

Kausalanalyse mit linearen Strukturgleichungsmodellen (LISREL)

Tilo Wendler

Zusammenfassung

Umfragen können zur Erhebung von Daten in betriebswirtschaftlichen Zusammenhängen genutzt werden. Die Aussagekraft der Daten hängt dabei nicht zuletzt von der gewählten Skalierung des Merkmals ab. Umfragedaten sind in der Regel ordinal skaliert, womit sie aufgrund ihrer diskreten Wertestruktur zahlreiche Details des eigentlich Befragungsgegenstandes eher verdecken. Dennoch eignen sich solche primärstatistischen Erhebungen, um Einstellungen und Meinungen von Konsumenten oder Benutzern eines speziellen Systems zu untersuchen.

Die von Jöreskog und Sörbom entwickelten linearen Strukturgleichungsmodelle (LISREL = **L**inear **S**tructural **R**ELationship) können genutzt werden, um Umfragedaten zu analysieren und hinter den Variablen verborgene Aspekte oder auch Faktoren aufzudecken. Nach der Vorstellung der grundlegenden Funktionsweise von LISREL-Modellen und ihrer Charakteristika soll im Folgenden deren Einsatz im Bereich der Zufriedenheitsanalyse von IT-Nutzern verdeutlicht werden. Die auf diese Weise identifizierten wichtigen Stellgrößen eines IT-Systems geben dem Management von Unternehmen die Möglichkeit, die Optimalität der Lösungen zu bewerten und die Zufriedenheit der Nutzer systematisch zu optimieren.

Abstract

Surveys can be used to collect data for topics with an economic or business background. The amount of useful information in the data sample depends largely on the scale to measure the opinion of the participant's. E. g. survey data is often scaled on an ordinal basis. However a lot of information remains hidden. Despite this the expectations of customers and their satisfaction with the quality of a product or service is still determined through the use of surveys.

A mathematical model that can be used to analyse such survey data is the so called LISREL (**L**inear **S**tructural **R**ELationship) model from Jöreskog and Sörbom. After introducing the basic idea of LISREL models and their characteristics, a model should be created to identify and interpret the important variables from an IT-optimization survey. Using such an approach the management of firms could measure and systematically increase the satisfaction of the user with an IT-system.

1 Funktionsweise linearer Strukturgleichungsmodelle

Grundidee eines LISREL-Modells ist es, dass hinter beobachtbaren und damit messbaren Variablen, die beispielsweise aus einer Umfrage resultieren, nicht beobachtbare, sogenannte latente Variablen stehen. Die beiden Messmodelle auf der linken und rechten Seite der Abbildung 1 dienen der Verbindung der beobachtbaren mit den latenten Variablen. Letztere sind für die Beobachtungswerte verantwortlich, nicht umgekehrt. (vgl. Backhaus et al. 2000: 297f.). Aus diesem Grund zeigt auch die Pfeilspitze in der Abbildung stets auf die messbare Indikatorvariable. Zudem werden einem

LISREL-Modell Residualvariablen δ_i und ϵ_j hinzugefügt, um Messfehler zu berücksichtigen.

Während im Messmodell die Beziehungen zwischen den latenten und den manifesten beobachtbaren Variablen repräsentiert werden, können im Strukturmodell die Wechselwirkungen zwischen den latenten Variablen untereinander modelliert werden. Die abhängigen latenten Variablen werden als endogene und die unabhängigen latenten Variablen als exogene Größen bezeichnet.

Die Anwendbarkeit auf kategoriale Werte und die Beachtung dabei auftretender Ungenauigkeiten verhalf dem Ansatz von Jöreskog und Sörbom vor allem im Bereich der Sozialwissenschaften zu gehobener Bedeutung. Mittlerweile wird es in zahlreichen Bereichen der

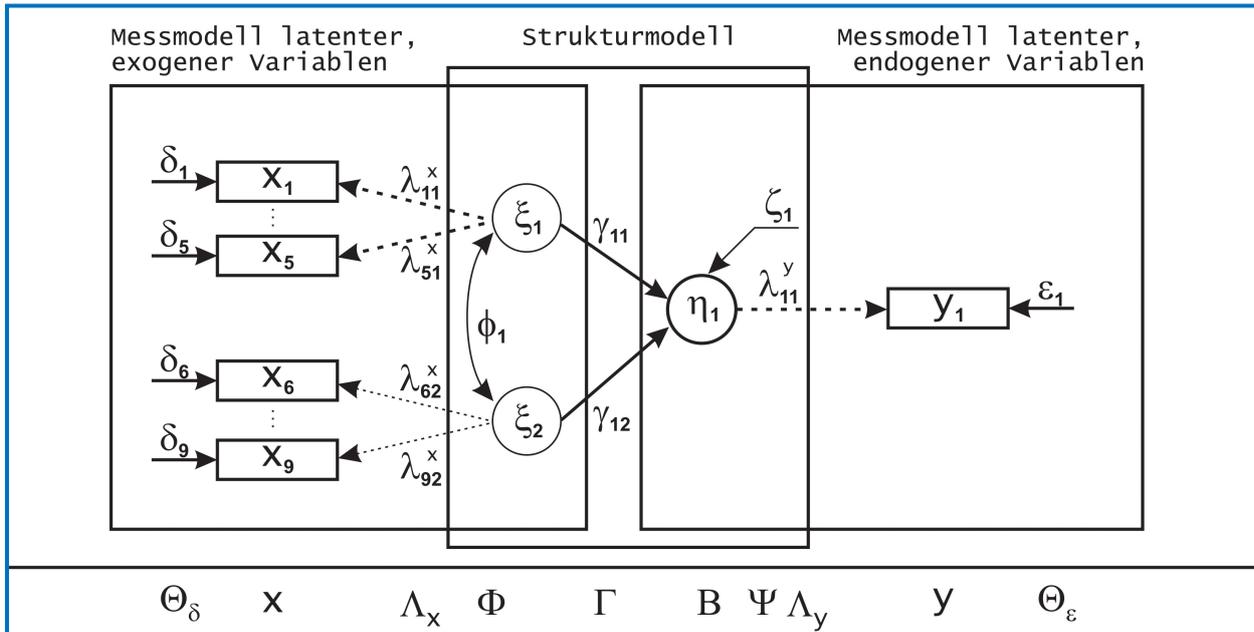


Abb. 1: LISREL-Modell mit Variablen- und Matrizenbezeichnungen

Datenanalyse eingesetzt. Das Programmpaket LISREL ermöglicht die Anwendung des Modells auf empirisch erhobene Daten (vgl. auch Opwis 1999: 45).

1.1 Messmodell

Der LISREL-Ansatz enthält Messmodelle, jeweils für die Messvariablen $x^T = (x_1, \dots, x_q)$ der latenten exogenen Größen und für die Messvariablen $y^T = (y_1, \dots, y_p)$ der latenten endogenen Variablen. Dabei folgt jedes dieser Messmodelle einem faktorenanalytischen Ansatz, bei dem die Matrizen Λ_x bzw. Λ_y die Faktorladungen der Variablen x und y auf die Faktoren ξ bzw. η beinhalten. Es wird angenommen, dass die in den Gleichungen formulierten linearen Beziehungen bestehen (vgl. Byrne 1998: 18f.).

- (1) $x = \mu_x + \Lambda_x \xi + \delta$
- (2) $y = \mu_y + \Lambda_y \eta + \varepsilon$

1.2 Strukturmodell

Während in beiden Messmodellen die Werte für die Beziehungen zwischen latenten Variablen und Indikatorvariablen durch Faktorenanalysen bestimmt werden, liegt der Parameterbestimmung im Strukturmodell eine Regressionsanalyse zugrunde. Die Strukturgleichungen mit $\eta^T = (\eta_1, \dots, \eta_r)$ und $\xi^T = (\xi_1, \dots, \xi_s)$ lassen sich gemäß Gleichung formulieren (vgl. Fahrmeir/Hamerle/Tutz 1996: 732). Der Vektor $\zeta^T = (\zeta_1, \dots, \zeta_r)$ enthält die Residuen der jeweiligen endogenen Variablen η , deren Erwartungswert null ist.

- (3) $\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$

Um eine korrekte Darstellung der Messergebnisse und der ihnen zugeordneten Fehlertermen zu ermöglichen, wird vorausgesetzt, dass die Fehler ζ mit den Variablen ξ nicht korrelieren. Eine Korrelation der Störvariablen ζ untereinander ist, wenn auch nicht wünschenswert, zulässig.

2 Parameter von Strukturgleichungsmodellen

2.1 Restriktionen

Prinzipiell verbleiben für die Definition der Vektor- und Matrizenzelemente nach Abbildung 1 drei Möglichkeiten (vgl. Jöreskog/Sörbom 1996: 3):

1. Freie Parameter

Für diese Variablen sind keine Werte vorgegeben. Sie unterliegen lediglich den Anforderungen an »sinnvolle« Kovarianz-/Korrelationswerte.

2. Restriktierte Parameter

Zwei oder mehrere unbekannte und zu schätzende Parameter, deren Werte die Nebenbedingungen erfüllen, müssen numerisch identisch mit einem oder mehreren anderen unbekanntem Parametern sein.

3. Fixe Parameter

Die Werte werden vorgegeben, sei es zur Skalierung des Modells oder aufgrund bereits durchgeführter Analysen.

Die Berechnungsergebnisse hängen von den Kovarianzen der eingehenden Größen ab. Um sie interpretieren

zu können, muss für die latenten Variablen eine Maßeinheit vorgegeben werden. Man fixiert deshalb zunächst die Parameter ξ über die Hauptdiagonalelemente von Φ_{ii} auf den Wert eins.

Für die latenten Variablen η ist dies nicht so einfach möglich, da deren Werte nicht in einer Kovarianzmatrix auftreten. Ein Ausweg, der natürlich alternativ auch für ξ angewandt werden kann, ist, je eine latente Variable an eine Variable mit bekannten Werten zu binden, sie gleichzusetzen. Genau ein Element jeder Spalte von Λ_x und Λ_y wird dann auf eins gesetzt (vgl. Fahrmeir et al. 1996: 740). Anschaulich folgt daraus, dass je ein Wert auf den Pfaden zwischen Elementen von x und ξ bzw. y und η eins ist.

2.2 Parameterschätzungen

Die Grundidee zur Bestimmung der Modellparameter besteht darin, die durch modelltheoretische Überlegungen implizierten Beziehungen, zu denen Messwerte vorliegen, zu nutzen, um eine empirische Kovarianzmatrix S aufzustellen. Es ergeben sich vier Teilmatrizen von S in Anordnung nach

$$(4) \quad S = \begin{pmatrix} S_{xx} & S_{yx} \\ S_{xy} & S_{yy} \end{pmatrix}$$

Aus den Beziehungen des erstellten Modells folgt zusätzlich eine modelltheoretische Matrix $\Sigma = \Sigma(\theta)$ mit dem unbekanntem Parametervektor θ . Durch die Vorgabe von Startwerten $\hat{\theta}_0$ werden mit Hilfe eines geeigneten Iterationsverfahrens Schätzer $\hat{\theta}$ durch die Software ermittelt. Zur Beurteilung der Güte der Näherung sowie für die Formulierung eines Abbruchkriteriums benutzt man eine Diskrepanzfunktion (*Fitting Function*) F gemäß

$$(5) \quad F(S, \Sigma(\hat{\theta})) = F(S, \hat{\Sigma}) = \min_{\theta \in \Theta} F(S, \Sigma(\theta))$$

Da im Allgemeinen keine Näherungswerte für die Iterationsstartwerte vorliegen, wird das Prinzip der Instrumental- bzw. Referenzvariablen benutzt. Bei der Skaleneinheitlichung für ξ und η wurde durch die Vorgabe fixer Werte ungleich null in jeder Spalte von Λ_x bzw. Λ_y eine latente Variable je beobachteter Größe (*observed variable*) zugeordnet. Diese korrespondierende Variable wird als Referenzvariable benutzt. Die Initialwerte werden durch das Programm LISREL selbstständig berechnet. Für Details vgl. Jöreskog/Sörbom (1996: 18f.).

3 Berechnung der Modellparameter

Zur Ermittlung der Modellparameter kann u. a. auf die Maximum-Likelihood Methode (ML) zurückgegriffen werden. Sie setzt jedoch die multivariate Normalverteilung der $p + q$ manifesten Variablen voraus. Die Gleichung stellt dann ein geeignetes Maß für die Ähnlichkeit von S und Σ dar. Dabei steht »tr()« für die Spur der Matrix. Das Ergebnis basiert auf der Wahrscheinlichkeitsdichte für die Stichprobenkovarianzmatrix S bei unabhängiger Ziehung von N Fällen aus einer Population mit der (theoretischen) Kovarianzmatrix Σ unter der Annahme $\Sigma = S$. Die ML-Methode maximiert demnach die Wahrscheinlichkeit, dass die modelltheoretische Matrix bzw. deren Näherung die empirische Kovarianzmatrix erzeugt hat. Zugleich erhält man Kenngrößen, wie weit die modelltheoretische Matrix Σ , unter der Annahme von S als tatsächliche Konstellation zwischen den Parametern, vom maximal möglichen Likelihood-Wert entfernt ist (vgl. Fahrmeir et al. 1996: 747).

$$(6) \quad \log \left(\frac{W(S; \Sigma; N-1)}{W(S; S; N-1)} \right) = -\frac{1}{2}(N-1) [\text{tr}(S \cdot \Sigma^{-1}) + \ln \|\Sigma\| - \ln \|S\| - (p+q)]$$

4 Beurteilung des Modell-Fits

Von Interesse bei der Erstellung eines korrekten Modells sind die Fragestellungen:

1. Beschreibt das Modell die vorgegebenen Daten möglichst genau?
 2. Sind alle berechneten Werte statistisch signifikant?
- Punkt 1 stellt die Frage nach der Anpassungsgüte (Modell-Fit) an die Daten. Punkt 2 bezieht sich auf die Parameterebene.

4.1 Chi-Quadrat-Tests

Unter der Voraussetzung, dass die Berechnungen auf einer empirischen Stichprobenkovarianzmatrix S beruhen und diese mit hinreichender Genauigkeit durch die Daten bestimmt werden konnte, ist das Minimum des logarithmierten Likelihood-Quotienten in für $N \rightarrow \infty$ χ^2 -verteilt. Zur Überprüfung der Hypothese, dass ein LISREL-Modell die in S vorhandenen Kovarianzen bzw. Varianzen insgesamt befriedigend erklärt, kann (zunächst global) mit Hilfe eines Likelihood Ratio-Tests (LR-Test) die Nullhypothese »Die empirische Kovarianzmatrix entspricht der modelltheoretisch vorgegebenen Kovarianzmatrix.« geprüft werden. LISREL berechnet vier verschiedene χ^2 -Werte (vgl. Baltès-Götz 1994: 18).

Die Entwickler von LISREL geben zur Interpretation der χ^2 -Statistik einige Hinweise (vgl. Jöreskog/Sörbom 1986):

1. Sie empfehlen den χ^2 -Wert als deskriptiven Fit-Index zum Vergleich verschiedener Modelle.
2. Die Fit-Statistik wird durch Verletzungen der Multinormalverteilungsannahme der empirisch ermittelten Daten beeinflusst und kann erheblich zu große Werte anzeigen.
3. Das Ziel der Beurteilung eines Strukturgleichungsmodells besteht nicht nur darin, eine a priori falsche Nullhypothese zu testen, sondern vielmehr die Angemessenheit des Modells zu bewerten.

Problematisch bei der Nutzung der χ^2 -Werte ist, dass sie vom Stichprobenumfang abhängen und die Chancen für eine Zurückweisung der Nullhypothese mit kleineren Stichproben besser sind als mit größeren. Auch ist diese Teststatistik nicht dazu geeignet, eine Aussage zum Fehler 2. Art, also der Annahme einer falschen Modellstruktur, anzugeben.

Zur Bewertung des Fits eines Modells wurden deshalb weitere Kenngrößen konstruiert, die die Arbeit mit Strukturmodellen erleichtern. Einige von ihnen sollen kurz vorgestellt werden.

Der Noncentrality Parameter (NCP) liefert ein Maß für die Distanz zwischen Σ und S . Je größer der NCP, desto größer die Diskrepanz zwischen beiden genannten Matrizen. Das mit dem NCP sowie weiteren Parametern jeweils angegebene 90-Prozent-Vertrauensintervall sollte eine möglichst geringe Ausdehnung besitzen. Ansonsten ist dies ein Zeichen für die mangelnde Präzision des jeweiligen Wertes.

Anstatt den Stichprobenumfang bei der Bewertung eines Modells neutralisierend bzw. relativierend einfließen zu lassen, wird beim »Critical N« (CN) ein Index berechnet, den der Umfang der benutzten Stichprobe überschreiten sollte. CN sollte einen Wert von nahe 200 annehmen oder diesen überschreiten.

Der Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) geht der Frage nach, wie gut das Modell mit optimal gewählten Parameterwerten auf die Kovarianzmatrix der empirischen Daten passen würde, sofern sie verfügbar wären. Der RMSEA hängt von der Anzahl der zu bestimmenden Parameter des Modells ab. In der Literatur gelten Werte kleiner als 0,05 als Indiz für guten, von 0,08 bis 0,10 für mittleren und größer 0,10 für schlechten Fit.

4.2 Goodness of Fit-Indices

LISREL-Modelle sollen einen Zugang zur grundsätzlichen Struktur der empirischen Daten ermöglichen und stellen eine Verallgemeinerung der zugrundeliegenden Zusammenhänge dar. Aus diesem Grund ist es nicht sinnvoll, ausschließlich die bisher vorgestellten und auf der χ^2 -Teststatistik aufbauenden Gütmaße zu nutzen. Dies würde bedeuten, eine dichotome Entscheidungsstrategie einzusetzen, um zu testen, ob alle Zusammenhänge in den Daten möglichst gut reproduziert werden. Vielmehr ist es hilfreich, Goodness of Fit-Indices zu konstruieren, mit deren Hilfe man entscheiden kann, wie gut die Anpassung eines Modells im Vergleich zu anderen ist, um sich dann für das »beste« Modell zu entscheiden.

Hierzu werden zwei Extrema benutzt:

1. Für das Nullmodell (*independence Model*) wird angenommen, dass alle Korrelationen zwischen den Parametern null sind. Man geht also von der statistischen Unabhängigkeit der beobachteten Variablen aus. Vgl. auch Mulaik et al. (1989).
2. Demgegenüber steht das saturierte Modell (*saturated Model*), in welchem die Anzahl der zu berechnenden Parameter identisch der Zahl der gegebenen Varianzen/Kovarianzen der Eingangsdaten ist (vgl. Agresti 1984: 96).

Aufgrund der schwierigen Interpretation der χ^2 -Statistik wurden zahlreiche Goodness of Fit-Indices entwickelt. Einige werden im Folgenden kurz diskutiert.

Der Expected Cross Validation-Index (ECVI) lässt einen Rückschluss darauf zu, inwieweit die berechnete Kovarianzmatrix von einer erwarteten Kovarianzmatrix abweicht, die auf Datenmengen gleicher Größe ermittelt wurde. Der ECVI ermöglicht einen Vergleich von Modellen. Ausgewählt wird jenes, welches den kleinsten ECVI-Wert aufweist. Dieses besitzt das höchste Potenzial zur Replikation der Dateninformationen. Spezielle Bereiche für gute ECVI-Werte sind nicht nachgewiesen. Stattdessen wird der berechnete ECVI den Werten des Nullmodells und des saturierten Modells gegenübergestellt. Der Wert soll kleiner als der des saturierten Modells sein.

Der Goodness of Fit Index (GFI) misst den Anteil des Modells an der Erklärung der gewichteten Summe aller quadrierten, aber nicht redundanten Elemente von S . Bei perfektem Fit des Modells ist der GFI eins.

In ein Modell sollten prinzipiell nur relativ wenige Variable mit jeweils hohem Informationsgehalt aufgenommen werden. Zur Bewältigung des Balanceakts

zwischen der möglichst vollständigen Wiedergabe von Zusammenhängen innerhalb eines theoretischen Konstruktes vs. optimaler Anzahl aufzunehmender und zu fixierender Parameter steht auch der Adjusted Goodness of Fit-Index (AGFI) zur Verfügung. Er bezieht die Anzahl der manifesten Variablen sowie die Anzahl der Freiheitsgrade mit ein. Der AGFI-Wert sinkt mit steigender Variablenanzahl.

Der Wert des Root Mean Square Residual (RMR) misst die mittlere standardisierte Abweichung zwischen der empirischen Kovarianzmatrix S und der modelltheoretischen Matrix Σ bzw. deren Näherung $\hat{\Sigma}$. Es gilt $RMR \in [0; 1]$. In guten Modellen sollte der Wert sehr klein und möglichst niedriger als 0,05 sein (vgl. Byrne 1989: 115).

Faulbaum (1981) gibt die in Tabelle 1 genannten Richtwerte zur Bewertung eines Modells mittels GFI, AGFI und RMR an.

	GFI	AGFI	RMR
vollständig bestätigt	$\geq 0,98$	$\geq 0,95$	$\leq 0,05$
tendenziell bestätigt	[0,95; 0,98]	[0,90; 0,95]	(0,05; 0,15]
ggf. ablehnbar	$< 0,95$	$< 0,90$	$> 0,10$

Tab. 1: GFI-, AGFI-, RMR-Werte vs. Modell-Fit

Wie die bisherigen Ausführungen gezeigt haben, kann ein LISREL-Modell mit Hilfe zahlreicher Gütekriterien auf dessen Passgenauigkeit überprüft werden. In der Literatur finden sich viele weitere Indikatoren, die helfen können, valide Modelle zu identifizieren bzw. bestehende Modelle zu adjustieren. Eine ausführlichere Beschreibung enthält Wendler (2004: 122ff.).

5 LISREL-Modell für Benutzerorientierung eines IT-Systems

Folgend sollen beispielhaft die kausalen Beziehungen von Umfragedaten untersucht werden. Zur Datenerhebung wurden im Rahmen eines Projektes zur IT-Optimierung die Benutzer eines speziellen IT-Systems nach ihrer Einschätzung hinsichtlich der Qualität der Unterstützung ihrer Arbeit durch die Hard- und Software befragt. Die für die in Tabelle 2 genannten Umfragevariablen benutzte vierwertige Skala lieferte ordinal codierte Antworten. Der Stichprobenumfang betrug 180.

Aspekt	Umfragevariable
Technik	Startzeit, Verfügbarkeit, Antwortzeitverhalten
Organisation	Benutzerkenntnisse, Benutzerunterstützung (Qualität und Erreichbarkeit), Qualität der Benutzer-schulungen
Interaktivität	Datenqualität, Benutzbarkeit, Erlernbarkeit, Schlankheit und Benutzerorientierung

Tab. 2: Aspekte der Umfrage zur Qualität der IT-Unterstützung

Für die Daten wurden mit Hilfe konfirmatorischer Faktorenanalysen zunächst verschiedene Hypothesen über die hinter den Variablen des Fragebogens stehenden Konstrukte geprüft, um dann mit einer Kausalanalyse ein statistisch valides LISREL-Modell zu konstruieren. Die Vorarbeiten zeigten, dass die Größe »Benutzerorientierung« von zentraler Bedeutung für die Messung der Zufriedenheit mit dem IT-System ist. Sie kann stellvertretend für nahezu alle anderen Variablen im Fragebogen benutzt werden. Damit ist sie Indikator-Variable der endogenen latenten Variable auf der rechten Seite des LISREL-Modell in Abbildung 1. Als Indikatorvariablen der exogenen latenten Variablen »System«, welche die Eigenschaften des IT-Systems aus Sicht der Nutzer misst, wurden die Variablen Datenqualität, Startzeit, Verfügbarkeit, Antwortzeitverhalten sowie Schlankheit identifiziert. Die weiteren in Tabelle 2 aufgeführten Variablen zeigten keine genügende Passgenauigkeit.

5.1 Spezifikation und Berechnung des LISREL-Modells

Bei den bereits beschriebenen vorgeschalteten Analysen der Interviewdaten mit Hilfe von Faktorenanalysen konnte herausgearbeitet werden, dass dem Aspekt der »Benutzerorientierung« eine zentrale Bedeutung zukommt. Es bleibt zu untersuchen, ob sich mathematisch nachweisen lässt, dass diese Größe zu Recht als zentrales Messinstrument für die Benutzersicht auf das System dienen kann und einen Rückschluss auf besonders wichtige Systemattribute zulässt. Abbildung 2 zeigt das entsprechende LISREL-Modell.

5.2 Fit des Modells

Betrachtet man zunächst die Koeffizienten des Strukturmodells, so ist zu erkennen, dass die Korrelation zwischen »System« und der »Qualität des Gesamtsystems« (»Quali«) mit $0,76^2 = 0,58$ beachtlich ist und nur zu $1 - 0,76^2 \approx 0,42$ nicht erklärt wird. Das Modell reproduziert damit die hypothetischen Zusammenhänge gut.

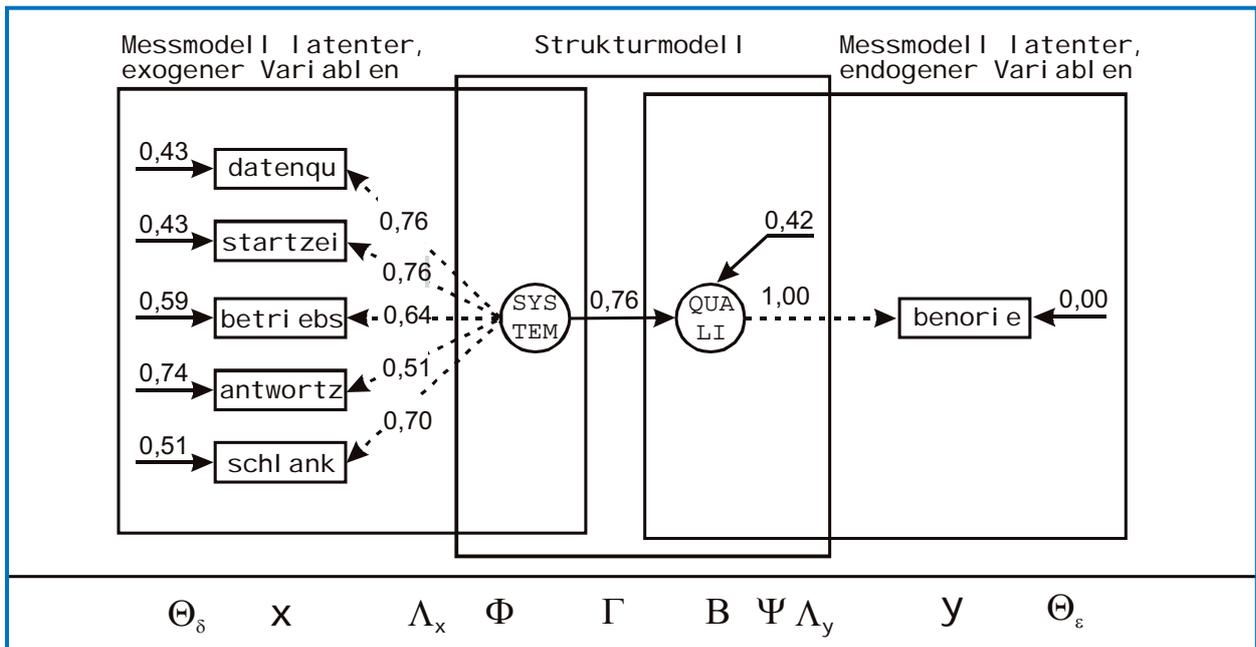


Abb. 2: Komplett standardisierte Lösung des FINAL-LISREL-Modells

Die χ^2 -Statistik in Tabelle 3 und die globalen Fit-Indikatoren laut Tabelle 4 zeigen, dass eine akzeptable Anpassung des Modells gelungen ist. Insbesondere die normalerweise eher moderaten Werte für GFI, AGFI und Critical N zeichnen ein besonders positives Bild.

Degrees of Freedom	= 9
Minimum Fit Function Chi-Square	= 20.276 (P = 0.0163)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square	= 19.931 (P = 0.0183)
Satorra-Bentler Scaled Chi-Square	= 6.669 (P = 0.672)
Chi-Square Corrected for Non-Normality	= 6.415 (P = 0.698)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP)	= 0.0
90 Percent Confidence Interval for NCP	= (0.0 ; 7.264)

Tab. 3: Teststatistik des FINAL-LISREL-Modells (Auszug)

Die konstatierten Korrelationen finden in der Praxis ihre logische Widerspiegelung und sind aus Sicht der Nutzer nachvollziehbar, da beispielsweise eine extrem lange Startzeit die Verfügbarkeit des Systems für den Anwender schmälert und damit seine Zufriedenheit senkt. Dieser Effekt lässt sich auch bei anderen Systemen erkennen: So musste die Firma MICROSOFT beim Betriebssystem Windows VISTA aufgrund geringer Benutzerakzeptanz durch zu lange Startzeiten des Systems zahlreiche Veränderungen vornehmen.

Parameter	Wert im FINAL-Modell
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0,000
90 Percent Confidence Interval for RMSEA	(0,0; 0,0671)
Expected Cross-Validation Index (ECVI) [Nullmodell; saturiertes Modell]	0,184 [0,235; 2,291]
Root Mean Square Residual (RMR)	0,0361
Goodness of Fit Index (GFI)	0,964
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)	0,916

Tab. 4: Globale Fit-Indikatoren des FINAL-LISREL-Modells

6 Ergebnisse der Modellierung mit LISREL

Aus den bisherigen mathematisch-statistischen Überlegungen zur Erstellung und Berechnung eines linearen Strukturgleichungsmodells lassen sich wichtige Erkenntnisse für die Praxis ableiten, denn die an den Pfaden des Modells notierten standardisierten Resultate zeigen für das Messmodell der exogenen Variablen, dass die größten Anteile unerklärter Varianz mit 74 Prozent für die Variable »Antwortzeitverhalten« und mit 59 Prozent für die »Betriebsmittelverfügbarkeit« vorliegen. Alle anderen Größen besitzen wesentlich kleinere Residuen.

Obwohl die Datenqualität und deren Verfügbarkeit aus IT-theoretischer Sicht nicht ausschließlich den technischen Details eines Systems zugeordnet werden kann, fügt sie sich mit dem nicht erklärten Varianzanteil von 43 Prozent gut in das Gesamtbild ein. Es liegt die Vermutung nahe, dass die Benutzer die Verantwortlichkeiten für die Qualität der Daten bei zentralen Stellen sehen und weniger bei sich selbst. Zudem zeigt das Modell, dass die Qualität bereitgestellter Informationen von immenser Bedeutung für die Qualität eines Arbeitsplatz-IT-Systems ist. Die Unternehmen sind aus Sicht der User aufgefordert, größere Datenbestände zyklisch zu analysieren, zu bereinigen und diese Aktivitäten den Benutzern zu kommunizieren.

Weiterhin sind die Größen »Schlankheit« und »Betriebsmittelverfügbarkeit« im Modell enthalten. Beide sind essenziell für die erfolgreiche Benutzung des Systems. Die Korrelationswerte von ca. 0,50 unterstreichen die Bedeutung für die Varianzerklärung.

Auch die Startzeit des Systems korreliert relativ stark mit dem Konstrukt »System«, was die Bedeutung dieser Systemeigenschaft unterstreicht. Obwohl die Zeitdauer die produktive Nutzung des Systems nicht wesentlich einschränkt, da während der Startphase auch arbeitsvorbereitende Tätigkeiten erledigt werden können, zeigt das LISREL-Modell, dass bei der Implementierung eines Systems auf einen relativ schnellen Boot-Vorgang zu achten ist, um die Benutzerzufriedenheit positiv zu beeinflussen.

Es konnte gezeigt werden, dass eine strukturierte Analyse von Daten mit Hilfe statistischer Methoden zu für die Praxis nützlichen Schlussfolgerungen führt. Offenbar besitzt nicht nur die Betrachtung der Größe »Benutzerorientierung« in der Umfrage eine zentrale Bedeutung, sondern auch die Frage, welche Aspekte diese direkt beeinflussen. Damit treten technische Aspekte und Begründungen in den Hintergrund und der Wert des Einsatzes von IT in einem Unternehmen wird direkt durch die mit einem LISREL-Modell erkannten und nachgewiesenen Zusammenhänge messbar.

Literatur

- Agresti, A. (1984): Analysis of ordinal categorical Data. John Wiley & Sons, New York.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W., Weiber, R. (2000): Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung. Springer-Verlag, Berlin.
- Baltes-Götz, B. (1994): Einführung in die Analyse von Strukturgleichungsmodellen mit LISREL 7 und PRELIS unter SPSS, <http://www.uni-trier.de/fileadmin/urt/doku/lisrel/lisrel7.pdf>, Zugriff: 30.10.2010.
- Byrne, B. M. (1998): Structural Equation Modeling with LISREL, PRELIS and SIMPLIS: Basic Concepts, Applications and Programming. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Mahwah/N.J.
- Fahrmeir, L., Hamerle, A., Tutz, G. (1996): Multivariate Statistische Verfahren. Walter de Gruyter-Verlag, Berlin.
- Faulbaum, F. (1981): Konfirmatorische Analysen der Reliabilität von Wichtigkeitseinstufungen beruflicher Merkmale, In: ZUMA-Nachrichten, 9, 22-44.
- Jöreskog, K.G., Sörbom, D. (1986): LISREL VI: Analysis of linear structural relationships by the method of maximum likelihood. University of Uppsala.
- Jöreskog, K. G., Sörbom, D. (1996): LISREL 8: User's Reference Guide. 2. Aufl., Scientific Software International Inc., Chicago
- Mulaik, S. A., James, L. R., VanAlstine, J., Bennett, N., Lind, S., Stilwell, C. D. (1989): Evaluation of goodness of fit indices for structural equation models. Psychological Bulletin. 105, 430-445.
- Opwis, K. (1999): Strukturgleichungsmodelle: Einführung in LISREL. In: Schweizer, K. (Hg.): Methoden für die Analyse von Fragebogendaten, 43-64. Hogrefe-Verlag, Göttingen.
- Wendler, T. (2004): Modellierung und Bewertung von IT-Kosten. Empirische Analyse mit Hilfe multivariater mathematischer Methoden. Deutscher Universitäts-Verlag/GWV-Fachverlage, Wiesbaden.

Autor

Prof. Dr. Tilo Wendler
 Fachbereich Wirtschaft, Verwaltung und Recht
 Technische Hochschule Wildau [FH]
 T +49 3375 508-969
 tilo.wendler@th-wildau.de

