $\chi^2$ -Differenzentests sowie mittels eines LM-Test getestet. Beim LM-Test „we look for probability values associated with the incremental univariate  $\chi^2$  values that are  $<.05$ “ (Byrne 2006: 240). Liegen zwischen beiden Schätzungen (mit und ohne Constraints) keine signifikante Differenz der robusten  $\chi^2$ -Statistik<sup>27</sup> sowie keine Änderungen des CFIs und keine Vorschläge des LM-Tests zur Lockerung einzelner Constraints vor, ist die Gleichheitsannahme zu akzeptieren (vgl. Urban/Mayerl 2014: 224 f.). Die Ergebnisse zum Vergleich des Modells ohne Constraints mit dem Modell mit Constraints (invariante Faktorladungen) werden in Anhang A7 berichtet.<sup>28</sup>

Die Tests bestätigen die Constraint-Annahme. Das Modell mit den invarianten Faktorladungen besitzt keine schlechtere Anpassungsgüte als das Modell ohne Constraints. Damit können die Messmodelle als konstant über die Gruppen hinweg angenommen werden. Folglich ist das Mindestkriterium erfüllt, um entsprechend der Modellspezifikation in Abbildung 1 zu untersuchen, ob die strukturellen Zusammenhängen zwischen den Modell-Konstrukten (gerichtete und korrelative Effekte) in beiden Gruppen gleich groß ausgeprägt sind (vgl. Kline 2011: 252 f.).

## 5.1 Strukturelle Differenzen

Um Unterschiede zwischen den Strukturpfaden in beiden Gruppen zu ermitteln, muss das Modell, bei dem die Strukturpfade als invariant zwischen den Gruppen gesetzt werden (und auch die Faktorladungen invariant gesetzt werden), mit dem Modell verglichen werden, bei dem die Strukturpfade zwischen den Gruppen frei variieren können (jedoch die Faktorladungen invariant gesetzt werden).

Das geschätzte Modell (Tabelle 5) zeigt Strukturunterschiede auf, wenn die Faktorladungen invariant gesetzt werden. Allerdings lässt sich damit nicht erkennen, ob die aktive und die inaktive Gruppe jeweils aus einer eigenen oder einer gemeinsamen Population stammen. Das heißt: Auf die-

---

<sup>27</sup> Den Vergleich zwischen den betroffenen Modellen *ausschließlich* mittels eines  $\chi^2$ -Tests durchzuführen, wurde kritisiert, weil dieser Test durch eine Verletzung der Normalverteilungsannahme beeinflusst sein kann. Deshalb hat sich in der Forschung durchgesetzt, immer auch den LM-Test sowie die Änderung des CFIs als Testkriterien hinzu zu nehmen (vgl. Byrne 2006: 247).

<sup>28</sup> In Anhang A7 sind alle weiteren Modelle aufgeführt, die hier zum Vergleich stehen. Darin finden sich auch die jeweiligen Anpassungswerte der untersuchten Modelle.

se Weise ist nicht geklärt, ob sich die Effekte signifikant unterscheiden. Dazu wird die im Folgenden dargestellte Analyse benötigt.

Tabelle 5: SEM-Modell mit invarianten Faktorladungen<sup>29</sup>

Konstrukt			Effekte			
			Aktiv		Inaktiv	
			unstand. (SE) T-Wert	standardisiert	unstand. (SE) T-Wert	standardisiert
UWI	→	UV <sup>30</sup>	<b>0,071</b> (0,120) 0,589	0,047	<b>0,373**</b> (0,111) 3,357	0,232**
UWE	→		<b>0,161</b> (0,085) 1,906	0,208	<b>0,193**</b> (0,088) 2,185	0,200**
UI	→		<b>-0,021</b> (0,075) -0,279	-0,025	<b>0,139**</b> (0,064) 2,175	0,157**
UWI	↔	UI	<b>-0,007</b> (0,027) -0,250	-0,019	<b>0,036</b> (0,027) 1,369	0,091
UWE	↔		<b>0,281**</b> (0,064) 4,421	0,402**	<b>0,252**</b> (0,057) 4,394	0,378**

Erläuterungen: \*\*  $p \leq 0,05$ ; ohne Markierung: n.s.

Modell SEM\_IFL<sup>31:32</sup>: Mardia's Normalized Estimate Aktiv: 14,4475; Inaktiv: 11,3041;

S-B $\chi^2 = 92,7071$ ;  $df = 64$ ;  $p \leq 0,05$ ; CFI = 0,981; RMSEA = 0,034 (KI: 0,017 - 0,049);

SRMR = 0,044; gr. stand. Residuum AKTIV: 0,111; gr. stand. Residuum INAKTIV: 0,095.

Zur Ermittlung signifikanter Modellunterschiede werden Modellvergleiche durchgeführt. Es wird das Modell mit den invarianten Faktorladungen (SEM\_IFL) als neues *baseline model* herangezogen und es werden zusätzlich Modelle spezifiziert, in welchen jeweils ein Struktureffekt zwischen den Gruppen als invariant gesetzt wird (vgl. Anhang A7). Unterscheidet sich das Modell SEM\_IFL nicht signifikant vom Modell mit dem zusätzlich invariant gesetzten Struktureffekt, bestätigt sich die Gleichheitsannahme und es liegt kein Unterschied zwischen den Gruppen hinsichtlich der spezifizierten Struktureffekte vor.

<sup>29</sup> Bei einer Überidentifikation eines Strukturgleichungsmodells gilt es nach Kline (2011), eine *two-step rule* einzuhalten. Als erstes muss überprüft werden, ob der Messmodellteil identifiziert ist. Es gilt, dass  $t$  kleiner sein muss als  $p$ . Im Modell ohne Gleichsetzungsannahmen bedeutet dies Folgendes: 10 manifeste Variablen ( $p$ ) und 26 zu schätzende Parameter ( $t$ ) pro Gruppe ( $G$ ): damit gilt  $t \cdot G < (p(p+1)/2) \cdot G$  und folglich:  $26 \cdot 2 < (10(10+1)/2) \cdot 2$ . Neben dem Messmodellteil muss zusätzlich der Strukturteil des Gesamtmodells überprüft werden. Im vorliegenden Fall handelt es sich um ein rekursives Strukturmodell. Damit gilt: „Recursive structural models are identified“ (Kline 2011: 132). Infolgedessen ist das Strukturgleichungsmodell mit nicht invarianten Gruppen überidentifiziert (vgl. Kline 2011: 144). Mit jedem hinzugenommenen Constraint verringert sich die Anzahl der zu schätzenden Parameter, so dass alle untersuchten Gruppenmodelle überidentifiziert sind (vgl. Urban/Mayerl 2014: 226 f.).

<sup>30</sup> Die erklärte Varianz ( $R^2$ ) des Faktors ‚UV‘ durch die Faktoren ‚UWI‘, ‚UWE‘ und ‚UI‘ beträgt für die aktive Gruppe: 4,5%; für die inaktive Gruppe: 16,2%. Dies sei aber nur der Vollständigkeit halber erwähnt. Zur Problematik bzgl. des Determinationskoeffizient  $R^2$  in SEM-Modellen siehe Urban/Mayerl 2014: 56 ff.

<sup>31</sup> Die restlichen Modell-Parameter sind Anhang A8 zu entnehmen.

<sup>32</sup> Zu erwähnen ist, dass der LM- und Wald-Test Modellverbesserungen vorschlagen. Auf diese wird verzichtet. Das hat drei Gründe: a) zum einen wurden gute Anpassungswerte erreicht sodass eine Verbesserung inhaltlich als nicht notwendig erscheint, b) zum anderen lassen sich Modelle mit vorgenommenen Modifikationen nur begrenzt miteinander vergleichen, zumal wenn für die jeweilige Gruppen unterschiedliche Veränderungen vorgeschlagen werden, c) auch sei angeführt, dass das Modell – so wie spezifiziert – der analytischen Konzeption entspricht.

Wie in Tabelle 6 zu erkennen ist, sind die Unterschiede zwischen den Modellen mit und ohne Strukturinvarianz auf dem 5%igen Signifikanzniveau nicht signifikant. Auch sind die Unterschiede im Modellfit nur minimal bzw. nicht vorhanden. Für alle Modelle mit invariantem Strukturpfad gilt eine gleich gute Anpassung an die Daten. Sie unterscheiden sich nicht vom Ausgangsmodell (SEM\_IFL). Zu erkennen ist dies an den nicht signifikanten  $\chi^2$ -Differenzentests ( $p > 0,05$ ) und den geringen Unterschieden im CFI.

Tabelle 6: Test auf Unterschiede in den Struktureffekten

	Modellvergleich	$\Delta S\text{-}B\chi^{2,33}$	$\Delta df$	Signifikant?	$\Delta CFI$
<b>SEM_IFL</b>	---	---	---	---	---
<b>SEM_IFL<sub>1</sub>(C(UWI;UV))</b>	SEM_IFL <sub>1</sub> vs. SEM_IFL	2,738	1	Nein	0,001
<b>SEM_IFL<sub>2</sub>(C(UWE;UV))</b>	SEM_IFL <sub>2</sub> vs. SEM_IFL	0,071	1	Nein	0,001
<b>SEM_IFL<sub>3</sub>(C(UI;UV))</b>	SEM_IFL <sub>3</sub> vs. SEM_IFL	2,614	1	Nein	0,001
<b>SEM_IFL<sub>4</sub>(C(UWI;UI))</b>	SEM_IFL <sub>4</sub> vs. SEM_IFL	1,261	1	Nein	0
<b>SEM_IFL<sub>5</sub>(C(UWE;UI))</b>	SEM_IFL <sub>5</sub> vs. SEM_IFL	0,121	1	Nein	0,001
<b>SEM_IFL<sub>6</sub>(C(ALL))</b>	SEM_IFL <sub>6</sub> vs. SEM_IFL	6,427	6	Nein	0

Erläuterungen: Der Modellname SEM\_IFL<sub>1</sub>(C(UWI;UV)) bedeutet: Modell mit invarianten Faktorladungen + invarianter Strukturpfad zwischen UWI und UV. Entsprechend auch die anderen Modellbezeichnungen. (ALL): alle Strukturpfade wurden gleichgesetzt.

Für die Multigruppenanalyse bedeutet dies: Die spezifizierten Modelleffekte unterscheiden sich zwar zwischen den Gruppen, allerdings sind diese Differenzen eher zufällig. Anhand des Gruppenvergleichs lässt sich nicht nachweisen, dass statistisch bedeutsame Unterschiede zwischen aktiven und inaktiven Umweltschützern in der Grundgesamtheit zu finden sind.

<sup>33</sup> Errechnet auf Grundlage der in Byrne (2006: 219) dargestellten Formel.



## Literaturverzeichnis

- Ajzen, Icek/Fishbein, Martin 2005: The Influence of Attitudes on Behavior. In: Albarracín, Dolores/Johnson, Blair T./Zanna, Mark P. (Hrsg.): *The Handbook of Attitudes*. New York, London: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., S. 173–221.
- Allison, Paul D. 2003: Missing data techniques for structural equation modeling. *Journal of abnormal psychology*, 112 (4), S. 545–557.
- Backhaus, Klaus/Erichson, Bernd/Plinke, Wulff/Weiber, Rolf (Hrsg.) 2006: *Multivariate Analysemethoden - Eine anwendungsorientierte Einführung*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Bagozzi, Richard P./Yi, Youjae 1988: On the Evaluation of Structural Equation Models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16 (1), S. 74–94.
- Bentler, Peter M./Chou, Chih-Ping 1987: Practical Issues in Structural Modeling. *Sociological Methods & Research*, 16 (1), S. 78–117.
- Bentler, Peter M. 2006: *EQS 6 Structural Equations Program Manual*. Encino, CA: Multivariate Software, Inc.
- Boos, Dennis D. 2003: Introduction to the Bootstrap World. *Statistical Science*, 18 (2), S. 168–174.
- Brown, Timothy A. 2006: *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. New York: The Guilford Press.
- Byrne, Barbara M. 2006: *Structural Equation Modelling with EQS. Basic Concepts, Applications, and Programming*, 2<sup>nd</sup> edition. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Curran, Patrick J./West, Stephen G./Finch, John F. 1996: The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1 (1), S. 16–29.
- Eagly, Alice H./Chaiken, Shelly 1993: *The psychology of attitudes*. Belmont: Wadsworth Cengage Learning.
- Enders, Craig K. 2010: *Applied Missing Data Analysis*. New York, London: The Guilford Press.
- Enders, Craig K./Gottschall, Amanda C. 2011: Multiple Imputation Strategies for Multiple Group Structural Equation Models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 18 (1), S. 35–54.
- Fornell, Claes/Larcker, David F. 1981: Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18 (1), S. 39–50.
- Fuchs, Andreas 2011: *Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle. Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten Kausalanalyseverfahren*. Julius-Maximilians-Universität Würzburg: Research Papers on Marketing Strategy No. 2/2011.

- Graham, John W. 2009: Missing data analysis: making it work in the real world. *Annual review of psychology*, 60, S. 549–576.
- Graham, John W. 2012: Missing data. Analysis and design. New York: Springer.
- Huber, Joseph 2011: Allgemeine Umweltsoziologie. 2., vollständig überarbeitete Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Kenward, Michael G./Carpenter, James 2007: Multiple imputation: current perspectives. *Statistical Methods in Medical Research*, 16 (3), S. 199–218.
- Kline, Rex B. 2011: Principles and Practice of Structural Equation Modeling. 3rd. Edition. New York, London: The Guilford Press.
- Kopp, Johannes/Lois, Daniel 2014: Sozialwissenschaftliche Datenanalyse. Eine Einführung. 2. Auflage. Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Li, Jian 2010: Effects of Full Information Maximum Likelihood, Expectation Maximization, Multiple Imputation, and Similar Response Pattern Imputation on Structural Equation Modeling with Incomplete and Multivariate Nonnormal Data. Dissertation. The Ohio State University.
- Little, Roderick J. A./Rubin, Donald B. 1987: Statistical Analysis with Missing Data. New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore: John Wiley & Sons.
- Lorenz, Bettina 2009: Beziehungen zwischen Konsumenten und Marken. Eine empirische Untersuchung von Markenbeziehungen. 1. Auflage. Wiesbaden: Gabler.
- Maior, Gregory R./Haddock, Geoffrey 2010: The Psychology of Attitudes and Attitude Change. Los Angeles, London, New Delhi, Singapore, Washington DC: SAGE.
- Mayerl, Jochen 2009: Kognitive Grundlagen sozialen Verhaltens. Framing, Einstellungen und Rationalität. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Nevitt, Jonathan/Hancock, Gregory R. 2001: Performance of Bootstrapping Approaches to Model Test Statistics and Parameter Standard Error Estimation in Structural Equation Modeling. *Structural Equation Modeling*, 8 (3), S. 353–377.
- Newman, Daniel. A. 2003: Longitudinal Modeling with Randomly and Systematically Missing Data. A Simulation of Ad Hoc, Maximum Likelihood, and Multiple Imputation Techniques. *Organizational Research Methods* 6 (3), S. 328–362.
- Reimer, Kerstin 2009: Bootstrapping und andere Resampling-Methoden. In: Albers, Sönke/Klapper, Daniel/Konradt, Udo/Walter, Achim/Wolf, Joachim (Hrsg.): Methodik der empirischen Forschung. Wiesbaden: Gabler-Verlag, S. 521–536.
- Satorra, Albert/Bentler, Peter M. 2010: Ensuring Positiveness of the Scaled Difference Chi-square Test Statistic. *Psychometrika*, 75 (2), S. 243–248.
- Schafer, Joseph L./Graham, John W. 2002: Missing Data. Our View of the State of the Art. *Psychological Methods*, 7 (2), S. 147–177.

- Schnell, Rainer/Hill, Paul B./Esser, Elke 2008: Methoden der empirischen Sozialforschung, 8. unveränderte Auflage. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH.
- Spieß, Martin 2010: Der Umgang mit fehlenden Werten. In: Christof Wolf und Henning Best (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse. 1. Aufl. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Wiesbaden, S. 117–142.
- Thoemmes, Felix/Mohan, Karthika 2015: Graphical Representation of Missing Data Problems. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22 (4), S. 631–642.
- Urban, Dieter 1986: Was ist Umweltbewußtsein? Exploration eines mehrdimensionalen Einstellungskonstruktes. *Zeitschrift für Soziologie*, 15 (5), S. 363–377.
- Urban, Dieter 2000: Längsschnittanalysen mit latenten Wachstumskurvenmodellen in der politischen Sozialisationsforschung. *SISS: Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart*, No. 2 /2000.
- Urban, Dieter 2004: Neue Methoden der Längsschnittanalyse. Zur Anwendung von latenten Wachstumskurvenmodellen in Einstellungs- und Sozialisationsforschung. Münster: Lit-Verlag.
- Urban, Dieter/Mayerl, Jochen 2011: Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung, 4., überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Urban, Dieter/Mayerl, Jochen 2014: Strukturgleichungsmodellierung. Ein Ratgeber für die Praxis. Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Urban, Dieter/Mayerl, Jochen 2018: Angewandte Regressionsanalyse. Theorie, Technik und Praxis. Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Weiber, Rolf/Mühlhaus, Daniel 2010: Strukturgleichungsmodellierung. Eine anwendungsorientierte Einführung in die Kausalanalyse mit Hilfe von Amos, SmartPLS und SPSS. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.

## Onlinequellen

- Boomsma, Anne/Hoogland, Jeffrey J. 2001: The Robustness of LISREL Modeling Revisited. <http://www.ppsw.rug.nl/~boomsma/ssi.pdf>, aufgerufen am 30.06.2016.
- Bryant, Fred B./Satorra, Albert 2015: Principles and Practice of Scaled Chi-Square Testing. [http://www.econ.upf.edu/~satorra/dades/BryantSatorraPaperInPressS\\_EM.pdf](http://www.econ.upf.edu/~satorra/dades/BryantSatorraPaperInPressS_EM.pdf), aufgerufen am: 09.02.2015.
- GESIS 2014: ALLBUS. <http://www.gesis.org/allbus>, aufgerufen am: 10.12.2014.
- Hildebrandt, Lutz/Temme, Dirk 2006: Probleme der Validierung mit Strukturgleichungsmodellen. <http://edoc.hu-berlin.de/series/sfb-649-papers/2006-82/PDF/82.pdf>, aufgerufen am: 25.10.2014.

Scheffer, Judi 2002: Dealing with Missing Data. [http://mro.massey.ac.nz/bitstream/handle/10179/4355/Dealing\\_with\\_Missing\\_Data.pdf?sequence=1](http://mro.massey.ac.nz/bitstream/handle/10179/4355/Dealing_with_Missing_Data.pdf?sequence=1), aufgerufen am: 16.12.2014.

SPSS 2016: IBM SPSS Missing Values 21. [ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/21.0/de/client/Manuals/IBM\\_SPSS\\_Missing\\_Values.pdf](ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/21.0/de/client/Manuals/IBM_SPSS_Missing_Values.pdf), aufgerufen am: 30.06.2016.

## Anhang A

*Anmerkung: Alle Berechnungen benutzen Daten des ISSP/ALLBUS 2010*

### A1: Missing-Values Diskussion

#### A1.1: Little's Test auf MCAR

$\chi^2$ : 632,707; DF = 567; Sig.:  $p \leq 0,05$  und damit signifikant mit 5%iger Irrtumswahrscheinlichkeit.

#### A1.2: Logistische Regression mit der abhängigen Variablen „FEHLT“

	Modell b (SE)
Konstante	-1,439 (0,247)***
Alter	0,010 (0,004)**
Bildung	-0,133 (0,068)**
Geschlecht	-0,445 (0,152)***
N	1335
Nagelkerkes R <sup>2</sup>	0,028
Signifikanz Gesamtmodell	$p < 0,01$

Erläuterungen: nicht signifikant, \* signifikant mit  $p \leq 0,1$ , \*\*signifikant mit  $p \leq 0,05$ , \*\*\* signifikant mit  $p \leq 0,01$

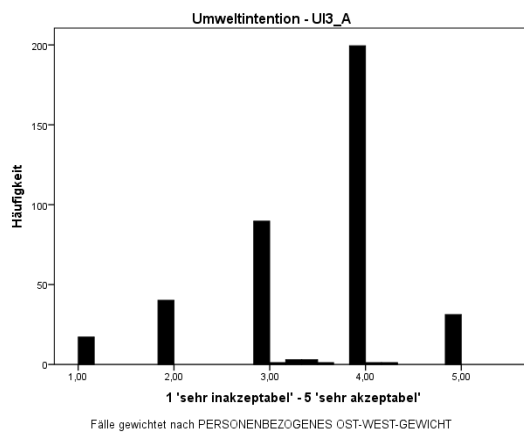
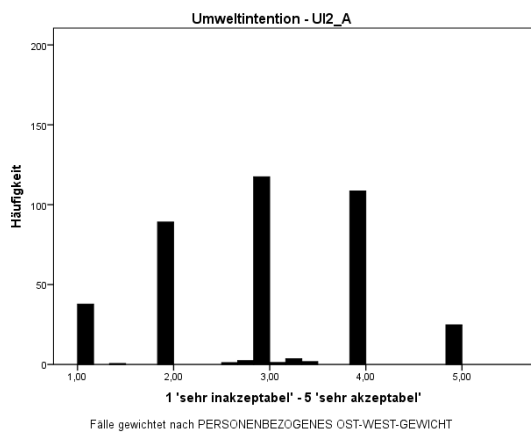
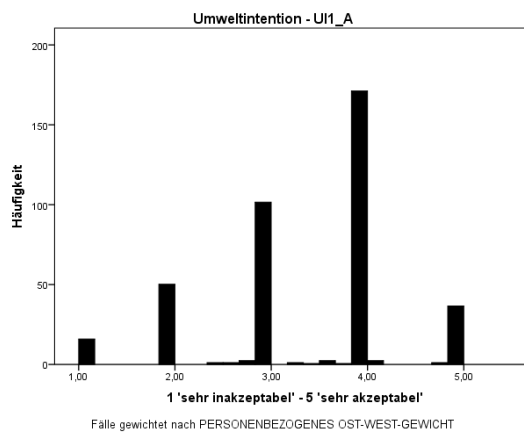
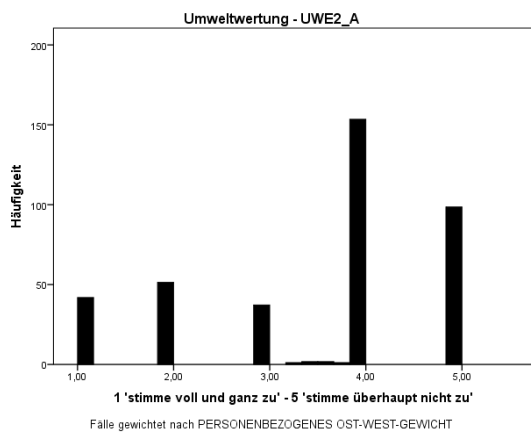
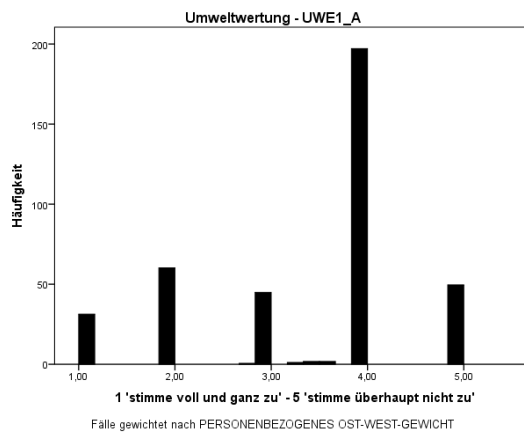
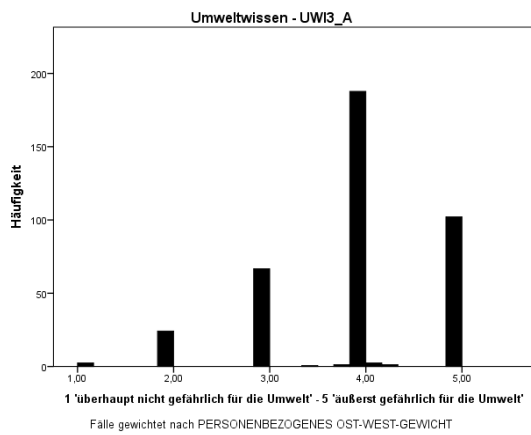
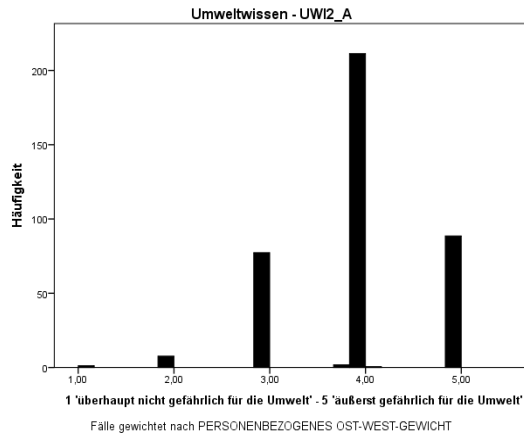
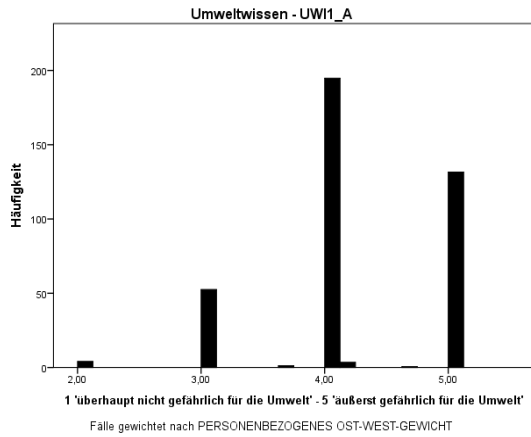
#### A1.3 Deskriptive Darstellung der ungewichteten Indikatoren vor der Imputation

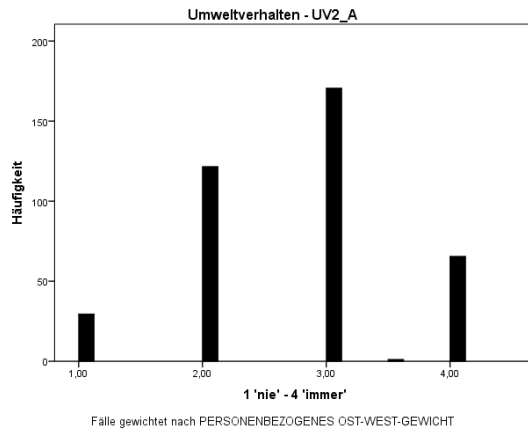
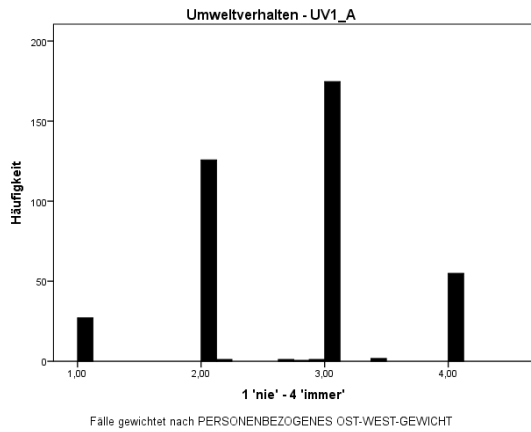
	Umweltwissen			Umweltwertung		Umweltintention			Umweltverhalten	
	UWI1	UWI2	UWI3	UWE1	UWE2	UI1	UI2	UI3	UV1	UV2
<b>Gültig N (Fehlend, Anteil)</b>	1314 (2,8)	1311 (3,0)	1303 (3,6)	1310 (3,1)	1311 (3,0)	1301 (3,8)	1284 (5,0)	1292 (4,4)	1339 (1,0)	1342 (0,7)
<b>Arithm. Mittel (SD)</b>	4,12 (0,73)	3,82 (0,82)	3,86 (0,86)	3,10 (1,19)	3,24 (1,27)	2,99 (1,07)	2,55 (1,08)	2,96 (1,11)	2,56 (0,86)	2,58 (0,93)
<b>Skewness</b>	-0,56	-0,44	-0,59	-0,25	-0,32	-0,24	0,16	-0,27	-0,05	-0,13
<b>Kurtosis</b>	0,28	0,10	0,16	-1,06	-1,08	-0,74	-0,88	-0,93	-0,65	-0,82

#### A1.4 Deskriptive Darstellung der ungewichteten Indikatoren nach der Imputation

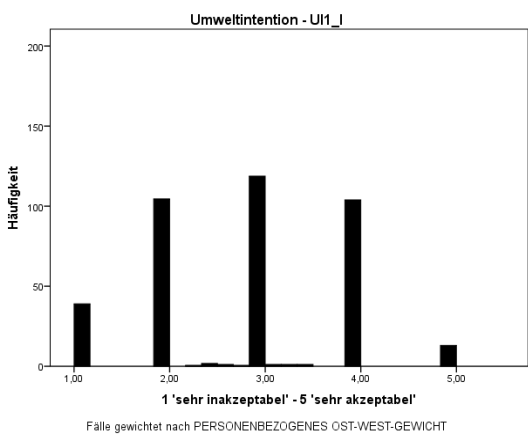
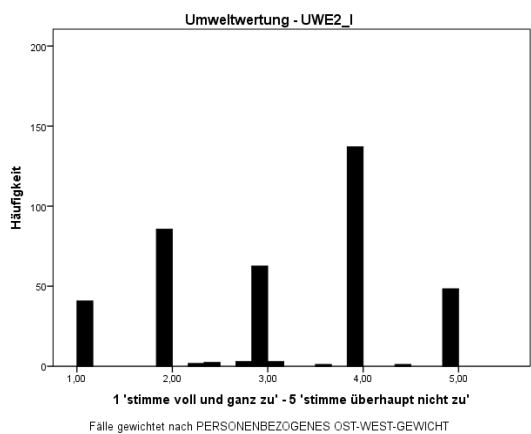
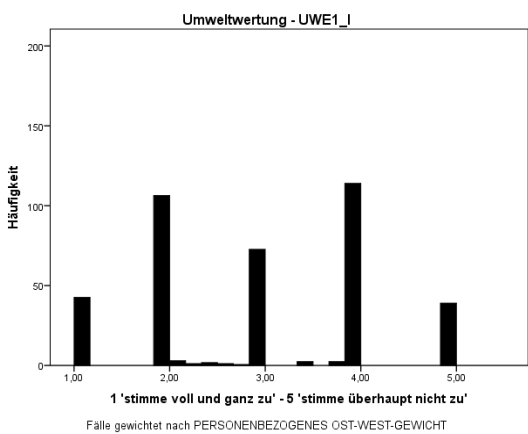
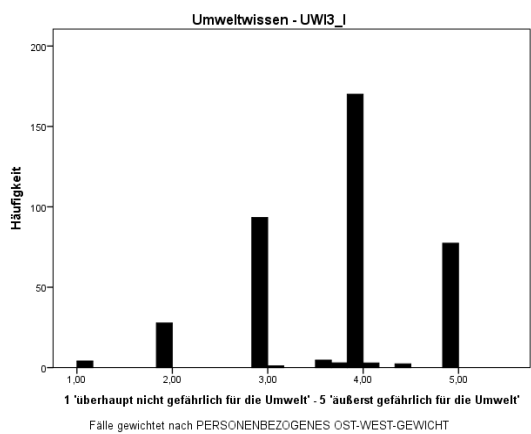
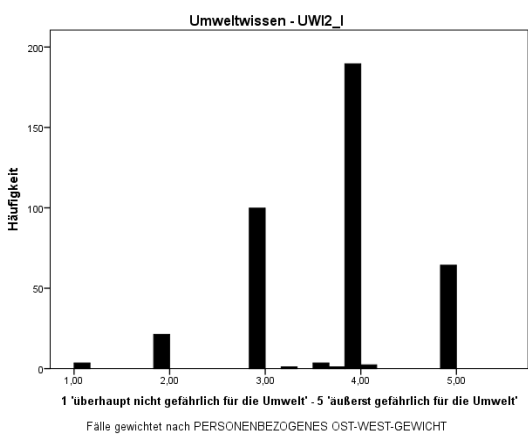
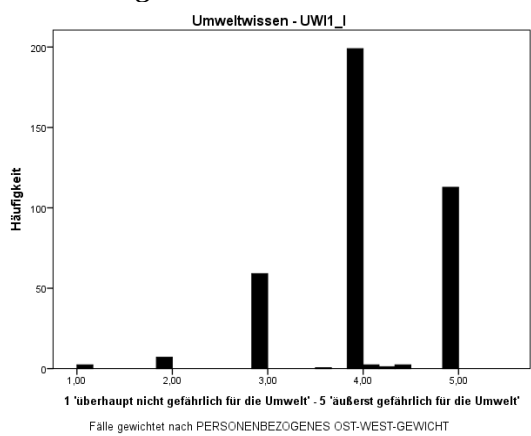
	Umweltwissen			Umweltwertung		Umweltintention			Umweltverhalten	
	UWI1	UWI2	UWI3	UWE1	UWE2	UI1	UI2	UI3	UV1	UV2
<b>Gültig N</b>	1352	1352	1352	1352	1352	1352	1352	1352	1352	1352
<b>Arithm. Mittel (SD)</b>	4,11 (0,72)	3,81 (0,80)	3,86 (0,85)	3,10 (1,18)	3,24 (1,25)	2,99 (1,06)	2,55 (1,07)	2,96 (1,09)	2,56 (0,86)	2,58 (0,92)
<b>Skewness</b>	-0,56	-0,44	-0,58	-0,25	-0,32	-0,24	0,16	-0,27	-0,06	-0,13
<b>Kurtosis</b>	0,34	0,18	0,23	-1,02	-1,04	-0,70	-0,83	-0,88	-0,65	-0,82

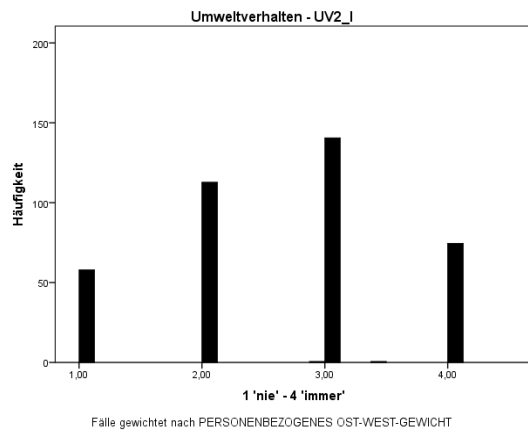
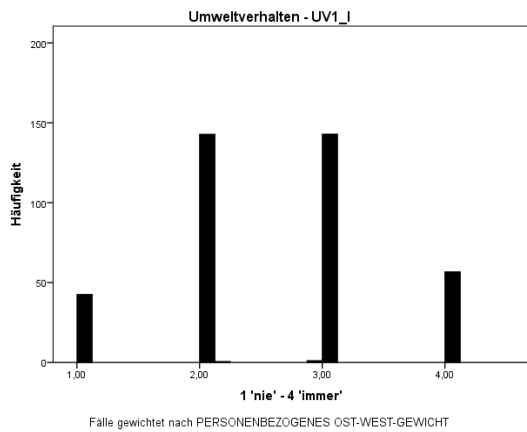
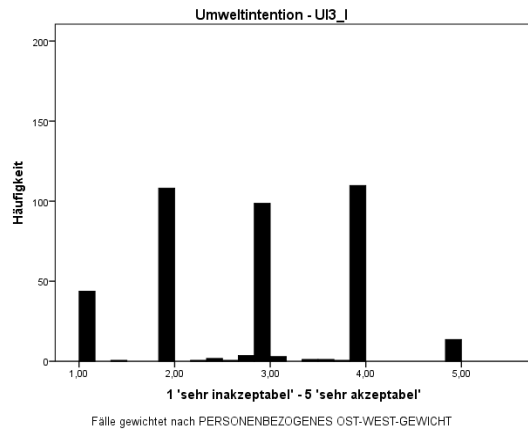
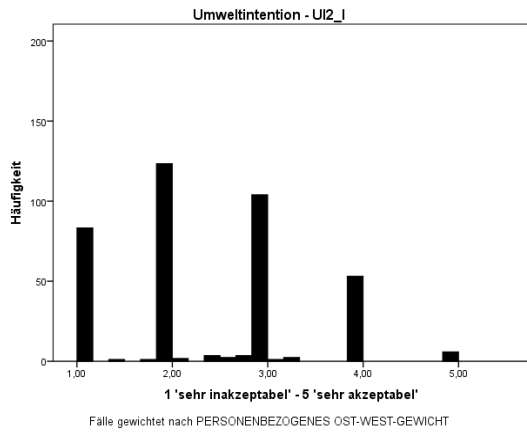
## A2: Univariate Verteilung der Indikatorvariablen – AKTIV -



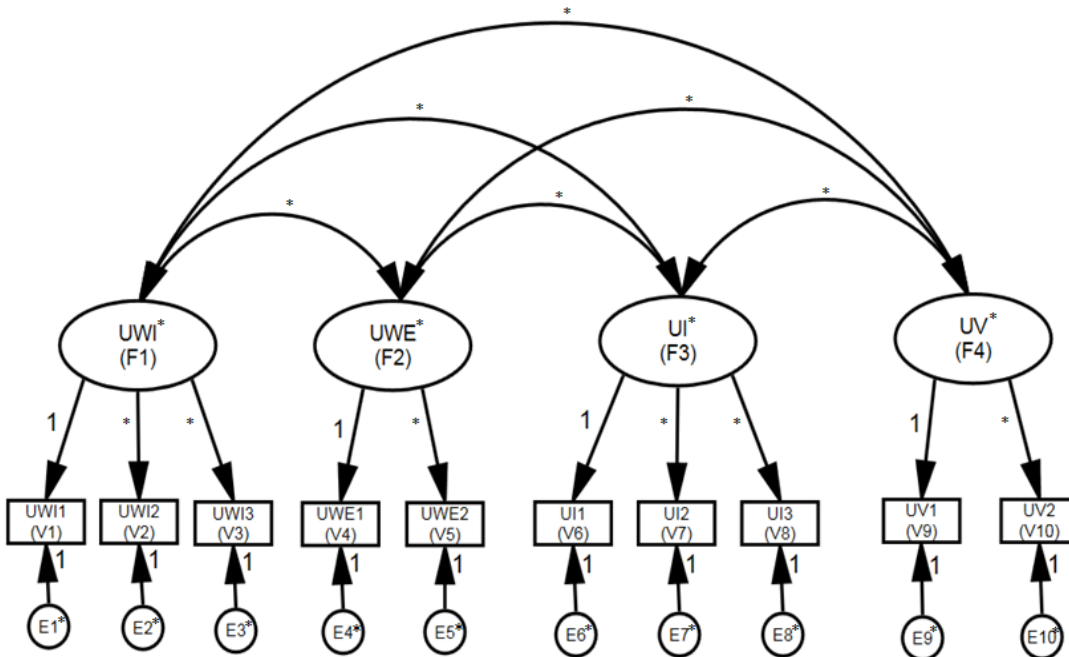


## A2.2 Histogramme INAKTIV





**A3: Messmodell MI<sub>0</sub>/MA<sub>0</sub>**





**A4: Güteprüfung der Messmodelle – AKTIV<sup>34</sup>****A4.1: Explorative Faktorenanalyse zur Bestimmung der Eindimensionalität**Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium (KMO): 0,657; Signifikanz nach Bartlett:  $p \leq 0,01$ 

	MSA	Kommunalität	Faktorladungen			
			1	2	3	4
UWI1	0,642	0,675	-0,001	<b>0,824</b>	0,030	0,116
UWI2	0,674	0,657	0,134	<b>0,792</b>	-0,085	-0,057
UWI3	0,682	0,656	-0,141	<b>0,779</b>	0,068	-0,082
UWE1	0,647	0,739	0,011	-0,027	0,069	<b>-0,847</b>
UWE2	0,662	0,731	0,013	0,038	-0,067	<b>-0,854</b>
UI1	0,680	0,769	<b>0,866</b>	-0,007	0,042	-0,034
UI2	0,717	0,705	<b>0,861</b>	0,021	-0,049	0,116
UI3	0,769	0,659	<b>0,759</b>	-0,020	0,049	-0,144
UV1	0,518	0,787	-0,025	0,000	<b>0,889</b>	0,016
UV2	0,525	0,791	0,054	0,011	<b>0,885</b>	-0,009

Faktor	Anfängliche Eigenwerte	Korrelationsmatrix der Faktoren			
		1	2	3	4
1	2,470	1,000	-0,017	0,016	-0,255
2	1,990		1,000	0,052	-0,106
3	1,573			1,000	-0,140
4	1,136				1,000
5	0,578	Erklärter Varianzanteil der 4 Faktoren: 71,69%			

**A4.2: Reliabilitätsbestimmung mittels konfirmatorischer Faktorenanalyse**

Modell: MA <sub>0</sub>		Ergebnisse der CFA			Reliabilitätsberechnungen				
Faktor	Indikator	Faktorladung	Faktorvarianz	Fehlervarianz	Indikatorreliabilität	Faktorreliabilität	DEV	Cronbachs Alpha	
UWI	UWI1	1+	0,239**	0,269**	0,470	0,719	0,463	0,714	
	UWI2	0,998**		0,322**					
	UWI3	1,252**		0,398**					
UWE	UWE1	1+	0,731**	0,627**	0,538	0,643	0,474	0,643	
	UWE2	1,006**		1,006**					0,424
UI	UI1	1+	0,742**	0,251**	0,747	0,788	0,557	0,783	
	UI2	0,87**		0,656**					0,461
	UI3	0,77**		0,482**					0,477
UV	UV1	1+	0,262**	0,413**	0,388	0,774	0,642	0,736	
	UV2	1,566**		0,092					0,875

Erläuterungen: + fixiert auf eins; \*\* signifikant mit  $p < 0,05$ .Messmodell MA<sub>0</sub>: Mardia's Normalized Estimate: 14,4475;  $\chi^2=53,727$ ; S-B $\chi^2= 46,6046$ ; df = 29;  $p \leq 0,05$ ; CFI = 0,975; RMSEA = 0,041 (KI: 0,016 - 0,061); SRMR = 0,045; größtes stand. Residuum: 0,118.

Faktorkorrelationen:	UWI	UWE	UI	quadrierte Faktorkorrelationen:	UWI	UWE	UI
UWE	<b>0,162</b>			UWE	<b>0,026</b>		
UI	<b>-0,031</b>	<b>0,393</b>		UI	<b>0,001</b>	<b>0,154</b>	
UV	<b>0,082</b>	<b>0,207</b>	<b>0,093</b>	UV	<b>0,007</b>	<b>0,043</b>	<b>0,009</b>

<sup>34</sup> Für mehr Informationen siehe Anhang A6.

**A4.3: Bestimmung der Diskriminanzvalidität**

	CFI	RMSEA	SRMR	$\chi^2$ - Statistik	df	$\Delta\chi^2$ - Wert	$\Delta df$	Unterschied signifikant? (p ≤ 0,05)
MA <sub>0</sub>	0,975	0,041	0,045	53,727	29	---	---	---
MA <sub>1</sub> (Cov(UWI;UWE)=1)	0,732	0,129	0,408	240,17	30	186,44	1	Ja
MA <sub>1</sub> (Cov(UWI;UI)=1)	0,663	0,145	0,580	304,66	30	250,93	1	Ja
MA <sub>1</sub> (Cov(UWI;UV)=1)	0,372	0,198	0,478	494,61	30	440,88	1	Ja
MA <sub>1</sub> (Cov(UWE;UI)=1)	0,884	0,085	0,203	121,81	30	68,08	1	Ja
MA <sub>1</sub> (Cov(UWE;UV)=1)	0,799	0,112	0,268	181,82	30	128,09	1	Ja
MA <sub>1</sub> (Cov(UI;UV)=1)	0,726	0,131	0,427	242,26	30	188,54	1	Ja

**A5: Güteprüfung der Messmodelle – INAKTIV<sup>35</sup>****A5.1: Explorative Faktorenanalyse zur Bestimmung der Eindimensionalität**

Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium (KMO): 0,695; Signifikanz nach Bartlett: p ≤ 0,01

	MSA	Kommunalität	Faktorladungen			
			1	2	3	4
UWI1	0,741	0,593	0,078	<b>0,775</b>	-0,090	-0,042
UWI2	0,663	0,671	-0,031	<b>0,816</b>	0,011	0,028
UWI3	0,678	0,664	-0,050	<b>0,794</b>	0,106	0,006
UWE1	0,683	0,702	-0,002	0,013	0,033	<b>0,830</b>
UWE2	0,669	0,711	0,015	-0,029	-0,031	<b>0,847</b>
UI1	0,747	0,756	<b>0,875</b>	0,010	-0,026	-0,008
UI2	0,731	0,763	<b>0,883</b>	-0,067	0,041	-0,073
UI3	0,778	0,721	<b>0,797</b>	0,078	0,014	0,123
UV1	0,617	0,806	-0,016	0,094	<b>0,875</b>	0,030
UV2	0,594	0,821	0,042	-0,078	<b>0,910</b>	-0,023

Faktor	Anfängliche Eigenwerte	Korrelationsmatrix der Faktoren			
		1	2	3	4
1	2,807	1,000	0,070	0,195	0,250
2	1,883		1,000	0,155	0,099
3	1,347			1,000	0,191
4	1,172				1,000
5	0,614	Erklärter Varianzanteil der 4 Faktoren: 72,08%			

**A5.2: Reliabilitätsbestimmung mittels konfirmatorischer Faktorenanalyse**

Modell: MI <sub>0</sub>		Ergebnisse der CFA			Reliabilitätsberechnungen			
Faktor	Indikator	Faktorladung	Faktorvarianz	Fehlervarianz	Indikatorreliabilität	Faktorreliabilität	DEV	Cronbachs Alpha
UWI	UWI1	1+	0,185**	0,378**	0,329	0,721	0,470	0,713
	UWI2	1,385**		0,316**	0,529			
	UWI3	1,478**		0,372**	0,521			
UWE	UWE1	1+	0,629**	0,790**	0,443	0,588	0,417	0,588
	UWE2	0,957**		0,896**	0,391			
UI	UI1	1+	0,662**	0,395**	0,626	0,822	0,605	0,821
	UI2	0,971**		0,407**	0,605			
	UI3	1,003**		0,470**	0,586			
UV	UV1	1+	0,638**	0,118	0,844	0,771	0,629	0,762
	UV2	0,808**		0,503**	0,453			

Erläuterungen: + fixiert auf eins; \*\* signifikant mit p &lt; 0,05.

Messmodell MI<sub>0</sub>: Mardia's Normalized Estimate: 11,304;  $\chi^2=41,074$ ; S-B $\chi^2=35,8822$ ; df = 29; p = 0,177; CFI = 0,992; RMSEA = 0,025 (KI: 0,000 - 0,048); SRMR = 0,035; größtes stand. Residuum: 0,084.<sup>35</sup> Für mehr Informationen siehe Anhang A6.

Faktorkorrelationen:	UWI	UWE	UI	quadrierte Faktorkorrelationen:	UWI	UWE	UI
UWE	0,148			UWE	0,022		
UI	0,093	0,385		UI	0,009	0,148	
UV	0,28	0,281	0,238	UV	0,078	0,079	0,057

### A5.3: Bestimmung der Diskriminanzvalidität

	CFI	RMSEA	SRMR	$\chi^2$ -Statistik	df	$\Delta\chi^2$ -Wert	$\Delta df$	Unterschied signifikant? ( $p \leq 0,05$ )
<b>MI<sub>0</sub></b>	0,992	0,025	0,035	41,074	29	---	---	---
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UWI;UWE)=1)</b>	0,769	0,127	0,404	238,394	30	197,32	1	Ja
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UWI;UI)=1)</b>	0,733	0,137	0,585	283,377	30	242,303	1	Ja
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UWI;UV)=1)</b>	0,744	0,134	0,517	262,191	30	221,117	1	Ja
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UWE;UI)=1)</b>	0,901	0,083	0,227	121,716	30	80,642	1	Ja
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UWE;UV)=1)</b>	0,869	0,096	0,247	147,599	30	106,525	1	Ja
<b>MI<sub>1</sub>(Cov(UI;UV)=1)</b>	0,835	0,108	0,380	180,417	30	139,343	1	Ja

### A6: Bestimmung der Diskriminanzvalidität

Ob Diskriminanzvalidität vorliegt, wird anhand eines  $\chi^2$ -Differenzetests<sup>36</sup> zwischen dem Ausgangsmodell MI<sub>0</sub>/MA<sub>0</sub> (A3) und den restringierteren Modellen MA<sub>1</sub>/MI<sub>1</sub> (A4.3 und A5.3) mit fixierten Kovarianzen bestimmt. Dabei wurde die Kovarianz zwischen zwei Messmodellen jeweils auf ,1' fixiert. Es wurde angenommen, dass diese Messmodelle dasselbe messen. Insgesamt wurden sechs weitere Modelle mit der konfirmatorischen Faktoranalyse geschätzt. Die Kovarianzen, welche auf ,1' gesetzt wurden, lassen sich der Modellbenennung entnehmen.

Alle aufgestellten restringierten Modelle unterscheiden sich signifikant vom Ausgangsmodell. Das wiederum bedeutet, dass die Nullhypothesen – wonach zwei Faktoren dasselbe messen – verworfen werden können. Gleichzeitig belegen die Fit-Indizes einen weitaus schlechteren Fit der restringierten Modelle. Es besteht demnach Diskriminanzvalidität zwischen den Messmodellen.

Auch das Fornell-Larcker-Kriterium konnte erfüllt werden. Alle DEV-Werte sind deutlich größer als die quadrierten Korrelationen zwischen den Faktoren (siehe dazu A4.2/A5.2).

#### A6.1: Validitätsprüfung

Inhaltsvalidität liegt aufgrund der theoretisch fundierten Wahl der Indikatoren vor.

Kriteriumsvalidität wurde unterstellt.

Konstruktvalidität:

- Nomologische Validität: Liegt anhand der guten Anpassung des SEM-Modells an die Daten vor.
- Konvergenzvalidität: Auch die Unterstellung der Konvergenzvalidität ist schwierig. Hinweise auf Konvergenzvalidität liefern allerdings die Ergebnisse der Reliabilitätsanalyse. Alle Faktorreliabilitäten weisen Werte größer 0,5 auf (A4.2/A5.2). Das liefert einen Hinweis darauf, dass zumindest kein Fehlen von Konvergenzvalidität vorliegt.
- Diskriminanzvalidität: Erste Hinweise auf vorliegende Diskriminanzvalidität liefert das Ergebnis der explorativen Faktoranalyse. Alle Indikatoren *laden* auf den für sie theoretisch vorgesehenen Faktor mit nur sehr geringen Fremdladungen (A4.1/A5.1). Auch sind die

<sup>36</sup> Es wurde darauf verzichtet, die robusten  $\chi^2$ -Statistiken zu vergleichen. Dies deshalb, weil die Messmodelle mit den fixierten Kovarianzen allesamt sehr schlechte Anpassungswerte aufgewiesen haben. Somit läuft ein  $\chi^2$ -Differenztest, der auf der robusten S-B  $\chi^2$ -Statistik beruht, in Gefahr, negative Resultate zu liefern (vgl. Bryant/Satorra 2015: 15 f.). Deshalb haben Satorra/Bentler (2010) einen  $\chi^2$ -Differenztest entwickelt, der stets positive Werte annimmt. Auf diese doch sehr aufwendige Methode wird verzichtet. Die sehr hohen  $\chi^2$ -Werte sowie der schlechte Fit der Modelle mit fixierten Kovarianzen, lassen auch ohne den Differenztest vermuten, dass Diskriminanzvalidität vorliegt. Mit dem Fornell-Larcker-Kriterium wird außerdem ein weiterer Test auf Diskriminanzvalidität angeführt.

Faktorladungen ausreichend hoch. Weiterhin konnte in A4.3/A5.3 die Diskriminanz der einzelnen Faktoren nachgewiesen werden.

Den einzelnen Messmodellen darf, aufgrund der dargestellten erfolgreichen Tests auf die jeweilige Güte, sowohl Reliabilität als auch Validität zugesprochen werden.

#### A7: Multigruppenvergleich

	S-B $\chi^2$ $\chi^2$	df (p $\leq$ )	CFI	RMSEA (KI)	SRMR	incremental univar. $\chi^2$ -Werte; p < 0,05
<b>M_BL</b>	<b>82,524</b> 94,803	58 (0,05)	0,984	0,033 (0,014 - 0,049)	0,040	---
<b>M_IFL</b>	<b>92,707</b> 106,481	64 (0,05)	0,981	0,034 (0,017 - 0,049)	0,044	---
<b>SEM_IFL</b>	<b>92,707</b> 106,482	64 (0,05)	0,981	0,034 (0,017 - 0,049)	0,044	---
<b>SEM_IFL<sub>1</sub>(C(UWI;UV))</b>	<b>95,6695</b> 110,183	65 (0,01)	0,980	0,035 (0,018 - 0,050)	0,045	---
<b>SEM_IFL<sub>2</sub>(C(UWE;UV))</b>	<b>92,5451</b> 106,577	65 (0,05)	0,982	0,033 (0,016 - 0,048)	0,044	---
<b>SEM_IFL<sub>3</sub>(C(UI;UV))</b>	<b>95,4079</b> 109,711	65 (0,01)	0,980	0,035 (0,018 - 0,049)	0,046	---
<b>SEM_IFL<sub>4</sub>(C(UWI;UI))</b>	<b>93,9745</b> 107,881	65 (0,05)	0,981	0,034 (0,017 - 0,049)	0,045	---
<b>SEM_IFL<sub>5</sub>(C(UWE;UI))</b>	<b>92,6725</b> 106,642	65 (0,05)	0,982	0,033 (0,016 - 0,048)	0,044	---
<b>SEM_IFL<sub>6</sub>(C(ALL))</b>	<b>98,9843</b> 114,402	70 (0,05)	0,981	0,033 (0,016 - 0,047)	0,052	Constr.: UI;UV <sup>37</sup>

Erläuterungen: BL: Modell ohne Constraints; IFL: Modell mit allen Faktorladungen invariant; IFL<sub>1</sub>(C(UWI;UV)): Modell mit invarianten Faktorladungen plus gleichem Strukturpfad UWI,UV; IFL<sub>2</sub> bis IFL<sub>5</sub> sind entsprechend; IFL<sub>6</sub>: Faktorladungen, Kovarianzen und Strukturpfade sind gleich.

#### A7.2 Invarianz der Messmodelle

	Modellvergleich	$\Delta$ S-B $\chi^2$ <sup>38</sup>	$\Delta$ df	Signifikant? (p $\leq$ 0,05)	$\Delta$ CFI
<b>M_BL</b>	---	---	---		---
<b>M_IFL</b>	M_IFL vs. M_BL	10,186	6	Nein	0,003

<sup>37</sup> Dieses Constraint zu löschen, wird zwar vorgeschlagen, allerdings ist das vorliegende Modell sehr gut an die Daten angepasst. Es besteht demnach kein Grund, dies auszuführen.

<sup>38</sup> Errechnet auf Grundlage der Formel nach Byrne (2006: 219).

**A8: Modell mit invarianten Faktorladungen – SEM\_IFL**

Konstrukt	Indikator	Effekte				
		AKTIV		INAKTIV		
		unstandardisiert (SE) T-Wert	standardisiert	unstandardisiert (SE) T-Wert	standardisiert	
UWI	→	UWI1	<b>1,0+</b>	0,638**	<b>1,0+</b>	0,614**
	→	UWI2	<b>1,184**</b> (0,110) 10,748	0,694**	<b>1,184**</b> (0,110) 10,748	0,690**
	→	UWI3	<b>1,368**</b> (0,124) 11,047	0,693**	<b>1,368**</b> (0,124) 11,047	0,729**
UWE	→	UWE1	<b>1,0+</b>	0,741**	<b>1,0+</b>	0,658**
	→	UWE2	<b>0,982**</b> (0,137) 7,167	0,643**	<b>0,982**</b> (0,137) 7,167	0,633**
UI	→	UI1	<b>1,0+</b>	0,825**	<b>1,0+</b>	0,814**
	→	UI2	<b>0,930**</b> (0,056) 16,556	0,683**	<b>0,930**</b> (0,056) 16,556	0,779**
	→	UI3	<b>0,895**</b> (0,051) 17,662	0,735**	<b>0,895**</b> (0,051) 17,662	0,732**
UV	→	UV1	<b>1,0+</b>	0,815**	<b>1,0+</b>	0,872**
	→	UV2	<b>0,907**</b> (0,139) 6,516	0,714**	<b>0,907**</b> (0,139) 6,516	0,712**
		<b>Konstrukt</b>				
UWI	↔	UWE	<b>0,067**</b> (0,032) 2,110	0,173**	<b>0,054</b> (0,033) 1,636	0,146

Erläuterungen: \*\*  $p \leq 0,05$ ; + fixiert auf 1; ohne Markierung: n.s.

## Anhang B

### B1: Verwendete Variablen (Kapitel 2; SPSS Inputfile)

\*Gewichtung: Gewichtung Ost/West  
 Alter; Geschlecht; Bildung  
 GrVar: Variable zur Gruppenauswahl:  
 \*"Umweltwissen":  
 UWI1: Luftverschmutzung Industrie  
 UWI2: Pflanzenschutzmittel  
 UWI3: Wasserverschmutzung  
 \*"Umweltwertung":  
 UWE1: Schwierig viel für Umwelt zu tun  
 UWE2: Umweltschutz alleine nutzlos  
 \*"Umweltintention":  
 ...WÜRDE  
 UI1: ...Höhere Preise für Umwelt  
 UI2: ...Höhere Steuern  
 UI3: ...Geringerer Lebensstandard  
 \*"Umweltverhalten":  
 UV1: Energieverbrauch einschränken  
 UV2: Wasser sparen.

### B2: Analyse fehlender Werte (Kapitel 3; SPSS-Inputfile)

```
*Erstellung 'FEHLT'.
compute FEHLT=-1.
compute miss=0.
count miss = UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 (missing).
fre miss.
if (miss>0) FEHLT=1.
if (miss=0) FEHLT=0.
fre FEHLT.
```

\*Little's Test auf MCAR – vgl. Anhang A1.1.

```
MVA VARIABLES=UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Geschlecht
GrVar Gewichtung
/CATEGORICAL=GrVar Geschlecht
/EM(TOLERANCE=0.001 CONVERGENCE=0.0001 ITERATIONS=25).
```

\*logistische Regression – vgl. Anhang A1.2.

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES FEHLT
/METHOD=ENTER Alter Bildung Geschlecht.
```

**B3: Imputation (Kapitel 3.1; SPSS-Inputfile)**

```

*Imputation.
DATASET DECLARE Imputation.
MVA VARIABLES= UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Geschlecht
GrVar Gewichtung
/REGRESSION UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2
WITH UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Geschlecht GrVar Gewich-
tung
(TOLERANCE=0.001 FLIMIT=4.0 ADDTYPE=NONE
OUTFILE=Imputation).
DATASET ACTIVATE Imputation.
fre all.
*Aufbereiteter Datensatz 'IMPUTIERT'.
Add Files /file=* /Keep= UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Ge-
schlecht GrVar Gewichtung.
*Speichern des Datensatzes 'IMPUTIERT'.
save outfile= 'C:\[...]\AD_IMP.sav'
/compressed.

```

**B4: Deskriptive Analyse, Teil 1 (Kapitel 3.2; SPSS-Inputfile)**

```

*Erstellung Datensatz AKTIV.
select if GrVar=1.
Add Files /file=* /Keep=UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Ge-
schlecht GrVar Gewichtung.
save outfile= 'C:\[...]\EQS_IMP_AKTIV.sav'.
*Erstellung EQS Datensatz INAKTIV.
get file= 'C:\[...]\AD_IMP.sav'.
select if GrVar=0.
Add Files /file=* /Keep=UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2 Alter Bildung Ge-
schlecht GrVar Gewichtung.
save outfile= 'C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV.sav'.
*Random Sampling - Fälle in der Gruppe INAKTIV anpassen.
get file= 'C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV.sav'.
SAMPLE .40.
FREQUENCIES all.
save outfile= 'C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV_400.sav'.

```

**B5: Deskriptive Analyse, Teil 2 (Kapitel 3.2; Anhang A1.3, A1.4 und A2; SPSS-Inputfile)**

```

get file= 'C:\[...]\EQS_IMP_AKTIV.sav'.
WEIGHT by Gewichtung.
CORRELATIONS
/VARIABLES= UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2
/PRINT=TWOTAIL NOSIG
/MISSING=LISTWISE.
FREQUENCIES VARIABLES=UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2
/STATISTICS=STDDEV VARIANCE MINIMUM MAXIMUM MEAN MEDIAN SKEWNESS
KURTOSIS MODE
/HISTOGRAM
/ORDER=ANALYSIS.
WEIGHT OFF.

```

**B6: Explorative Faktorenanalyse/Reliabilitätsprüfung (Kapitel 4.1; Anhang A4.1 und A5.1; SPSS-Inputfile)**

```
get file= 'C:[...]\EQS_IMP_AKTIV.sav'.
WEIGHT by Gewichtung.
FACTOR
VARIABLES UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2
/MISSING LISTWISE
/ANALYSIS UWI1 UWI2 UWI3 UWE1 UWE2 UI1 UI2 UI3 UV1 UV2
/PRINT INITIAL CORRELATION SIG KMO AIC EXTRACTION ROTATION
/PLOT EIGEN ROTATION
/CRITERIA MINEIGEN(1) ITERATE(25)
/EXTRACTION PC
/CRITERIA ITERATE(25) DELTA(0)
/ROTATION OBLIMIN
/METHOD=CORRELATION.
```

```
*****Cronbachs Alpha*****.
```

```
*Faktor: Umweltwissen.
```

```
RELIABILITY
/VARIABLES=UWI1 UWI2 UWI3
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

```
*Faktor: Umweltwertung.
```

```
RELIABILITY
/VARIABLES= UWE1 UWE2
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/STATISTICS=SCALE
/SUMMARY=TOTAL.
```

```
*Faktor: Umweltintention.
```

```
RELIABILITY
/VARIABLES=UI1 UI2 UI3
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

```
*Faktor: Umweltverhalten.
```

```
RELIABILITY
/VARIABLES=UV1 UV2
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
WEIGHT OFF.
```



**B7: Konfirmative Reliabilitäts-/Validitätsprüfung (Kapitel 4.1; Anhang A4.2 + A5.2; EQS-Inputfile)**

/TITLE

Reliabilitäts-/Validitätsprüfung der Messmodelle IN-/AKTIV: MIO/MA0;

Kapitel 4.1 und Anhang: A4.2 + A5.2; 4 Faktoren; Kovarianzen = \*;

Zum Test auf Diskriminanzvalidität wird jeweils eine Kovarianz auf "1" gesetzt (A4.3/A5.3);

Dieses Modell (bspw. MA1(Cov(UWI;UWE)=1)) wird dann mit dem Modell MA0 verglichen etc.;

/SPECIFICATIONS

DATAFILE='C:\[...]\EQS\_IMP\_AKTIV.ess';

VARIABLES= 14; CASES= 371;

MATRIX=RAW; WT=V14;

METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS

V1=UWI1;

V2=UWI2;

V3=UWI3;

V4=UWE1;

V5=UWE2;

V6=UI1;

V7=UI2;

V8=UI3;

V9=UV1;

V10=UV2;

V11=ALTER;

V12=BILDUNG;

V13=GESCHLECHT;

V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;

F2=UMWELTWERTUNG;

F3=UMWELTINTENTION;

F4=UMWELTVERHALTEN;

/EQUATIONS

V1=F1+E1;

V2=\*F1+E2;

V3=\*F1+E3;

V4=F2+E4;

V5=\*F2+E5;

V6=F3+E6;

V7=\*F3+E7;

V8=\*F3+E8;

V9=F4+E9;

V10=\*F4+E10;

/VARIANCES

E1=\*;

E2=\*;

E3=\*;

E4=\*;

E5=\*;

E6=\*;

E7=\*;

E8=\*;

E9=\*;

E10=\*;

**B8: Gruppenvergleich "AKTIV" vs. "INAKTIV" (Kapitel 5; EQS-Inputfile)**

/TITLE

Gruppenvergleich "AKTIV" vs. "INAKTIV"

4 Faktoren - Messmodell

Integriertes Baselinemodell (M\_BL)

M\_IFL: Wenn aus dieser Syntax die "!" vor der Kommandozeile entfernt werden, dann sind ALLE

FAKTORLADUNGEN Invariant;

Dieses M\_IFL wird dann mit M\_BL verglichen;

Das geschieht anhand des Delta-CFI, LM-Tests sowie mittels Chi<sup>2</sup>-Differenzentests;

/SPECIFICATIONS

DATAFILE='C:\[...]\EQS\_IMP\_AKTIV.ess';

VARIABLES= 14; CASES= 371; Groups=2; WT=V14;

MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS

V1=UWI1;

V2=UWI2;

V3=UWI3;

V4=UWE1;

V5=UWE2;

V6=UI1;

V7=UI2;

V8=UI3;

V9=UV1;

V10=UV2;

V11=ALTER;

V12=BILDUNG;

V13=GESCHLECHT;

V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;

F2=UMWELTWERTUNG;

F3=UMWELTINTENTION;

F4=UMWELTVERHALTEN;

/EQUATIONS

V1=F1+E1;

V2=\*F1+E2;

V3=\*F1+E3;

V4=F2+E4;

V5=\*F2+E5;

V6=F3+E6;

V7=\*F3+E7;

V8=\*F3+E8;

V9=F4+E9;

V10=\*F4+E10;

/VARIANCES

E1=\*;

E2=\*;

E3=\*;

E4=\*;

E5=\*;

E6=\*;

```
E7=*;
E8=*;
      E9=*;
      E10=*;

F1=*;
F2=*;
F3=*;
F4=*;

/Covariances
F1,F2=*;
F1,F3=*;
F1,F4=*;
F2,F3=*;
F2,F4=*;
F3,F4=*;

/Print
Fit=All;
/END

/TITLE
Gruppe 2 "INAKTIV"

/SPECIFICATIONS
DATAFILE='C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV_400.ess';
VARIABLES= 14; CASES= 390; WT=V14;
MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS
V1=UWI1;
V2=UWI2;
V3=UWI3;
      V4=UWE1;
      V5=UWE2;
            V6=UI1;
            V7=UI2;
            V8=UI3;
                  V9=UV1;
                  V10=UV2;
                          V11=ALTER;
                          V12=BILDUNG;
                          V13=GESCHLECHT;
                          V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;
F2=UMWELTWERTUNG;
F3=UMWELTINTENTION;
F4=UMWELTVERHALTEN;
/EQUATIONS
V1=F1+E1;
V2=*F1+E2;
V3=*F1+E3;
      V4=F2+E4;
      V5=*F2+E5;
```

```

        V6=F3+E6;
        V7=*F3+E7;
        V8=*F3+E8;
            V9=F4+E9;
            V10=*F4+E10;

/VARIANCES
E1=*;
E2=*;
E3=*;
    E4=*;
    E5=*;
        E6=*;
        E7=*;
        E8=*;
            E9=*;
            E10=*;

F1=*;
F2=*;
F3=*;
F4=*;

/Covariances
F1,F2=*;
F1,F3=*;
F1,F4=*;
F2,F3=*;
F2,F4=*;
F3,F4=*;

/Print
Fit=All; /LMTEST
/WTEST
/END

```

### **B9: Gruppenvergleich "AKTIV" vs. "INAKTIV";**

```

/TITLE
Gruppenvergleich "AKTIV" vs. "INAKTIV"
4 Faktoren – SEM-Modell; Syntax für das invariante Strukturgleichungsmodell (SEM_IFL) - ALLE
FAKTORLADUNGEN invariant;

/SPECIFICATIONS
DATAFILE='C:\[...]\EQS_IMP_AKTIV.ess';
VARIABLES= 14; CASES= 371; Groups=2; WT=V14;
MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS
V1=UWI1;
V2=UWI2;
V3=UWI3;
    V4=UWE1;
    V5=UWE2;
        V6=UI1;
        V7=UI2;
        V8=UI3;

```

```
V9=UV1;
V10=UV2;
    V11=ALTER;
    V12=BILDUNG;
    V13=GESCHLECHT;
    V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;
F2=UMWELTWERTUNG;
F3=UMWELTINTENTION;
F4=UMWELTVERHALTEN;

/EQUATIONS
V1=F1+E1;
V2=*F1+E2;
V3=*F1+E3;
    V4=F2+E4;
    V5=*F2+E5;
        V6=F3+E6;
        V7=*F3+E7;
        V8=*F3+E8;
            V9=F4+E9;
            V10=*F4+E10;
F4=*F1+*F2+*F3+D4;

/VARIANCES
E1=*;
E2=*;
E3=*;
    E4=*;
    E5=*;
        E6=*;
        E7=*;
        E8=*;
            E9=*;
            E10=*;

D4=*;
F1=*;
F2=*;
F3=*;

/Covariances
F1,F2=*;
F1,F3=*;
F2,F3=*;

/Print
Fit=All;

/END

/TITLE
Gruppe 2 "INAKTIV"

/SPECIFICATIONS
```

```
DATAFILE='C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV_400.ess';  
VARIABLES= 14; CASES= 390; WT=V14;  
MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;
```

```
/LABELS
```

```
V1=UWI1;  
V2=UWI2;  
V3=UWI3;  
    V4=UWE1;  
    V5=UWE2;  
        V6=UI1;  
        V7=UI2;  
        V8=UI3;  
            V9=UV1;  
            V10=UV2;  
                V11=ALTER;  
                V12=BILDUNG;  
                V13=GESCHLECHT;  
                V14=Gewichtung;
```

```
F1=UMWELTWISSEN;  
F2=UMWELTWERTUNG;  
F3=UMWELTINTENTION;  
F4=UMWELTVERHALTEN;
```

```
/EQUATIONS
```

```
V1=F1+E1;  
V2=*F1+E2;  
V3=*F1+E3;  
    V4=F2+E4;  
    V5=*F2+E5;  
        V6=F3+E6;  
        V7=*F3+E7;  
        V8=*F3+E8,  
            V9=F4*E9;  
            V10=*F4*E10;  
F4=*F1+*F2+*F3+D4;
```

```
/VARIANCES
```

```
E1=*;  
E2=*;  
E3=*;  
    E4=*;  
    E5=*;  
        E6=*;  
        E7=*;  
        E8=*;  
            E9=*;  
            E10=*;  
    D4=*;  
F1=*;  
F2=*;  
F3=*;
```

```
/Covariances
```

```
F1,F2=*;
```

```

F1,F3=*;
F2,F3=*;

/Print
Fit=All;

/Constraint
(1,V2,F1) = (2,V2,F1);
(1,V3,F1) = (2,V3,F1);
    (1,V5,F2) = (2,V5,F2);
        (1,V7,F3) = (2,V7,F3);
        (1,V8,F3) = (2,V8,F3);
            (1,V10,F4) = (2,V10,F4);

/LMTEST
/WTEST
/END

```

### **B10: Test auf strukturelle Effekte (Kapitel 5.2; EQS-Inputfile)**

```

/TITLE
Gruppenvergleich "AKTIV" vs. "INAKTIV";
4 Faktoren – SEM-Modell; ALLE FAKTORLADUNGEN GLEICH; Strukturpfad: F1 GLEICH;
Vergleich mit SEM_IFL;
Dies geschieht anhand des Delta-CFI, LM-Tests sowie Chi2-Differenzentests;

/SPECIFICATIONS
DATAFILE='C:\[...]\EQS_IMP_AKTIV.ess';
VARIABLES= 14; CASES= 371; Groups=2; WT=V14;
MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS
V1=UWI1;
V2=UWI2;
V3=UWI3;
    V4=UWE1;
    V5=UWE2;
        V6=UI1;
        V7=UI2;
        V8=UI3;
            V9=UV1;
            V10=UV2;
                V11=ALTER;
                V12=BILDUNG;
                V13=GESCHLECHT;
                V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;
F2=UMWELTWERTUNG;
F3=UMWELTINTENTION;
F4=UMWELTVERHALTEN;

/EQUATIONS
V1=F1+E1;
V2=*F1+E2;
V3=*F1+E3;
    V4=F2+E4;

```

```
V5=*F2+E5;
      V6=F3+E6;
      V7=*F3+E7;
      V8=*F3+E8;
          V9=F4+E9;
          V10=*F4+E10;
F4=*F1+*F2+*F3+D4;

/VARIANCES
E1=*;
E2=*;
E3=*;
      E4=*;
      E5=*;
          E6=*;
          E7=*;
          E8=*;
              E9=*;
              E10=*;
          D4=*;

F1=*;
F2=*;
F3=*;

/Covariances
F1,F2=*;
F1,F3=*;
F2,F3=*;

/Print
Fit=All;
/END

/TITLE
Gruppe 2 "INAKTIV"

/SPECIFICATIONS
DATAFILE='C:\[...]\EQS_IMP_INAKTIV_400.ess';
VARIABLES= 14; CASES= 390; WT=V14;
MATRIX=RAW; METHOD=ML,Robust; ANALYSIS=Covariance;

/LABELS
V1=UWI1;
V2=UWI2;
V3=UWI3;
      V4=UWE1;
      V5=UWE2;
          V6=UI1;
          V7=UI2;
          V8=UI3;
              V9=UV1;
              V10=UV2;
                  V11=ALTER;
                  V12=BILDUNG;
                  V13=GESCHLECHT;
```



V14=Gewichtung;

F1=UMWELTWISSEN;  
 F2=UMWELTWERTUNG;  
 F3=UMWELTINTENTION;  
 F4=UMWELTVERHALTEN;

/EQUATIONS

V1=F1+E1;  
 V2=\*F1+E2;  
 V3=\*F1+E3;  
     V4=F2+E4;  
     V5=\*F2+E5;  
         V6=F3+E6;  
         V7=\*F3+E7;  
         V8=\*F3+E8;  
             V9=F4+E9;  
             V10=\*F4+E10;  
 F4=\*F1+\*F2+\*F3+D4;

/VARIANCES

E1=\*;  
 E2=\*;  
 E3=\*;  
     E4=\*;  
     E5=\*;  
         E6=\*;  
         E7=\*;  
         E8=\*;  
             E9=\*;  
             E10=\*;  
             D4=\*;  
 F1=\*;  
 F2=\*;  
 F3=\*

/Covariances

F1,F2=\*;  
 F1,F3=\*;  
 F2,F3=\*

/Print

Fit=All;

/Constraint

(1,V2,F1) = (2,V2,F1);  
 (1,V3,F1) = (2,V3,F1);  
     (1,V5,F2) = (2,V5,F2);  
         (1,V7,F3) = (2,V7,F3);  
         (1,V8,F3) = (2,V8,F3);  
             (1,V10,F4) = (2,V10,F4);  
             (1,F4,F1) = (2,F4,F1);

/LMTEST

/WTEST

/END

## **SISS:**

### **Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart**

<http://www.uni-stuttgart.de/soz/institut/forschung/siss.html>

- No. 48/2020 Analyse und Schätzung von Mehrgruppen-Strukturgleichungsmodellen mittels SPSS und EQS. Eine praxisnahe Anleitung.  
Andreas Wahl, Dieter Urban
- No. 47/2020 Machine Learning basierte Response Style Identifikation: eine simulations-statistische Pilotstudie.  
Thomas Krause
- No. 46/2019 Informationskriterien zur latenten Klassenidentifikation für Multiple Indicator Growth Mixture Models.  
Thomas Krause
- No. 45/2017 Die Angst vor dem Fremden. Ein Vignettenexperiment zur Bedrohungswahrnehmung. Ergebnisse eines studentischen Projektseminars.  
Alexander Geisler, Alexandra Möck, Rebecca Nell, Svenja Wiechmann, Thomas Krause
- No. 44/2016 Regressionsanalyse bei fehlenden Variablenwerten (missing values): Imputation oder Nicht-Imputation? Eine Anleitung für die Regressionspraxis mit SPSS.  
Dieter Urban, Jochen Mayerl, Andreas Wahl
- No. 43/2014 Meta-Analyse mit Mehrebenenmodellen unter Verwendung von HLM.  
Joachim Fiebig, Dieter Urban
- No. 42/2013 Panelanalyse mit Mehrebenenmodellen. Eine anwendungsorientierte Einführung.  
Thomas Krause, Dieter Urban
- No. 41/2012 Meta-Analyse und "publication bias". Eine empirisch-statistische Fallstudie.  
Joachim Fiebig, Gerrit Rüdibusch, Dieter Urban
- No. 40/2011 Pädosexuelle Viktimisierung und pädosexuelle Straffälligkeit. Ein „harter“ empirischer Hypothesentest.  
Dieter Urban, Joachim Fiebig
- No. 39/2010 Binär-logistische Regressionsanalyse.  
Grundlagen und Anwendung für Sozialwissenschaftler.  
Jochen Mayerl, Dieter Urban
- No. 38/2010 Das Working-Poor-Problem in Deutschland.  
Empirische Analysen zu den Ursachen von Armut trotz Erwerbstätigkeit.  
Leonie Hellmuth, Dieter Urban
- No. 37/2010 Der Bystander-Effekt in alltäglichen Hilfesituationen: Ein nicht-reaktives Feldexperiment.  
Katrín Alle, Jochen Mayerl
- No. 36/2008 Berufseintritt und Berufssituation von Soziologieabsolventen der Universität Stuttgart. Deskriptive Ergebnisse einer Absolventenbefragung aus dem Jahr 2007.  
Jochen Mayerl, Dieter Urban
- No. 35/2007 Antwortlatenzzeiten in TRA-Modellen. Zur statistischen Erklärung von (Geld)-Spendenverhalten.  
Dieter Urban, Jochen Mayerl
- No. 34/2006 Zur soziologischen Erklärung individuellen Geldspendens.  
Eine Anwendung und Erweiterung der Theory of Reasoned Action unter Verwendung von Antwortlatenzzeiten in einem Mediator-Moderator-Design.  
Jochen Mayerl

## **SISS:**

### **Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart**

<http://www.uni-stuttgart.de/soz/institut/forschung/siss.html>

- No. 33/2006 Ist Bildung gleich Bildung? Der Einfluss von Schulbildung auf ausländerablehnende Einstellungen in verschiedenen Alterskohorten.  
Klaus Hadwiger
- No. 32/2005 Analyzing cognitive processes in CATI-Surveys with response latencies: An empirical evaluation of the consequences of using different baseline speed measures.  
Jochen Mayerl, Piet Sellke, Dieter Urban
- No. 31/2005 Persönliche Netzwerke in der Systemtheorie.  
Jan A. Fuhse
- No. 30/2004 Erhöht ein Opfer-Täter-Zyklus das Risiko, Sexualstraftaten als pädosexuelle Straftaten zu begehen? Ergebnisse einer ereignisanalytischen Pilotstudie.  
Dieter Urban, Heiko Lindhorst
- No. 29/2003 Können Nonattitudes durch die Messung von Antwortreaktionszeiten ermittelt werden? Eine empirische Analyse computergestützter Telefoninterviews.  
Jochen Mayerl
- No. 28/2003 Systeme, Netzwerke, Identitäten. Die Konstitution sozialer Grenzziehungen am Beispiel amerikanischer Straßengangs.  
Jan A. Fuhse
- No. 27/2002 Probleme bei der Messung individueller Veränderungsraten.  
13 empirisch und methodisch induzierte Effekte, die es schwierig machen, Veränderungen von generalisierten Bewertungen zu ermitteln.  
Dieter Urban
- No. 26/2002 Vertrauen und Risikoakzeptanz. Zur Relevanz von Vertrauen bei der Bewertung neuer Technologien.  
Martin Slaby, Dieter Urban
- No. 25/2002 Risikoakzeptanz als individuelle Entscheidung. Zur Integration der Risikoanalyse in die nutzentheoretische Entscheidungs- und Einstellungsforschung.  
Martin Slaby, Dieter Urban
- No. 24/2001 Ist Glück ein affektiver Sozialindikator subjektiven Wohlbefindens? Dimensionen des subjektiven Wohlbefindens und die Differenz zwischen Glück und Zufriedenheit.  
Jochen Mayerl
- No. 23/2001 Religiosität und Profession. Longitudinale Analysen zur Entwicklung des religiösen Selbstbildes bei Erzieherinnen.  
Heiko Lindhorst
- No. 22/2001 Differentielle Technikakzeptanz, oder: Nicht immer führt die Ablehnung einer Technik auch zur Ablehnung ihrer Anwendungen. Eine nutzentheoretische und modell-statistische Analyse.  
Martin Slaby, Dieter Urban
- No. 21/2001 Unser „wir“ - ein systemtheoretisches Modell von Gruppenidentitäten.  
Jan A. Fuhse
- No. 20/2000 Längsschnittdatenanalysen mit latenten Wachstumskurvenmodellen in der politischen Sozialisationsforschung.  
Dieter Urban

## **SISS:**

### **Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart**

<http://www.uni-stuttgart.de/soz/institut/forschung/siss.html>

- No. 19/2000 Die Zufriedenheit von Stuttgarter Studierenden mit ihrer Lebens- und Wohnsituation. Erste deskriptive Ergebnisse einer sozialwissenschaftlichen Studie zu allgemeinen und bereichsspezifischen Zufriedenheiten der Studierenden des Campus Vaihingen und des Campus Hohenheim.  
Projektgruppe Campus: Slaby, M.; Grund, R.; Mayerl, J.; Noak, T.; Payk, B.; Sellke, P.; Urban, D.; Zudrell, I.
- No. 18/1999 Role Models and Trust in Socio-Political Institutions: A Case Study in Eastern Germany, 1992-96.  
Joachim Singelmann, Toby A. Ten Ayck, Dieter Urban
- No. 17/1998 Zur Interaktion zwischen Befragten und Erhebungsinstrument. Eine Untersuchung zur Konstanz des Meinungsurteils von Befragten im Interviewverlauf.  
Martin Slaby
- No. 16/1998 Technikeinstellungen: gibt es die überhaupt? Ergebnisse einer Längsschnittanalyse von Bewertungen der Gentechnik.  
Dieter Urban
- No. 15/1998 Bewertende Einstellungen zur Gentechnik: ihre Form, ihre Inhalte und ihre Dynamik. Kurzbericht zu Ergebnissen des Forschungsprojektes „Einstellungen zur Gentechnik“.  
Dieter Urban, Uwe Pfenning, Joachim Allhoff
- No. 14/1997 Politische Sozialisation im Transformationsprozeß: Die Entwicklung demokratiebezogener Einstellungen von ostdeutschen Jugendlichen und deren Eltern zwischen 1992 und 1996.  
Barbara Schmidt, Dieter Urban, Joachim Singelmann
- No. 13/1997 Die soziale Vererbung von Ausländer“feindlichkeit“. Eine empirische Längsschnittanalyse der intra- und intergenerativen Transmission von sozialen Einstellungen.  
Dieter Urban und Joachim Singelmann
- No. 12/1997 Gentechnik: „Fluch oder Segen“ versus „Fluch und Segen“. Bilanzierende und differenzierende Bewertungen der Gentechnik in der öffentlichen Meinung.  
Dieter Urban und Uwe Pfenning
- No. 11/1996 Einstellungsmessung oder Einstellungsgenerierung? Die Bedeutung der informationellen Basis bei Befragten für die empirische Rekonstruktion von Einstellungen zu gentechnischen Anwendungen.  
Martin Slaby
- No. 10/1996 Jugend und Politik im Transformationsprozeß. Eine Fallstudie zur Stabilität und Veränderung von politischen Einstellungen bei ostdeutschen Jugendlichen zwischen 1992 und 1995.  
Dieter Urban, Joachim Singelmann, Helmut Schröder
- No. 09/1995 Social Indicators in a Nonmetropolitan County: Testing the Representativeness of a Regional Nonrandom Survey in Eastern Germany.  
Dieter Urban, Joachim Singelmann
- No. 08/1995 Handbuch zur empirischen Erhebung von Einstellungen/Kognitionen zur Bio- und Gentechnologie (inklusive Diskette)  
(zweite, überarbeitete und erweiterte Auflage)  
Uwe Pfenning, Dieter Urban, Volker Weiss

**SISS:****Schriftenreihe des Instituts für Sozialwissenschaften der Universität Stuttgart**

<http://www.uni-stuttgart.de/soz/institut/forschung/siss.html>

- No. 07/1995 Latent Attitude Structures Directing the Perception of New Technologies.  
An Application of SEM-Methodology to the Construction of Attitude Measurement Models  
Related to Technologies of Prenatal Genetic Engineering and Testing.  
Dieter Urban
- No. 06/1995 Regionale Strukturprobleme.  
Sammelband der Beiträge zum Symposium vom 13. und 14. Oktober 1994.  
Frank C. Englmann (Hrsg.)
- No. 05/1995 Die Bedeutung Neuronaler Netze in der Ökonomie.  
Hermann Schnabl
- No. 04/1994 Rechtstatsachen zum Unternehmens- und Gesellschaftsrecht aus den neuen  
Bundesländern.  
Udo Kornblum
- No. 03/1994 Neue württembergische Rechtstatsachen zum Unternehmens- und  
Gesellschaftsrecht.  
Udo Kornblum
- No. 02/1994 Report on the German Machine Tool Industry.  
Frank C. Englmann, Christian Heyd, Daniel Köstler, Peter Paustian  
with the assistance of Susanne Baur and Peter Bergmann
- No. 01/1994 "Vertrauen" - soziologisch betrachtet. Ein Beitrag zur Analyse binärer  
Interaktionssysteme.  
Peter Antfang, Dieter Urban