

Fuchs, Andreas

Working Paper

Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle. Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten Kausalanalyseverfahren

Research Papers on Marketing Strategy, No. 2/2011

Provided in Cooperation with:

Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Lehrstuhl für BWL und Marketing

Suggested Citation: Fuchs, Andreas (2011) : Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle. Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten Kausalanalyseverfahren, Research Papers on Marketing Strategy, No. 2/2011, ISBN 978-3-00-034362-9, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Lehrstuhl für BWL und Marketing, Würzburg

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/44940>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Andreas Fuchs

Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle

Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten
Kausalanalyseverfahren

Research Papers on Marketing Strategy
No. 2 / 2011

Herausgegeben von:

Prof. Dr. Margit Meyer
Lehrstuhl für BWL und Marketing
Julius-Maximilians-Universität Würzburg

Andreas Fuchs

Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle

Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten
Kausalanalyseverfahren

Research Papers on Marketing Strategy
No. 2 / 2011

Prof. Dr. Margit Meyer

E-Mail: margit.meyer@uni-wuerzburg.de

Andreas Fuchs

E-Mail: a.fuchs@uni-wuerzburg.de

Lehrstuhl für BWL und Marketing,

Julius-Maximilians-Universität Würzburg

Josef-Stangl-Platz 2, 97070 Würzburg

ISBN 978-3-00-034362-9

Inhaltsverzeichnis

1	METHODISCHE ASPEKTE VON STRUKTURGLEICHUNGSANALYSEN	2
1.1	Grundlagen linearer Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen	2
1.2	Aufbau von Strukturgleichungsmodellen	4
1.3	Messtheoretische Operationalisierung latenter Variablen	7
1.4	Allgemeine Vorgehensweise bei Strukturgleichungsanalysen	10
2	VERGLEICH VON VARIANZ- UND KOVARIANZBASIERTEN ANALYSE- VERFAHREN ZU STRUKTURGLEICHUNGSMODELLEN	13
2.1	Kovarianzbasierte Strukturanalysen	13
2.1.1	Grundlagen	13
2.1.2	Methodik kovarianzbasierter Ansätze	14
2.1.3	Beurteilungsmaße der Modellgüte	16
2.2	Varianzbasierte Strukturanalysen	19
2.2.1	Grundlagen	19
2.2.2	Methodik des Partial Least Squares-Ansatzes	20
2.2.3	Beurteilungsmaße der Modellgüte	24
2.2.3.1	Gütebeurteilung reflektiver Messmodelle	25
2.2.3.2	Gütebeurteilung formativer Messmodelle	27
2.2.3.3	Gütebeurteilung des Strukturmodells	30
2.2.3.4	Gütebeurteilung des Gesamtmodells	34
3	BEURTEILUNG DER VERFAHREN UND ZUSAMMENFASSUNG	35
	LITERATURVERZEICHNIS	39

1 Methodische Aspekte von Strukturgleichungsanalysen

1.1 Grundlagen linearer Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen

Im Zentrum vieler betriebswirtschaftlicher Fragestellungen in Forschung und Praxis steht häufig die Untersuchung kausaler Abhängigkeiten, die durch ein Netzwerk von Ursache-Wirkungsbeziehungen geprägt sind.¹ In der Wirtschafts- und Sozialforschung wurden in der Vergangenheit komplexe Verfahren der multivariaten Analyse zur empirischen Erforschung derartiger Wirkzusammenhänge entwickelt, die als Kausalanalyse oder auch als Strukturgleichungsanalyse bezeichnet werden.² Diese Verfahren dienen der empirischen Überprüfung von theoretisch abgeleiteten Aussagen über *komplexe* Ursache-Wirkungsbeziehungen. Die Strukturgleichungsanalyse ist ein Verfahren, „welches auf der Grundlage von empirisch gemessenen Varianzen und Kovarianzen³ von Indikatorvariablen durch Parameterschätzung Rückschlüsse auf Abhängigkeitsbeziehungen zwischen zugrundeliegenden latenten Variablen zulässt.“⁴ Dadurch eröffnet sich die Möglichkeit, „(...) Kausalität zu untersuchen, was im strengen wissenschaftstheoretischen Sinn nur mittels (...) kontrollierter Experimente möglich ist.“⁵ Die Kausalanalyse vereint Elemente der Regressions- sowie der Faktorenanalyse, ist jedoch hinsichtlich ihrer Anwendungsmöglichkeiten und ihrer Ergebnisgüte diesen klassischen Verfahren überlegen.⁶ So ist es möglich, mittels der Kausalmodelle auch komplizierte Dependenzstrukturen bzw. kausale Ketten abzubilden, welche formalisiert in Form eines linearen Gleichungssystems getestet werden. Zudem ist festzuhalten, dass wohl kein anderes Verfahren den Theoriebildungsprozess in einem derart hohen Maß unterstützt.⁷

Da das Verfahren der Kausalanalyse nur unter sehr speziellen Bedingungen Rückschlüsse auf kausale Zusammenhänge zulässt, wird auch häufig die treffendere Bezeichnung der Strukturgleichungsanalyse verwendet.⁸ Die Annahme der Kausalität ist bei der Strukturgleichungsmodellierung essentiell. Obwohl der Kausalitätsbegriff in der

¹ Vgl. Riekeberg (2002), S. 802 f.

² Vgl. Ringle (2004b), S. 278.

³ Unter empirischer Kovarianz ist ein Indikator für die Systematik in den Veränderungen der Beobachtungswerte zweier Variablen zu verstehen. Sie gibt zugleich die Wirkrichtung des Zusammenhangs an, vgl. dazu Weiber/Mühlhaus (2010), S. 10.

⁴ Homburg (1989), S. 2.

⁵ Homburg/Hildebrandt (1998), S. 17.

⁶ Vgl. Ringle (2004b), S. 282.

⁷ Ein praktisches Beispiel findet sich dazu bei Meyer (1987), S. 242 ff.

⁸ Vgl. Herrmann/Homburg/Klarmann (2008), S. 549. Aus diesem Grund wird der Begriff Strukturgleichungsanalyse synonym für den Begriff der Kausalanalyse verwendet.

wissenschaftlichen Literatur mitunter sehr kontrovers diskutiert wird, so ist nach COOK / CAMPELL eine kausale Ursache-Wirkungsbeziehung immer dann gegeben, wenn die nachfolgenden drei Bedingungen erfüllt sind:⁹

1. Veränderungen der unabhängigen Variablen führen zu Veränderungen der abhängigen Variablen, so dass hier ein systematischer Zusammenhang vorliegt.
2. Es besteht eine zeitliche Abfolge derart, dass die Veränderung der unabhängigen Variablen zeitlich vor den Veränderungen der abhängigen Variablen liegt
3. Die unabhängige Variable stellt die einzige plausible Erklärung für die Veränderung der abhängigen Variablen dar, die sich theoretisch oder sachlogisch fundieren lässt.

Für Kausalität sollte also eine notwendige und eine hinreichende Bedingung erfüllt sein. Die notwendige Bedingung für das Vorliegen einer Kausalbeziehung ist eine statistische Abhängigkeit zwischen den jeweils betrachteten Variablen. Der Schluss von einer statistisch nachgewiesenen Abhängigkeit auf eine kausale Ursache ist jedoch nur dann möglich, wenn zuvor intensive sachlogische Überlegungen bezüglich der Beziehungen zwischen den betrachteten Variablen angestellt wurden (hinreichende Bedingung).¹⁰

Die Besonderheit von Strukturgleichungsmodellen im Rahmen des kausalanalytischen Ansatzes ist darin zu sehen, dass sie eine Trennung zwischen manifesten und latenten Variablen ermöglichen. Dabei sind manifeste Variablen direkt beobachtbar (also messbar), während sich latente Variablen einer direkten Messung entziehen.¹¹ Im nachfolgenden Abschnitt wird die Besonderheit latenter Konstrukte im Rahmen der Beschreibung der Messmodelle näher spezifiziert.

Formal lässt sich das lineare Strukturgleichungsmodell aus dem statistischen Verfahren der Regressionsanalyse ableiten und kann daher in folgender Form dargestellt werden:

$$\eta = B \cdot \eta + \Gamma \cdot \xi + \zeta \quad (1)$$

Die Variable η repräsentiert den Vektor der endogenen Variablen, ξ den Vektor latenter Variablen. Da in den meisten Fällen endogene Variablen nicht vollständig durch die exogenen Variablen innerhalb des Strukturmodells erklärt werden können, wird ergän-

⁹ Cook/Campell (1979), S. 31. Für eine tiefgreifendere Diskussion des Kausalitätsbegriffes in der sozialwissenschaftlichen Methodenlehre siehe auch Hodapp (1984), S. 10 ff.

¹⁰ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 9.

¹¹ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 338.

zend eine Residualvariable (ζ) aufgenommen. Diese steht für all diejenigen Einfluss- bzw. Wirkfaktoren, die im Modell nicht berücksichtigt wurden und sich somit einer direkten Kontrolle entziehen.¹² Die Koeffizientenmatrizen B bzw. Γ bilden die hypothesierten Abhängigkeitsbeziehungen (Pfadkoeffizienten) ab. Dabei steht die Koeffizientenmatrix B für die direkten Abhängigkeitsbeziehungen zwischen den latenten endogenen Variablen. Die Koeffizientenmatrix Γ repräsentiert hingegen die direkten Beziehungen zwischen den latenten exogenen und den latenten endogenen Variablen.

Ein weiteres Merkmal linearer Strukturgleichungsmodelle ist die explizite Berücksichtigung von Messfehlern, welche bei anderen klassischen multivariaten Analyseverfahren in dieser Form nicht gegeben ist. Dieser integrale Modellbestandteil ermöglicht eine bessere Approximation an reale Sachverhalte und lässt somit die Abbildung eines exakteren Wirklichkeitsbildes zu.¹³

1.2 Aufbau von Strukturgleichungsmodellen

Vollständige Kausalmodelle bestehen aus verschiedenen Teilmodellen - in der Regel aus einem inneren Strukturmodell und äußeren Messmodellen. Somit ist die Strukturgleichungsmodellierung eine Kombination von Messhypothesen (Messmodelle) und einer Überprüfung von Substanzhypothesen (Strukturmodell). Bevor eine genauere Beschreibung der Teilmodelle erfolgt, sei an dieser Stelle angemerkt, dass sich die verwendete Notation am LISREL-Ansatz (Linear Structural Relationship) von Jöreskog und Sörbom orientiert und in Tab. 1 zusammengefasst aufgeführt ist.

Abkürzung	Bedeutung
η	Latente endogene Variable, die im Modell erklärt wird
ξ	Latente exogene Variable, die im Modell nicht erklärt wird
x	Indikator für eine latente exogene Variable
y	Indikator für eine latente endogene Variable
δ	Messfehler / Residualvariable für einen Indikator x
ε	Messfehler / Residualvariable für einen Indikator y
ζ	Messfehler / Residualvariable für latente exogene Variablen

Tab. 1: Nomenklatur von Strukturgleichungsmodellen

¹² Vgl. Riekeberg (2002), S. 805.

¹³ Vgl. Fassot/Eggert (2005), S. 32, Steenkamp/Baumgartner (2000), S. 197, Chin/Newsted (1999), 308.

Der Grundgedanke von Strukturgleichungsmodellen liegt darin, dass Assoziationen zwischen den beobachteten Indikatorvariablen, die in der Kovarianzmatrix abgebildet werden, auf Beziehungen zwischen einer kleineren Anzahl zugrundeliegender Konstrukte zurückgeführt werden.¹⁴ Abb. 1 stellt exemplarisch ein vollständiges Kausalmodell dar.

Das **Strukturmodell** bildet die auf theoretischen und sachlogischen Überlegungen aufgestellten Wirkbeziehungen zwischen den hypothetischen Konstrukten in Form eines Pfaddiagramms ab.¹⁵ Dabei werden latente Variablen, die im Strukturmodell andere Variablen erklären als exogen (ξ) bezeichnet und solche, die durch exogene latente Variablen ihre Erklärung finden, als endogen (η).¹⁶

Die **Messmodelle** dienen der Schätzung der Strukturbeziehungen der latenten Variablen. Da sich latente Variablen jedoch einer direkten Beobachtung entziehen, müssen ihnen geeignete empirische Indikatoren zugewiesen werden, welche das latente Konstrukt möglichst exakt beschreiben. In diesem Kontext sind unter Indikatoren unmittelbar messbare Sachverhalte zu verstehen, die begründbare Rückschlüsse auf das Vorhandensein der von der latenten Variablen beschriebenen, nicht direkt erfassbaren Phänomene zulassen.¹⁷ Die Messmodelle verknüpfen also die manifesten Indikatoren mit den latenten Variablen und ermöglichen somit eine Messbarmachung der nicht beobachtbaren Konstrukte Variablen.¹⁸ In Analogie zum Strukturmodell sind auch im Messmodell Residualterme (δ bzw. ϵ) unablässig. Dadurch wird der Tatsache Rechnung getragen, dass die gemessenen Größen i.d.R. mit Fehlern behaftet sind. Kapitel 0 beleuchtet die Besonderheiten reflektiver und formativer Messmodelle genauer.

Das in Abb. 1 abgebildete Kausal- bzw. Strukturgleichungsmodell besteht aus insgesamt zwei exogenen Konstrukten ξ_1 und ξ_2 sowie einem endogenen Konstrukt η_1 . Die hypothesierten Beziehungen zwischen den latenten Konstrukten werden mittels Pfeilen in einem Pfaddiagramm dargestellt, die als Pfadkoeffizienten (γ) bezeichnet werden.

¹⁴ Vgl. Homburg/Pflesser/Klarmann (2008), S. 557.

¹⁵ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 341.

¹⁶ Vgl. Ringle et al. (2006), S. 86, Backhaus et al. (2006), S. 341, Tenenhaus et al. (2005), S. 165 f.

¹⁷ Vgl. Kroeber-Riel/Weinberg (2003), S. 31.

¹⁸ Vgl. Huber et al. (2007), S. 3.

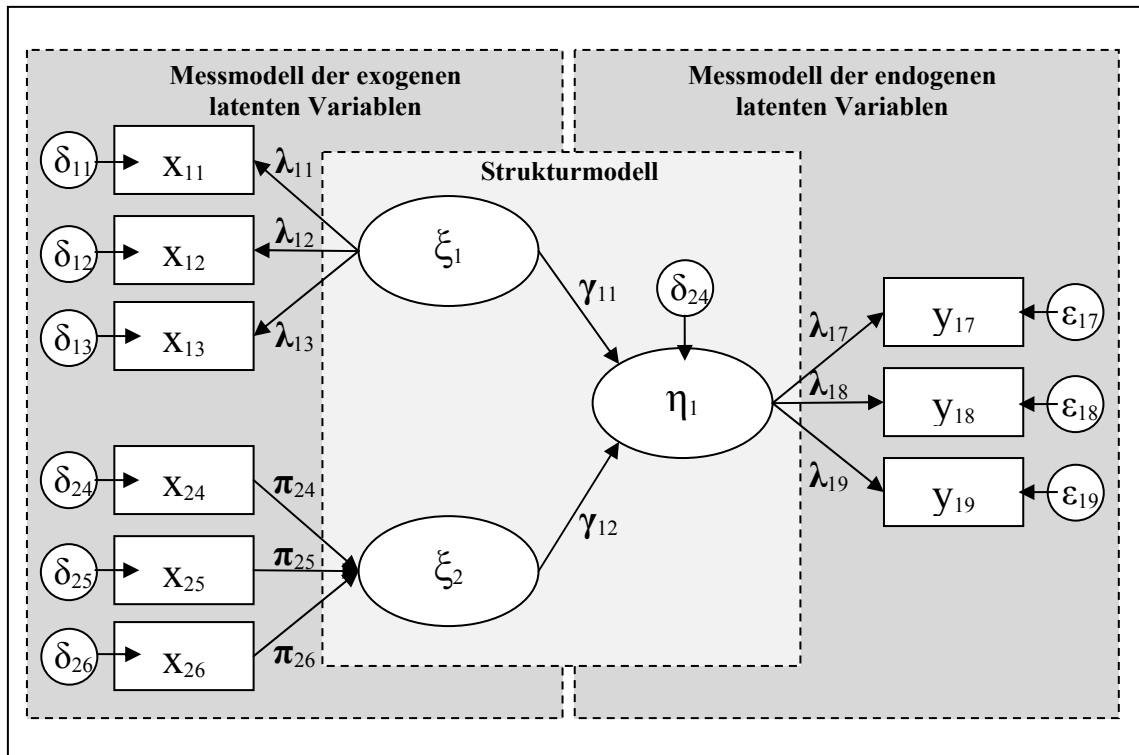


Abb. 1: Aufbau eines vollständigen Kausalmodells
Quelle: eigene Darstellung

Die Pfadanalyse wird in der Wirtschafts- und Sozialforschung grundsätzlich als „eigenständiges, auf der Regressionsanalyse basierendes Verfahren zur Überprüfung kausaler Abhängigkeiten zwischen Variablen“¹⁹ bezeichnet. Dabei repräsentiert die Pfeilrichtung zugleich die Wirkungsrichtung der kausalen Beziehung. Der Pfadkoeffizient ist ein Indikator für die Stärke der Kausalbeziehung. Gemäß des Fundamentaltheorems der Pfadanalyse lassen sich die Wirkbeziehungen in direkte und indirekte kausale Effekte unterscheiden. Der totale kausale Effekt kann ermittelt werden, indem der Korrelationskoeffizient des direkten Kausaleffektes mit dem Korrelationseffekt des indirekten Effektes addiert wird.²⁰

¹⁹ Riekeberg (2002), S. 803.

²⁰ Vgl. dazu Wright (1934).

1.3 Messtheoretische Operationalisierung latenter Variablen

Wie bereits verdeutlicht wurde, sind latente Konstrukte dadurch gekennzeichnet, dass sie sich einer direkten Beobachtbarkeit und respektive auch einer direkten Messbarkeit entziehen. Die latenten Variablen können jedoch im Rahmen der Messmodelle durch eine Zuweisung von empirischen Indikatorvariablen operationalisiert werden.²¹ Dies sollte jedoch nur auf Basis einer theoretischen und sachlogischen Klärung der inhaltlichen Bedeutung des Konstrukts geschehen.²² Nach BLALOCK stehen mit reflektiven und formativen Messmodellen zwei Möglichkeiten zur Operationalisierung latenter Konstrukte zur Verfügung:²³

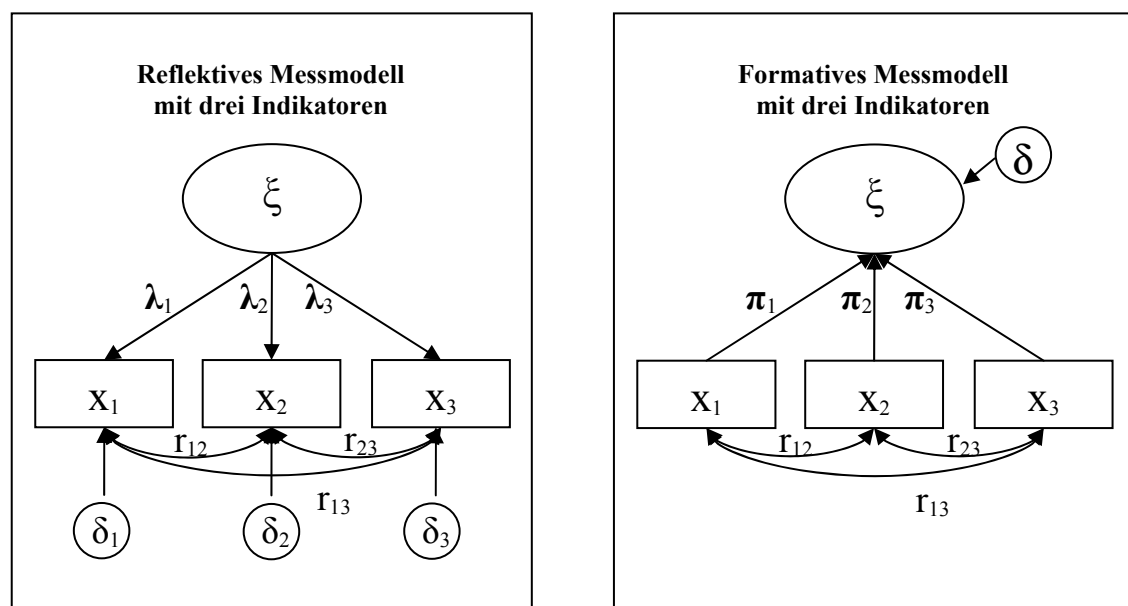


Abb. 2: Operationalisierung reflektiver und formativer Konstrukte
Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Fassot/Eggert (2005), S. 37.

Reflektive Messmodelle basieren auf einem faktoranalytischen Ansatz, bei dem die empirischen Indikatoren so gewählt werden sollten, dass sie das latente Konstrukt in seiner Gesamtheit möglichst exakt widerspiegeln bzw. reflektieren (effect indicators). Die latente Variable ist dabei die verursachende Größe, von der die Beobachtungswerte der zugrundeliegenden Indikatoren abhängen.²⁴ Veränderungen des latenten Konstrukts bewirken Veränderungen der beobachtbaren Indikatoren. Grundsätzlich wird von einer hohen Korrelation zwischen dem Konstrukt und den jeweils zugeordneten empirischen

²¹ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 34.

²² Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 46, Fassot/Eggert (2005), S. 40.

²³ Vgl. Abb. 2.

²⁴ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 35, Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 293.

Indikatoren ausgegangen. Aus diesem Grund ist eine Elimination einzelner Indikatoren unproblematisch, da das Konstrukt unberührt bleibt.²⁵

Formale Darstellung reflektiver Messmodelle von latenten Variablen:

$$x = \Lambda_x \cdot \xi + \delta \quad (\text{latent exogene Variable } \xi) \quad (2)$$

$$y = \Lambda_y \cdot \eta + \varepsilon \quad (\text{latent endogene Variable } \eta) \quad (3)$$

Dabei bezeichnet ξ den Vektor der latenten exogenen Variablen und η den Vektor der latenten endogenen Variablen. x benennt den Vektor der Indikatorvariablen ($x_1, \dots, x_n$) bzw. y den Vektor der Indikatorvariablen ($y_1, \dots, y_n$). Darüber hinaus bilden Λ_x bzw. Λ_y die Vektoren der Pfad- bzw. Ladungskoeffizienten ($\lambda_1, \dots, \lambda_n$) ab. Bei reflektiven Messmodellen drücken die Ladungen aus, wie groß die gemeinsame Varianz der Indikatoren mit der latenten exogenen Variablen ist. Somit gelten die Ladungskoeffizienten als Maß dafür, wie gut die Indikatorvariablen das latente Konstrukt reflektieren. Sie resultieren aus einfachen Regressionen der Indikatorvariablen auf die latenten exogenen Variablen.²⁶ δ bzw. ε bezeichnen die Vektoren der exogenen bzw. endogenen Residuen (Messfehler des jeweiligen Indikators).

Bei **formativen Messmodellen** sind die empirischen Indikatorvariablen die Ursache für die Ausprägung für das latente Konstrukt (cause indicators).²⁷ Damit unterscheiden sich formative Messmodelle hinsichtlich der Wirkrichtung und der Kausalität nahezu diametral von reflektiven Messmodellen. Formative Messmodelle beruhen auf dem regressionsanalytischen Ansatz – allerdings sind für die abhängige Variable der Regressionsgleichung, sprich dem latenten Konstrukt, keine empirischen Messwerte verfügbar. Aus diesem Grund muss die latente Variable zunächst in Relation zu anderen latenten Konstrukten geschätzt werden.²⁸

Formale Darstellung formativer Messmodelle von latenten Variablen:

$$\xi = x \cdot \Pi_\xi + \delta_\xi \quad (\text{latent exogene Variable } \xi) \quad (4)$$

$$\eta = y \cdot \Pi_\eta + \delta_\eta \quad (\text{latent endogene Variable } \eta) \quad (5)$$

Die Symbole ξ , η , x und y entsprechen denen der Gleichungen der reflektiven Messmodelle. Π_ξ bzw. Π_η bezeichnen den Vektor multipler Regressions- bzw. Gewich-

²⁵ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer (2001), S. 271.

²⁶ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 349 f.

²⁷ Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 293.

²⁸ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 35.

tungskoeffizienten zwischen einer (exogenen bzw. endogenen) latenten Variablen und den zugewiesenen Indikatorvariablen. Und δ_{ξ} und δ_{η} stehen schlussendlich für die Vektoren der Residualgrößen.²⁹

Tab. 2 veranschaulicht noch einmal die wesentlichen Merkmale reflektiver und formativer Messmodelle. Trotz umfangreicher Hinweise in der Literatur findet in der praktischen Forschung häufig keine Unterscheidung zwischen formativen und reflektiven Messmodellen statt. Stattdessen ist eine Dominanz reflektiver Messmodelle bei der Operationalisierung latenter Konstrukte zu beobachten, wie mehrere Metastudien belegen.³⁰ Eine falsche Spezifikation der Messmodelle kann zu fehlerhaften oder gar falschen Forschungsergebnissen führen.³¹

Kriterium	Reflektives Messmodell	Formatives Messmodell
Richtung der Wirkbeziehung	Konstrukt $\rightarrow$ Indikatoren (effect indicators)	Indikatoren $\rightarrow$ Konstrukt (cause indicators)
Austauschbarkeit der Indikatoren	austauschbar	nicht austauschbar
Korrelation zwischen den Indikatoren	Hohe Korrelation zw. den Indikatoren erforderlich	Geringe Korrelation zw. den Indikatoren möglich
Einordnung in das nomologische Netz	Indikatoren haben identische Ursachen	Indikatoren haben identische Wirkung

Tab. 2: Kriterien reflektiver und formativer Messmodelle

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Jarvis et al. (2003), S. 201.

Stehen die Indikatoren zur Messung eines Konstrukts bereits fest, so ist eine Entscheidung zwischen formativen bzw. reflektiven Messmodellen zu treffen. Da die Abbildung der latenten Variablen durch die Berechnung der Kovarianzen und Korrelationen erfolgt,³² sollte unbedingt die Prämisse der Eindimensionalität beachtet werden bzw. sollte keine Kollinearität mit anderen Konstrukten des Modells bestehen.³³ Die Identifikation und Auswahl von Indikatorvariablen sollte demgemäß mit größter Sorgfalt erfolgen. In der Literatur wird daher häufig empfohlen, bereits verwendete Skalen bzw. Messmodelle zu verwenden, die Ergebnis früherer Untersuchungen sind. Auch eigene Überlegungen, die im Vorhinein mittels explorativer Vorstudien validiert wurden, sind zuläs-

²⁹ Vgl. Ringle (2004b), S. 297.

³⁰ Eine Übersicht findet sich u.a. bei Fassot/Eggert (2005), S. 42 ff., Jarvis et al. (2003), S. 205 ff.

³¹ Vgl. Huber et al. (2007), S. 17, Weiber/Mühlhaus (2010), S. 38.

³² Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 341.

³³ Vgl. Anderson/Gerbing/Hunter (1987), S. 432.

sig.³⁴ Allgemein sollte die Wahl zwischen formativen und reflektiven Messmodellen auf inhaltlichen Überlegungen über die Beziehungen zwischen latenten und manifesten beruhen: „The choice of indicator model depends on the substantive theory behind the model: the way in which variables are conceptualized.“³⁵

1.4 Allgemeine Vorgehensweise bei Strukturgleichungsanalysen

Für Strukturgleichungsmodelle werden in der Literatur eine Vielzahl unterschiedlicher Vorgehensweisen aufgezeigt. Diese Arbeit erweitert den Ansatz von BACKHAUS / ERICHSON / PLINKE / WEIBER³⁶ um einige Schritte und findet folgende Form:

1. Theoretische Fundierung und Hypothesenbildung
2. Methodenwahl
3. Modellformulierung
4. Empirische Erhebung
5. Parameterschätzung
6. Beurteilung der Schätzergebnisse
7. Modifikation der Modellstruktur

1. Schritt: Theoretische Fundierung und Hypothesenbildung: Zu Beginn einer Strukturgleichungsanalyse stehen, wie im vergangenen Abschnitt bereits diskutiert, sachlogische theoretische Überlegungen über die Wirkzusammenhänge der relevanten Variablen. Entsprechend dieser theoretischen Vorüberlegungen werden Hypothesen gebildet. Anschließend werden die hypothesierten Konstrukte mittels eines Hypothesensystems zueinander in Verbindung gestellt.³⁷ Damit besitzen Strukturgleichungsanalysen einen strukturüberprüfenden bzw. konfirmatorischen Charakter und werden den hypothesentestenden Verfahren zugerechnet.³⁸

2. Schritt: Methodenwahl: Die Wahl der Methode spielt je nach Art der Untersuchung und des Forschungsziels eine entscheidende Rolle. Eine Beurteilung bezüglich der Vorteilhaftigkeit zwischen dem kovarianzbasierten Ansatz mittels LISREL (Kap. 2.1) und

³⁴ Vgl. Homburg/Klarmann (2006), S. 732, Hildebrandt/Temme (2006), S. 619

³⁵ Vgl. Fornell/Cha (1994), S. 61.

³⁶ Backhaus et al. (2008), S. 515.

³⁷ Vgl. Jöreskog (2003), S. 296.

³⁸ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 338.

dem varianzbasierten Ansatz mittels PLS (Kap. 2.2) wird in Kapitel 3 sehr ausführlich vorgenommen.

3. Schritt: Modellformulierung: In diesem Schritt werden die theoretischen Überlegungen in ein lineares Gleichungssystem überführt.³⁹ Um die Komplexität zu reduzieren, werden die hypothetischen Zusammenhänge mittels eines Pfadsystems grafisch dargestellt.⁴⁰ Im Rahmen dieser Arbeit wird das Programm SmartPLS verwendet um die Modellstruktur in Form eines Pfaddiagrammes darzustellen.⁴¹

4. Schritt: Empirische Erhebung

Im Anschluss an die Spezifikation bzw. die Formulierung der Modellstruktur sind geeignete empirische Daten zu erheben, auf deren Basis später eine Lösung des linearen Strukturgleichungssystems erfolgen kann. Zur Validierung der Skalen empfiehlt sich eine empirische Vorstudie.

5. Schritt: Parameterschätzung: Die Schätzung der Parameter kann auf unterschiedliche Weise erfolgen. Die nachfolgende Darstellung entspricht dem Ansatz des PLS-Verfahrens.⁴² Die simple Variante schätzt das Strukturgleichungsmodell sukzessive in zwei Schritten. Zunächst erfolgt eine faktorenanalytische Schätzung der Faktorladungen (Lambda-Koeffizienten) des exogenen und endogenen Messmodells sowie eine Berechnung der jeweiligen Faktorwerte. Die Faktorwerte fungieren dabei als Meßwerte der Faktoren. Sie liefern die geschätzten Beobachtungswerte der latenten Variablen aller Beobachtungen. Mittels der Faktorenwerte wird anschließend eine Regressionsanalyse durchgeführt, bei der die exogenen Variablen die unabhängigen Größen und die endogenen Variablen die abhängigen Größen bilden.⁴³ Die hypothesierten Ursache-Wirkungsbeziehungen im Strukturmodell werden über die Regressionskoeffizienten abgebildet. Der Darstellung des varianzbasierten Ansatzes widmet sich Kap. 2.1.

6. Schritt: Beurteilung der Schätzergebnisse: Im Anschluss an die Schätzung der Parameter wird überprüft, wie gut sich die Modellstruktur den empirischen Daten anpasst. Zur Evaluierung der Schätzergebnisse stehen unterschiedliche Gütekriterien zur Verfügung. Diese werden in den Kapiteln 2.1.3 und 2.2.3 detailliert beschrieben.

³⁹ Vgl. Homburg/Pflesser/Klarmann (2008), S. 554.

⁴⁰ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 356.

⁴¹ Die Auswahl der Softwareapplikation SmartPLS sowie des kovarianzbasierten Ansatzes (PLS) wird ausführlich in Kapitel 0 diskutiert.

⁴² Vgl. dazu Kap. 2.2.

⁴³ Vgl. Backhaus et al. (2008), S. 515.

7. Schritt: Modifikation der Modellstruktur. Häufig stellt sich die Frage, welche Anpassungen vorgenommen werden können, sofern die Gütekriterien eine nur moderate oder gar schlechte Anpassung der modelltheoretischen Korrelationsmatrix an die tatsächliche Datenstruktur ergeben haben. Dies würde zunächst bedeuten, dass die erhobenen Daten nicht mit der Theorie übereinstimmen. In manchen Fällen lassen sich jedoch auf Basis der gewonnenen Kenntnisse Implikationen für eine Modellmodifikation ableiten. Dadurch verliert die Strukturgleichungsanalyse jedoch an konfirmatorischem Wert und erhält einen eher explorativen Charakter.⁴⁴ Als Hilfsmittel zur Modifizierung des Modells dienen die aus der Theorie bekannten Gütekriterien. Gegebenenfalls sind unter strengen Prämissen neue Parameter aufzunehmen bzw. zu eliminieren.⁴⁵ Ziel einer Modifikation sollte eine allgemeine Erhöhung der Anpassungsgüte sein.⁴⁶

Bei allen methodischen Anstrengungen und Bestrebungen einen guten Modell-Fit zu erzielen, ist für die theoretische Entwicklung die Falsifikation von Hypothesen häufig sogar von höherem Wert als eine Elimination von Parametern, weil es den Theoriebildungsprozess neu herausfordert.⁴⁷ Es sollte in diesem Zusammenhang besonders dem Testen von Hypothesen und der Methodologie Rechnung getragen werden.⁴⁸

⁴⁴ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 384 f.

⁴⁵ Vgl. dazu die Ausführungen in Kap. 2.2.3.

⁴⁶ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 384 f.

⁴⁷ Vgl. Meyer (1996), S. 286 ff.

⁴⁸ Ein empirisches Modell ist nur so brauchbar, wie das theoretische Wissen der Forschenden über die praktischen Phänomene, die einer empirischen Überprüfung zugeführt werden. Vgl. dazu Meyer (1987), S. 242 ff.

2 Vergleich von Varianz- und Kovarianzbasierten Analyseverfahren zu Strukturgleichungsmodellen

Für die Schätzung von Strukturgleichungsmodellen zu komplexen Problemstellungen haben sich in der betriebswirtschaftlichen Forschung mit den kovarianzbasierten und den Varianzbasierten Strukturmodellen zwei unterschiedliche Verfahren etabliert.⁴⁹ HENSELER/RINGLE/SINKOVICS verwenden synonymhaft für kovarianzbasierte Verfahren LISREL, für die Varianzbasierten Verfahren Partial-Least-Squares (PLS).⁵⁰ Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei den beiden genannten Schätzverfahren nicht um konkurrierende oder substitutive Ansätze handelt. Vielmehr sind der kovarianz- und der Varianzbasierte Ansatz als komplementär zu verstehen, da keine gravierenden Unterschiede bestehen, wie sich in den nachfolgenden Abschnitten herausstellen wird.⁵¹

Die Auswahl eines geeigneten Verfahrens, welches den Anforderungen des Forschungsprojektes Rechnung trägt, soll auf Basis einer ausführlichen Diskussion beider Ansätze in einer abschließenden Beurteilung erfolgen. In der deutschsprachigen betriebswirtschaftlichen Literatur ist ein solcher Vergleich in ausführlicher Form, bis auf wenige Ausnahmen⁵², nicht häufig vorzufinden.

2.1 Kovarianzbasierte Strukturanalysen

2.1.1 Grundlagen

Der kovarianzbasierte Ansatz im Rahmen von Strukturgleichungsmodellen ist auf die Arbeiten von JÖRESKOG zurückzuführen, der auch als Begründer des LISREL-Ansatzes gilt.⁵³ Die Bezeichnung LISREL („Linear Structural Relationships“) wurde lange Zeit synonym für Strukturgleichungsanalysen mit latenten Variablen verwendet.⁵⁴

Der Grundgedanke ganzheitlicher Kovarianzanalysen und damit auch des LISREL-Ansatzes liegt darin, mit Hilfe von Varianzen und Kovarianzen beobachtbarer Variablen (=Indikatorvariablen der entsprechenden latenten Konstrukte) Rückschlüsse auf Abhän-

⁴⁹ Vgl. Gefen/Straub/Boudreau (2000), S. 8.

⁵⁰ Vgl. Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 277.

⁵¹ Vgl. Wold (1980), S. 52.

⁵² Vgl. u.a. Ringle (2004b), Dehler/Weber (2001) und in Ansätzen auch Nitzl (2010).

⁵³ Vgl. Jöreskog (1970), Jöreskog (1973).

⁵⁴ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 47. Die Bezeichnung LISREL stammt von der gleichnamigen Softwareapplikation. Diese gilt als Basisanwendung für Programme wie EQS und AMOS.

gigkeitsbeziehungen eben dieser hypothetischen, latenten Konstrukte zu ziehen.⁵⁵ Dies erlaubt eine simultane Schätzung sämtlicher Parameter des Strukturgleichungsmodells auf Grundlage der Informationen einer empirischen erhobenen Varianz-Kovarianzmatrix (Korrelationsmatrix).⁵⁶ Dieser Vorgang lässt sich dadurch veranschaulichen, dass die Korrelationen zwischen den empirischen Indikatorvariablen auf den Einfluss der latenten Variablen zurückgeführt werden können.⁵⁷ Somit können latente Variablen als Faktoren dargestellt werden, denen Beobachtungswerte zugewiesen werden. Kovarianzbasierte Strukturanalysen mittels LISREL fundieren also auf dem statistischen Verfahren der konfirmatorischen Faktorenanalyse.⁵⁸

2.1.2 Methodik kovarianzbasierter Ansätze

Ziel der Kovarianzanalyse ist es, Parameter so zu schätzen, dass die erzeugte modelltheoretische Korrelationsmatrix (Σ) eine möglichst exakte Reproduktion der empirischen Korrelationsmatrix darstellt.⁵⁹ Anhand der Parameterschätzungen können im Anschluss die spezifischen Beziehungsstrukturen zwischen den hypothetischen Konstrukten (latenten Variablen) und den Messvariablen überprüft werden.⁶⁰

Bevor jedoch mit der eigentlichen Parameterschätzung bei LISREL begonnen werden kann, muss das Strukturgleichungsmodell zunächst auf seine Identifizierbarkeit getestet werden. Ein Modell gilt nur dann als identifizierbar, wenn die empirische Datengrundlage ausreichend viele Informationen für eine eindeutige Schätzung der Parameter und somit für eine Lösung des Gleichungssystems enthält.⁶¹ Dies ist dann gegeben, wenn die notwendige Bedingung erfüllt ist, dass „(...) die Anzahl der zu schätzenden Modellparameter höchstens so groß [ist] wie die Anzahl der über empirisch erhobene Daten bestimmten Varianzen und Kovarianzen.“⁶² Sofern mit hoher Wahrscheinlichkeit davon

⁵⁵ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 47, Backhaus et al. (2006), S. 341, Riekeberg (2002), S. 803, Homburg (1989), S. 2.

⁵⁶ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 47.

⁵⁷ Derartige kausale Zusammenhänge werden als reflektive Messmodelle bezeichnet, vgl. Abschnitt 0.

⁵⁸ Siehe dazu Abb. 1. Der ganzheitliche kovarianzbasierte Ansatz basiert auf dem Fundamentaltheorem der Faktorenanalyse.

⁵⁹ Vgl. Backhaus et al. (2008), S. 516.

⁶⁰ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 49. Eine Darstellung möglicher Modellparameter bietet Homburg (1989), S. 151 ff. Als Modellparameter werden ferner auch die Pfadkoeffizienten der latenten exogenen und endogenen Variablen sowie ihren Indikator- und Messfehlervariablen bezeichnet.

⁶¹ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 366, Diamantopoulos/Siguaw (2000), S. 48.

⁶² Ringle (2004b), S. 290. Vgl. dazu auch Jöreskog/Sörbom (1989), S. 17.

ausgegangen werden kann, dass ein Modell identifiziert ist, folgt im nächsten Schritt die Bestimmung der Modellparameter.

Ausgangsbasis zur Bestimmung der unbekannten Parameter des Mess- und Strukturmodells ist die aus den empirischen Rohdaten errechnete Kovarianzmatrix. Für die modelltheoretische Kovarianzmatrix Σ gilt formal:

$$\Sigma = \Sigma(\alpha) \quad (6)$$

Während α den Vektor der zu schätzenden Modellparameter bezeichnet, repräsentiert $\Sigma(\alpha)$ die Kovarianzmatrix der beobachteten Variablen als Funktion von α . Die Kovarianzmatrix entspricht somit einer Funktion der zu schätzenden Modellparameter.⁶³ Ziel ist dabei, die Differenz (Residualmatrix) zwischen der empirischen und der generierten theoretischen Kovarianzmatrix zu minimieren. Die Distanz der modelltheoretischen Kovarianzmatrix $\Sigma(\alpha)$ und der empirischen Kovarianzmatrix S wird durch die Diskrepanzfunktion F ausgedrückt:⁶⁴

$$f_s(\alpha) = F(S, \Sigma(\alpha)) \rightarrow \min! \quad (7)$$

Zur Bestimmung der Modellparameter stehen unterschiedliche iterative Schätzverfahren wie z.B. die Maximum-Likelihood-Methode (ML) oder der Unweighted Least Squares-Methode (ULS) zur Auswahl.⁶⁵ Wie eine Metastudie von BACKHAUS/BÜSCHKEN zeigt, wird das Maximum-Likelihood-Verfahren am häufigsten zur Parameterschätzung verwendet.⁶⁶ Allerdings wird bei diesem Schätzverfahren eine Normalverteilung der manifesten Meßvariablen vorausgesetzt.⁶⁷ In Simulationsstudien konnte jedoch gezeigt werden, dass der ML-Algorithmus auch bei leichten Verletzungen der Verteilungsannahmen trotzdem robuste Ergebnisse liefert.⁶⁸ Die Vorteile des ML-Verfahrens sind asymptotischer Natur, da es als asymptotisch unverzerrt und effizient gilt. Zudem liefert der Algorithmus konsistente und skalenfreie Schätzer, über die sich Standardfehler errechnen

⁶³ Vgl. Homburg/Pflesser (2000), S. 350.

⁶⁴ Vgl. Ringle (2004b), S. 289, Backhaus et al. (2006), S. 368. Zur Abbildung dieser Differenz können unterschiedliche Diskrepanzfunktionen verwendet werden.

⁶⁵ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 368. Zudem besteht die Wahl zwischen folgenden Schätzmethoden: generalized least squares (GLS), scale free least squares (SLS) asymptotically least squares (ADF).

⁶⁶ Vgl. Backhaus/Büschken (1998), S. 165.

⁶⁷ Backhaus et al. (2006), S. 369 f.

⁶⁸ Vgl. dazu u.a. Boomsma (1987), S. 160 ff., Bentler/Chou (1987), S. 89.

nen und somit Signifikanztests durchführen lassen.⁶⁹ Eine ausführliche Darstellung des iterativen Schätzprozesses bei LISREL geben DIAMANTOPOLIS/SIGUAW.⁷⁰

Bei der Durchführung von kovarianzbasierten Strukturanalysen ist neben der multivariaten Normalverteilung noch von einigen weiteren Annahmen auszugehen, die sich in komprimierter Form wie folgt zusammenfassen lassen:⁷¹

1. Sämtliche Variablen sind als Abweichungen von ihrem jeweiligen Erwartungswert gemessen und haben somit einen Erwartungswert = 0
2. Sämtliche exogene latente Variablen und Messfehlervariablen des Strukturmodells sind unkorreliert
3. Sämtliche latente Variablen und Messfehlervariablen sind unkorreliert
4. Messfehlervariablen unterschiedlichen Typs korrelieren nicht untereinander

Für eine ausreichende Informationsbasis, die eine robuste Modellspezifizierung erlaubt, wird bei LISREL ein Mindeststichprobenumfang von $n=200$ und mehr empfohlen.⁷² Bei steigender Modellkomplexität (z.B. durch Hinzunahme weiterer Konstruktvariablen) kann der notwendige Mindestumfang an Beobachtungen rasch ansteigen.⁷³

2.1.3 Beurteilungsmaße der Modellgüte

Die Beurteilung der Modellgüte nimmt im Rahmen der Kausalanalyse einen besonderen Stellenwert ein, da sie Aufschluss über die Qualität der Anpassung der theoretischen Modellstruktur an die empirischen Ausgangsdaten gibt.⁷⁴ Ziel ist es, eine Modellbeurteilung in Hinblick auf quantifizierbare Reliabilitäts- und Validitätskriterien vorzunehmen.⁷⁵ Während die Reliabilität das Ausmaß beschreibt, in welchem ein Messverfahren bei wiederholten Versuchen die gleichen Resultate konsistent liefert, ist die Validität ein Maß für die Gültigkeit eines Messinstruments.⁷⁶ Im Folgenden werden nun die wichtigsten Gütemaße bzw. statistischen Tests vorgestellt, die unter Verwendung sogenannter Validitäts- und Reliabilitätskriterien eine Beurteilung der Modellstruktur zulassen.

⁶⁹ Vgl. Bollen (1989), S. 108 f.

⁷⁰ Vgl. Diamantopoulos/Siguaw (2000), S. 55 ff.

⁷¹ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 364.

⁷² Vgl. Bagozzi/Yi (1988), S. 80, Backhaus et al. (2006), S. 370.

⁷³ Vgl. Homburg/Klarmann (2006), S. 733 Backhaus et al. (2006), S. 714.

⁷⁴ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 379.

⁷⁵ Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 282.

⁷⁶ Vgl. Peter (1981), S. 6.

Im Allgemeinen werden globale (=modellbezogene) und lokale Gütemaße (=konstruktbezogene) als Kriterien zur Einschätzung der Qualität von Strukturgleichungsmodellen unterschieden.

Lokale Gütemaße beziehen sich auf die Beurteilung von Teilstrukturen des postulierten Modells. Es handelt sich also um partielle Gütemaße zur Überprüfung der Güte einzelner Parameter bzw. der Messung latenter endogener oder exogener Variablen durch ihre empirischen Indikatorvariablen. Beispiele für lokale Gütemaße des Messmodells sind die Indikatorreliabilität, die Faktorreliabilität, die durchschnittlich erfasste Varianz (DEV) sowie das Fornell/Larcker-Kriterium.⁷⁷ Neben den lokalen Gütemaßen des Messmodells stellt die quadrierte multiple Korrelation für jede latente endogene Variable ein Prüfkriterium zur Beurteilung der Anpassungsgüte des Strukturmodells dar. Dieses Kriterium ist ein Maß dafür, inwiefern die Varianz der latenten exogenen Variablen die Varianz der latenten endogenen Variablen erklärt.⁷⁸ In Tab. 3 sind die wichtigsten Lokalen Gütemaße von Kovarianzanalysen dargestellt.

Lokale Gütemaße		Niveau
Messmodell	Indikatorreliabilität	$\geq 0,40$
	Faktorreliabilität (Konstruktreliabilität)	$\geq 0,60$
	Durchschnittlich erfasste Varianz (DEV)	$\geq 0,50$
	Fornell/Larcker-Kriterium	* ⁷⁹
Strukturmodell	Quadrierte multiple Korrelation je endogener lat. Variable	$\geq 0,40$

Tab. 3: Lokale Gütemaße zur Beurteilung von Kovarianzstrukturmodellen

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 288, Homburg/Giering (1996), S. 13.

Globale Gütemaße basieren im Rahmen von Kovarianzstrukturanalysen auf einem Vergleich der modelltheoretischen Kovarianzmatrix Σ und der empirischen Kovarianzmatrix S . Zu den bekanntesten globalen Gütemaßen zählen der Goodness of Fit Index (GFI) und der Adjusted Goodness of Fit Index. Der GFI misst die relative Menge an Varianz und Kovarianz an, die durch das Modell erklärt wird. Allerdings wird der An-

⁷⁷ Auf eine ausführliche Erörterung der lokalen Gütemaße soll an dieser Stelle verzichtet werden. Es wird an dieser Stelle auf die einschlägige Literatur verwiesen. Vgl. dazu Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 286 ff., Backhaus et al. (2006), S. 383 f.

⁷⁸ Vgl. Homburg/Baumgartner (1998), S. 361.

⁷⁹ Anspruchsniveau des Fornell/Larcker-Kriteriums: $DEV(\xi_i) > \text{quadr. Korrelation}(\xi_i, \xi_j)$, für alle $i \neq j$.

zahl der Freiheitsgrade, die ein Maß für die Komplexität des Modells darstellen, keine Berücksichtigung geschenkt. Diesem Problem trägt jedoch der AGFI Rechnung.⁸⁰

Zudem werden inkrementelle Anpassungsmaße unterschieden. Der Normed Fit Index bestimmt die Güte eines Modells im Vergleich zum empirischen Basismodell. Ähnlich wie beim GFI finden beim NFI die Freiheitsgrade ebenfalls keine Berücksichtigung. Der Non-Normed Fit Index (NNFI) bzw. der Comparative Fit Index (CFI), als modifizierte Versionen des NFI, gelten als inkrementelle Anpassungsmaße, welche die Modellkomplexität und somit die Freiheitsgrade berücksichtigen. Werte zwischen 0,9 und 0,95 lassen bei allen drei Tests auf eine akzeptable Modellgüte schließen.⁸¹

Neben den inkrementellen Anpassungsmaßen stehen auch sogenannte Stand-Alone-Anpassungsmaße zur Auswahl. Dazu zählen u.a. der RMSEA und die χ^2 -Teststatistik, die inferenzstatistische Rückschlüsse durch statistische Signifikanztests erlauben.⁸² Der Root Mean Squared Error of Approximation (RMSEA) überprüft, ob das Modell die Realität hinreichend approximiert. Der Modellfit kann bei einem Wert $\leq 0,08$ als akzeptabel und $\leq 0,05$ als gut bewertet werden.⁸³ Der χ^2 -Test prüft die Validität bzw. die „absolute Richtigkeit“ des Modells. Der Quotient aus χ^2 -Test und der Zahl der Freiheitsgrade ist eines der gebräuchlichsten Beurteilungskriterien, da er die Parameterzahl des Modells berücksichtigt. Werte $\leq 3,00$ gelten bei diesem Test als akzeptabel.⁸⁴ Tab. 4 gibt einen Überblick über die globalen Gütemaße und deren Anspruchsniveaus.

Globale Gütemaße		Niveau
Gesamtmodell	Goodness of Fit Index (GFI)	$\geq 0,90$
	Adjusted Goodness of Fit INDEX (AGFI)	$\geq 0,90$
	Normed Fit Index (NFI)	$\geq 0,90$
	Non-Normed Fit Index (NNFI)	$\geq 0,90$
	Comparative Fit Index (CFI)	$\geq 0,90$
	Root Mean Squared Error of Approximation (RMSEA)	$\leq 0,05$
	χ^2/df	$\leq 3,00$

Tab. 4: Globale Gütemaße zur Beurteilung der Qualität von Kovarianzstrukturmodellen

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 288, Homburg/Giering (1996), S. 13.

⁸⁰ Eine ausführliche Darstellung der Gütemaße findet sich bei Backhaus et al. (2006), S. 379 ff.

⁸¹ Vgl. Bentler/Bonett (1980), S. 588 ff., Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 284.

⁸² Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 285.

⁸³ Vgl. Browne/Cudeck (1993), S. 136 ff.

⁸⁴ Vgl. Bollen (1989), S. 278.

Im Anschluss an eine Modellbeurteilung anhand der vorgestellten Gütemaße sollte eine Kreuzvalidierung erfolgen. Ziel ist es dabei, mit Hilfe der Varianz des errechneten Strukturgleichungsmodells die Varianzen eines Kontrolldatensatzes zu erklären.⁸⁵

2.2 Varianzbasierte Strukturanalysen

2.2.1 Grundlagen

Neben dem kovarianzbasierten Ansatz bietet die Varianzstrukturanalyse basierend auf der Partial Least Square-Methode eine komplementäre Alternative zur Schätzung von Kausalmodellen. Obwohl die ursprünglich von WOLD⁸⁶ hervorgebrachte Methode fast zeitgleich zu LISREL entwickelt wurde, findet sie in der deutschsprachigen Forschung erst relativ spät Anwendung, auch wenn dieser eine vergleichbar leistungsfähige Alternative darstellt. WOLDS Grundidee liegt in der Erzielung brauchbarer Schätzergebnisse, auch bereits bei einer relativ niedrigen Informationsbasis der Ausgangsdaten.⁸⁷ Die nachfolgenden Ausführungen beziehen sich auf das von WOLD entwickelte „basic PLS design“.⁸⁸

Während die Schätzung der Modellparameter bei kovarianzerklärenden Verfahren über eine bestmögliche Reproduktion der empirischen Kovarianzmatrix erfolgt, wird beim varianzerklärenden Ansatz (PLS) versucht, eine möglichst exakte Prognose der tatsächlichen Beobachtungswerte zu erreichen. Ziel ist es also, die Parameter so zu schätzen, dass die erklärte Varianz der endogenen Variablen im Strukturmodell und der empirischen Indikatoren in den Messmodellen maximiert wird.⁸⁹ Dabei bedient sich das Verfahren einer iterativen, regressionsanalytischen Kleinsten Quadrate Schätzung (=Least Squares), die auf einer Hauptkomponentenanalyse und einer kanonischen Korrelationsanalyse fundiert.⁹⁰ Gleichzeitig besteht die Zielsetzung, die Messfehler- und Konstruktvarianz zu minimieren.

⁸⁵ Vgl. Balderjahn (1998) und die von ihm angegebene, einschlägige Literatur.

⁸⁶ Vgl. Wold (1980), Wold (1975), Wold (1973), Wold (1966). Wold gilt als Lehrer von Jöreskog, dem Begründer des LISREL-Verfahrens.

⁸⁷ Vgl. Wold (1980), S. 70.

⁸⁸ Vgl. Wold (1982), S. 122.

⁸⁹ Vgl. Herrmann/Homburg/Klarmann (2008), S. 571. Dabei wird versucht, die Varianz der Fehlervariablen in Mess- und Strukturmodell zu minimieren, um so eine bestmögliche Approximation an die empirischen Ausgangsdaten zu erhalten.

⁹⁰ Vgl. Wold (1975), S. 200, Chin/Newsted (1999), S. 312, Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 37, Weiber/Mühlhaus (2010), S. 58.

2.2.2 Methodik des Partial Least Squares-Ansatzes

Beim PLS-Ansatz wird das Strukturmodell als inneres Modell und die Messmodelle der latenten Konstrukte als äußeres Modell bezeichnet:

Durch das **innere Modell** wird die Beziehung zwischen den latenten Konstrukten spezifiziert.⁹¹ Die formale Darstellung entspricht Gleichung (1).⁹²

In den **äußeren Modellen** werden Beziehung zwischen latenten Konstrukten und den entsprechend zugeordneten manifesten, direkt beobachtbaren Indikatorvariablen gemessen. Beim PLS-Ansatz werden im Allgemeinen formative und reflektive Messmodelle der latenten Variablen differenziert. Die Besonderheiten formativer und reflektiver Messmodelle wurden in Kap. 0 bereits vertieft erläutert.

Im PLS-Ansatz untersteht die allgemeine formale Gleichung des Strukturmodells einer Modellspezifikation. Dies gilt ebenso für die Gleichungen der reflektiven und formativen Messmodelle. Dabei werden die linearen Gleichungssysteme in ihre Bestandteile dividiert. Die nicht beobachtbaren, latenten Variablen werden beim PLS-Verfahren als Linearkombination der gewichteten Mittelwerte der ihnen zugeordneten empirischen Indikatoren geschätzt. Sämtliche Variablen sind normalisiert, mit einem Mittelwert von Null:⁹³

$$\eta = w_{\eta} \cdot y \quad \text{bzw.} \quad (8)$$

$$\xi = w_{\xi} \cdot x \quad (9)$$

Dabei steht w für die jeweiligen Gewichte. Die Schätzung von Kausalmodellen mithilfe des **Partial Least Squares-Algorithmus** erfolgt in einem dreistufigen Verfahren,⁹⁴ wie Abb. 3 entnommen werden kann. Im Folgenden werden die drei Stufen genauer erläutert, wobei der Beleuchtung von Stufe 1 besondere Beachtung geschenkt werden soll.

⁹¹ Vgl. Henseler (2010), S. 109, Weiber/Mühlhaus (2010), S. 59.

⁹² Vgl. dazu Kap. 1.1.

⁹³ Vgl. Lohmüller (1989), S. 28 f.

⁹⁴ Vgl. Lohmüller (1989), S. 30 f.

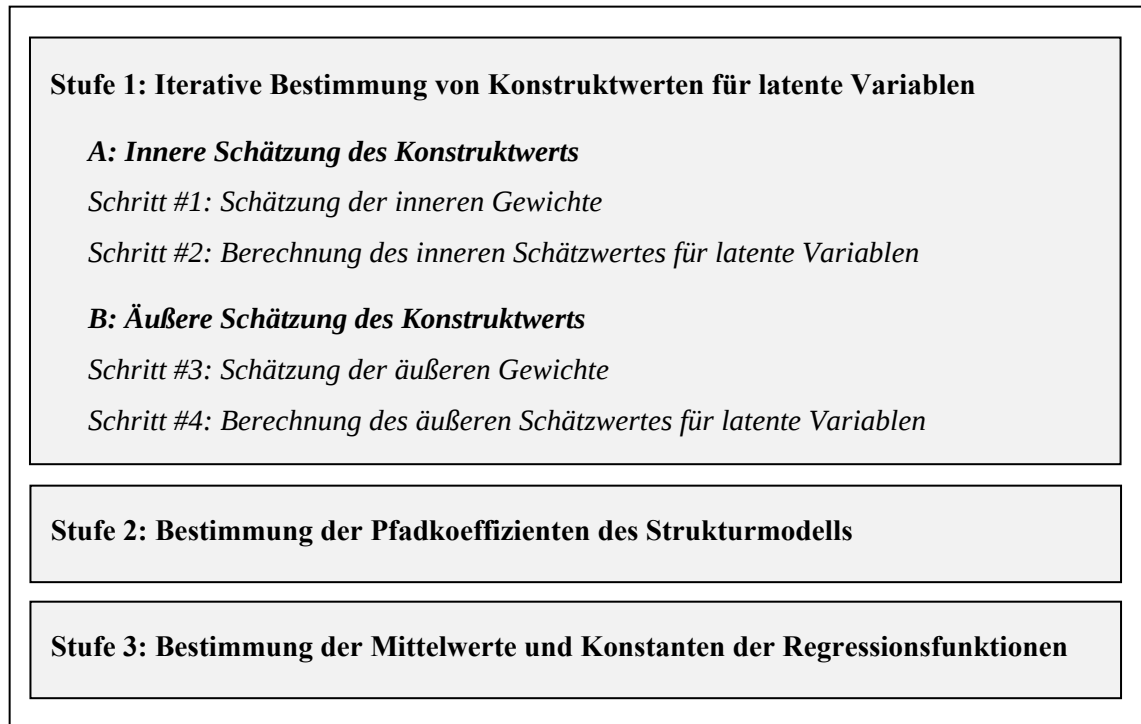


Abb. 3: Die Stufen des Partial Least Squares-Schätzalgorithmus

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Weiber/Mühlhaus (2010), S. 59 ff., Lohmüller (1989), S. 28 ff.

Auf der **ersten Stufe** des PLS-Algorithmus werden aus den empirischen Informationen, die den Ausgangsdaten (Rohdatenmatrix) entstammen, konkrete Werte für sämtliche latente Variablen geschätzt. Der Algorithmus vollzieht sich auf dieser ersten Stufe in vier Teilschritten und wird iterativ wiederholt:⁹⁵

- *Schritt #1:* Zunächst werden die inneren Gewichte für jede latente Variable geschätzt. Dabei ist eine Initialisierung der Schätzung als Ausgangspunkt für den Algorithmus notwendig.⁹⁶ Für eine solche Initialisierung wird dem Konstruktwert der Wert der ersten manifesten Variablen gleichgesetzt. Durch diesen Behelf besteht ein Ausgangswert, mit dessen Hilfe mit der inneren Schätzung der latenten Variablen begonnen werden kann.⁹⁷ Zur Bestimmung der inneren Gewichte v_{ij} stehen drei Pfadschemata zur Auswahl.⁹⁸ Dazu zählt das Centroid Weighting Scheme⁹⁹, das

⁹⁵ Vgl. Tenenhaus et al. (2005), S.

⁹⁶ Den vier Schritten der ersten Stufe (vgl. Abb. 3) geht eine Initialisierung durch einen Ausgangswert voraus. Vgl. Ringle et al. (2006), S. 84 ff, Lohmüller (1989), S. 28 f., Henseler (2005), S. 71 f.

⁹⁷ Chatelin et al. schlagen vor, aus pragmatischen Gründen jeweils den ersten Indikator des jeweiligen Indikatorblocks mit dem Faktor 1, die Übrigen mit dem Faktor 0 zu gewichten. Vgl. dazu ausführlich Chatelin/Tenenhaus/Vinzi (2002), S. 9 f.

⁹⁸ Da die Diskussion und Erörterung von Pfadschemata der Auswahl eines kausalanalytischen Ansatzes nicht entscheidend beeinflusst, wird an dieser Stelle von einer ausführlicheren Diskussion abgesehen.

⁹⁹ Sofern eine Verbindung zwischen latenten Variablen besteht, entspricht die innere Gewichtungsgröße dem Vorzeichen der Korrelation der latenten Variablen bzw. dem äußeren Proxy. Vgl. dazu ausführlich Wold (1982).

Factor Weighting Scheme¹⁰⁰ und das Path Weighting Scheme.¹⁰¹ Die Werte können dabei auf einem Intervall zwischen -1 und +1 liegen. Formal kann die Schätzung der inneren Gewichte folgendermaßen dargestellt werden:¹⁰²

$$v_{ij} = \text{sign cov}(Y_j; Y_i) \quad (10)$$

- *Schritt #2:* Sind die inneren Gewichtungsgrößen bestimmt, so werden die geschätzten Größen dazu verwendet, um den inneren Konstruktwert zu berechnen. $\tilde{Y}_j$ ist dabei die Annäherung (Approximation) der gewichteten Summe angrenzender Variablen, zu welchen eine Beziehung innerhalb des Strukturmodells besteht. Die zuvor ermittelten Schätzwerte werden auf Basis der Beziehungen zwischen den latenten Variablen im Strukturmodell sukzessive verbessert.¹⁰³ Formal kann die Berechnung des inneren Konstruktwerks wie folgt dargestellt werden:¹⁰⁴

$$\tilde{Y}_j = \sum_i v_{ij} Y_i \quad (11)$$

- *Schritt #3:* Der in Schritt #2 berechnete Konstruktwert $\tilde{Y}$ geht nun in die Schätzung der äußeren Gewichte als Instrumentalvariable ein. Für die Schätzung muss zwischen reflektiven Messmodellen (Modus A) und formativen Messmodellen (Modus B) unterschieden werden:

In **Modus A**, sprich bei reflektiven Messmodellen, erfolgt die Bestimmung der äußeren Gewichte w_{kj} über eine Hauptkomponentenanalyse und entspricht damit dem Regressionskoeffizienten einer einfachen Regression zwischen dem aus der inneren Schätzung stammenden Schätzwert der latenten Variablen (abhängige Variable) und den Indikatorvariablen (unabhängige Variablen).

In **Modus B**, sprich bei reflektiven Messmodellen, werden die äußeren Gewichte über eine multiple Regressionsanalyse ermittelt. Die äußeren Gewichtungsgrößen sind dabei die multiplen Regressionskoeffizienten zwischen dem Schätzwert der latenten Variablen (abhängige Variable) und den zugehörigen Indikatorvariablen (unabhängige Variablen). Für Modus A und B gilt formal:¹⁰⁵

¹⁰⁰ Sofern eine Verbindung zwischen latenten Variablen besteht, so ist die innere Gewichtunggröße gleich der Korrelation zwischen den latenten Variablen gesetzt. Vgl. ausführlich Lohmüller (1989).

¹⁰¹ Vgl. ausführlicher Weiber/Mühlhaus (2010), S. 28.

¹⁰² Vgl. Lohmüller (1989), S. 29. Dies gilt nur für angrenzende Variablen. Besteht keine Verbindung gilt $v_{ij} = 0$.

¹⁰³ Vgl. Ringle (2004b), S. 301.

¹⁰⁴ Vgl. Lohmüller (1989), S. 29.

¹⁰⁵ Vgl. Lohmüller (1989), S. 29.

$$\tilde{Y}_{jn} = \sum_{k_j} w_{k_j} y_{k_j n} + d_{jn} \quad \text{Modus A} \quad (12)$$

$$y_{k_j n} = w_{k_j} \tilde{Y}_{jn} + e_{k_j n} \quad \text{Modus B} \quad (13)$$

- *Schritt #4:* Nach der Ermittlung der Gewichtungsgößen kann der äußere Konstruktwert berechnet werden. Dieser errechnet sich als Linearkombination aus der latenten Variablen und den ihr zugeordneten manifesten Variablen. Formal gilt:

$$Y_{jn} = f_i \sum_{k_j} w_{k_j} y_{k_j n} \quad (14)$$

Sind die Ergebnisse berechnet, beginnt der Algorithmus auf dieser Basis erneut mit der Schätzung. Dieser iterative Prozess (Schritt #1 – Schritt #4) wechselt solange zwischen inneren und äußeren Approximationen, bis sich die Gewichte nur noch marginal ändern.¹⁰⁶ Dieser Zustand der Konvergenz ist erreicht, wenn die Änderung der Gewichte $\leq 0,001$.¹⁰⁷

Auf der **zweiten Stufe** des PLS-Algorithmus werden die Pfadkoeffizienten und Faktorladungen auf Basis der in Schritt #1 ermittelten Schätzwerte der latenten Variablen berechnet. Dies geschieht durch die Kleinste-Quadrate-Methode.¹⁰⁸

Auf der **dritten Stufe** des PLS-Algorithmus werden die Mittelwerte und der konstante Term („location parameter“) für die linearen Regressionsfunktionen geschätzt.¹⁰⁹

Für die Erzielung verlässlicher Ergebnisse werden im PLS-Ansatz aufgrund der partiellen Schätzung einzelner Bestandteile des Kausalmodells weniger empirische Beobachtungen (Fälle) benötigt als im Vergleich zu den kovarianzbasierten Modellen.¹¹⁰ CHIN gibt als Richtwert für die Stichprobengröße an, dass die Fallanzahl mindestens das 10-fache des Maximums aus der Anzahl an Indikatorvariablen des Blocks mit der größten Anzahl an formativen Indikatoren haben sollte.¹¹¹ Die empfohlene Mindeststichprobengröße liegt bei PLS zwischen $n=30$ und $n=100$.¹¹²

¹⁰⁶ Vgl. Wold (1982), S. 14.

¹⁰⁷ Vgl. Chin/Newsted (1999), S. 320. Wold rät zu einem Abbruch des Algorithmus, wenn die Summe der quadrierten Gewichtsänderungen zwischen den Iterationen den Wert 10^{-5} unterschreitet, vgl. Wold (1982), S. 14. Einen Überblick über die Literatur zur Konvergenz des „PLS path modeling algorithm“ gibt Henseler (2010), S. 111 ff.

¹⁰⁸ Vgl. Lohmüller (1989), S. 30.

¹⁰⁹ Vgl. Chin/Newsted (1999), S. 315 ff. Die Autoren geben einen guten Überblick über den Ablauf des PLS-Algorithmus.

¹¹⁰ Vgl. Chin/Newsted (1999), S. 314.

¹¹¹ Vgl. Chin (1998), S. 311.

¹¹² Vgl. Chin/Newsted (1999), S. 314.

2.2.3 Beurteilungsmaße der Modellgüte

Grundsätzlich stehen zur Beurteilung varianzbasierter Kausalmodelle mit latenten Konstrukten die gleichen Gütemaße zur Verfügung, wie bei den kovarianzbasierten Verfahren.¹¹³ Allerdings sind die unter LISREL zur Anwendung kommenden parametrischen Gütemaße aufgrund der fehlenden Verteilungsannahmen auf lokaler Ebene für varianzbasierte bzw. für das Partial Least Squares-Verfahren nicht geeignet.¹¹⁴ Statt dessen werden in der Literatur nicht-parametrische, schätzorientierte Tests vorgeschlagen, die nicht über die Anpassungsgüte von Kovarianzen bestimmt werden, sondern vielmehr den Annahmen der Verteilungsfreiheit gerecht werden.¹¹⁵ Ebenso wie bei den kovarianzbasierten Verfahren kommt der Beurteilung der Modellgüte anhand quantifizierbarer Reliabilitäts- und Validitätskriterien beim PLS-Ansatz eine hohe Bedeutung zu.¹¹⁶

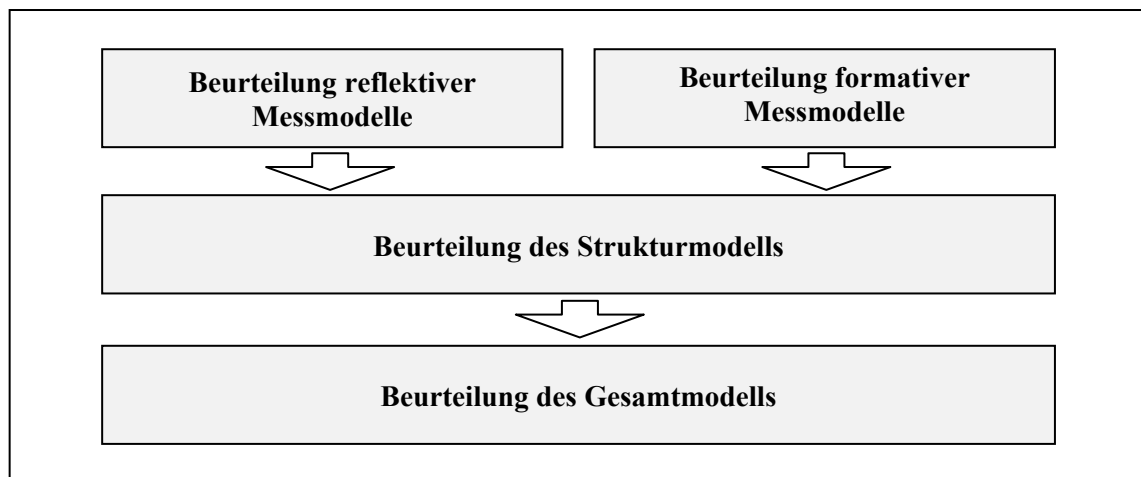


Abb. 4: Vorgehen zur Beurteilung von PLS-Modellschätzungen

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Schloderer/Ringle/Sarstedt (2009), S. 589

SCHLODERER/RINGLE/SARSTEDT schlagen einen mehrstufigen Prozess zur Evaluierung des hypothetisch formulierten Gesamtmodells vor: Für die Beurteilung der Modellgüte ist zunächst zwischen reflektiven und formativen Messmodellen zu unterscheiden. Die Beurteilungen sollten unbedingt getrennt voneinander ablaufen. Im Anschluss wird das Strukturmodell evaluiert, bevor eine abschließende Beurteilung des Gesamtmodells stattfinden kann (Abb. 4).¹¹⁷

¹¹³ Vgl. Homburg/Pflesser/Klarmann (2008), S. 573.

¹¹⁴ Vgl. Chin (1998), S. 316.

¹¹⁵ Vgl. Wold (1982), Chin/Newsted (1999), S. 328.

¹¹⁶ Vgl. hierzu Kap. 2.1.3 und die darin enthaltenen Ausführungen.

¹¹⁷ Vgl. Schloderer/Ringle/Sarstedt (2009), S. 589.

2.2.3.1 Gütebeurteilung reflektiver Messmodelle

Für die Beurteilung reflektiver Messmodelle stehen die statistischen Gütekriterien der Faktorenanalyse zur Verfügung.¹¹⁸ Dabei handelt es sich um Prüfgrößen der internen Konsistenz¹¹⁹, die über Korrelationsbetrachtungen ermitteln, in welchem Maße ein latentes Konstrukt durch seine ihm zugeordneten Indikatorvariablen gemessen wird.¹²⁰ Zu diesen zählen die Indikatorreliabilität, die Konstruktreliabilität, die durchschnittlich erfasste Varianz sowie die Diskriminanzvalidität.

Die **Indikatorreliabilität** ermittelt den Anteil der Varianz eines Indikators, der durch die ihm zugeordnete latente Variable erklärt wird.¹²¹ Die Reliabilität $\text{rel}(x_i)$ eines Indikators x_i bestimmt sich unter Verwendung der von PLS generierten standardisierten Schätzergebnisse wie folgt:¹²²

$$\text{rel}(x_i) = \frac{\lambda_{ij}^2}{\lambda_{ij}^2 + \text{var}(\varepsilon_i)}, \quad (15)$$

wobei λ_{ij} die geschätzte Ladung des Indikators x_i auf die zugeordnete latente Variable ξ_j darstellt. Die geschätzte Varianz des Messfehlers wird durch $\text{var}(\varepsilon_i)$ bezeichnet. Die Werte können zwischen 0 und 1 liegen, wobei mindestens die Hälfte der Varianz der Indikatorvariablen durch die latente Variable erklärt werden sollte. Dies entspricht einem Ladungswert von mindestens 0,7 ($\sqrt{0,7} \approx 0,5$).¹²³

Die **Konvergenzvalidität** beschreibt das Ausmaß der Übereinstimmung zweier oder mehrerer Versuche einer Konstruktmessung. Als Prüfgröße zur Beurteilung der Konvergenzvalidität können die Konstruktreliabilität und die durchschnittlich erfasste Varianz herangezogen werden,¹²⁴ die daher im Folgenden erläutert werden:

Der **Konstruktreliabilität** (bzw. Faktorreliabilität) wird im Schrifttum eine höhere Bedeutung zugemessen als der Messung auf Indikatorebene mit Hilfe der Indikatorreliabilität.¹²⁵ Das Ziel der Betrachtung auf Ebene des Konstrukts ist es, zu ermitteln, wie gut die latente Variable durch die ihr zugeordneten Indikatorvariablen wiedergege-

¹¹⁸ Vgl. hierzu Kap. 2.1.3

¹¹⁹ Ein gebräuchliches Messkonzept der internen Konsistenz ist Cronbachs α , vgl. Cronbach (1951), S. 297 ff.

¹²⁰ Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 208.

¹²¹ Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 286.

¹²² Vgl. Homburg/Klarmann/Pflesser (2008), S. 286, vgl. auch in modifizierter Form Chin (1998), S. 320.

¹²³ Vgl. Ringle/Spreen (2007), S. 212, Huber et al. (2007), S. 35. Für einen toleranteren Ladungswert $\approx 0,4$, vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 73 ff.

¹²⁴ Vgl. Hair et al. (2006), S. 776 f.

¹²⁵ Vgl. Götz/Liehr-Gobbers (2004), S. 727, Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 73.

ben bzw. gemessen wird. Somit kann die Konstruktreliabilität als Maß für die Eignung des ihm zugeordneten Indikatorblocks bezeichnet werden. Die Konstruktreliabilität $rel(\xi_j)$ einer latenten Variablen ξ_j definiert sich formal wie folgt:¹²⁶

$$rel(\xi_j) = \frac{(\sum \lambda_{ij})^2}{(\sum \lambda_{ij})^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)} \quad (16)$$

Auch bei der Beurteilung von Messmodellen auf Konstruktebene kann die Reliabilität Werte zwischen 0 und 1 annehmen. Dabei gelten Ladungswerte von mindestens 0,6 als akzeptabel.¹²⁷ Da der häufig verwendete Cronbach α -Koeffizient bei Anwendung von PLS die interne Konsistenz zumeist unterschätzt, ist das oben dargestellte Gütekriterium mit Vorrang zu verwenden.¹²⁸

Die **durchschnittlich erfasste Varianz** als weiteres Kriterium zur Überprüfung der Konvergenzvalidität setzt den Anteil der erklärten Varianz ins Verhältnis zum Messfehler einer latenten Variablen. Daraus ergibt sich folgende formale Definition:¹²⁹

$$DEV(\xi_j) = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)} \quad (17)$$

Somit können Aussagen darüber getroffen werden, wie hoch der durch eine latente Variable erklärte Varianzanteil der Indikatorvariablen ist. Vice versa kann überprüft werden, wie hoch der Messfehler (nicht erklärte Varianzanteil) ausfällt.¹³⁰ Die Werte der DEV können sich zwischen 0 und 1 erstrecken, wobei ein Mindestwert >0,5 erforderlich ist, damit die gemeinsame Varianz der Indikatorvariablen größer ist die Einflüsse der Messfehler.¹³¹

Die **Diskriminanzvalidität** gilt als methodisches Gegenstück zur Konvergenzvalidität und ist definiert als das Ausmaß, zu welchem sich die Indikatorvariablen eines Konstrukts von denen eines anderen Konstrukts unterscheiden.¹³² Sie kann als gegeben betrachtet werden, wenn die Korrelation zwischen Indikatoren des gleichen Konstrukts größer ist als die Korrelation zwischen Indikatoren unterschiedlicher Konstrukte.¹³³ Zur

¹²⁶ Vgl. Chin (1998), S. 320.

¹²⁷ Vgl. Ringle/Spreeen (2007), S. 212, Huber et al. (2007), S. 35.

¹²⁸ Vgl. Chin (1998), S. 320, Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 298 f.

¹²⁹ Chin (1998), S. 321.

¹³⁰ Vgl. Chin (1998), S. 321.

¹³¹ Vgl. Homburg/Baumgartner (1998), S. 361, Hildebrandt/Temme (2006), S. 625.

¹³² Vgl. dazu ausführlich Fornell/Cha (1994), S. 69.

¹³³ Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 74 f., Homburg/Giering (1996), S. 7.

Überprüfung der Diskriminanzvalidität ist das **Fornell/Larcker-Kriterium** geeignet. Dieses ist erfüllt, sofern die durchschnittlich erfasste Varianz latenter Variablen größer ist als die Wurzel zwischen latenten Variablen.¹³⁴ Neben dem Fornell/Larcker-Kriterium gelten die **Kreuzladungen** als komplementäres Kriterium zur Bestimmung der Diskriminanzvalidität.¹³⁵ Sie errechnen sich aus den Korrelationen zwischen den Faktorwerten latenter Variablen und weiterer Indikatorvariablen des Modells, die diesen latenten Variablen nicht zugeordnet sind. Dabei sollten die Korrelationen der Indikatoren mit dem ihnen zugeordneten Konstrukt größer sein als Korrelationen eben dieser Indikatoren mit fremden Konstrukten.

Ein reflektives Messmodell einer latenten Variablen kann als reliabel und valide bezeichnet werden, sofern es die Mindestmaße der vorgestellten Gütekriterien aufweist.¹³⁶ Ist dies nicht der Fall, ist eine Elimination bestimmter Indikatorvariablen denkbar. Bevor jedoch eine rein datengetriebene Herausnahme von Indikatoren stattfindet, sind weitere sachlogische Überlegungen notwendig. Die Inhaltsvalidität hat im Vergleich zu kausalanalytischen Überprüfung der Reliabilität und Validität stets Priorität.

Güteart	Gütekriterium	Niveau
Reliabilität	Indikatorreliabilität	$\geq 0,70$
	Cronbach's Alpha	$\geq 0,70$
Konvergenzvalidität	Konstruktreliabilität	$\geq 0,60$
	Durchschnittlich erfasste Varianz (DEV)	$\geq 0,50$
Diskriminanz-Validität	Fornell/Larcker-Kriterium	$\geq 0,40$
	χ^2 -Differenztest (5% Niveau)	$\geq 0,40$

Tab. 5: Gütemaße zur Beurteilung reflektiver Messmodelle

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an: Huber et al. (2007), S. 32.

2.2.3.2 Gütebeurteilung formativer Messmodelle

Anders als bei der Beurteilung reflektiver Messmodelle finden sich im Schrifttum nur relativ wenige Hinweise zur Gütebeurteilung formativer Messmodelle. Formativ gemessene Konstrukte unterscheiden sich von reflektiven Messmodellen dahingehend, dass die Indikatorvariablen nicht mehr exakt den gleichen Sachverhalt repräsentieren.¹³⁷

¹³⁴ Vgl. Fornell/Larcker (1981), S. 46.

¹³⁵ Vgl. Chin (1998), S. 321.

¹³⁶ Vgl. Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 300.

¹³⁷ Vgl. Schloderer/Ringle/Sarstedt (2009), S. 592.

Dies schränkt eine Überprüfung der Reliabilität stark ein und setzt eine grundsätzlich andere Vorgehensweise der Validitätsprüfung voraus.¹³⁸ Im Allgemeinen sollte bei der Spezifizierung formativer Konstrukte darauf geachtet werden, dass alle Facetten des dem Konstrukt zugrundeliegenden Sachverhaltes durch die Wahl der Indikatoren abgebildet werden.¹³⁹

Die **Indikatorrelevanz** liefert einen ersten Anhaltspunkt zur Validitätsprüfung formativer Konstrukte. Die Relevanz eines Indikators wird über die Höhe seines Gewichtes ausgedrückt.¹⁴⁰ Die Gewichte entsprechen im Rahmen der Regressionsanalyse den Regressionskoeffizienten.¹⁴¹ Je höher das Gewicht eines Indikators ausfällt, desto stärker ist dessen Beitrag für die inhaltliche Bestimmung des ihm zugeordneten formativen Konstrukts.¹⁴² Im standardisierten PLS-Modell können die Werte dabei auf einem Intervall zwischen -1 und +1 (jeweils starker Zusammenhang) liegen, wobei bei einem Wert von 0 kein Zusammenhang zwischen Konstrukt und Indikatoren vorliegt.¹⁴³ Für die Gewichte formativer Messmodelle ist ein Mindestwert von 0,1¹⁴⁴ bzw. 0,2¹⁴⁵ erforderlich.

Neben der Indikatorrelevanz gibt die **Indikatorsignifikanz** weiteren Aufschluss über die Validität formativer Konstrukte. Da die parametrischen Signifikanztests der Kovarianzanalyse für die Überprüfung der Signifikanz ungeeignet sind,¹⁴⁶ werden andere statistische Verfahren benötigt, die Rückschlüsse auch bei fehlender Normalverteilung ermöglichen. Dazu zählt zum Beispiel das Bootstrapping-Verfahren, auf das am Ende des nächsten Abschnitts näher eingegangen werden soll. Darauf aufbauend kann die Signifikanz der entsprechenden Gewichte ermittelt werden.¹⁴⁷

Die **Multikollinearität** gilt als wichtiges Kriterium zur Evaluierung der Güte formativer Messmodelle. Multikollinearität liegt vor, wenn eine lineare Abhängigkeit zwischen den unabhängigen Indikatorvariablen besteht.¹⁴⁸ Während also eine hohe Multikollinearität bei reflektiven Messmodellen wünschenswert ist, stellt sie ein Problem für formative Konstrukte dar, da der singuläre Einfluss der Regressionsparameter nicht mehr iden-

¹³⁸ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 207.

¹³⁹ Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 50.

¹⁴⁰ Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 77.

¹⁴¹ Vgl. Ringle/Spreen (2007), S. 213.

¹⁴² Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 77.

¹⁴³ Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 78.

¹⁴⁴ Vgl. Lohmüller (1989), S. 60 f.

¹⁴⁵ Vgl. Chin (1998), S. 324 f.

¹⁴⁶ Vgl. dazu Kap. 2.1.3.

¹⁴⁷ Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 83.

¹⁴⁸ Vgl. Skiera/Albers (2008), S. 483, Backhaus et al. (2006), S. 89 ff.

tifiziert werden kann. Dies kann einen stark negativen Einfluss auf die Zuverlässigkeit der Parameterschätzung haben.¹⁴⁹ Im Kontext der Gütebeurteilung formativer Messmodelle gilt der Varianzinflationsfaktor (VIF) als guter Indikator zur Identifizierung von Multikollinearität.¹⁵⁰ Er ist ein Maß dafür, um welchen Faktor sich die Varianz eines Parameterschätzers erhöht, wenn Multikollinearität vorliegt.¹⁵¹

$$\text{VIF}_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (18)$$

Der VIF errechnet sich aus dem Kehrwert der Differenz aus 1 und dem Bestimmtheitsmaß R^2 .¹⁵² Der VIF-Minimalwert (=keine Multikollinearität) liegt bei 1. Es kann also von einer niedrigen Multikollinearität ausgegangen werden, wenn die Bestimmtheitsmaße der Regressionen klein sind bzw. die VIF-Werte gegen 1 gehen.¹⁵³ Werte >10 werden bereits als kritisch angesehen, da sie zu den angesprochenen Verzerrungen bei der Identifikation der Regressionsparameter führen.¹⁵⁴ Neben dem Varianzinflationsfaktor eignet sich der Konditionsindex (KI) ebenfalls als Prüfgröße der Multikollinearität. Dieser ermöglicht durch eine Varianzzerlegung die Identifikation der miteinander korrelierten Indikatorvariablen.¹⁵⁵ Werte ≤ 30 gelten als akzeptabel.

Güteart	Gütekriterium	Niveau
Gewichte	Interpretation der Gewichte	$t \geq 1,65$ (10% Fehlerwahrsch.)
		$t \geq 1,96$ (5% Fehlerwahrsch.)
Multikollinearität	Varianzinflationsfaktor	$\text{VIF} \leq 10$
	Konditionsindex	$\text{KI} \leq 30$

Tab. 6: Gütemaße zur Beurteilung formativer Messmodelle

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an: Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 82.

Bezüglich der **Elimination formativer Indikatoren** gilt die Prämisse der theoretisch-sachlogischen Überlegung. Dies bedeutet, dass Indikatoren aufgrund theoretischer Überlegungen im Modell erhalten bleiben können, auch wenn dies aufgrund der Ergebnisse der statistischen Tests nicht sinnvoll erscheint. Ein Herausnehmen von Indikatoren könnte, auch wenn deren Gewicht nur marginal ist, eine Verfälschung des substantiellen

¹⁴⁹ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer (2001), S. 272.

¹⁵⁰ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 91.

¹⁵¹ Vgl. Backhaus et al. (2006), S. 91.

¹⁵² Das Bestimmtheitsmaß wird in Kap. 2.2.3.3 beschrieben.

¹⁵³ Vgl. Skiera/Albers (2008), S. 483.

¹⁵⁴ Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 61, Hair et al. (2006), S. 227.

¹⁵⁵ Vgl. für die Anwendung des Konditionsindex in PLS die Ausführungen von Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 79 f.

Inhalts des formativen Konstrukts und somit eine fehlerhafte Spezifikation des Messmodells zur Folge haben.¹⁵⁶ Wird bei Indikatoren indes keine Signifikanz, jedoch aber hohe Korrelationswerte mit anderen Indikatoren festgestellt, so wird eine Elimination empfohlen. Dies trägt zu einer verbesserten Interpretation der Indikatorgewichte bei.¹⁵⁷

2.2.3.3 Gütebeurteilung des Strukturmodells

Im Anschluss an die Gütebeurteilung der reflektiven und formativen Messmodelle werden im nächsten Schritt die PLS-Schätzergebnisse des Strukturmodells beurteilt. Zunächst werden dazu Kriterien verwendet, die eine Beurteilung der Pfadkoeffizienten innerhalb des Strukturmodells erlauben. Anschließend werden die Konstrukte auf Ihre Aussage- und Prognosekraft hin evaluiert, bevor abschließend Tests zur Robustheit durchgeführt werden können.¹⁵⁸

Das **Bestimmtheitsmaß R^2** gilt als zentrales Kriterium zur Gütebeurteilung von Strukturmodellen im Rahmen von PLS-Analysen und wird für sämtliche im Strukturmodell vorhandene endogene Variablen berechnet. Das Bestimmtheitsmaß R^2 ermittelt den Varianzanteil einer endogenen latenten Variablen, der durch die ihr zugeordneten exogenen latenten Variablen erklärt wird.¹⁵⁹ CHIN schlägt eine dreistufige Einordnung vor, bei der ein $R^2 \geq 0,67$ als substantiell bezeichnet wird. R^2 -Werte $\geq 0,33$ bzw. $\geq 0,19$ bezeichnet er als durchschnittlich bzw. schwach.¹⁶⁰ Diese Wertebereiche sind jedoch immer im Kontext der jeweiligen Fach- und Forschungsgebiete zu sehen. So können gerade in der Erfolgsfaktorenforschung relativ niedrige Werte bereits als substantiell gewertet werden, da häufig nicht alle erfolgswirksamen Determinanten in einem Modell abgebildet werden können und somit R^2 negativ beeinflussen.¹⁶¹ Dennoch sollten die Werte des Bestimmtheitsmaßes R^2 , wie von CHIN vorgeschrieben, möglichst hoch ausfallen.

Die **Beurteilung der Pfadkoeffizienten** erlaubt Aussagen über die Wirkungsstärke der latenten Konstrukte. Bei standardisierten Pfadkoeffizienten können die Werte auf einem

¹⁵⁶ Vgl. Jarvis et al. (2003), S. 202.

¹⁵⁷ Vgl. Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 302 f.

¹⁵⁸ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 255.

¹⁵⁹ Vgl. Henseler (2005), S. 74, Fornell/Cha (1994), S. 69, Ringle (2004a), S. 14 f.

¹⁶⁰ Vgl. Chin (1998), S. 323.

¹⁶¹ Vgl. dazu die Arbeit von Bauer (2002). Darin wurde ein R^2 -Wert von 0,17 für den Beitrag des Controllings als sehr gut eingestuft, da neben dem Controllingbereich noch zahlreiche weitere Determinanten Einfluss auf den Unternehmenserfolg nehmen.

Intervall von -1 bis +1 liegen, wobei 0 keinen Einfluss und Werte gegen -1 bzw. +1 einen starken Einfluss auf den kausalen Nachfolger induzieren.¹⁶² CHIN spricht bereits bei einem standardisierten Pfadkoeffizient $\geq 0,2$ bzw. $-0,2$ von einem bedeutsamen Zusammenhang.¹⁶³ Wie bereits angedeutet, können im Gegensatz zu den kovarianzbasierten Verfahren, aufgrund fehlender Verteilungsannahmen keine Signifikanztests für die Pfadkoeffizienten durchgeführt werden.¹⁶⁴ Allerdings besteht mit Hilfe des nicht-parametrischen Bootstrapping-Verfahrens die Möglichkeit, für jeden Pfadkoeffizienten einen t-Wert zu berechnen und somit Aussagen über dessen Signifikanz zu treffen.¹⁶⁵ Ein Nachweis dafür, dass ein entsprechender Parameter einen gewichtigen Beitrag für die Modellstruktur bildet ist ab einem t-Wert $\geq 1,96$ (bei 5% Irrtumswahrscheinlichkeit) gegeben. Allerdings liefern auch nicht-signifikante Pfade (bzw. Pfade mit umgekehrten Vorzeichen) einen Erkenntnisgewinn, wenngleich sie die ex ante aufgestellten Hypothesen widerlegen.¹⁶⁶

Die **Effektstärke f^2** ist neben der „Höhe des Pfadkoeffizienten“ ein weiteres Maß für den substantiellen Effekt einer latent exogenen Variablen auf eine latent endogene Variable. Es wird also gemessen, wie stark der totale Einfluss einer latent exogenen Variablen auf seinen endogenen Nachfolger ist. Die Effektstärke ermittelt sich wie folgt:¹⁶⁷

$$f^2 = \frac{R_{inkl}^2 - R_{exkl}^2}{1 - R_{inkl}^2} \quad (19)$$

R_{inkl}^2 bzw. R_{exkl}^2 stehen dabei für die Bestimmtheitsmaße der endogenen latenten Variablen unter Einschluss bzw. Ausschluss der betrachteten (über das Strukturmodell mit ihr in Verbindung stehenden) exogenen latenten Variablen. Bei Werten von $f^2 \geq 0,02$ bzw. $\geq 0,15$ bzw. $\geq 0,35$ kann von einem geringen bzw. mittleren bzw. großen Einfluss der exogenen latenten Variablen auf seinen endogenen Nachfolger gesprochen werden.¹⁶⁸ Durch die Effektstärke f^2 können bislang noch nicht hypothetisierte Abhängigkeitsbeziehungen aufgedeckt werden. Allerdings sollten neue hypothetische Abhängigkeits-

¹⁶² Vgl. dazu Bollen/Stine (1993), S. 112 f., Ringle (2004a), S. 18, Tenenhaus et al. (2005), S. 176, Ringle/Spreen (2007), S. 213, Weiber/Mühlhaus (2010), S. 256.

¹⁶³ Vgl. Chin (1998), S. 11.

¹⁶⁴ Vgl. dazu Kap. 2.2.3.2.

¹⁶⁵ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 256. Vergleiche dazu die Ausführungen zur Bootstrapping-Methode am Ende dieses Abschnitts.

¹⁶⁶ Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 59.

¹⁶⁷ Vgl. Chin (1998), S. 316 f.

¹⁶⁸ Vgl. Chin (1998), S. 324 f., Lohmüller (1989), S. 60 f.

strukturen nur dann aufgenommen werden, wenn plausible Gründe mit theoretischer Fundierung dafür sprechen.¹⁶⁹

Neben diesen auf die Quantifizierung der Erklärungskraft des Strukturmodells abzielenden Gütekriterien, besteht auch die Möglichkeit der Evaluierung der **Prognoserelevanz** Q^2 von reflektiv gemessenen latent endogenen Variablen. Sie gilt als Maß für die Brauchbarkeit von Mess- und Strukturmodellen zur Ableitung von Prognosen.¹⁷⁰ Dabei wird auf die Kreuzvalidierung in Verbindung mit der von STONE/GEISSER entwickelten Technik der Wiederverwendung von Daten („sample reuse technique“) zurückgegriffen: „This technique represents a synthesis of cross-validation and function fitting with the perspective that ‘the prediction of observables or potential observables is of much greater relevance than the estimation of what are often artificial construct parameter’.”¹⁷¹ Bei PLS-Analysen erfolgt die Anwendung des Stone/Geisser-Kriteriums mit Hilfe der sogenannten **Blindfolding-Prozedur**. Beim Blindfolding werden während der Parameterschätzung in systematischer Weise bestimmte Teile der empirisch erhobenen Rohdaten ausgelassen. Anschließend werden die ausgelassenen Variablen mit dem PLS-Verfahren geschätzt und als die fehlend angenommenen Rohdaten wieder prognostiziert.¹⁷² Diese Prozedur wird solange wiederholt, bis sämtliche Fälle einmal ausgelassen und durch eine Schätzung ersetzt wurden.¹⁷³ Über die Prognoserelevanz Q^2 kann also errechnet werden, wie gut das generierte Modell die empirischen Daten rekonstruieren kann.¹⁷⁴ Die Prognoserelevanz lässt sich folgendermaßen berechnen:

$$Q^2 = 1 - \frac{\sum_D E_D}{\sum_D O_D} \quad (20)$$

Dabei wird die Summe der quadrierten Fehler E der geschätzten Werte sowie die Summe der quadrierten Fehler O des Durchschnittswerts der Schätzung berechnet. D steht für den Abstand der Auslassung bzw. die Distanz zwischen zwei nacheinander auszulassenden und anschließend zu schätzenden Datenpunkten. Sofern der Q^2 -Wert > 0 ist, verfügt das Modell über eine Vorhersagerelevanz.¹⁷⁵ Werte kleiner als Null implizieren, dass die Prognosegüte des Modells nicht besser ist als die einer einfachen Mittelwert-

¹⁶⁹ Vgl. Huber et al. (2007), S. 46.

¹⁷⁰ Vgl. dazu Geisser (1974), Stone (1974).

¹⁷¹ Geisser (1974), S. 320.

¹⁷² Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 258.

¹⁷³ Vgl. Chin (1998), S. 317.

¹⁷⁴ Vgl. Fornell/Cha (1994), S. 72.

¹⁷⁵ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 258.

schätzung.¹⁷⁶ Analog zur Effektstärke f^2 kann das Stone/Geisser-Kriterium dazu verwendet werden, die Prognosestärke einzelner Pfadbeziehungen zu evaluieren.¹⁷⁷ Dabei werden die Veränderungen der Prognoserelevanz Q^2 als Gütekriterium zur Evaluierung des relativen Prognoseeinflusses einer Variablen auf ihren endogenen Nachfolger herangezogen.¹⁷⁸ Für das pfad- bzw. konstruktbezogene q^2 gilt folgende Rechnung:¹⁷⁹

$$q^2 = \frac{Q_{\text{eingeschlossen}}^2 - Q_{\text{ausgeschlossen}}^2}{1 - Q_{\text{eingeschlossen}}^2} \quad (21)$$

Die Berechnung von q^2 erfolgt anhand der Veränderung der Prognoserelevanz Q^2 der latent endogenen Variablen. Dabei wird das Strukturmodell einmal mit ($Q_{\text{eingeschlossen}}^2$) und einmal ohne ($Q_{\text{ausgeschlossen}}^2$) die entsprechenden latent exogenen Variablen berechnet. Werte für $q^2 > 0,02$, $0,15$ bzw. $0,35$ implizieren, ob eine exogene Variable einen geringen, mittleren oder großen Einfluss auf ihren latent endogenen Nachfolger hat.¹⁸⁰

Die **Robustheit der Ergebnisse**, wie bereits an verschiedenen Stellen angedeutet, kann aufgrund fehlender Verteilungsannahmen im Rahmen von varianzbasierten Strukturgleichungsanalysen nur unter Zuhilfenahme sogenannter nicht-parametrischer Resampling-Verfahren bewertet werden. In der Literatur wird in diesem Zusammenhang häufig auf die Verfahren ‚Jackknifing‘ und ‚Bootstrapping‘ hingewiesen, wobei letzteres aufgrund seiner häufigen Anwendung in aller Kürze vorgestellt werden soll:¹⁸¹

Die **Bootstrapping-Methode** ist ein nicht-parametrisches Verfahren, welches die Beurteilung von Schätzergebnissen im Rahmen des PLS-Ansatzes erlaubt.¹⁸² Folgendes Beispiel soll die Bootstrapping-Prozedur veranschaulichen. Aus einem Datensatz von 200 Fällen werden bei Unterdrückung zweier Fälle 100 Subsamples mit je 198 Fällen gezogen. Anhand der Fälle der Subsamples können darauf sowohl die Erwartungswerte, als auch die entsprechenden Standardabweichungen für sämtliche Parameter des Modells geschätzt werden. Für die Beurteilung des PLS-Modells können somit robuste

¹⁷⁶ Vgl. Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 85.

¹⁷⁷ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 258.

¹⁷⁸ Vgl. Nitzl (2010), S. 36.

¹⁷⁹ Vgl. Chin (1998), S. 318.

¹⁸⁰ Vgl. Nitzl (2010), S. 37.

¹⁸¹ Vgl. ausführlich Bollen/Stine (1993).

¹⁸² Vgl. Chin (1998), S. 320.

Konfidenzintervalle berechnet werden, wodurch im Anschluss die Ermittlung der jeweiligen Signifikanzwerte durch t-Tests möglich wird.¹⁸³

Güteart	Gütekriterium	Niveau
Prüfung der Pfadkoeffizienten	Standardisierte Pfadkoeffizienten	$\geq 0,2 - 0,3$
	t-Werte (2-seitiger t-Test)	$\geq 1,65$ (10% Fehlerwahrsh.) $\geq 1,95$ (5% Fehlerwahrsh.)
	Effektstärke f^2	$\geq 0,15$
Prüfung der Konstrukte	Bestimmtheitsmaß R^2	$\geq 0,19$
	Stone/Geisser-Kriterium Q^2	$Q^2 > 0$ (=Prognoserelevanz) $q^2 \geq 0,35$ „groß“ $q^2 \geq 0,15$ „mittel“ $q^2 \geq 0,02$ „schwach“
Prüfung der Robustheit	▪ Stichprobe muss repräsentativ für Grundgesamtheit sein ▪ Stichprobenumfang sollte ausreichend groß sein ▪ Hinreichend große Zahl an Bootstrap-Stichproben ▪ Größe der Bootstrap-Stichproben vergleichbar mit Stichprobengröße	

Tab. 7: Gütemaße zur Beurteilung formativer Messmodelle

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an: Krafft/Götz/Liehr-Gobbers (2005), S. 82.

2.2.3.4 Gütebeurteilung des Gesamtmodells

Der PLS-Ansatz verfügt über kein allgemein anerkanntes globales Kriterium zur Beurteilung der Modellgüte, wie dies z.B. in Form des Goodness of Fit-Index für kovarianzbasierte Verfahren der Fall ist.¹⁸⁴ Eine umfassende Gütebeurteilung des Gesamtmodells, ausgedrückt durch eine Maßzahl, ist daher nicht möglich. Dies ist u.a. dem iterativen und blockweisen Vorgehen des PLS-Algorithmus geschuldet.¹⁸⁵ Um dennoch die Güte von Strukturgleichungsmodellen im Rahmen des PLS-Ansatzes überprüfen zu können, empfiehlt RINGLE, dass in einer „Gesamtschau das Kompendium verschiedener Gütemaße“ möglichst gut erfüllt wird.¹⁸⁶ Zwar sollten bei diesem kumulierten Vorgehen die Gütekriterien in allen Teilstrukturen erfüllt werden.¹⁸⁷ HOMBURG/PFESSLER/KLARMANN weisen jedoch darauf hin, dass für eine zuverlässige Schätzung des Gesamtmodells nicht alle im Schrifttum vorgeschlagenen Gütekriterien erfüllt sein müssen.¹⁸⁸

¹⁸³ Vgl. dazu Ringle (2004b), S. 310, Chin (1998), S. 320.

¹⁸⁴ Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 59.

¹⁸⁵ Vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 42 f.

¹⁸⁶ Ringle (2004a), S. 23.

¹⁸⁷ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 259.

¹⁸⁸ Insbesondere wird von einer Ablehnung des Gesamtmodells aufgrund einzelner Unterschreitungen lokaler Gütemaße abgeraten, vgl. Homburg/Pflesser/Klarmann (2008).

3 Beurteilung der Verfahren und Zusammenfassung

Im Rahmen der empirischen Überprüfung von Kausal- bzw. Strukturgleichungsmodellen stehen mit dem kovarianzbasierten Ansatz und dem varianzbasierten Ansatz (PLS) zwei alternative Verfahren zu Verfügung, die nicht als substitutiv, sondern vielmehr als komplementär bezeichnet werden können.¹⁸⁹ Die Wahl einer geeigneten Methode stellt ein zentrales Element für eine erfolgreiche Durchführung von Strukturgleichungsanalysen dar. Bereits 1982 wurden erste Vergleiche zwischen kovarianz- und varianzbasierten Methoden gezogen. Richtungsweisend ist dabei die Arbeit von FORNELL/BOOKSTEIN.¹⁹⁰ Im Folgenden soll ein abschließender Vergleich der beiden Ansätze auf Basis der in den vorangegangenen Kapiteln gewonnenen Erkenntnisse durchgeführt werden.

In der Vergangenheit wurde die Mehrzahl von Strukturgleichungsmodellen mit dem Verfahren der Kovarianzstrukturanalyse geschätzt.¹⁹¹ Diese starke Verbreitung ist sicherlich der Tatsache geschuldet, dass statistische Softwareprogramme wie LISREL, AMOS und EQS häufig als Standard zur Schätzung von Strukturgleichungsmodellen angesehen wurden.¹⁹² Allerdings fand in jüngerer Zeit der PLS-Ansatz, insbesondere in der Marketingforschung, verstärkt Anwendung in empirischen Untersuchungen.¹⁹³ Dies ist zum einen sicherlich gewissen methodologischen Kriterien geschuldet, zum anderen aber auch der Tatsache zu verdanken, dass entsprechende PLS-Softwarepakete weiterentwickelt und ausgereift wurden.¹⁹⁴

Auf welches der beiden Verfahren letztlich die Auswahl fällt, hängt vom jeweiligen Anliegen eines Forschungsprojektes ab. Zunächst unterscheiden sich die beiden Ansätze hinsichtlich ihrer Zielsetzung. Ist das Anliegen der Untersuchung eine möglichst realitätsgetreue Erklärung der Veränderung einer bzw. mehrerer latent endogener Variablen, so ist das varianzbasierte Verfahren zu favorisieren (parameterorientierter Ansatz). Zielt eine Forschungsarbeit auf die Untersuchung eines neuartigen, theoriebasierten Hypo-

¹⁸⁹ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 253.

¹⁹⁰ Vgl. dazu ausführlich Fornell/Bookstein (1982), S. 449 ff.

¹⁹¹ Vgl. Homburg/Pflesser/Klarmann (2008), S. 550.

¹⁹² Vgl. Ringle (2004b), S. 316.

¹⁹³ Vgl. Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 278. Die Autoren geben im Rahmen einer Metastudie einen guten Überblick über die Forschungsfelder, in der PLS Anwendung findet.

¹⁹⁴ Zur Durchführung von Strukturgleichungsanalysen stehen unterschiedliche Softwarepakete zur Auswahl, wie z.B. LVPLS oder PLS-Graph. Aufgrund seiner Benutzerfreundlichkeit und ausgereiften grafischen Oberfläche und der kostenlosen Verfügbarkeit empfiehlt der Verfasser die Nutzung von SmartPLS (www.smartpls.de).

thesengefügtes ab, ist die Anwendung des kovarianzbasierten Ansatzes zu empfehlen (prognoseorientierter Ansatz).¹⁹⁵ Dies lässt sich besonders vor dem Hintergrund der methodischen Vorgehensweise der beiden Ansätze veranschaulichen: Während bei kovarianzbasierten Ansätzen durch die Analyse der Varianz-Kovarianzmatrix versucht wird, die empirisch gewonnene Gesamtinformation durch das Kausalmodell zu reproduzieren, hat PLS eine möglichst exakte Schätzung der Ausgangsdaten zum Ziel.¹⁹⁶

Einer der zentralen Aspekte der Methodenwahl stellt die **Operationalisierung der Modellkonstrukte** dar. Grundsätzlich ist die Anwendung sowohl formativer als auch reflektiver Messmodelle in beiden Ansätzen möglich. Allerdings ist die Bestimmung formativer Indikatoren im Rahmen kovarianzbasierter Verfahren nur unter bestimmten Voraussetzungen durchführbar.¹⁹⁷ Deshalb sind für kovarianzbasierte Verfahren wie LISREL i.d.R. nur reflektive Modelle typisch.¹⁹⁸ Varianzbasierte Verfahren hingegen können ohne weitere Restriktionen neben reflektiven auch formative Messmodelle verwenden, was in diesem Kontext und unter forschungstechnischen Gesichtspunkten die Vorteilhaftigkeit des PLS-Verfahrens unterstreicht.¹⁹⁹ Eine nicht durchdachte Auswahl der Analysemethode und die damit möglicherweise einhergehende Fehlspezifikation der Messmodelle kann zu massiven Ergebnisunterschieden führen, was eine empirische Untersuchung insgesamt in Frage stellen kann. Aus diesem Grund ist der Wahl des Strukturgleichungsverfahrens eine große Bedeutung beizumessen.²⁰⁰

Ein weiteres wichtiges Entscheidungskriterium für die Wahl des Strukturgleichungsverfahrens ist die **Verteilungsanforderung**. Aufgrund des iterativen Schätzverfahrens benötigt der PLS-Ansatz keine Normalverteilung für die Schätzung der Parameter. Dies erweitert seine Anwendbarkeit gegenüber kovarianzbasierten Ansätzen, die eine multivariate Normalverteilung voraussetzen.²⁰¹ Aufgrund dessen wird das PLS-Verfahren auch häufig als „soft modeling“ bezeichnet. Auch die Anforderungen der zur Schätzung der Parameter **erforderlichen Datenmenge** sind beim PLS-Verfahren weniger streng als bei der kovarianzbasierten Alternative.

¹⁹⁵ Vgl. Bruhn/Grund (2008), S. 866.

¹⁹⁶ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 253.

¹⁹⁷ So müssen z.B. auf formative Konstrukte immer mindestens zwei reflektive Konstrukte folgen, vgl. Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 52 ff. Weitere Restriktionen finden sich bei Weiber/Mühlhaus (2010), S. 204 f.

¹⁹⁸ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 253.

¹⁹⁹ Vgl. Weiber/Mühlhaus (2010), S. 67.

²⁰⁰ Vgl. dazu ausführlich Fornell/Bookstein (1982).

²⁰¹ Vgl. Chin (1998), S. 316.

So sind häufig bereits deutlich kleinere Stichprobengrößen als beispielsweise bei LISREL ausreichend.²⁰² Zudem sind die **Anforderungen hinsichtlich des Skalenniveaus** relativ gering. Im Rahmen des PLS-Verfahrens können sowohl nominale, als auch ordinale und intervallskalierte Variablen zum Einsatz kommen.²⁰³

Neben weiteren Vorteilen wie der Robustheit gegenüber fehlenden Modellwerten²⁰⁴ bzw. Multikollinearität²⁰⁵ birgt der PLS-Ansatz jedoch auch einen entscheidenden Nachteil. Aufgrund fehlender Verteilungsannahmen können **keine inferenzstatistischen Tests** auf Basis der Verteilung durchgeführt werden. Dies hat zur Folge, dass die Beurteilung der globalen Modellgüte mit weitaus weniger statistischen Gütemaßen erfolgen muss, als dies beim kovarianzbasierten Ansatz der Fall ist. Aus diesem Grund muss auf nicht-parametrische Tests sowie Resampling-Verfahren zurückgegriffen werden, die zumindest eine Schätzung von Standardfehlern für die Pfadkoeffizienten erlaubt.²⁰⁶

Darüber hinaus sind die Parameterschätzungen zwischen dem kovarianzbasierten Ansatz und dem PLS-Ansatz aufgrund ihrer unterschiedlichen Schätzverfahren nur schwer miteinander vergleichbar. So tendiert PLS im Vergleich zu kovarianzbasierten Ansätzen zu einer **Unterschätzung der Pfade im Strukturmodell**, während i.d.R. die Ladungen im Messmodell überschätzt werden. Diese systematischen Fehler liegen darin begründet, dass PLS im Gegensatz zu LISREL, keine Minderungskorrektur der Regressionskoeffizienten, sprich die Schätzung von reliablen Varianzanteilen bei gleichzeitiger Kontrolle der Messfehler, durchführen kann.²⁰⁷ Während beim kovarianzbasierten Verfahren bereits eine Vergrößerung der Stichprobe ausreicht damit sich die Schätzwerte den tatsächlichen Parameterwerten approximieren, ist beim PLS-Ansatz eine Erhöhung der Indikatorenzahl notwendig (consistency at large).²⁰⁸ Aufgrund der tendenziellen Unterschätzung der Pfadkoeffizienten gilt PLS als konservatives Verfahren. In der Forschungspraxis ist allerdings häufig zu beobachten, dass zwischen den Schätzern beider Verfahren keine bedeutsamen Unterschiede bestehen.²⁰⁹

²⁰² Vgl. dazu ausführlich Kap. 2.2.2.

²⁰³ Vgl. Betzin (2005), S. 181 ff.

²⁰⁴ Vgl. Cassel/Hackl/Westlund (1999), S. 438 ff.

²⁰⁵ Vgl. Chin (1998), S. 316, Henseler/Ringle/Sinkovics (2009), S. 297.

²⁰⁶ Vgl. Kap. 2.2.3.4.

²⁰⁷ Vgl. Schloderer/Balderjahn (2006), S. 61.

²⁰⁸ Vgl. Wold (1982), S. 25, Chin/Newsted (1999), S. 328 ff., Cassel/Hackl/Westlund (1999), S. 436 f.

²⁰⁹ Vgl. Wold (1980), S. 52.

Die wichtigsten Kriterien für einen Methodenvergleich zwischen der Kovarianzstrukturanalyse und der Partial Least Squares-Analyse sind in Tab. 8 zusammengefasst:

Kriterium	Varianzbasierte Ansätze	Kovarianzbasierte Ansätze
Ziel	Erklärung empirischer Datenstrukturen (prognoseorientiert)	Erklärung latenter Variablen / Indikatorvariablen (parameterorientiert)
Schätzprinzip	Iterative und nicht-iterative kleinste Quadrate-Schätzung	Minimierung des Abstandes zw. modell-theoretischer und emp. Kovarianz
Verteilungsannahmen	Keine	multivariate Normalverteilung
Konsistenz der Parameterschätzer	Konsistent (wenn Indikatorenzahl / Fallzahl hoch)	Konsistent
Gütekriterien	nicht-parametrische Verfahren	inferenzstatistische Verfahren
Latente Variable	Werte der Variablen explizit geschätzt	Werte der Variablen nicht determiniert
Messmodelle	formativ und reflektiv	- Typischerweise nur reflektiv - Formative Messmodelle erfordern besondere Vorgehensweise
Stichprobengröße	- Kleine Stichprobengröße - Mindestgröße zwischen 30-100	- Relativ große Stichproben - abhängig von Komplexität des Modells und Schätzverfahrens - Mindestgröße zwischen 200-800
Skalenniveau	Keine Einschränkungen	Mindestens intervallskaliert
Theorieanforderungen	Flexibel	Hoch
Modellkomplexität	- Hohe Komplexität - z.B Modelle mit 100 latenten Konstrukten / 1000 Indikatoren analysierbar	- Kleine bis mittlere Komplexität - Modelle mit < 100 Indikatoren analysierbar
Software	SmartPLS, PLSGraph, LVPLS	LISREL, AMOS, M-PLUS, EQS

Tab. 8: Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten Methoden

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Chin/Newsted (1999), S. 314, Bliemel et al. (2005), S. 11, Gefen/Straub/Boudreau (2000), S. 34 ff., Herrmann/Huber/Kressmann (2006), S. 44.

Im Fokus dieser Arbeit stand ein methodischer Vergleich zwischen varianzbasierten und kovarianzbasierten Ansätzen im Rahmen von linearen Strukturgleichungsanalysen mit latenten Variablen. Nach ausführlicher Darstellung beider Ansätze bleibt abschließend festzuhalten, dass die Favorisierung eines Ansatzes stets im Kontext des aktuellen Forschungsprojektes zu sehen ist. Bei der Methodenauswahl sollten weniger forschungsökonomische Gründe (z.B. Stichprobengröße, restriktive Prämissen) im Vordergrund stehen, als vielmehr der zielsetzende Charakter der jeweiligen Forschungsarbeit sowie sachlogische Überlegungen hinsichtlich der messtheoretischen Operationalisierung der latenten Konstrukte. Allerdings teilt der Verfasser die Auffassung mit einigen Autoren des Schrifttums, dass der PLS-Ansatz auch in Zukunft mehr an Bedeutung für die praktische betriebswirtschaftliche Forschung gewinnen wird.

Literaturverzeichnis

Anderson, J.; Gerbing, D.; Hunter, E. (1987): On the Assessment of Unidimensional Measurement: Internal and External Consistency, and Overall Consistency Criteria, in: Journal of Marketing Research, 24. Jg. (4), S. 432-437.

Backhaus, K.; Büschken (1998): Einsatz der Kausalanalyse in der empirischen Forschung zum Investitionsgütermarketing, in: Hildebrandt, L.; Homburg, C. (Hrsg.): Die Kausalanalyse: ein Instrument der betriebswirtschaftlichen Forschung, Stuttgart, S. 150-168.

Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R. (2006): Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung, 11. überarb. Aufl., Springer, Berlin.

Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R. (2008): Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung, 12. Aufl., Springer, Berlin und Heidelberg.

Bagozzi, R. P.; Yi, Y. (1988): On the Evaluation of Structural Equation Models, in: Journal of the Academy of Marketing Science, 16. Jg. (Spring), S. 74-79.

Balderjahn, I. (1998): Die Kreuzvalidierung von Kausalmodellen, in: Hildebrandt, L.; Homburg, C. (Hrsg.): Die Kausalanalyse: Ein Instrument der betriebswirtschaftlichen Forschung, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, S. 371-397.

Bauer, M. (2002): Controllershhip in Deutschland - Zur erfolgreichen Zusammenarbeit von Controllern und Managern, Wiesbaden.

Bentler, P. M.; Bonett, D. G. (1980): Significance Test and Goodness of Fit in the Analysis of Covariance Structure, in: Psychological Bulletin, 88. Jg. (3), S. 588-606.

Bentler, P. M.; Chou, C. P. (1987): Practical Issues in Structural Modeling, in: Sociological Methods and Research, 16. Jg. (1), S. 78-117.

Betzin, J. (2005): PLS-Pfadmodellierung mit kategorialen Daten, in: Bliemel, F.; Eggert, A.; Fassott, G.; Henseler, J. (Hrsg.): Handbuch PLS-Pfadmodellierung - Methode, Anwendung, Praxisbeispiele, Stuttgart, S. 181-192.

Bliemel, F.; Eggert, A.; Fassot, G.; Henseler, J. (2005): Die PLS-Pfadmodellierung: Mehr als eine Alternative zur Kovarianzstrukturanalyse, in: Bliemel, F.; Eggert, A.; Fassott, G.; Henseler, J. (Hrsg.): Handbuch PLS-Pfadmodellierung, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, S. 9-16.

Bollen, K. A. (1989): Structural Equations with Latent Variables, John Wiley and Sons, New York.

Bollen, K. A.; Stine, R. A. (1993): Bootstrapping goodness-of-fit measures in structural equation models, in: Bollen, K. A.; Long, S. (Hrsg.): Testing Structural Equation Models, Newbury Park, S. 111-135.

Boomsma, A. (1987): The robustness of maximum likelihood estimation in structural equation models, in: Cuttance, P.; Ecob, R. (Hrsg.): Structural modeling by example. Applications in educational, sociological, and behavioral research, Cambridge University Press, New York, S. 160-188.

Browne, M. C.; Cudeck, R. (1993): Alternative Ways of Assessing Equation Model Fit, in: Bollen, K. A.; Long, J. S. (Hrsg.): Testing Structural Equation Models, Newbury Park, S. 136-162.

Bruhn, M.; Grund, M. (2008): Mitarbeiterzufriedenheit und Mitarbeiterbindung, in: Herrmann, A.; Homburg, C.; Klarmann, M. (Hrsg.): Handbuch Marktforschung. Methoden - Anwendungen - Praxisbeispiele, 3. Aufl., Gabler, Wiesbaden, S. 861-885.

Cassel, C.; Hackl, P.; Westlund, A. (1999): Robustness of Partial Least-Squares Method for Estimating Latent Variable Quality Structures, in: Journal of Applied Statistics, 26. Jg. (4), S. 435-446.

Chin, W. W. (1998): The Partial Least Squares Approach for Structural Equation Modeling, in: Marcoulides, G. A. (Hrsg.): Modern Methods for Business Research, London, S. 295-336.

Cook, T. D.; Campell, D. T. (1979): Quasi-Experimentation: Design and Analysis Issues for Field Settings, Boston.

Cronbach, L. J. (1951): Coefficient Alpha and the Internal Structure of Tests, in: Psychometrika, 16. Jg. (3), S. 297-334.

Dehler, M.; Weber, J. (2001): Der Einfluss der Logistik auf den Unternehmenserfolg, Wissenschaftliche Hochschule für Unternehmensführung, Koblenz.

Diamantopoulos, A.; Siguaw, J. A. (2000): Introducing Lisrel. A guide for the uninitiated, London et al.

Diamantopoulos, A.; Winklhofer, H. (2001): Index Construction with Formative Indicators – An Alternative to Scale Development, in: Journal of Marketing Research, 38. Jg. (2), S. 269-277.

Fassot, G.; Eggert, A. (2005): Zur Verwendung formativer und reflektiver Indikatoren in Strukturgleichungsmodellen: Bestandsaufnahme und Anwendungsempfehlungen, in: Bliemel, F.; Eggert, A.; Fassott, G.; Henseler, J. (Hrsg.): Handbuch PLS-Pfadmodellierungen, Schäffer-Poeschel, Stuttgart, S. 31-47.

Fornell, C.; Bookstein, F. L. (1982): Two Structural Equation Models: LISREL and PLS Applied to Consumer Exit-Voice Theory, in: Journal of Marketing Research, 19. Jg. (4), S. 440-452.

Fornell, C.; Cha, J. (1994): Partial least squares, in: Bagozzi, R. P. (Hrsg.): Advanced methods of marketing research, Cambridge, S. 52-78.

Fornell, C.; Larcker, D. F. (1981): Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error, in: Journal of Marketing Research, 18. Jg. (1), S. 39-50.

Gefen, D.; Straub, D. W.; Boudreau, M.-C. (2000): Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice, in: Communications of the Association for Information Systems, 4. Jg. (7), S. 1-78.

Geisser, S. (1974): A predictive approach to the random effect model, in: Biometrika, 61. Jg. (1), S. 101-107.

Götz, O.; Liehr-Gobbers, K. (2004): Analyse von Strukturgleichungsmodellen mit Hilfe der Partial-Least-Squares(PLS)-Methode, in: Die Betriebswirtschaft, 64. Jg. (6), S. 714-738.

Hair, J.; Black, W.; Babin, B.; Anderson, R.; Tetham, R. (2006): Multivariate Data Analysis, 6. Aufl., New Jersey.

Henseler, J. (2005): Einführung in die PLS-Pfadmodellierung, in: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 34. Jg. (2), S. 70-75.

Henseler, J. (2010): On the Convergence of the Partial Least Squares Path Modeling Algorithm, in: Computational Statistics, 25. Jg. (1), S. 107-120.

Henseler, J.; Ringle, C. M.; Sinkovics, R. R. (2009): The Use of Partial Least Squares Path Modeling in International Marketing, in: Sinkovics, R. R.; Ghauri, P. N. (Hrsg.): Advances in International Marketing, Emerald Bingley, S. 277-320.

Herrmann, A.; Homburg, C.; Klarmann, M. (2008): Handbuch Marktforschung, Gabler Verlag, Wiesbaden.

Herrmann, A.; Huber, F.; Kressmann, F. (2006): Varianz- und kovarianzbasierte Strukturgleichungsmodelle - Ein Leitfaden zu deren Spezifikation, Schätzung und Beurteilung, in: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, 58. Jg. (1), S. 34-66.

Hildebrandt, L.; Temme, D. (2006): Probleme der Validierung mit Strukturgleichungsmodellen, in: Die Betriebswirtschaft, 66. Jg., S. 618-639.

Hodapp, V. (1984): Analyse linearer Kausalmodelle, Verlag Hans Huber, Bern.

Homburg, C. (1989): Exploratorische Ansätze der Kausalanalyse als Instrument der Marketingplanung, Verlag Peter Lang, Frankfurt/Main.

Homburg, C.; Baumgartner, H. (1998): Beurteilung von Kausalmodellen: Bestandsaufnahme und Anwendungsempfehlungen, in: Hildebrandt, L.; Homburg, C. (Hrsg.): Die Kausalanalyse: Ein Instrument der betriebswirtschaftlichen Forschung, Schäffer-Poeschel Verlag, Stuttgart, S. 343-369.

Homburg, C.; Giering, A. (1996): Konzeptualisierung und Operationalisierung komplexer Konstrukte - Ein Leitfaden für die Marketingforschung, in: Marketing - Zeitschrift für Forschung und Praxis, 18. Jg. (1), S. 5-24.

Homburg, C.; Hildebrandt, L. (1998): Die Kausalanalyse: Bestandsaufnahme, Entwicklungsrichtungen, Problemfelder, in: Herrmann, A.; Homburg, C. (Hrsg.): Die Kausalanalyse: Ein Instrument der betriebswirtschaftlichen Forschung Schäffer-Poeschel Verlag, Stuttgart, S. 15-43.

Homburg, C.; Klarmann, M. (2006): Die Kausalanalyse in der empirischen betriebswirtschaftlichen Forschung: Problemfelder und Anwendungsempfehlungen, in: Die Betriebswirtschaft, 66. Jg. (6), S. 727-748.

Homburg, C.; Klarmann, M.; Pflesser, C. (2008): Konfirmatorische Faktorenanalyse, in: Herrmann, A.; Homburg, C.; Klarmann, M. (Hrsg.): Handbuch Marktforschung, 3. Aufl., Gabler, Wiesbaden, S. 271-304.

Homburg, C.; Pflesser, C. (2000): Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen: Kausalanalyse, in: Herrmann, A.; Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung: Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele, Wiesbaden, S. 633-659.

Homburg, C.; Pflesser, C.; Klarmann, M. (2008): Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen: Kausalanalyse, in: Herrmann, A.; Homburg, C.; Klarmann, M. (Hrsg.): Handbuch Marktforschung, 3. Aufl., Gabler, Wiesbaden, S. 547-577.

Huber, F.; Herrmann, A.; Meyer, F.; Vogel, J.; Vollhardt, K. (Hrsg.) (2007): Kausalmodellierung mit Partial Least Squares - eine anwendungsorientierte Einführung, Wiesbaden.

Jarvis, C. B.; Mackenzie, S. B.; Podsakoff, P. M.; Mick, D. G.; Bearden, W. O. (2003): A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research, in: Journal of Consumer Research, 30. Jg. (2), S. 199-218.

Jöreskog (2003): Testing structural equation models, in: Bollen, K. A.; Long, J. S. (Hrsg.): Testing structural equation models, Sage Publications, Newbury Park, S. 294-317.

Jöreskog, K. G. (1970): A general method for analysis of covariance structures, in: Biometrika, 57. Jg. (2), S. 239-251.

Jöreskog, K. G. (1973): A general method for estimating a linear structural equation system, in: Goldberg, A. S.; Duncan, O. D. (Hrsg.): Structural equation models in the social sciences, New York, S. 85-112.

Jöreskog, K. G.; Sörbom, D. (1989): LISREL 7: a guide to the program and applications, Chicago.

Krafft, M.; Götz, O.; Liehr-Gobbers, K. (2005): Die Validierung von Strukturgleichungsmodellen mit Hilfe des Partial-Least-Squares (PLS)-Ansatz, in: Bliemel, F.; Eggert, A.; Fassot, G.; Henseler, J. (Hrsg.): Handbuch PLS-Pfadmodellierung - Methode, Anwendung, Praxisbeispiele, Stuttgart, S. 71-116.

Kroeber-Riel, W.; Weinberg, P. (2003): Konsumentenverhalten, 8. Aufl., Vahlen, München.

Lohmüller, J. B. (1989): Latent variable path modeling with partial least squares, Physica-Verlag, Heidelberg.

Meyer, M. (1987): Die Beurteilung von Länderrisiken der internationalen Unternehmung. Vertriebswirtschaftliche Abhandlungen, Heft 28, Duncker und Humblot, Berlin.

Meyer, M. (1996): Causal Analysis in Economics and Problems of Methodology, in: Collani, E. v.; Göb, R.; Kiesmüller, G. (Hrsg.): Proceedings of the Fourth Würzburg-Umea Conference in Statistics, May 15 - 23 1996, Würzburg, S. 287-295.

Nitzl, C. (2010): Eine anwendungsorientierte Einführung in die Partial Least Square (PLS)-Methode. Arbeitspapier Nr. 21, Universität Hamburg, Hamburg.

Peter, J. P. (1981): Construct Validity: A Review of Basic Issues and Marketing Practices, in: Journal of Marketing Research, 18. Jg. (May), S. 133-145.

Riekeberg, M. H. P. (2002): Einführung in die Kausalanalyse (I), in: WiSu - Das Wirtschaftsstudium, 31. Jg. (7), S. 802-809.

Ringle, C. (2004a): Gütemaße für den Partial Least Squares-Ansatz zur Bestimmung von Kausalmodellen. Arbeitspapier Nr. 16. Universität Hamburg, Hamburg.

Ringle, C. (2004b): Kooperation in Virtuellen Unternehmungen. Auswirkungen auf die strategischen Erfolgsfaktoren der Partnerunternehmen, Deutscher Universitäts-Verlag, Wiesbaden.

Ringle, C. M.; Boysen, N.; Wende, S.; Will, A. (2006): Messung von Kausalmodellen mit dem Partial-Least-Squares-Verfahren, in: Das Wirtschaftsstudium, 35. Jg. (1), S. 81-88.

Ringle, C. M.; Spreen, F. (2007): Beurteilung der Ergebnisse von PLS-Pfadanalysen, in: Das Wirtschaftsstudium, 36. Jg. (2), S. 211-216.

Schloderer, M.; Balderjahn, I. (2006): Was unterscheidet harte und weiche Strukturgleichungsmodelle nun wirklich?, in: Marketing ZFP, 28. Jg. (1), S. 57-70.

Schloderer, M.; Ringle, C.; Sarstedt, M. (2009): Einführung in varianzbasierte Strukturgleichungsmodellierung: Grundlagen, Modellevaluation und Interaktionseffekte am Beispiel von SmartPLS, in: Meyer, A.; Schwaiger, M. (Hrsg.): Theorien und Methoden der Betriebswirtschaft, München, S. 583-611.

Skiera, B.; Albers, S. (2008): Regressionsanalyse, in: Herrmann, A.; Homburg, C.; Klarmann, M. (Hrsg.): Handbuch Marktforschung. Methoden - Anwendungen - Praxisbeispiele, 3. Aufl., Gabler, Wiesbaden, S. 497-498.

Steenkamp, J.; Baumgartner, H. (2000): On the use of structural equation models for marketing modeling, in: International Journal of Research in Marketing, 17. Jg., S. 195-202.

Stone, M. (1974): Cross-validated choice and assessment of statistical predictions, in: Journal of the Royal Statistical Society, 36. Jg. (2), S. 111-147.

Tenenhaus, M.; V.E., V.; Chatelin, Y.-M.; Lauro, C. (2005): PLS path modeling, in: Computational Statistics and Data Analysis, 48. Jg. (1), S. 159-205.

Weiber, R.; Mühlhaus, D. (2010): Strukturgleichungsmodellierung. Eine anwendungsorientierte Einführung in die Kausalanalyse mit Hilfe von AMOS, SmartPLS und SPSS, Springer, Heidelberg u.a.

Wold, H. (1966): Estimation of Principal Components and Related Models by Iterative Least Squares, in: Krishnaiah, P. (Hrsg.): Multivariate Analysis, New York, S. 391-420.

Wold, H. (1973): Nonlinear iterative partial least squares (NIPALS) modeling: some current developments, in: Krishnaiah, P. R. (Hrsg.): Multivariate analysis: II. proceedings of an international symposium on multivariate analysis held at Wright State University, Dayton, Ohio, June 19-24, 1972, Academic Press, New York, S. 383-407.

Wold, H. (1975): Path models with latent variables: the NIPALS approach, in: Blalock, H. M.; Aganbegian, A.; Borodkin, F. M.; Boudon, R.; Capechi, V. (Hrsg.): Quantitative sociology: international perspectives on mathematical and statistical modeling, Academic Press, New York, S. 307-357.

Wold, H. (1980): Model construction and evaluation when theoretical knowledge is scarce: Theory and application of partial least squares, in: Kmenta, K.; Ramsey, J. (Hrsg.): Evaluation of econometric models, New York, S. 47-74.

Wold, H. (1982): Soft modeling: the basic design and some extensions, in: Jöreskog, K. G.; Wold, H. (Hrsg.): Systems under indirect observations: causality, structure, prediction., Amsterdam 1982, S. 1-54.

Wright, S. (1934): The method of path coefficients, in: The Annals of Mathematical Statistics, 5. Jg. (3), S. 161-215.

ISBN 978-3-00-034362-9