

Universität Hamburg

Institut für Industriebetriebslehre
und Organisation

Industrielles Management

Arbeitspapier Nr. 16

Herausgeber: Prof. Dr. K.-W. Hansmann

Christian Marc Ringle

**Gütemaße für den
Partial Least Squares-
Ansatz zur Bestimmung
von Kausalmodellen**

ISSN 1618-2952



Christian Marc Ringle

**Gütemaße für den
Partial Least Squares-Ansatz zur
Bestimmung von Kausalmodellen**

Hamburg, Februar 2004

© Karl-Werner Hansmann
Universität Hamburg
Institut für Industriebetriebslehre und Organisation
Arbeitsbereich Industrielles Management
Von-Melle-Park 5
20146 Hamburg
Alle Rechte vorbehalten

ISSN 1618-2952

Zusammenfassung

- Mit dem Partial Least Squares-Verfahren existiert neben der Kovarianzstrukturanalyse eine weitere Methode zur Messung von Kausalmodellen.
- Dabei handelt es sich um ein nicht-parametrisches Testverfahren, für das im Gegensatz zur Kovarianzstrukturanalyse deutlich weniger Restriktionen gelten.
- Aufgrund der fehlenden Verteilungsannahmen lassen sich für die Überprüfung von Messergebnissen mit dem Partial Least Squares-Verfahren bestimmter Kausalmodelle nur sehr wenige Gütemaße heranziehen.
- Mit diesem Beitrag erfolgt erstmals im deutschsprachigen betriebswirtschaftlichen Schrifttum eine Darstellung und Systematisierung der bisher für diese Methode bekannten und verwendbaren Maße zur Modellbeurteilung.

Christian Marc Ringle (MBA/USA)

ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Arbeitsbereich Industrielles Management (www.ibl-unihh.de), Institut für Industriebetriebslehre und Organisation, Fachbereich Wirtschaftswissenschaften, Universität Hamburg, Von-Melle-Park 5, 20146 Hamburg, E-Mail: cringle@econ.uni-hamburg.

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung	9
2. Modellschätzung mit dem Partial Least Squares-Verfahren.....	11
3. Gütemaße und Ergebnisbeurteilung	17
3.1 Vorgehen zur Modellbeurteilung	17
3.2 Beurteilung des Strukturmodells	18
3.3 Beurteilung reflektiver Messmodelle	23
3.4 Beurteilung formativer Messmodelle	25
3.5 Zur Überprüfung des Gesamtmodells	26
4. Schlussbetrachtung	29
Literaturverzeichnis.....	31

1. Einführung

Im Zentrum betriebswirtschaftlicher Theorie und Praxis stehen häufig kausale Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge.¹ Seit einigen Jahrzehnten wurden vor allem in der Sozialforschung geeignete statistische Verfahren zur empirischen Überprüfung solcher Beziehungen entwickelt², die unter Begriffen wie Strukturgleichungs- oder Kausalanalyse in das betriebswirtschaftliche Schrifttum eingegangen sind. Die Kausalanalyse besteht aus einer Verbindung von regressions- und faktorenanalytischen Ansätzen. Dabei ergeben sich quantitative, inhaltlich interpretierbare Beziehungen zwischen den latenten und den messbaren Modellvariablen, falls die errechneten Werte nicht zufallsbedingt sind, sondern durch die Modellkonstruktion signifikant erklärt werden können.³ Erste betriebswirtschaftliche Anwendungen dieses multivariaten Analyseverfahrens stammen aus dem Bereich des Marketing.⁴

Zur Schätzung von Kausalmodellen werden mit der Kovarianzstrukturanalyse und der Partial Least Squares-Analyse zwei unterschiedliche Verfahren eingesetzt.⁵ Beide Ansätze stimmen hinsichtlich formaler Überlegungen zum Strukturmodell überein.⁶ Die entscheidenden Unterschiede bestehen in den Schätzmethoden und den anwendbaren Messmodellen für latente exogene Variablen, wodurch sich eine Reihe weiterer spezifischer Implikationen ergibt. Ziel dieses Beitrages ist es, das bisher kaum berücksichtigte Verfahren der Partial Least Squares-Analyse zur Schätzung von Kausalmodellen in der deutschsprachigen betriebswirtschaftlichen Forschung durch die Vorstellung geeigneter Gütemaße tiefer zu verankern.

Dieses Anliegen erscheint uns von herausragender Bedeutung, da Kausalmodelle fast ausschließlich mit dem Verfahren der Kovarianzstrukturanalyse geschätzt werden, obwohl

¹ Vgl. Homburg/Pflessner, 2000b, S. 635.

² Vgl. Bollen, 1989, S. 4 ff.

³ Vgl. Bickhoff et al., 2003, S. 53.

⁴ Vgl. Bagozzi/Yi, 1994; Bagozzi, 1982; Bagozzi, 1980.

⁵ Vgl. Gefen et al., 2000; Rigdon, 1998, S. 252 f.

⁶ Zu einem Methodenvergleich siehe ausführlich Ringle, 2004.

in zahlreichen Fällen die Kausalbeziehung zwischen Indikatoren und latenter Variable in ihrer Wirkungsrichtung nicht reflektiv, sondern formativ⁷ und damit das zu Grunde liegende Modell inhaltlich fehlspezifiziert ist. Aus diesem Grund hätte sich in vielen wissenschaftlichen Veröffentlichungen das bisher wenig beachtete Verfahren der Partial Least Squares-Analyse als das korrekte Schätzverfahren zur Modellbestimmung erwiesen. Entsprechende Beispiele finden sich sowohl im englischsprachigen⁸ als auch im deutschsprachigen⁹ Schrifttum. Begründet liegt eine solche inadäquate Durchführung von Kausalanalysen in der starken Verbreitung von statistischen Softwareanwendungen für das Kovarianzstrukturanalyseverfahren und der im Vergleich dazu geringen Anzahl unsystematisch nebeneinander stehender Beurteilungsmaße für das Partial Least Squares-Verfahren. Mit diesem Beitrag soll vor allem den Defiziten in der Beurteilung von über die Partial Least Squares-Methode geschätzter Kausalmodelle entgegengetreten werden.

⁷ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer, 2001, S. 274.

⁸ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer, 2001, S. 274.

⁹ Vgl. Eggert/Fassott, 2003, S. 10 f.

2. Modellschätzung mit dem Partial Least Squares-Verfahren

Neben der Kovarianzstrukturanalyse ist die Partial Least Squares-Methode¹⁰ eine Alternative zur Schätzung von Kausalmodellen¹¹, die ursprünglich von Wold¹² entwickelt wurde: "It struck me that it might be possible to estimate models with the same arrow scheme by an appropriate generalization of my LS algorithms for principal components and canonical correlations. The extension involved two crucial steps, namely from two or three LVs and corresponding blocks of indicators, and from one to two inner relations. Once these steps were taken, the road to an iterative LS algorithm of general scope for estimation of path models with latent variables observed by multiple indicators was straightforward."¹³

Auf den grundlegenden verfahrensspezifischen Darstellungen¹⁴ aufbauend lässt sich zusammenfassend feststellen, dass die allgemeine Gleichung des Strukturmodells im Partial Least Squares-Ansatz einer Modellspezifikation unterliegt; gleiches gilt für die allgemeinen Gleichungen der reflektiven und formativen Messmodelle.¹⁵ Dabei werden die linearen Gleichungssysteme auf ihren systematischen Bestandteil reduziert.¹⁶ Hieraus folgen verschiedene Annahmen, die dem Partial Least Squares-Ansatz zugrunde liegen (vgl. Abbildung 2.1) und bei der Anwendung des Verfahrens berücksichtigt werden müssen. Ferner ist der Partial Least Squares-Algorithmus eine Methode, mit der Schätzungen für die latenten Variablen („case values“ oder „scores“) generiert werden, sodass diese Vari-

¹⁰ In den wenigen deutschsprachigen Veröffentlichungen, die auf dieses Verfahren Bezug nehmen, wird zwar zum Teil von Kleinst-Quadrat-Schätzungen gesprochen, aber fast immer die englischsprachige Bezeichnung eingeführt, insbesondere im Zusammenhang mit der allgemein für dieses Verfahren akzeptierten Abkürzung PLS. Wir verwenden daher nachfolgend die englischsprachige Bezeichnung. Einführend zum Verfahren vgl. Chin/Todd, 1995, S. 237 ff.

¹¹ Vgl. Rigdon, 1998, S. 252 f.

¹² Vgl. Wold, 1980; Wold, 1975; Wold, 1973; Wold, 1966; WOLD, Begründer des Partial Least Squares-Verfahrens, ist der Lehrer von JÖRESKOG, einem der Entwickler des LISREL-Ansatzes für die Kovarianzstrukturanalyse (vgl. Rigdon, 1998, S. 252).

¹³ Wold, 1982a, S. 200.

¹⁴ Vgl. Ringle, 2004.

¹⁵ Vgl. dazu Lohmöller, 1989.

¹⁶ Vgl. Cassel et al., 2000, S. 901.

ablen so gut wie möglich sowohl an ihr Messmodell als auch an die Beziehungen zu anderen latenten Variablen im Strukturmodell angepasst werden.

Assumptions

From (...) follows that $E(\eta\zeta') = E(\xi\zeta') = E(\zeta) = 0$, where $\zeta = \eta - E(\eta)$ is a vector of residuals. From (...) we have $E(\varepsilon) = E(\delta) = E(y\varepsilon') = E(x\delta') = 0$. We standardize such that $E(\eta) = E(\xi) = 0$ and $VAR(\eta_i) = VAR(\xi_j) = VAR(x_k) = VAR(y_r) = 1$, all i, j, k, r, and $E(x) = E(y) = 0$. The standardization of the observed variables is not an essential assumption. It is made here because we are working with variables of different scales. For predictive purposes, location parameters can be estimated and the preceding standardization dropped.

The residual covariance structure is not restricted in PLS. We define $E(\varepsilon\varepsilon') = \theta_\varepsilon$, $E(\delta\delta') = \theta_\delta$, and $E(\zeta\zeta') = \Psi$. In contrast to covariance structure models (such as LISREL) in which is the objective to minimize the trace (sum of diagonal elements) of Ψ and, with reflective specification, also θ_ε and θ_δ . Because the off-diagonal elements are not among the unknowns of the model and because the unobservables are explicitly estimated, there are no identification problems for recursive PLS models. The fixed-point estimation addresses the problem of unknown unobservables by substituting the proxy estimates in an iterative manner (as described before for a simple model).

Because PLS estimation involves no assumptions about the population or scale of measurement, there are no distributional requirements. Residual variances are minimized to enhance predictive power. In contrast, residual covariances in LISREL are minimized for optimal parameter accuracy.

Abbildung 2.1: Annahmen im Partial Least Squares-Modell¹⁷

Prinzipiell durchläuft die Schätzung von Kausalmodellen unter Verwendung des Partial Least Squares-Verfahrens drei Stufen.¹⁸ Auf der ersten Stufe werden auf Grundlage der Rohdatenmatrix Werte für die latenten Variablen geschätzt, wofür der in Abbildung 2.2 dargestellte Algorithmus mit der iterativen Wiederholung von vier einzelnen Schritten zur Anwendung kommen kann.¹⁹

- Begonnen wird mit dem *vierten Schritt*, der Schätzung latenter Variablen in Form gewichteter Aggregate der blockweise zugeordneten manifesten Variablen – der sogenannten äußeren Approximation. Der Skalar f_i stellt sicher, dass $VAR(Y_i) = 1$ ist.

¹⁷ Vgl. Fornell/Bookstein, 1982, S. 443; vgl. hierzu auch die Grundgedanken kausaler Prognosen mit der multiplen Regressionsanalyse bei Hansmann, 1983, S. 125 ff.

¹⁸ Vgl. im folgenden Lohmöller, 1989, S. 30 f.; zur zweistufigen Schätzung vgl. den Hinweis bei Chin/Newsted, 1999, S. 316, oder Bagozzi/Yi, 1994, S. 15.

¹⁹ Im Schrifttum existieren unterschiedliche Formen des Partial Least Squares-Algorithmus zur Schätzung von Kausalmodellen, die sich im wesentlichen dadurch unterscheiden, wie die geschätzten Werte für latente Variablen an die Struktur aller latenten Variablen angepasst werden (vgl. Cassel et al., 2000, S. 902).

- Auf den vierten folgt der *erste Schritt* zur Bestimmung der inneren Gewichte v_{ij} , die zwischen –1 und +1 liegen „if Y_j is not directly connected to Y_i and $v_{ij} = 0$, if Y_j and Y_i are not adjacent in the path diagram.“²⁰ Dabei ist das Vorzeichen von v_{ij} identisch mit dem Vorzeichen der Korrelation $r_{ij} = \text{cov}(Y_j, Y_i)$.
- Hieran schließt sich der *zweite Schritt* – die innere Approximation – an, in dem es \tilde{Y}_j als Annäherung der (unter Berücksichtigung der Vorzeichen) gewichteten Summe angrenzender Variablen, zu denen eine Beziehung im Strukturmodell besteht, zu bestimmen gilt. Auf Grundlage der Beziehungen zwischen den latenten Variablen im Strukturmodell werden die zuvor erhaltenen Schätzwerte weiter verbessert. Hierfür schlägt die Literatur unterschiedliche Methoden vor, wie beispielsweise “centroid-weighting”, “factor-weighting” oder “path-weighting”.²¹
- Mit dem *dritten Schritt* folgt die Schätzung der Gewichte unter Verwendung von \tilde{Y}_j als Instrumentalvariable, wobei die Bestimmung entweder über das Verfahren der einfachen Regression (Modus A) oder jene der multiplen Regression (Modus B) erfolgt.

Schließlich dienen diese Ergebnisse als Grundlage für eine erneute äußere Annäherung der latenten Variablen im vierten Schritt, womit der Iterationszyklus von neuem beginnt und so lange zu durchlaufen ist, bis sich die Gewichte nicht mehr verändern.²²

Sobald nach der ersten Stufe Schätzwerte für die latenten Variablen feststehen, folgt die Bestimmung der Faktorladungen und Pfadkoeffizienten mittels des Verfahrens der Kleinst-Quadrat-Regression auf der *zweiten Stufe*.²³

²⁰ Lohmöller, 1989, S. 30.

²¹ Vgl. zu den Methoden Lohmöller, 1989, S. 39 ff., ferner Chin/Newsted, 1999, S. 317 ff. Zudem stellen Johansson/Yip, 1994, S. 587, fest, dass sich die Methoden nur geringfügig in den Ergebnissen unterscheiden.

²² Als Stopkriterium wird im Schrifttum häufig eine Veränderung der Gewichte $\leq 0,001$ genannt (vgl. beispielsweise Chin/Newsted, 1999, S. 320).

²³ Vgl. Lohmöller, 1989, S. 30, zu besonderen Aspekten, die mit dieser Stufe verbunden sind.

Stage 1: Iterative estimation of weights and LV scores

Starting at step #4, repeat steps #1 to #4
until convergence is obtained.

#1 Inner weights

$$v_{ji} = \begin{cases} \text{sign cov}(Y_j; Y_i) & \text{if } Y_j \text{ and } Y_i \text{ are adjacent} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

#2 Inside approximation

$$\tilde{Y}_j := \sum_i v_{ji} Y_i$$

#3 Outer weights; solve for w_{kj}

$$\tilde{Y}_{jn} = \sum_{kj} \tilde{w}_{kj} y_{kjn} + d_{jn} \quad \text{in a Mode A block}$$

$$y_{kjn} = \tilde{w}_{kj} \tilde{Y}_{jn} + e_{kjn} \quad \text{in a Mode B block}$$

#4 Outside approximation

$$Y_{jn} := f_i \sum_{kj} \tilde{w}_{kj} y_{kjn}$$

Stage 2: Estimation of path loading coefficients

Stage 3: Estimation of location parameters

Abbildung 2.2: Der Partial Least Squares-Algorithmus für Wold's Basismodell²⁴

Danach werden auf der *dritten Stufe* die Mittelwerte und das konstante Glied ("location parameter") für die linearen Regressionsfunktionen geschätzt.²⁵ Anhand folgender Zitate

²⁴ Vgl. Lohmöller, 1989, S. 29; vgl. ferner Lohmöller, 1989, S. 28 ff., und die dort zitierte Literatur zur Darstellung von Wold's Basismodell und zu verschiedenen Modellerweiterungen.

²⁵ Vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 319 ff., zur Berechnung der "location parameter" bzw. des konstanten Gliedes einer linearen Regressionsfunktion. Zur formalen Darstellung der mit der dritten Stufe verbundenen Schätzungen vgl. Lohmöller, 1989, S. 30 f.

lässt sich die Schätzung von Partial Least Squares-Modellen zusammenfassend kennzeichnen:²⁶

- “Each latent variable is determined by both the inner structure and the measurement model. In each iteration, both equations are used to find an approximation of the latent variable. The estimated case-values will fit into both equations. [...] After an initial, rather arbitrary guess of the latent variables, the procedure iteratively switches between the inside and the outside approximation until convergence is achieved. In a final step, the parameters of the inner structure and of the measurement models and of the means and location parameters are estimated.”²⁷
- “The PLS procedure is then used to estimate the latent variables as an exact linear combination of its indicators with the goal of maximizing the explained variance for the indicators and latent variables. Following a series of ordinary least squares analyses, PLS optimally weights the indicators such that a resulting latent variable estimate can be obtained. The weights provide an exact linear combination of the indicators for forming the latent variable score which is not only maximally correlated with its own set of indicators (as in component analysis), but also correlated with other latent variables according to the structural (i.e. theoretical) model.”²⁸

Aufgrund der partiellen Schätzung einzelner Elemente des Kausalmodells werden für die Ermittlung verlässlicher Ergebnisse mit dem Partial Least Squares-Verfahren weniger empirisch erhobene Fälle benötigt als für die Kovarianzstrukturanalyse.²⁹ Generell gilt für Partial Least Squares-Modelle: Je mehr Indikatorvariablen in einem Messmodell aufgenommen werden, desto umfangreicher wird die latente Variable inhaltlich durch beobach-

²⁶ Zum Ablauf des Partial Least Squares-Algorithmus vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 315 ff., insbesondere die grafische Darstellung seines Ablaufs auf S. 320, ferner zu wichtigen Elementen des Partial Least Squares-Verfahrens die Darstellungen von Cassel et al., 2000 und Fornell/Bookstein, 1982.

²⁷ Cassel et al., 2000, S. 902.

²⁸ Chin et al., 1996, S. 26 f.

²⁹ Vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 314 und 326.

tete Daten erklärt.³⁰ “However, the sample size also needs to increase, as in the usual asymptotic notion of consistency, in order for the sample covariance matrix to become a better estimate of the population covariance matrix. Thus, in PLS, better estimates cannot simply be obtained by increasing the sample size. Both more indicators and more cases are needed.”³¹ Verlässliche Regeln für die benötigte Anzahl von Fällen zur Schätzung von Partial Least Squares-Modellen existieren bisher jedoch noch nicht; selbst Modelle, denen nur 20 empirisch erhobene Fälle zugrunde liegen, lassen sich mit dieser Methode zufriedenstellend schätzen.³²

³⁰ Dieser Zusammenhang wird von Wold, 1982b, S. 25, als „consistency at large“ bezeichnet; Vgl. ferner Schneeweiß, 1993. Vgl. zur “content specification” Diamantopoulos/Winklhofer, 2001, S. 279.

³¹ Chin/Newsted, 1999, S. 329. Der Zusammenhang zwischen Anzahl zu schätzender Variablen in Partial Least Squares-Modellen und Stichprobenumfang lässt sich über Monte Carlo-Simulationen nachweisen (vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 331 ff.; Chin et al., 1996; vgl. ferner Schneeweiß/Witschel, 1987). Dabei gilt es, den Umfang der für die Modellschätzung verwendeten Daten, also auch die Anzahl der Indikatoren zu variieren: “The goal here is to determine how good the PLS-product indicator approach is at detecting and recovering (i.e., estimating) the true effects under conditions of measurement errors.” (Chin et al., 1996, S. 27). Dieselben haben ermittelt: “Other effect sizes and loadings should be tested in the future to get an even greater appraisal of how PLS estimates can vary. In the scenario we examined, it would suggest that a minimum sample size of 100 is needed in order to detect the interaction effect size and six to eight indicators per construct to obtain structural path estimates within 10 percent of the true effects.”

³² Vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 335. Eine gute Heuristik für die benötigte Mindestanzahl empirisch erhobener Fälle zur Messung eines Kausalmodells mit dem Partial Least Squares-Verfahren ist folgendes Vorgehen (vgl. Chin, 1998, S. 311): Zunächst muss für alle formativen Messmodelle die jeweilige Anzahl an Indikatorvariablen festgestellt werden, um den Block mit der höchsten Indikatorenzahl zu bestimmen; anschließend werden sämtliche latenten endogenen Variablen betrachtet, um herauszufinden, welche die höchste Anzahl an Beziehungen mit latenten exogenen Variablen im Strukturmodell aufweist. Von beiden Überprüfungen – sowohl der des formativen Messmodells und der des Strukturmodells – wird der Wert des höchsten Ergebnisses ausgewählt und mit dem Faktor 10 multipliziert, woraufhin man eine gute Annäherung an den benötigten Stichprobenumfang erhält, sofern das “path weighting scheme“ zur inneren Approximation angewendet wird.

3. Gütemaße und Ergebnisbeurteilung

3.1 Vorgehen zur Modellbeurteilung

Bei der Schätzung von Kausalmodellen mit dem Partial Least Squares-Verfahren kommt der Modellbeurteilung eine zentrale Bedeutung zu, wobei jedoch aufgrund fehlender empirischer Verteilungsannahmen im Vergleich zur Kovarianzstrukturanalyse die Anzahl möglicher Gütemaße wesentlich geringer ist. Die traditionellen, parametrisch ausgerichteten Techniken für Signifikanztests zur Modellbeurteilung eignen sich nicht für die Partial Least Squares-Methode, weshalb Wold³³ vorschlägt, statt dessen Tests zu verwenden, die dem Verteilungsannahmenfreien Charakter des Verfahrens Rechnung tragen.³⁴ Partial Least Squares-Modelle können nicht über Beurteilungsmaße zur Bestimmung der Anpassungsgüte von Kovarianzen evaluiert werden. Dafür müssen schätzungsorientierte Gütemaße, die zudem nicht-parametrisch sind, herangezogen werden. Beispiele für solche Maße zur Ergebnisbeurteilung sind das Bestimmtheitsmaß latenter endogener Variablen, der Stone-Geisser-Test zur Bestimmung der Schätzrelevanz³⁵ sowie die auf Fornell und Larcker zurückgehende faktorenanalytische Bestimmung der durchschnittlich extrahierten Varianz. Ferner lässt sich die Stabilität der Schätzung über Verfahren wie Jackknifing oder Bootstrapping zur systematischen Veränderung der empirisch erhobenen Daten feststellen.³⁶

Trotz dieser möglichen Tests wird seitens des Schrifttums bisher kein systematisches Vorgehen zur Modellbeurteilung empfohlen. Deshalb schlagen wir das in Abbildung 3.1 dargestellt Vorgehen vor.

³³ Vgl. Wold, 1982b und Wold, 1980.

³⁴ Vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 328.

³⁵ Das heißt im Falle von Partial Least Squares-Modellen: die Relevanz latenter exogener Variablen für das ermittelte Bestimmtheitsmaß latenter endogener Variablen im Strukturmodell.

³⁶ Vgl. ferner zu den Verfahren einer Beurteilung von Partial Least Squares-Modellen ausführlich Gefen et al., 2000, S. 42 ff., Fornell/Cha, 1994, S. 68 ff., Lohmöller, 1989, S. 49 ff., oder Fornell/Bookstein, 1982, S. 447 ff., sowie die jeweils zu den einzelnen Methoden angegebene Literatur.

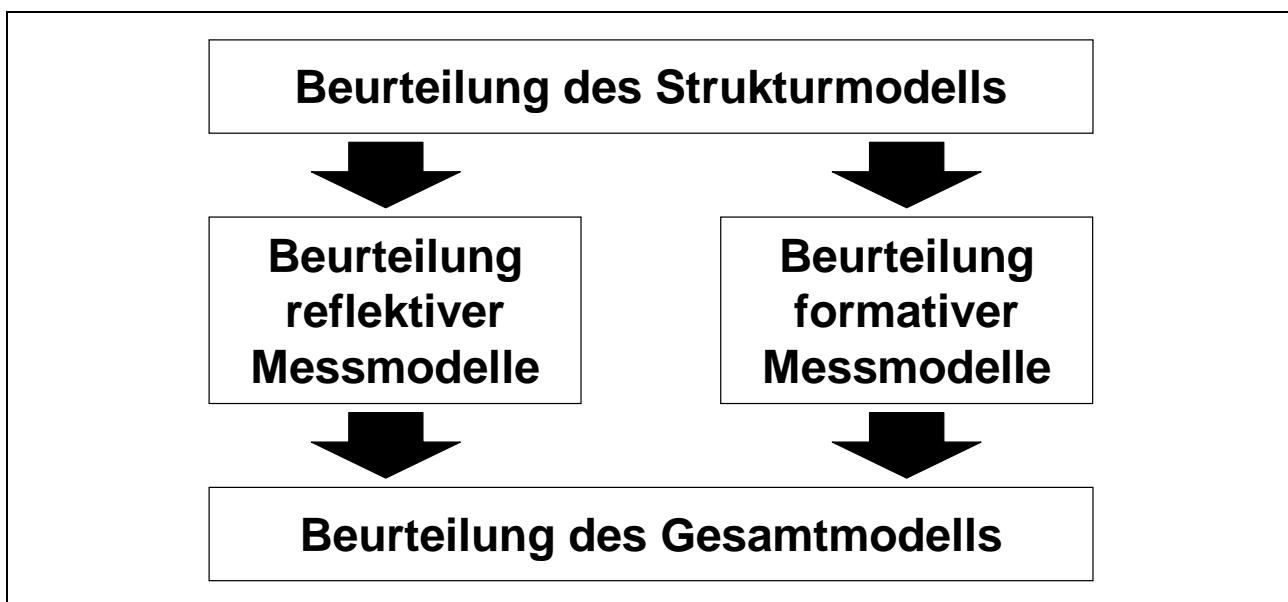


Abbildung 3.1: Annahmen im Partial Least Squares-Modell

Zunächst erfolgt eine Beurteilung der Messergebnisse im Strukturmodell, woraufhin die Überprüfung reflektiver und formativer Messmodelle latenter Variablen vorgenommen wird. Im Anschluss an die Bewertung von Strukturmodell und den verschiedenen Messmodellen erfolgt eine Beurteilung des Gesamtmodells. Dabei sollte das gesamte Kompendium möglicher Gütekriterien so gut wie möglich erfüllt sein, um empirisch gesicherte Ergebnisse unterstellen zu können. Im folgenden stellen wir die einzelnen Analysestufen vor und ordnen ihnen von Chin³⁷ vorgeschlagene Gütemaße zu.

3.2 Beurteilung des Strukturmodells

Für das Strukturmodell eines mittels Partial Least Squares-Verfahren geschätzten Kausalmodells lässt sich das vom statistischen Verfahren der Regressionsanalyse³⁸ bekannte *Bestimmtheitsmaß R²* ermitteln. "This is obtained because the case values of latent vari-

³⁷ Vgl. Chin, 1998, S. 316 ff. Chin stellt einen sehr umfangreichen Beurteilungskatalog für Partial Least Squares-Modelle vor, der mit Hilfe der durch die statistische Software PLS Graph 3.0 (vgl. Chin, 2001) generierten Ergebnisse vollständig berechnet werden kann.

³⁸ Vgl. Hansmann, 1983, S. 125 ff.

ables are determined by the weight relations.³⁹ Die latente endogene Variable ist in einem solchen multiplen linearen Regressionsmodell die abhängige Variable (Regressand), während die latenten exogenen Variablen die unabhängigen Variablen (Regressoren) darstellen und das Bestimmtheitsmaß den über die lineare Regressionsgleichung bestimmten Anteil der erklärten Varianz an der Gesamtvarianz angibt.

Sowohl für die Beurteilung des Bestimmtheitsmaßes R^2 als auch für die geschätzten Werte der Regressionskoeffizienten in Partial Least Squares-Modellen liegen unterschiedliche Empfehlungen vor. Entsprechend von Chin⁴⁰ gekennzeichneter Richtwerte ist ein Bestimmtheitsmaß von 0,67 als „substantiell“ zu bezeichnen, während Ergebnisse in Höhe von 0,33 und 0,19 als „durchschnittlich“ bzw. „schwach“ einzustufen sind. Pfadkoeffizienten in einer Höhe ab Höhe 0,1 werden von Lohmöller⁴¹ in Partial Least Squares-Modelle aufgenommen.

Zudem lässt sich untersuchen, ob eine unabhängige (exogene) latente Variable einen substantiellen Einfluss auf abhängige (endogene) latente Variablen ausübt. Dies wird über die Effektstärke f^2 ermittelt:⁴²

$$(1) f^2 = \frac{R_{\text{included}}^2 - R_{\text{excluded}}^2}{1 - R_{\text{included}}^2},$$

wobei R_{included}^2 und R_{excluded}^2 die Bestimmtheitsmaße einer abhängigen (endogenen) latenten Variablen unter Einschluss bzw. Ausschluss einer bestimmten, über das Strukturmodell mit ihr in Beziehung stehenden unabhängigen (exogenen) latenten Variablen darstellen.

³⁹ Chin/Newsted, 1999, S. 316.

⁴⁰ Vgl. Chin, 1998, S. 323. Dementsprechende Empfehlungen finden sich kaum in der Literatur, so dass eine Orientierung an bisher veröffentlichten Partial Least Squares-Ergebnissen erfolgen muss. Dabei zeigt sich, dass Ergebnisse ab einem Bestimmtheitsmaß von 0,4 akzeptiert werden, häufig jedoch einen Wert um die 0,6 aufweisen. Nach Sichtung einschlägiger Veröffentlichungen erscheinen uns die von Chin angegebenen Werte als sehr gute Orientierung zur Beurteilung des Bestimmtheitsmaßes in Partial Least Squares-Modellen.

⁴¹ Vgl. Lohmöller, 1989, S. 60 f.

⁴² Vgl. Chin, 1998, S. 316 f.

Entsprechend der für die multiple Regressionsanalyse operationalisierten Definition von Cohen⁴³ gelten f^2 -Werte von 0,02, 0,15 und 0,35 als Beurteilungsmaß dafür, ob eine exogene latente Variable einen geringen, mittleren oder großen Einfluss auf eine zu ihr in Beziehung stehende endogenen Variable ausübt.

Eine weitere Modellbeurteilungsmethode, die Bestimmung der *Schätzrelevanz* (Q^2), berücksichtigt die Ansätze einer Kreuzvalidierung und stützt sich auf die Nutzung der Ergebnisse der von Stone und Geisser⁴⁴ entwickelten Technik zur Wiederverwertung von Daten (bzw. sample reuse technique): "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'⁴⁵. The sample reuse technique has been argued as fitting the soft modeling approach of PLS 'like hand in glove'."⁴⁶

Die Anwendung dieses Vorgehens auf die Partial Least Squares-Methode erfolgt durch eine sogenannte *Blindfolding-Prozedur*⁴⁷, über die Teile der empirisch erhobenen Daten für einen bestimmten Block manifester Variablen ausgelassen und anschließend mit Hilfe der Partial Least Squares-Ergebnisse geschätzt werden. Diese Prozedur wird solange durchgeführt, bis eine Auslassung und Schätzung aller Fälle vorliegt, wobei vor einer erneuten Auslassung der ursprüngliche Datensatz wieder einbezogen wird. "As a result of this procedure, a generalized cross-validation measure and jackknife standard deviations of parameter estimates can be obtained."⁴⁸

Im Zuge der Blindfolding-Prozedur lässt sich die Summe quadrierter Fehler für die geschätzten Werte (E) ebenso wie die Summe der quadrierten Fehler für den Durchschnittswert der Schätzung ermitteln (O); D gibt den Abstand zwischen zwei nacheinander auszu-

⁴³ Vgl. Cohen, 1988, S. 412 ff.

⁴⁴ Vgl. Geisser, 1974 und Stone, 1974.

⁴⁵ Geisser, 1975, S. 320.

⁴⁶ Chin, 1998, S. 317.

⁴⁷ Zur ausführlichen Beschreibung einzelner Schritte der Blindfolding-Prozedur vgl. Chin, 1998, S. 317.

⁴⁸ Chin, 1998, S. 317.

lassenden und daraufhin zu schätzenden Fällen an (vgl. die nachfolgende Gleichung). Daraufhin lässt sich mit der nachfolgenden Gleichung das Q^2 als Maß für die Schätzrelevanz eines Blockes manifester Variablen, also dafür, wie gut empirisch erhobene (beobachtete) Werte – ohne Verlust an Freiheitsgraden – durch das Modell und seine Parameterschätzungen rekonstruiert werden können, berechnen:⁴⁹

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

Sofern Q^2 größer als Null ist, hat das Modell eine Schätzrelevanz. Dagegen liegt bei einem Q^2 kleiner als Null eine fehlende Schätzrelevanz eines Blocks manifester Variablen vor und die darüber erfolgte Bestimmung einer latenten Variable ist als unsicher anzusehen. Ebenso wie zuvor für den f^2 -Wert können Veränderungen der Ergebnisse für das Q^2 genutzt werden, um den relativen Einfluss der Beziehungen im Strukturmodell auf die beobachteten Werte latenter endogener Variablen zu bestimmen:⁵⁰

$$(3) q^2 = \frac{Q^2_{\text{included}} - Q^2_{\text{excluded}}}{1 - Q^2_{\text{included}}}.$$

Unterschiedliche Formen des Q^2 lassen sich abhängig davon bestimmen, welche Art der Schätzung gewählt wird⁵¹; ferner sollte der Abstand zwischen den zu verändernden Fällen eine Primzahl sein, die zwischen der Anzahl der Indikatoren einer latenten Variable und der Anzahl empirisch erhobener Fälle liegt.⁵² Außer diesen Maßen zur Beurteilung der Modellgüte lassen sich im Zuge der Blindfolding-Prozedur – gewissermaßen als Nebenresultat – Jackknifing-Standardabweichungen gewinnen: “Because a set of weights, loadings, structural paths, and latent component scores and correlations is obtained during

⁴⁹ Vgl. Chin, 1998, S. 317.

⁵⁰ Vgl. Chin, 1998, S. 318.

⁵¹ Dazu Chin, 1998, S. 318: “A cross-validated communality Q^2 is obtained if prediction of the data points is made by underlying latent variable score, whereas a cross-validated redundancy is obtained if prediction is made by those LVs that predict the block in question. One would use the cross-validated redundancy measure to examine the predictive relevance of one's theoretical/structural model.”

⁵² Vgl. dazu Wold, 1982b; ferner zu Anwendungsbeispielen Sosik, 2002, oder Chin et al., 1996.

each round, jackknife estimates of standard errors can be calculated. The smaller the error, the more stable and more precise the parameter estimates.⁵³

Neben einer Überprüfung der latenten Konstrukte im Strukturmodell muss festgestellt werden, ob es sich bei deren zueinander bestehenden gerichteten Beziehungen und den dafür berechneten Gewichten um statistisch signifikante Ergebnisse handelt. Dafür geeignet sind das *Jackknifing* und das *Bootstrapping* – zwei nicht-parametrische Verfahren, mit denen sich die Qualität von Partial Least Squares-Schätzergebnissen beurteilen lässt, ohne bestimmte Verteilungsannahmen zu treffen.⁵⁴ Im allgemeinen lassen sich beide Methoden dadurch kennzeichnen, dass eine bestimmte Anzahl an Fällen, typischerweise ein Fall, aus den empirisch erhobenen Daten unterdrückt wird, um anschließend das Modell zu schätzen. Beispielsweise ergeben sich aus einem Datensatz von 100 Fällen bei Unterdrückung zweier Fälle 50 Subsamples mit jeweils 98 Fällen.⁵⁵ Über alle Subsamples lassen sich daraufhin Erwartungswerte und Standardabweichungen eines jeden Modellparameters schätzen, wodurch für die Beurteilung des vollständigen Partial Least Squares-Modells robuste Konfidenzintervalle ermittelt sowie mittels eines t-Tests die jeweilige Signifikanz der Schätzergebnisse bestimmt werden können. Einer solchen Überprüfung von über das Partial Least Squares-Verfahren geschätzter Kausalmodelle fällt eine zentrale Bedeutung zur Feststellung des Vorliegens robuster Parameterergebnisse und damit eines stabilen, reliablen Gesamtmodells zu.

⁵³ Chin, 1998, S. 318.

⁵⁴ Vgl. zu diesen Verfahren ausführlich Bollen/Stine, 1993 und Efron/Tibshirani, 1993.

⁵⁵ Jackknifing und Bootstrapping unterscheiden sich vor allem darin, dass beim Bootstrapping das Subsample über eine bestimmte Anzahl zufällig ausgewählter Fälle geschätzt wird, während beim Jackknifing aus allen Fällen eine festgelegte Anzahl zu unterdrückender Fälle nach einem vorgegebenen Schema bestimmt wird, um anschließend das Modell für jedes Subsample zu schätzen. Daher benötigt das Jackknifing weniger Zeit zur Berechnung der Ergebnisse, allerdings zulasten der Ergebnisqualität (et vice versa), und gilt als eine Annäherung an die über das Bootstrapping ermittelten Ergebnisse: "In general, both the jackknife and bootstrap standard errors should converge." Chin, 1998, S. 320. Vgl. zu einem Bootstrapping-Anwendungsbeispiel Yung/Chan, 1999, S. 90 ff.

3.3 Beurteilung reflektiver Messmodelle

Zur Beurteilung reflektiver Messmodelle werden die vom statistischen Verfahren der Faktorenanalyse⁵⁶ her bekannten Maße zur Beurteilung der Indikator- bzw. Faktorreliabilität sowie der durchschnittlich erfassten Varianz eingesetzt.⁵⁷ Die *Faktorreliabilität* ist ein Maß für die Beurteilung der Eignung eines Faktors zur Erklärung des zu ihm in Beziehung stehenden Blocks reflektiver Indikatorvariablen. Unter Verwendung über die Partial Least Squares-Schätzung ermittelter standardisierter Ergebnisse für Indikatoren und latente Variablen lässt sie sich über die folgende Gleichung berechnen:⁵⁸

$$(4) \rho_c = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum_i \text{var}(\varepsilon_i)},$$

wobei λ_i die Ladung zwischen Faktor und Indikator ist und sich $\text{var}(\varepsilon_i)$ über $1-\lambda_i^2$ definiert. Im Vergleich zu Cronbachs Alpha⁵⁹ gelten für die Faktorreliabilität folgende Implikationen: “[...] this measure does not assume tau equivalency among the measures with its assumption that all indicators are equally weighted. Therefore, alpha tends to be a lower bound estimate of reliability, whereas ρ_c is a closer approximation under the assumption that the parameter estimates are accurate.”⁶⁰

Ein weiteres Verfahren zur Beurteilung über das Partial Least Squares-Verfahren geschätzter reflektiver Messmodelle ist die von Fornell und Larcker⁶¹ vorgeschlagene Be-

⁵⁶ Vgl. Heck, 1998.

⁵⁷ Vgl. Homburg/Pflessner, 2000a, S. 420 ff., ferner die Ausführungen zu partiellen Gütemaßen von Völckner, 2003, S. 166 ff. Für mit dem Partial Least Squares-Verfahren geschätzte Kausalmodelle eignen sich solche faktorenanalytischen Gütemaße ausschließlich zur Überprüfung reflektiver Messmodelle. Zu den lokalen Gütemaßen vgl. Homburg/Baumgartner, 1998, S. 360 ff.

⁵⁸ Vgl. Chin, 1998, S. 320.

⁵⁹ Vgl. Cronbach/Meehl, 1955; Cronbach, 1951; ferner zu den Methoden der ersten Generation für eine Beurteilung von Reliabilität und Validität eines Messkonzeptes, zu denen Cronbachs Alpha zählt, Völckner, 2003, S. 160 ff.

⁶⁰ Chin, 1998, S. 320.

⁶¹ Vgl. Fornell/Larcker, 1981.

stimmung der *durchschnittlich erfassten Varianz* (AVE – “average variance extracted”).⁶² Mit den durch das Partial Least Squares-Verfahren ermittelten standardisierten Schätzwerten für die Indikatoren und die latenten Variablen lässt sich die durchschnittlich erfasste Varianz über die nachfolgende Gleichung ermitteln:⁶³

$$(5) \text{ AVE} = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i \text{var}(\varepsilon_i)},$$

wobei wiederum λ_i die Ladung zwischen Faktor und Indikator ist, während sich $\text{var}(\varepsilon_i)$ über $1 - \lambda_i^2$ definiert. Es kann somit überprüft werden, wie hoch der durch einen Faktor erklärte Varianzanteil manifeste Variablen respektive wie hoch der nicht erklärte Varianzanteil (der Messfehler) ist. „When all indicators are standardized, this measure would be the same as the average of the communalities in the block. Fornell and Larcker (1981) suggested that this measure can also be interpreted as a measure of reliability for the LV component score and tends to be more conservative than ρ_c .“⁶⁴

Die Werte beider Gütemaße liegen zwischen null und eins, wobei ein höherer Wert auf eine bessere Qualität der Messung schließen lässt. Als nicht mehr akzeptabel werden seitens des Schrifttums häufig Werte unter 0,6 für die Faktorreliabilität sowie unter 0,5 für die durchschnittlich erfasste Varianz angesehen.⁶⁵

Für mittels Partial Least Squares-Verfahren geschätzte reflektive Messmodelle ist ferner eine Überprüfung der *Diskriminanzvalidität*⁶⁶ erforderlich. Diesbezüglich schlagen Fornell und Larcker⁶⁷ vor, dass die durchschnittlich erfasste Varianz latenter Variablen größer sein muss als die quadrierten Korrelationen zwischen den latenten Variablen, “which indicates

⁶² Vgl. Fornell/Larcker, 1981, S. 45.

⁶³ Vgl. Chin, 1998, S. 321.

⁶⁴ Chin, 1998, S. 321.

⁶⁵ Vgl. Homburg/Baumgartner, 1998, S. 361, und die dort zitierte Literatur.

⁶⁶ Vgl. Fornell/Cha, 1994, S. 69.

⁶⁷ Vgl. Fornell/Larcker, 1981, S. 46.

that more variance is shared between the LV component and its block of indicators than with another component representing a different block of indicators.⁶⁸

Ein ergänzendes Vorgehen zur Beurteilung der Diskriminanzvalidität ist die Berechnung der Korrelation zwischen Faktorwerten latenter Variablen und weiterer im Modell enthalte-
ner, den jeweiligen Faktoren nicht zugeordneter manifeste Variablen. Besteht eine größe-
re Beziehung zwischen einer solchen Indikatorvariablen und einer anderen als der ihr zu-
geordneten latenten Variablen, so sollte das Modell modifiziert werden, da nicht eindeutig
feststellbar ist, was die latente Variablen als Faktor tatsächlich „reflektiert“.⁶⁹ Aus diesem
Grund muss für das Kausalmodell gelten, dass eine manifeste Variable die höchste La-
dung mit der ihr zugeordneten latenten Variablen aufweist.

Die in Abschnitt 3.2 eingeführten Verfahren des *Jackknifing* und *Bootstrapping* liefern auch Erwartungswerte und Standardabweichungen für die einzelnen Faktorladungen im reflekti-
ven Messmodell. Somit lassen sich für diese Ergebnisse robuste Konfidenzintervalle ermit-
teln sowie mittels eines t-Tests die jeweilige Signifikanz der Schätzergebnisse bestimmen.

3.4 Beurteilung formativer Messmodelle

Ansätze zur systematischen Anwendung und Beurteilung von Partial Least Squares-Mo-
dellen unter besonderer Berücksichtigung formativer Messmodelle werden von Diamanto-
poulos und Winklhofer⁷⁰ vorgeschlagen. Danach sind zunächst bei der Modellaufstellung
bzw. Modifikation verschiedene Aspekte zur Spezifikation des Aussagegehalts der Indika-
toren zu beachten. Ferner muss überprüft werden, ob Multikollinearität zwischen den for-

⁶⁸ Chin, 1998, S. 321.

⁶⁹ Dazu merken Bollen/Lennox, 1991, S. 308, an: "When selecting indicators, researchers look for items which tend to 'cluster together'. Specifically, some claim that the correlations of indicators of the same construct should exceed the correlations between indicators from different constructs."

⁷⁰ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer, 2001.

mativen Indikatoren vorliegt.⁷¹ Zudem empfehlen die Verfasser eine Analyse formativer Messmodelle über “Multiple Indicator Multiple Cause” (MIMIC) und “Two-Construct”-Modelle, die sowohl formative als auch reflektive Indikatoren berücksichtigen und die Anwendung zahlreicher – vom Verfahren der Kovarianzstrukturanalyse her bekannte – Gütemaße zulassen.⁷²

Die in Abschnitt 3.2 dargestellte Forderung nach einer Mindesthöhe der Pfadkoeffizienten gilt ebenfalls für die *Mindesthöhe der Gewichte* in formativen Messmodellen. Danach werden Pfadkoeffizienten in einer Höhe ab 0,1 von Lohmöller⁷³ aufgenommen, während Chin⁷⁴ signifikante Werte erst ab 0,2 feststellt. Auch lassen sich mit den Verfahren des *Jackknifing* und *Bootstrapping* wiederum Erwartungswerte und Standardabweichungen für die Gewichte ermitteln, sodass Ergebnisse für robuste Konfidenzintervalle zur Verfügung stehen und mittels eines t-Tests die jeweilige Signifikanz der Schätzergebnisse festgestellt werden kann.

3.5 Zur Überprüfung des Gesamtmodells

Ebenso wie das Kovarianzstrukturanalyseverfahren stellt der Partial Least Squares-Ansatz ein konfirmatorisches Verfahren zur Messung von Kausalmodellen dar, das sich sinnvollerweise nur zur Überprüfung umfassend theoretisch abgeleiteter Überlegungen anwenden lässt. Dabei werden Hypothesen zu latenten Variablen, ihre Indikatorenvariablen und Wirkungsbeziehungen (Wirkungsrichtung und Vorzeichen) modellhaft abgebildet.⁷⁵ Allerdings

⁷¹ Vgl. ausführlich Cassel et al., 2000, S. 904, zur Überprüfung des Vorliegens von Multikollinearität zwischen formativen Indikatorvariablen. Aufgrund der einfachen Regression kann bei reflektiven Messmodell keine Multikollinearität vorliegen (vgl. Fornell/Bookstein, 1982, S. 442).

⁷² Vgl. Diamantopoulos/Siguaw, 2002; Winklhofer/Diamantopoulos, 2002; Diamantopoulos/Winklhofer, 2001; Fornell/Bookstein, 1982. Vgl. ausführlich zu MIMIC Modellen Bollen, 1989, S. 331, bzw. zu “Two-Construct”-Modellen, S. 311 ff.

⁷³ Vgl. Lohmöller, 1989, S. 60 f.

⁷⁴ Vgl. Chin, 1998, S. 324 f.

⁷⁵ Vgl. Chatelin et al., 2002, S. 5.

gilt aufgrund wissenschaftstheoretischer und anwendungsorientierter Überlegungen die Forderung von Wold nach einer teilweisen explorativen Anwendung des Partial Least Squares-Verfahrens: "The arrow scheme is usually tentative since the model construction is an evolutionary process. The empirical content of the model is extracted from the data, and the model is improved by interactions through the estimation procedure between the model and the data and the reactions of the researcher. Consequently, the researcher should begin with a generous number of observables-indicators in the various blocks. To use many observables makes for rich empirical content of the model and is favorable to the accuracy of the PLS estimation procedure. In the interaction between the data and the original model it will become apparent which indicators are relevant and which should be omitted."⁷⁶

Zur Beurteilung des Gesamtmodells existiert bisher noch kein globales Gütemaß, das sich gemäß eines „Goodness of Fit Index“ (GFI) für die Überprüfung des Modells insgesamt einsetzen lässt. Daher sollte in einer Gesamtschau das Kompendium verschiedener Gütemaße zur Beurteilung der Messmodelle möglichst gut erfüllt werden. Sofern einzelne Messmodelle Defizite aufweisen bietet es sich an, Modifikationen durchzuführen, um zumindest für Teilstrukturen bzw. explorative Modifikationen statistisch signifikante Ergebnisse in allen Elementen des Kausalmodells zu erzielen.

⁷⁶ Wold, 1980, S. 70.

4. Schlussbetrachtung

Vor allem mit Blick auf die stark ansteigende Zahl der Veröffentlichungen⁷⁷, die sich des multivariaten Verfahrens der Kausalanalyse bedienen, um komplexe Zusammenhänge zu modellieren und anschließend empirisch zu überprüfen, ist die breite Akzeptanz dieses Ansatzes und seine künftig zunehmende Relevanz für die betriebswirtschaftliche Forschung nicht mehr von der Hand zu weisen.⁷⁸ Für den empirischen Test solcher Kausalmodellen ist eine umfassende theoretische Fundierung der Zusammenhänge zwingend erforderlich, um von vornherein den wichtigen Forderungen nach Inhalts- und Indikatorspezifikation gerecht zu werden.⁷⁹ Hierdurch lassen sich offensichtliche, den gesamten Untersuchungsansatz in Frage stellende Fehler einer gerichteten Festlegung von Beziehungen zwischen beobachtbaren (manifesten) und nicht beobachtbaren (latenten) Variablen vermeiden.⁸⁰

Mit Hilfe der vorgestellten Hinweise zur systematischen Überprüfung von mit dem Partial Least Squares-Verfahren bestimmter Kausalmodellen könnte eine Lücke im deutschsprachigen betriebswirtschaftlichen Schrifttum geschlossen werden. Im Vergleich zur relativ restriktiven Kovarianzstrukturanalyse ist das Partial Least Squares-Verfahren eine Alternative zur Schätzung von Kausalmodellen mit attraktiven, weniger eingeschränkten Eigen-

⁷⁷ Vgl. Ringle, 2004, S. 28.

⁷⁸ Die im Vergleich zur Kovarianzstrukturanalyse weniger verbreitete Anwendung des Partial Least Squares-Verfahrens zur Messung von Kausalmodellen für betriebswirtschaftliche Problemstellungen hängt in erster Linie mit der geringeren Bekanntheit dieses Verfahrens zusammen, die darauf zurückzuführen ist, dass lange Zeit keine adäquate Softwareunterstützung zur Verfügung stand. Zwar hat Lohmöller, 1981, ein statistisches Softwareprogramm zur Schätzung von Partial Least Squares-Modellen entwickelt; dieses operiert das allerdings auf DOS-Basis ist relativ umständlich in der Bedienung. Erst mit PLS Graph 3.0 (vgl. Chin, 2001) oder SmartPLS (vgl. www.smartpls.de) wurde den Anwendern eine leicht zu bedienende statistische Software mit grafischer Modellierungsoberfläche bereitgestellt – ähnlich der statistischen Software AMOS zur Schätzung von Kovarianzstrukturmodellen.

⁷⁹ Vgl. Diamantopoulos/Winklhofer, 2001, S. 271 f.

⁸⁰ Vgl. Edwards/Bagozzi, 2000, S. 155 ff.

schaften.⁸¹ Mit einer methodenspezifischen Substantiierung einhergehend wird der Schätzung von Kausalmodellen mit dem Verfahren der Partial Least Squares-Regressionsanalyse künftig größere Beachtung zukommen.⁸² Weiterer Forschungsbedarf besteht hinsichtlich der Erarbeitung weiterer verfahrensspezifisch geeigneter Gütemaße und deren Einordnung in ein Modellbeurteilungsschema.

⁸¹ Vgl. Fornell/Cha, 1994; Fornell/Bookstein, 1982. Prinzipiell gelten bezüglich der Anwendung von Kausalmodellen unter Verwendung des Partial Least Squares-Verfahrens die gleichen kritischen Anmerkungen, die auch im Zusammenhang mit dem Kovarianzstrukturanalyseverfahren genannt werden (vgl. beispielsweise Riekeberg, 2002, S. 942; Bickhoff, 1999, S. 147 ff.; Bollen, 1989, S. 78 f., und die dort jeweils angegebene Literatur). Diesbezüglich ist der entscheidende Vorteil des Partial Least Squares-Verfahrens im Vergleich zur Kovarianzstrukturanalyse, dass die auf zu restriktive, realitätsfremde Modellprämissen gerichtete Kritik ausgeräumt wird, allerdings zulasten eines statistisch weniger anspruchsvollen und exakten Verfahrens zur Modellschätzung.

⁸² Vgl. Chin/Newsted, 1999, S. 337.

Literaturverzeichnis

- Bagozzi, R. P. (1982): Introduction to special issue on causal modeling, *Journal of Marketing Research*, Jg. 19, H. 4, S. 403.
- Bagozzi, R. P. (1980): *Causal models in Marketing*; New York.
- Bagozzi, R. P./Yi, Y. (1994): Advanced topics in structural equation models, in: Bagozzi, R. P. (Hrsg.), *Advanced methods of marketing research*, Cambridge, S. 1 ff.
- Bickhoff, N. (1999): *Erfolgswirkungen strategischer Umweltmanagementmaßnahmen : eine theoretische und empirische Untersuchung*; Wiesbaden.
- Bickhoff, N./Böhmer, C./Eilenberger, G./Hansmann, K.-W./Niggemann, M./Ringle, C. M./Spreemann, K./Tjaden, G. (2003): *Mit Virtuellen Unternehmen zum Erfolg : ein Quick-Check für Manager*; Berlin et al.
- Bollen, K. A. (1989): *Structural equations with latent variables*; New York et al.
- Bollen, K. A./Lennox, R. (1991): Conventional Wisdom on measurement : a structural equation perspective, *Psychological Bulletin*, Jg. 110, H. 2, S. 305 ff.
- Bollen, K. A./Stine, R. A. (1993): Bootstrapping goodness-of-fit measures in structural equation models, in: Bollen, K. A./Long, J. S. (Hrsg.), *Testing structural equation models*, Newbury Park et al., S. 111 ff.
- Cassel, C. M./Hackl, P./Westlund, A. H. (2000): On measurement of intangible assets : a study of robustness of partial least squares, *Total Quality Management*, Jg. 11, H. 7, S. 897 ff.
- Chatelin, Y. M./Vinzi, V. E./Tenenhaus, M. (2002): State-of-art on PLS path modeling through the available software, Working Paper 764/2002, Haute Études Commerciales Graduate Business School, Jouy en Josas.
- Chin, W. W. (2001): *PLS-graph user's guide*; Houston.
- Chin, W. W. (1998): The partial least squares approach to structural equation modeling, in: Marcoulides, G. A. (Hrsg.), *Modern methods for business research*, Mahwah, S. 295 ff.
- Chin, W. W./Marcolin, B. L./Newsted, P. R. (1996): A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects : results from a monte carlo simulation study and voice mail emotion/adoption study, in: DeGross, J. I. et al. (Hrsg.), *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Information Systems*, Cleveland, S. 21 ff.
- Chin, W. W./Newsted, P. R. (1999): Structural equation modeling analysis with small samples using partial least squares, in: Hoyle, R. H. (Hrsg.), *Statistical strategies for small sample research*, Thousand Oaks et al., S. 307 ff.

- Chin, W. W./Todd, P. A. (1995): On the use, usefulness, and ease of use of structural equation modeling in MIS research : a note of caution, *Management Information Systems Quarterly*, Jg. 19, H. 2, S. 237 ff.
- Cohen, J. (1988): Statistical power and analysis for behavioral sciences; 2. Aufl.; Hillsdale.
- Cronbach, L. (1951): Coefficient alpha and internal structure of tests, *Psychometrika*, Jg. 16, H. 3, S. 297 ff.
- Cronbach, L./Meehl, P. (1955): Construct validity in psychological tests, *Psychological Bulletin*, Jg. 52, H. 4, S. 281 ff.
- Diamantopoulos, A./Siguaw, J. A. (2002): Formative vs. reflective indicators in measure development : does the choice of indicators matter?, Working Paper 05-21-02, Cornell University, The Center For Hospitality Research, Ithaca.
- Diamantopoulos, A./Winklhofer, H. (2001): Index construction with formative indicators: an alternative to scale development, *Journal of Marketing Research*, Jg. 38, H. 2, S. 269 ff.
- Edwards, J. R./Bagozzi, R. P. (2000): On the nature and direction of relationship between constructs and measures, *Psychological Methods*, Jg. 5, H. 2, S. 155 ff.
- Efron, B./Tibshirani, R. (1993): An introduction to the bootstrap; New York et al.
- Fornell, C./Bookstein, F. L. (1982): Two structural equation models : LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory, *Journal of Marketing Research*, Jg. 19, H. 11, S. 440 ff.
- Fornell, C./Cha, J. (1994): Partial least squares, in: Bagozzi, R. P. (Hrsg.), Advanced methods of marketing research, Oxford, S. 52 ff.
- Fornell, C./Larcker, D. F. (1981): Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error, *Journal of Marketing Research*, Jg. 18, H. 1, S. 39 ff.
- Gefen, D./Straub, D. W./Boudreau, M.-C. (2000): Structural equation modeling and regression : guidelines for research practice, *Communications of the Association for Information Systems*, Jg. 4, H. 7, S. 1 ff.
- Geisser, S. (1975): The predictive sample reuse method with applications, *Journal of the American Statistical Association*, Jg. 70, H. 350, S. 320 ff.
- Geisser, S. (1974): A predictive approach to the random effect model, *Biometrika*, Jg. 61, H. 1, S. 101 ff.
- Hansmann, K.-W. (1983): Kurzlehrbuch Prognoseverfahren; Wiesbaden.
- Heck, R. H. (1998): Factor analysis : exploratory and confirmatory approaches, in: Marcoulides, G. A. (Hrsg.), Modern methods for business research, Mahwah, S. 177 ff.

- Homburg, C./Baumgartner, H. (1998): Beurteilung von Kausalmodellen : Bestandsaufnahme und Anwendungsempfehlungen, in: Hildebrandt, L./Homburg, C. (Hrsg.), Die Kausalanalyse : ein Instrument der betriebswirtschaftlichen Forschung, Stuttgart, S. 343 ff.
- Homburg, C./Pflessner, C. (2000a): Konfirmatorische Faktorenanalyse, in: Herrmann, A./Homburg, C. (Hrsg.), Marktforschung : Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele, Wiesbaden, S. 413 ff.
- Homburg, C./Pflessner, C. (2000b): Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen : Kausalanalyse, in: Herrmann, A./Homburg, C. (Hrsg.), Marktforschung : Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele, Wiesbaden, S. 633 ff.
- Johansson, J. K./Yip, G. S. (1994): Exploiting globalization potential : U.S. and Japanese strategies, Strategic Management Journal, Jg. 15, H. 8, S. 579 ff.
- Lohmöller, J.-B. (1989): Latent variable path modeling with partial least squares; Heidelberg.
- Lohmöller, J.-B. (1981): LVPLS 1.6 program manual : latent variables path analysis with partial least squares estimation, Forschungsbericht 81.02, Fachbereich Pädagogik, Hochschule der Bundeswehr, München.
- Riekeberg, M. H. P. (2002): Einführung in die Kausalanalyse (I), Das Wirtschaftsstudium, Jg. 31, H. 6, S. 802 ff.
- Rigdon, E. E. (1998): Structural equation modeling, in: Marcoulides, G. A. (Hrsg.), Modern methods for business research, Mahwah, S. 251ff.
- Ringle, C. M. (2004): Messung von Kausalmodellen : ein Methodenvergleich, Arbeitspapier Nr. 14, Universität Hamburg : Institut für Industriebetriebslehre und Organisation : Arbeitsbereich Industrielles Management, Hamburg.
- Schneeweiß, H. (1993): Consistency at large in models with latent variables, in: Haagen, K. et al. (Hrsg.), Statistical Modelling and Latent Variables, Amsterdam et al., S. 299 ff.
- Schneeweiß, H./Witschel, H. (1987): Small sample properties of estimators in a linear relationship with trend : a Monte Carlo study, in: Opitz, O./Rauhut, B. (Hrsg.), Ökonomie und Mathematik, Berlin-Heidelberg, S. 341 ff.
- Sosik, J. J. (2002): Adaptive self-regulation : meeting others' expectation of leadership and performance, Journal of Social Psychology, Jg. 142, H. 2, S. 211 ff.
- Stone, M. (1974): Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions, Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Jg. 36, H. 2, S. 111 ff.
- Völckner, F. (2003): Empirische Analyse zum Markentransfererfolg bei kurzlebigen Konsumgütern ; Diss. Universität Hamburg; Hamburg.

Winklhofer, H./Diamantopoulos, A. (2002): Managerial evaluation of sales forecasting effectiveness : a MIMIC modeling approach, International Journal of Research in Marketing, Jg. 19, H. 2, S. 151 ff.

Wold, H. (1982a): Models for knowledge, in: Gani, J. (Hrsg.), The making of statisticians, London, S. 190 ff.

Wold, H. (1982b): Soft modeling : the basic design and some extensions, in: Jöreskog, K. G./Wold, H. (Hrsg.), Systems under indirect observations : causality, structure, prediction ; part 2, Amsterdam, S. 1 ff.

Wold, H. (1980): Model construction and evaluation when theoretical knowledge is scarce : theory and application of partial least squares, in: Kmenta, J./Ramsey, J. B. (Hrsg.), Evaluation of econometric models, New York, S. 47 ff.

Wold, H. (1975): Path models with latent variables : the NIPALS approach, in: Blalock, H. M. et al. (Hrsg.), Quantitative sociology : international perspectives on mathematical and statistical modeling, New York, S. 307 ff.

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, New York, S. 383 ff.

Wold, H. (1966): Estimation of principal components and related models by iterative least squares, in: Krishnaiah, P. R. (Hrsg.), Multivariate analysis : proceedings of an international symposium on multivariate analysis held at Wright State University, Dayton, Ohio, June 14-19, 1965, New York, S. 391 ff.

Yung, Y.-F./Chan, W. (1999): Statistical analyses using bootstrapping : concepts and implementation, in: Hoyle, R. H. (Hrsg.), Statistical strategies for small sample research, Thousand Oaks et al., S. 81 ff.

Übersicht bisher erschienener Arbeitspapiere

Arbeitspapier Nr. 1 (1998)

Business Process Reengineering in deutschen Unternehmen
Hansmann, K.-W./Höck, M.

Arbeitspapier Nr. 2 (1999)

Das Jahr 2000-Problem in mittelständischen Unternehmen
Hansmann, K.-W./Höck, M.

Arbeitspapier Nr. 3 (2000)

Studie zum Shareholder Value in deutschen Unternehmen
Hansmann, K.-W./Kehl, M.

Arbeitspapier Nr. 4 (2000)

Wettbewerb im lokalen Telekommunikationsmarkt
Hansmann, K.-W./Kehl, M./Ringle, C. M.

Arbeitspapier Nr. 5 (2000)

Studie zur Qualität von Beratungsgesellschaften
Hansmann, K.-W./Höck, M.

Arbeitspapier Nr. 6 (2001)

Finanzierung Mittelstand
Hansmann, K.-W./Ringle, C. M.

Arbeitspapier Nr. 7 (2001)

Standort Norddeutschland
Hansmann, K.-W./Höck, M.

Arbeitspapier Nr. 8 (2002)

Finanzierung Mittelstand 2002
Hansmann, K.-W./Ringle, C. M.

Arbeitspapier Nr. 9 (2002)

Wettbewerb im lokalen Telekommunikationsmarkt 2002
Hansmann, K.-W./Ringle, C. M./Engelke, D.

Arbeitspapier Nr. 10 (2003)

Beitrag von Kooperationen zum Unternehmenserfolg
Hansmann, K.-W./Ringle, C. M./Schroeter, B.

Arbeitspapier Nr. 11 (2003)

Finanzierung Mittelstand 2003
Hansmann, K.-W./Höck, M./Ringle, C. M.

Arbeitspapier Nr. 12 (2003)
Der Erfolg von Nachhaltigkeitsmanagement
Hansmann, K.-W./Schlange, J./Seipold, P./Wilkens, S.

Arbeitspapier Nr. 13 (2004)
Studie zur Mitarbeiterzufriedenheit in Call Centern
Hansmann, K.-W./Scupin, Y./Henze, V.

Arbeitspapier Nr. 14 (2004)
Messung von Kausalmodellen
Ringle, C. M.

Arbeitspapier Nr. 15 (2004)
Conjoint-Analyse: Entwicklung der Teilnutzenwerte bei Variation der Eigenschaftsanzahl – Eine empirische Untersuchung am Beispiel von DVD-Playern und Laptops
Höck, C./Barone, R.

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