V5 Die SEM-Analyse kann das Ausmaß von Messfehlern (zufallsbedingte Indikatorvarianzen) bei der Schätzung von Effektstärken berücksichtigen und kann deren Schätzung diesbezüglich korrigieren. Dadurch können messfehler-bereinigte Schätzungen von freien Strukturparametern erreicht werden, wodurch bei Analyse von Modellen mit latenten Konstrukten (z.B. mit latenten Einstellungsmustern) die Reliabilität der Modellanalyse wesentlich erhöht wird.

V6 Obwohl ihre Logik auf den Annahmen des allgemeinen linearen Modells der statistischen Analyse beruht, können in SE-Modellen auch nicht-lineare Beziehungen modelliert werden.

V7 Auch nicht-multivariat-normalverteilte und nicht-kontinuierliche Variablen (wie auch kategoriale Variablen) können aufgrund neuer verbesserter Schätzalgorithmen in SE-Modellen berücksichtigt werden.

V8 In der SEM-Analyse können durch Verwendung von Mehrfachmessungen (z.B. in Form von Paneldaten) auch Kovarianzstrukturen zwischen den Messfehlern modelliert werden, die es u.a. ermöglichen, Autokorrelationen unter den Messfehlern zuzulassen. Auf diese Weise können auch systematische Messfehlerverzerrungen (neben den zufälligen, s.o.) kontrolliert werden.

V9 SEM-Analysen können auch zur Analyse von dynamischen, zeitabhängigen Wachstums- und Entwicklungsmustern eingesetzt werden. Solche Analysen werden u.a. durch die Schätzung von sog. "Autoregressionsmodellen" oder (besser noch) von sog. "latenten Wachstumskurvenmodellen" ermöglicht.

1.3 Was ist eine messfehler-bereinigte (minderungskorrigierte) Analyse?

Einer der größten Vorteile der SEM-Analyse ist die dadurch gegebene Möglichkeit, sozialwissenschaftliche Strukturmodelle mit messfehler-bereinigten Variablenzusammenhängen schätzen zu können (vgl. V5 in Kap. 1.2). Was bedeutet das im Konkreten?

Viele Messungen in den Sozialwissenschaften, wie z.B. Einstellungsmessungen im Rahmen von Survey-Erhebungen, sind in ganz besonders hohem Maße fehlerbelastet. Das ist vor allem dann der Fall, wenn den gemessenen Einstellungen bestimmte subjektive Wissenselemente oder Bewertungen zugrunde liegen, die nur von geringer kognitiver Zentralität und Stabilität sind. Dann werden im

Messprozess häufig anstelle von konsistenten Einstellungshaltungen nur spontane Meinungsäußerungen ermittelt, die von aktuellen personalen Befindlichkeiten und von Assoziationen mit objektfremden Zieldimensionen bestimmt sind und somit fehlerhafte Messungen der jeweiligen Einstellung, aber auch fehlerhafte Messungen entsprechender Einstellungseffekte erzeugen.

Der Vorteil der SEM-Methodik besteht nun darin, dass diese Modelltechnik bei der Schätzung von Einflussbeziehungen zwischen zwei oder mehreren latenten Variablen (bzw. zwischen "theoretischen Konstrukten" bzw. zwischen "Faktoren" oder "Faktorvariablen") fehlerbereinigte bzw. "fehlerfreie" Schätzwerte liefern kann. Dies ist deshalb möglich, weil es die SEM-Methodik erlaubt, die Varianz eines jeden Items/Indikators in drei Teile zu zerlegen:

(a) in den Anteil von "valider Varianz", der durch die Beziehung zwischen manifestem Item und latentem Theoriekonstrukt entsteht;

(b) in den Anteil "systematischer Fehlervarianz", der u.a. (aber nicht nur!) durch Fehlerkorrelationen entsteht (s.u.), und der nur recht kompliziert zu messen ist[4];

(c) in den Anteil von "zufälliger Fehlervarianz", der durch unsystematische, rein zufällig verteilte Messwertverzerrungen entsteht.

Im Rahmen von SE-Modellschätzungen werden die beiden zuvor genannten Fehlervarianzen (b, c) geschätzt (entweder gemeinsam oder separat) und bei der Berechnung der Stärke von Beziehungen zwischen den Faktorvariablen berücksichtigt.

Die dadurch ermöglichte Fehlerbereinigung gilt nicht nur für zufällig entstandene Messwertverzerrungen. Im Kontext von SEM-Längsschnittanalysen können auch systematische Messfehler ermittelt und bei der Schätzung von Pfadkoeffizienten berücksichtigt werden. Systematische Messfehler entstehen z.B. durch Kovarianzen zwischen den Fehlertermen in Folge von Effekten, die durch bestimmte Erhebungsmethoden ausgelöst werden (z.B. durch die Breite von Ratingskalen oder die Verwendung von Skalen mit expliziter "keine Angabe"- oder "weiß nicht"-Kategorie).

Im Folgenden sollen in aller Kürze einige zentrale Merkmale des fehlerkorrigierten Schätzverfahrens herausgestellt werden.

4 Die systematische Fehlervarianz ist z.B. in einem MTMM-Design (a.a.O.) messbar, in welchem mehrere Methodenfaktoren (a.a.O.) spezifiziert werden. Mit diesen Methodenfaktoren können u.a. die Effekte von verschiedenen Antwortstilen kontrolliert werden, indem z.B. ein Methodenfaktor für die negativ semantisierten Items längerer Itembatterien und ein anderer Methodenfaktor für die positiv semantisierten Items bestimmt wird (vgl. dazu Horan/ DiStefano/ Motl 2003).

Messfehler verteilen sich innerhalb einer Stichprobe entweder zufällig oder überzufällig (d.h. systematisch) oder weisen sowohl zufällige als auch systematische Eigenschaften auf:

So sind z.B. systematische Messwertverzerrungen bei einer Erhebung von intersubjektiv gültigen Deutungsmustern gegenüber neuen Technologien immer dann gegeben, wenn die Messwerte durch gruppenspezifische Assoziationen der jeweiligen Technologie mit technologiefremden Wertorientierungen bestimmt werden. Dies wäre z.B. dann der Fall, wenn Risiko-Perzeptionen gegenüber neuartigen Anwendungen der Gentechnik auf dem Umweg über Negativ-Assoziationen mit dem selbstständigen kognitiven Konstrukt "Umweltbewusstsein" (dessen Ausprägungen gruppenspezifisch verteilt sind) gesteuert würden.

Wenn, wie das beim vorstehenden Beispiel der Fall ist, die systematischen Komponenten einer Messverzerrung einem für alle Respondenten gültigen Muster folgen, so wird sich das Zentrum der gemessenen Variablen verschieben und es wird für die statistische Analyse sehr schwierig werden, diesen Effekt zu kontrollieren (es sei denn, die objektfremde Quelle der systematischen Messvariation ist bekannt und kann als eigenständiger Faktor in ein entsprechendes Statistikmodell aufgenommen werden).

Im Unterschied dazu ist es für die statistische Modellschätzung einfacher, ihre Ergebnisse gegenüber den Effekten von zufällig variierenden Messfehlern abzusichern. Diese können im Unterschied zu systematischen Verzerrungen z.B. dann auftreten, wenn interindividuell variierende Kognitionen aufgrund von unterschiedlichen individuellen Befindlichkeiten entstehen. Diese sind dann zufällig verteilt und werden z.B. nicht durch gruppenspezifische Assoziationen mit bestimmten, objektfremden Kognitionen in systematischer Weise beeinflusst.

Derart ausgelöste, zufällige Messfehler können, wenn sie nicht innerhalb eines Statistikmodells zu kontrollieren sind, den Anteil nicht-"erklärter" bzw. nicht-ausgeschöpfter Variation u.U. extrem erhöhen und dadurch den "wahren" Zusammenhang zwischen den Konstrukten eines Theoriemodells bis zur Unkenntlichkeit verschleiern. Denn generell führt die Nicht-Berücksichtigung von zufälligen Messfehlern zu Verzerrungen der jeweiligen Parameterschätzungen in Richtung des Null-Wertes.

So konnte z.B. eine Studie zu verschiedenen Determinanten des AIDS-bezogenen Risikoverhaltens den Anteil erklärter Varianz um das 2.9-Fache steigern (von $R^2 = 0.15$ auf $R^2 = 0.43$), nachdem bei drei von acht Modellkomponenten eine Messfehlerkontrolle vorgenommen wurde (Wang et al. 1995).

Dies bedeutet: Zufällige Messfehler beeinträchtigen die Reliabilität von Messungen und reduzieren damit die Qualität entsprechender empirischer Studien in sehr beträchtlichem Ausmaß.

Bollen (1989: 154-159) kann zeigen, dass das Quadrat einer Korrelation zwischen den zwei manifesten Indikatorvariablen Y_1 und Y_2 gleich dem Produkt von deren Reliabilitäten und der wahren quadrierten Korrelation zwischen den zugehörigen latenten Faktoren F_{Y1} und F_{Y2} ist:

$$r_{Y1,Y2}^2 = REL_{Y1} \times REL_{Y2} \times r_{FY1,FY2}^2$$

Daraus ergibt sich die klassische Formel, nach der auch ohne SEM-Methodik beliebige Korrelationskoeffizienten hinsichtlich des verzerrenden Einflusses vorhandener Messfehler zu korrigieren sind:

$$r_{FY1,FY2} = \frac{r_{Y1,Y2}}{\sqrt{REL_{Y1} \times REL_{Y2}}}$$

Ist z.B. die beobachtete Korrelation zwischen Y_1 und Y_2 gleich 0.36 und betragen die jeweiligen Reliabilitäten 0.75 und 0.54, so ergibt sich nach der obigen Formel als messfehler-bereinigte Korrelation ein Wert von 0.57.

Dabei können die Reliabilitätskoeffizienten nach verschiedenen Verfahren ermittelt werden. Zu den bekanntesten gehört die Test-Retest-Methode (Korrelationen zwischen verschiedenen Messzeitpunkten) und die Methode der internen Konsistenzberechnung (Cronbachs Alpha, a.a.O. Reliabilität).

Zu Letzterer wird hier ein Beispiel für eine Minderungskorrektur gegeben (aus Bedeian et al. 1997):

Es soll die minderungskorrigierte Korrelation zwischen F_1 und F_2 berechnet werden. Zur Vereinfachung wird angenommen, dass nur die Messung von F_1 riskant ist und dass deshalb F_1 mit vier Indikatoren gemessen wurde (Y_1, Y_2, Y_3, Y_4). Der Faktor F_2 kann zuverlässig (d.h. mit einer Reliabilität von 1.0) mit nur einem Indikator (Y_5) gemessen werden.

Es muss also zunächst die Reliabilität der Messung von F_1 ermittelt werden. Zwischen den vier Indikatoren von F_1 (k=4) bestehe (so die Annahme) eine durchschnittliche Korrelation von 0.40. Die Reliabilität (REL) berechnet sich dann nach:

$$REL = \frac{k \times r}{1 + (k-1)r}$$

Nach dieser Formel ergibt sich für die Reliabilität (REL) der Messung von F_1 ein Wert von:
4×0.40 / (1+(4-1)0.40) = 0.727. Wenn nun die unkorrigierte durchschnittliche Korrelation zwischen den Indikatoren von F_1 (Y_1 bis Y_4) und dem Indikator von F_2 (Y_5) einen Wert von 0.270 hat, nimmt nach der obigen Formel für $r_{FY1,FY2}$ die fehlerkorrigierte Korrelation zwischen F_1 und F_2 nunmehr einen deutlich erhöhten Wert von 0.317 an:

$$r_{F1,F2} = \frac{r_{Y_{1,2,3,4}Y_5}}{\sqrt{REL_{Y_{1,2,3,4}} \times REL_{Y_1}}} = \frac{0.270}{\sqrt{0.727 \times 1}} = 0.317$$

Nach der klassischen Testtheorie kann die wahre Reliabilität als derjenige Anteil der Varianz in einem Indikator bestimmt werden, der ausschließlich durch Einflüsse des wahren Faktors, d.h. des Faktors, der dem Indikator zugrunde liegt, entsteht. Kann dadurch die gesamte Varianz erklärt werden, ist die Reliabilität gleich 1.00. Ansonsten gibt es immer einen Varianzanteil, der durch Fehlereinflüsse verursacht wird.

Dementsprechend wird in der SEM-Methodik die Differenz zwischen idealer Reliabilität von 1.0 und tatsächlicher Reliabilität als derjenige Varianzanteil eines Indikators verstanden, der von faktorfremden Einflüssen herrührt. Sie wird dort deshalb auch als Fehlervarianz bezeichnet.[5]

In Ein-Gleichungsmodellen haben reduzierte Reliabilitäten bzw. existierende Messfehler je nach Modellstatus der davon betroffenen Variablen unterschiedliche Konsequenzen für die statistische Analyse.

Wird z.B. eine Regressionsanalyse durchgeführt, können Messfehler in der abhängigen Variablen (Y) die unstandardisierten Regressionskoeffizienten nicht verzerren, da der jeweilige Messfehler auch Bestandteil des Fehlerterms dieser Variablen wird und damit praktisch von der Residualkategorie absorbiert wird. Jedoch verzerren Messfehler die Schätzwerte der standardisierten Regressionskoeffizienten, da diese u.a. von der Standardabweichung von abhängiger und unabhängiger Variablen bestimmt werden.

Messfehler in unabhängigen Variablen (X) können demgegenüber auch die unstandardisierten Schätzwerte von Regressionsanalysen extrem verzerren und es kann leicht gezeigt werden, dass in diesem Falle der geschätzte unstandardisierte Regressionskoeffizient (b) ein Produkt aus wahrem Parameter (β) und reduzierter Reliabilität (REL_x) ist (vgl. Wang et al. 1995: 321). Wird dementsprechend die Schätzung von β um die Höhe des aufgrund mangelnder Reliabilität bestehenden Messfehlers korrigiert, steigt der geschätzte Regressionskoeffizient in Abhängigkeit zum Ausmaß des Messfehlers an.

So zeigt Bollen in einem Anwendungsbeispiel, dass der bei einer Regressionsschätzung ohne Kontrolle von Messfehlern ermittelte Koeffizient von 0.107 auf einen Wert von 0.291 ansteigt, wenn die Schätzung hinsichtlich der beschränkten Reliabilität von 0.5 korrigiert wird (ders. 1989:164).

In multiplen Regressionsmodellen muss die oben gezeigte Abhängigkeit zwischen der Höhe des kontrollierten Messfehlers und dem Anstieg des geschätzten Regressionskoeffizienten nicht für jeden der spezifizierten Effekte gelten. Bei vorhandener Multikollinearität (a.a.O.) können die Schätzwerte zweiter und dritter Effekte (b_2, b_3) bei Messfehlerkontrolle an b_1 durchaus rückläufig sein, wenn die Schätzung dieser Effekte nicht auch gleichzeitig hinsichtlich bestehender Messfehler bereinigt wird („ ... measurement error does not always attenuate regression coefficients. Coefficients from equations that ignore error in variables can be higher, lower, or even the same as the true coefficients." Bollen 1989: 165).

Mithin gilt: Bestehen die zu schätzenden Modelle aus mehreren Gleichungen (da mehr als nur ein abhängiger Faktor existiert), sind die oben skizzierten Effektdifferenzierungen nicht mehr gültig. Dann können u.U. auch nicht spezifizierte Messfehler der abhängigen Variablen die Parameterschätzungen ganz entscheidend verzerren. Z.B. konnte Rigdon (1994) bei einem Modell mit zwei unabhängigen und zwei abhängigen Faktoren beobachten, dass die Berücksichtigung von Messfehlern bei den Indikatoren der abhängigen Faktoren den Anteil erklärter Varianz von 0.44 auf 0.61 ansteigen ließ.

Obwohl also auch in diesem Beispiel eine Kontrolle der Messfehler die Höhe der geschätzten Regressionskoeffizienten und das Ausmaß der erklärten Varianzanteile vergrößerte, lässt sich daraus keine allgemein gültige Regelmäßigkeit ableiten. Denn mit zunehmender Komplexität von Strukturmodellen werden leider auch die möglichen Konsequenzen von messfehler-bereinigten Schätzungen zunehmend unvorhersehbar (vgl. Bollen 1989: 175).

5 Technisch betrachtet wird im SE-Modell die Varianz des Fehlers als freier Parameter geschätzt, jedoch die Kausalbeziehung von Fehler auf Indikator deterministisch auf einen Wert von 1.0 fixiert. Dadurch ist die geschätzte Varianz des Fehlers auch automatisch derjenige Varianzanteil des Indikators, der allein aufgrund von Fehlereinflüssen entsteht.

Auf jeden Fall ist aber davor zu warnen, das Verfahren der Messfehlerkorrektur (bzw. die SEM-Analyse überhaupt) bei sehr schwachen Interkorrelationen zwischen den Indikatoren eines Faktors einzusetzen. In solchen Fällen führt die Messfehlerkorrektur dazu, dass die Parameter-Schätzwerte unrealistisch inflationiert werden. Bedeian et al. (1997) verdeutlichen dies an einem aufschlussreichen Beispiel:

In einem Modell beeinflusst der Faktor F_1 (mit den Indikatoren Y_1, Y_2, Y_3) den Faktor F_2 (mit den Indikatoren Y_4, Y_5, Y_6). Alle Mittelwerte von Y_k betragen 10, alle Standardabweichungen von Y_k betragen 2. Im Beispiel bleiben alle Korrelationen zwischen den Indikatoren Y_1 bis Y_3 konstant bei r=0.20 und alle Faktorladungen von F_1 betragen konstant 0.45. Variiert werden also nur die Interkorrelationen zwischen den Indikatoren Y_4 bis Y_6 des Faktors F_2.

Zunächst haben alle Korrelationen zwischen den Indikatoren von F_2 einen Wert von 0.80. Und damit sind alle Faktorladungen bei F_2 von der Größe 0.89. Daraus ergibt sich eine korrigierte Schätzung für die Stärke des Effektes ($F_1 \rightarrow F_2$) von 0.50.

Reduzieren sich die Interkorrelationen zwischen den F_2 -Indikatoren von ursprünglich 0.80 auf nunmehr 0.60, so bekommen alle Faktorladungen einen Wert von 0.77 und die Schätzung des Effekts ergibt nunmehr einen im Vergleich erhöhten Wert von 0.58.

Reduzieren sich die Interkorrelationen zwischen den Y-Indikatoren von F_2 noch einmal und zwar auf nunmehr 0.40, so bekommen alle Faktorladungen einen Wert von 0.63 und die Schätzung des Effekts ergibt nunmehr einen nochmals deutlich erhöhten Wert von 0.73.

Reduzieren sich die Interkorrelationen zwischen den Y-Indikatoren von F_2 noch einmal auf nunmehr 0.20, so bekommen alle Faktorladungen einen Wert von 0.45 und die Schätzung des Effektes ergibt nunmehr einen sehr stark erhöhten Wert von 1.00.

Das Beispiel macht deutlich, dass in der SEM-Analyse gilt: geringe Interkorrelationen zwischen den Indikatorvariablen eines Messmodells indizieren stets schlecht gemessene oder nicht zum entsprechenden Messmodell gehörige Indikatoren. Wenn "schlechte" Indikatoren im Modell belassen werden (aus welchen Gründen auch immer), können sie den Forscher durchaus mit stark inflationierten Parameterschätzwerten "belohnen". Deshalb sollten in der SEM-Analyse stets zwei Grundsätze bedacht werden:

(1) Alle messfehlerkorrigierten Schätzwerte von SEM-Parametern sind immer hypothetisch, d.h. modellspezifisch.

(2) Bevor in einer SEM-Analyse die Messmodelle geschätzt werden, sollten die Interkorrelationen zwischen den dafür vorgesehenen Indikatoren inspiziert werden (u.U. auch in der Weise, dass die klassischen Reliabilitäten der betreffenden Indikatoren berechnet werden, z.B. mit Cronbachs Alpha).

Im obigen Beispiel konnte gezeigt werden: Je kleiner die Interkorrelationen zwischen den Indikatoren sind, umso größer wird die Fehlerkorrektur und umso stärker werden die Parameterschätzungen inflationiert.

Skrupellose Modellbauer können also in der SEM-Analyse für schlechte Messungen mit hohen Schätzwerten belohnt werden.

Das Zahlenbeispiel kann aber auch zeigen: Je kleiner die Interkorrelationen zwischen den Indikatoren, desto geringer sind die Faktorladungen. Einer drohenden Inflation von Schätzwerten kann daher auch durch Anforderungen an die Mindesthöhe von Faktorladungen und damit an die "interne Validität" (a.a.O.) von latenten Konstrukten begegnet werden:

Nach einer gängigen Mindestanforderung sollten standardisierte Faktorladungen einen größeren Wert als $|0.5|$ aufweisen. Damit hätte im obigen Beispiel die Inflation des Schätzwertes auf 1.00 verhindert werden können, denn nach dieser Daumenregel wären auch Faktorladungen von 0.45 als zu gering eingestuft worden und die Messung des latenten Konstrukts wäre aufgrund fehlender interner Validität abgelehnt worden.

Aber auch standardisierte Faktorladungen, die nur knapp über 0.5 liegen, können den Modellbauer mit deutlich überhöhten Schätzwerten belohnen. So finden sich in der Literatur z.T. auch restriktivere Daumenregeln, nach denen alle Faktorladungen größer als $|0.7|$ sein sollten.[6]

Deshalb ist in der SEM-Analyse das Folgende zu beachten: Wenn ein einzelner Indikator eines Faktors nur niedrig mit den übrigen Faktorindikatoren korreliert und daher auch eine recht niedrige Faktorladung aufweist (z.B. im Bereich von 0.5), und wenn dieser Indikator inhaltlich wichtig zur Operationalisierung des Faktors ist und somit nicht aus dem Modell herausgenommen werden kann, so muss die Stabilität der SEM-Schätzung zusätzlich dadurch geprüft werden, dass die SEM-Analyse in doppelter Weise durchgeführt wird (einmal mit und einmal ohne diesen Indikator), sodass die Ergebnisse beider Schätzungen miteinander verglichen werden können.

Ergänzend soll hier auch noch einmal auf den Zusammenhang zwischen Messfehler-Bereinigung und Multikollinearität (a.a.O.) hingewiesen werden.

6 Zur Begründung dieser Grenzwerte von $|0.5|$ und $|0.7|$ wird in der SEM-Literatur angeführt, dass mindestens 25% bzw. mindestens 50% der Indikatorvarianz durch Faktoreffekte ausgeschöpft werden sollte: [ausgeschöpfte Indikatorvarianz = (standardisierte Faktorladung)^2]

Wenn es sich bei den latenten Variablen um exogene Variablen handelt und wenn zwischen diesen bereits relativ hohe Korrelationen bestehen, so können nach einer Messfehlerkorrektur die Interkorrelationen u.U. auf nicht mehr zu akzeptierende Werte ansteigen.

In einem Beispiel mit vier exogenen Variablen, die für eine Pfadanalyse zunächst als additive Indizes konstruiert wurden, und die in einer zweiten Analyse (die als SEM-Analyse durchgeführt wurde) in Form von fehlerkorrigierten Mehr-Indikatoren-Messmodellen (a.a.O.) gebildet wurden, stiegen die Multikollinearitäten von ursprünglich 0.42 bzw. 0.45 (in der traditionellen Pfadanalyse) auf Werte von nunmehr 0.96 bzw. 0.94 an (vgl. Grapentine 2000). Als Folge können andere geschätzte Parameterwerte sehr instabil oder auch extrem verzerrt sein. Und auch die Standardfehler können in diesem Fall u.U. sehr groß werden und dadurch ansonsten durchaus mögliche Signifikanzen (a.a.O.) verhindern.

Deshalb sollten Modelle mit exogenen Faktoren, die nach der Modellschätzung sehr hohe Interkorrelationen aufweisen (oberhalb von |0.9|), modifiziert und neu geschätzt werden.

2 SEM-Grundlagen

2.1 Welche Eigenschaften müssen alle SE-Modelle aufweisen?

Bei allen SEM-Analysen, wie reduziert oder komplex sie auch immer sein mögen, sind einige methodische Regeln zu beachten. Dazu gehören insbesondere die folgenden methodischen Grundregeln:

Jedes SE-Modell, das zumindest einen latenten Faktor und eine Verknüpfung dieses Faktors mit einem weiteren Faktor oder einer weiteren manifesten Variablen aufweist (vgl. dazu das in Abb. 2.1 dargestellte Modell), besteht aus einem Strukturmodell (a.a.O., auch "Strukturteil" genannt) und einem oder mehreren Messmodellen (a.a.O.). Die Messmodelle beschreiben die Operationalisierungen der latenten Faktoren, während das Strukturmodell die Beziehungen zwischen mehreren Faktoren und/oder selbstständigen manifesten Variablen beschreibt. Gemeinsam betrachtet ergeben Strukturmodell und Messmodell(e) das Gesamtmodell der SEM-Analyse.

Jedes SE-Modell wird durch eine bestimmte Anzahl von "Modellparametern" charakterisiert. Die Modellparameter werden entweder mittels SEM-Schätzverfahren (a.a.O.) statistisch ermittelt, oder sie werden in der SEM-Analyse durch Vorgabe bestimmter Werte fest fixiert. Als frei zu schätzende oder als willkürlich zu fixierende Modellparameter können die folgenden statistischen Größen analysiert werden:
(vgl. dazu auch Abb. 2.1, in der die frei zu schätzenden Parameter mit Sternchen markiert sind):

(-) die Varianzen von allen unabhängigen Variablen (z.B. in Abb. 2.1 von Faktor F1), wozu auch die Residuen im Struktur- und im Messmodell gehören (in Abb. 2.1 die Residuen D2 und E1 bis E8) (zur Unterscheidung dieser beiden Residualvariablen s.u.),

(-) alle Kovarianzen zwischen den unabhängigen Variablen (auch zwischen unabhängigen Faktoren und/oder zwischen Residuen) (z.B. in Abb. 2.1 evtl. bestehende Kovarianzen zwischen den Residuen E1 bis E8, die aber in der Abbildung nicht eingezeichnet wurden, weil es in diesem Modell keine Residuen-Kovarianzen geben soll und diese deshalb auf null gesetzt wurden),