

## Makroökonomische Schocks in der Kreditwirtschaft – eine Analyse mit VAR-Modellen

Von Matthias Wagatha, Augsburg\*

### I. Einleitung

In den letzten Jahren ist das Kreditrisikomanagement, vor allem im Firmenkundenbereich, angesichts der verschlechterten makroökonomischen Rahmenbedingungen und der damit verbundenen Zunahme der Insolvenzen immer stärker ins Zentrum des Interesses gerückt. Verdeutlicht wird dieser Trend durch die erschienenen Baseler Konsultationspapiere. Die Modellierung von Kreditrisiken mithilfe mathematisch-statistischer Analyseverfahren gewinnen daher immer mehr an Bedeutung. Daneben hat sich in jüngster Zeit zunehmend der Fokus auf die statistische Analyse des Kreditportfolios und somit auch auf das systematische Kreditrisiko gerichtet.

In dieser Arbeit soll die Relevanz makroökonomischer Einflussfaktoren zur Erklärung von Insolvenzquoten mithilfe des Kointegrationsverfahrens von *Johansen* untersucht werden. Hierbei wird berücksichtigt, dass die meisten makroökonomischen Zeitreihen eine Einheitswurzel besitzen. Folglich ist zu überprüfen, ob zwischen den Daten eine langfristige Beziehung existiert. Auf Basis dieser Kointegrationsmodelle soll versucht werden, quantitative Auswirkungen von makroökonomischen Schocks auf Insolvenzquoten zu beschreiben. Zur Darstellung dieser Auswirkungen werden Impuls-Antwort-Funktionen und Vorhersagefehler-Varianzen, die wiederum auf einem vektorautoregressiven Modell basieren, herangezogen. Die Schätzunsicherheit lässt sich mit einem Konfidenzintervall, das mit einem Bootstrap-Verfahren ermittelt wird, berücksichtigen. Das Reaktionsverhalten der Insolvenzquoten wird dann mit theoretischen Erwartungen auf Plausibilität überprüft.

---

\* Dieser Beitrag entstand im Rahmen des von der Deutschen Forschungsgemeinschaft geförderten Projektes „Effiziente elektronische Koordination in der Dienstleistungswirtschaft“ (EFFEKT). Ein herzlicher Dank für wertvolle Anregungen geht an Manfred Steiner, Wolfgang Mader und einen anonymen Gutachter. Verbleibende Fehler gehen zulasten des Autors.

Die Arbeit kann deshalb wie folgt gegliedert werden: Im zweiten Kapitel werden bisherige Erklärungsansätze in der Literatur aufgezeigt und eine Abgrenzung zu diesen vorgenommen. Der dritte Abschnitt legt die mathematischen Grundlagen für die empirische Analyse. Zunächst wird auf die vektorautoregressiven Modelle und auf die Kointegration eingegangen, um anschließend die Impuls-Antwort-Analyse und die Vorhersagefehler-Varianz herleiten zu können. Das Kapitel schließt mit der Darstellung eines Bootstrap-Verfahrens. Im vierten Abschnitt werden die empirischen Ergebnisse vorgestellt, wobei zuerst auf die Auswahl der Daten eingegangen wird und dann eine Aufteilung der Modelle erfolgt. Schließlich können die Modelle spezifiziert und die Impuls-Antwort-Folgen und Vorhersagefehler-Varianzen berechnet und diskutiert werden. Eine Zusammenfassung schließt die Arbeit ab.

## II. Makroökonomische Ursachen von Kreditausfällen

### 1. Erklärungsansätze in der Literatur

Nach dem Kalkül der ökonomischen Überschuldung tritt die Insolvenz eines Unternehmens dann ein, wenn der Marktwert der Aktivseite (Unternehmenswert) unter den Marktwert der Verbindlichkeiten sinkt.<sup>1</sup> Je näher sich der Unternehmenswert an dem Fremdkapitalwert befindet, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls. Die Konjunktur bzw. makroökonomische Faktoren können einen direkten Einfluss auf die Ausfallwahrscheinlichkeit haben, wenn sie sich auf den Unternehmenswert oder die Verbindlichkeiten auswirken. Ebenfalls kann auch ein indirekter Einfluss von der Konjunktur ausgehen. Hier zeigen sich die Unternehmenseinzahlungen oder -auszahlungen, was sich wiederum in den Veränderungen der Vermögenswerte und Verbindlichkeiten ausdrückt, abhängig von makroökonomischen Größen.

Nicht nur theoretisch, sondern auch empirisch lassen sich makroökonomische Ursachen für Kreditausfälle nachweisen. Bisherige empirische Untersuchungen unterstützen die oben getroffenen Überlegungen. Einige Autoren haben explizit Modelle zur Beschreibung des Transaktionsmechanismus zwischen makroökonomischen Größen und Insolvenzen bzw. Ausfallraten<sup>2</sup> entwickelt. In der Literatur werden zwei Ansätze unterschieden: zum einen der klassische *Merton(1974)*-Ansatz (Structural

---

<sup>1</sup> Siehe hierzu *Merton* (1974).

<sup>2</sup> Für den amerikanischen Raum wurden hauptsächlich die Beziehungen zwischen Ausfallraten und makroökonomischen Faktoren untersucht.

Models), der von *Bangia/Diebold/Schuermann* (2000) weiterentwickelt wurde und auf dem die Kreditrisikomodelle von KMV (*Kealhofer, McQuown, Vasicek*) und CreditMetrics basieren.<sup>3</sup> Die makroökonomischen Faktoren werden von den Autoren in ein Asset-Value-Modell einbezogen und helfen somit den Ausfallprozess zu bestimmen. Bei dem anderen Ansatz werden die makroökonomischen Faktoren in ein Ausfallraten-Modell eingebracht. Anstatt einen stochastischen Prozess für Unternehmenswerte zu definieren, der indirekt die Ausfälle verursacht, wird bei Ausfallraten-Modellen der Prozess der Kreditausfälle direkt bestimmt.<sup>4</sup> Dieser Ansatz basiert auf der Bewertung kreditrisikobehafteter Finanzierungstitel (Intensity-based Models), in denen der Ausfall als Jump-Diffusion-Prozess modelliert wird. Auf dieser Methode basieren die Kreditrisikomodelle CreditPortfolioView und CreditRisk+.

Generell lassen sich die empirischen Untersuchungen in der Literatur grob nach der Art der Messung des Ausfallrisikos unterscheiden.<sup>5</sup> *Lehment/Belvins/Sjøvoll* (1997), *Wilson* (1997a, b), *Knapp/Hamerle* (1999) und *Bär* (2002) verwenden deutsche Insolvenzzahlen vom Statistischen Bundesamt als Messinstrument für das Ausfallrisiko. *Altman* (1971), *Rose/Andrews/Giroux* (1982) und *Levy/Bar-Niv* (1987) beziehen sich für den amerikanischen Raum auf die Konkursraten von Dun & Bradstreet. Einen anderen Weg schlagen *Fons* (1991), *Longstaff/Schwartz* (1995), *Jónsson/Fridson* (1996), *Helwege/Kleiman* (1996), *Wilson* (1997a, b), *Nickel/Perraudin/Varotto* (1998), und *Bangia/Diebold/Schuermann* (2000) ein, indem sie Bond-Ausfallraten betrachten.

## 2. Interpretation makroökonomischer Schocks

In dieser Arbeit steht nicht ein Erklärungs- bzw. ein Prognosemodell im Vordergrund, sondern es soll der Einfluss verschiedener makroökonomischer Schocks auf die Kreditwirtschaft untersucht werden. Wie die obigen zahlreichen empirischen Arbeiten angedeutet haben, wird die Höhe der Kreditausfallrate bzw. der Ausfallrate von Kreditportfolios und somit das systematische Kreditrisiko<sup>6</sup> von der Konjunktur beeinflusst. Um diesen Sachverhalt richtig messen zu können, werden Ausfallraten in Länge mindestens eines Konjunkturzyklusses benötigt.<sup>7</sup> Werden solche

<sup>3</sup> Siehe hierzu grundlegend *Crouhy/Galai/Mark* (2000) und *J. P. Morgan* (1997).

<sup>4</sup> Vgl. grundlegend *Jarrow/Turnball* (2000) oder *Jarrow/Lando/Yu* (1999).

<sup>5</sup> Vgl. *Bär* (2002), S. 45 ff. Die folgende Auflistung erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit.

<sup>6</sup> Vgl. *Steiner/Brunn* (2002), S. 593.

Zeitreihen betrachtet, so kann man einen gewissen Kreditausfallzyklus feststellen.<sup>8</sup> Dieser Zyklus ist einem Konjunkturzyklus sehr ähnlich, d.h., Aufschwung, Hochkonjunktur, Rezession und Depression wiederholen sich, sind jedoch nicht periodisch<sup>9</sup>. Natürlich haben diese Begriffe dann die gegenteilige Bedeutung. Der in jedem Fall individuelle Ablauf von Kreditausfallzyklen deutet darauf hin, dass diese von zufälligen oder unerwarteten Ereignissen, so genannten Schocks<sup>10</sup>, angestoßen werden und dann unterschiedliche Prozesse ablaufen.

Das Augenmerk liegt in dieser Arbeit nicht auf dem Fortpflanzungsprozess, also der Dauer und Stärke der Kreditausfallphasen (wie Wendepunkte), sondern ob die Schwankungen durch eine Vielzahl kleiner oder durch wenige große Schocks verursacht werden, ob die Schocks auf den Trend wirken oder transitorisch bleiben, ob es sich um Angebots-, Nachfrage-, monetäre oder Fiskalschocks handelt.

Die makroökonomischen Schocks basieren hierbei auf einem stochastischen Impuls, der von einer makroökonomischen Variable ausgeht. Allerdings bereitet der Umstand Schwierigkeiten, dass derartige Schocks nur in Ausnahmefällen aus dem Datenmaterial zweifelsfrei zu erkennen sind. In der Literatur existieren unterschiedliche Vorgehensweisen, makroökonomische Schocks und ihre Effekte zu identifizieren.<sup>11</sup> In dieser Arbeit wird versucht, mithilfe von Impuls-Antwort-Funktionen die quantitativen Auswirkungen makroökonomischer Impulse auf die Kreditausfallwahrscheinlichkeiten herauszuarbeiten, wobei die Impuls-Antwort-Funktionen auf einem vektorautoregressiven Modell (VAR-Modell) beruhen.

Die Ableitung der Annahmen für die Identifikation von Schocks erfolgt nicht aus einem vollständig spezifizierten Modell, sondern beruht auf eher informellen Plausibilitätsüberlegungen.<sup>12</sup> Allerdings lässt sich in der Literatur eine gewisse Tendenz feststellen, anhand der geschätzten Impuls-Antwort-Folgen Rückschlüsse auf die Plausibilität der Annahmen zu treffen. Unplausible Impuls-Antwort-Folgen sind als Indiz für

<sup>7</sup> In Deutschland haben nur die Insolvenzzahlen des Statistischen Bundesamtes die ausreichende Länge.

<sup>8</sup> Der Kreditausfallzyklus ist eng an den Konjunkturzyklus gekoppelt.

<sup>9</sup> D.h., dass es keine Regelmäßigkeit in der Dauer der Kreditausfallphasen oder im Ausmaß der Schwankungen gibt.

<sup>10</sup> Der Ausdruck „Schock“ bedeutet in der Konjunkturtheorie nicht mehr als „zufälliger oder unerwarteter Impuls oder Innovation“, sodass er sich auch auf unspektakuläre Ereignisse beziehen kann. Vgl. *Tichy* (1994), S. 35.

<sup>11</sup> Vgl. *Tichy* (1994), S. 190 f.

<sup>12</sup> Vgl. *Breitung* (1999), S. 29.

unplausible Annahmen bzw. als Fehlspezifikation des VAR-Modells zu interpretieren.<sup>13</sup>

In dieser Untersuchung wird kein neues Identifikationsschema vorgeschlagen, sondern bei der Schätzung der Impuls-Antwort-Funktionen berücksichtigt, dass die zugrunde liegenden Zeitreihen eine Einheitswurzel besitzen und gegebenenfalls kointegriert sind. Das hier verwendete Identifikationsschema folgt Sims (1980).

### **III. Identifikation makroökonomischer Schocks mittels eines VAR-Modells**

#### *1. Vektorautoregression und Kointegration*

Für die Problemstellung dieser Arbeit bietet sich das Konzept der multivariaten Zeitreihenmodelle besonders an, da es allein eine datengestützte Analyse ermöglicht und keine Theorie voraussetzt. Es lassen sich alle Beziehungen, die zwischen einem System von zeitabhängigen stochastischen Prozessen bestehen können, modellieren, ohne Zugrundelegung einer ökonomischen Theorie und a priori Annahmen über Wirkungsrelationen zu treffen. Um das Ergebnis richtig interpretieren zu können, müssen aber auch bei diesem Modell einige restriktive Annahmen gemacht werden. Bei Umformungen, die zwar zur gleichen Darstellung führen, können ganz andere Strukturrelationen auftreten, d.h., die Zeitreihenmodelle sind nicht eindeutig. Dieser Umstand macht sich besonders bei der Impuls-Antwort-Analyse und Vorhersagefehler-Varianz-Zerlegung bemerkbar.<sup>14</sup>

Ausgangspunkt der Untersuchungen ist ein VAR-Modell  $p$ -ter Ordnung VAR( $p$ )

$$(3.1) \quad y_t = \nu + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

wobei  $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})'$  ein  $(k \times 1)$  Vektor,  $A_i (k \times k)$  Koeffizientenmatrizen und  $\nu = (\nu_1, \dots, \nu_{kt})'$  ein  $(k \times 1)$  Vektor der Absolutglieder ist. Der  $k$ -dimensionale Vektor  $\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \dots, \varepsilon_{kt})'$  der Störterme ist ein White-Noise-Prozess mit einer nichtsingulären Kovarianzmatrix  $\sum_\varepsilon$ .<sup>15</sup>

---

<sup>13</sup> Vgl. Leeper/Sims/Zha (1996), S. 5.

<sup>14</sup> Um eine Variablenreihenfolge festzulegen, sollte die Untersuchung mit verschiedenen Anordnungen erfolgen, sodass man zu Ergebnissen hinsichtlich der Sensitivität der Modelle auf Umstellung gelangt.

<sup>15</sup> Siehe Lütkepohl (1993), S. 9 f., oder Hamilton (1994), S. 257 ff.

Da die zu dieser Untersuchung herangezogenen Faktoren makroökonomische Variablen sind und diese häufig eine Einheitswurzel besitzen, kann das obige Verfahren nicht ohne weiteres verwendet werden.<sup>16</sup> Die normalen statistischen Eigenschaften der ersten und zweiten Ordnung würden nicht mehr gelten. D.h., Regressionskoeffizienten würden nicht gegen ihren wahren Wert konvergieren und wie das R<sup>2</sup> hätten sie eine nicht-degenerierende Verteilung. Sowohl die Verteilung der Konstante divergiert mit der Stichprobengröße als auch die Verteilung der t-Tests, sodass asymptotisch keine korrekten kritischen Werte für diese Signifikanztests existieren.<sup>17</sup>

In der Literatur wird deshalb die Verwendung von Fehlerkorrekturmodellen der Kointegrationsanalyse vorgeschlagen.<sup>18</sup> Das VAR(p)-Modell aus Gleichung 3.1 kann durch tautologische Umformung in ein Fehlerkorrekturmodell der Form

$$(3.2) \quad \Delta y_t = \nu + \Pi y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{k-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

transformiert werden. In Gleichung 3.2 treten dann nur noch stationäre Größen auf, denn auf der linken Seite steht ein Vektor mit differenzierteren I(1)-Variablen, also I(0)-Komponenten, und auf der rechten Seite müssen folglich auch nur Vektoren mit stationären Komponenten auftreten. Die Matrix  $\Pi y_{t-1}$  stellt Linearkombinationen der Komponenten des Vektors  $y_t$  dar, die einen stationären Prozess erzeugen und somit eine I(0)-Variable ist. Der Rang der Matrix  $\Pi$  gibt die Anzahl dieser Linearkombinationen an, die auch als Kointegrationsbeziehungen bezeichnet werden. Diese lassen sich als Restriktionen interpretieren, die der langfristigen Entwicklung der Variablen des Modells auferlegt werden.

Bei dem Kointegrationsansatz von *Engle* und *Granger* (1987) wird nur ein Kointegrationsvektor mithilfe von Regressionen geschätzt. Mit die-

<sup>16</sup> Variablen mit einer Einheitswurzel sind I(1)-Variablen, d.h., sie sind integriert vom Grade 1 und können durch einmalige Differenzbildung in stationäre Variablen transformiert werden. Bei einem nichtstationären Prozess sind Mittelwert und Varianz abhängig von der Zeit, und temporäre Schocks haben eine permanente Wirkung auf die Variable, d.h., die Kovarianzstationarität ist nicht gegeben.

<sup>17</sup> Vgl. *Phillips* (1986), S. 311, *Harris* (1995), S. 19 f., oder *Banerjee* et al. (2000), S. 162 ff. Ein weiteres Problem bei Missachtung der Stationaritätsbedingung ist die Scheinkorrelation. Sie tritt dann auf, wenn zweifelsfrei unabhängige Variablen in ein Schätzmodell eingehen und trotzdem ein systematisches Gleichverhalten festgestellt wird. Vgl. z.B. *Maddala/Kim* (2000), S. 28 f., oder *Banerjee* et al. (2000), S. 71 ff.

<sup>18</sup> Vgl. *Granger* (1983) und *Engle/Granger* (1987).

sem Ansatz lässt sich nicht die Anzahl der Kointegrationsvektoren bzw. -beziehungen feststellen. Johansen (1988) schlägt deshalb ein anderes Schätzverfahren vor, das mit Maximum-Likelihood-Schätzern der Kointegrationsvektoren arbeitet. Hier wird durch die Maximierung der Likelihood-Funktion des Fehlerkorrekturmodells lediglich der Kointegrationsraum, der von den Kointegrationsvektoren aufgespannt wird, konsistent geschätzt. Zusätzlich gibt das Verfahren Likelihood-Ratio-Tests für die Hypothese an, dass eine bestimmte Anzahl an Kointegrationsvektoren existiert. Ist die Anzahl der Kointegrationsbeziehungen mit dem multivariaten Maximum-Likelihood-Verfahren konsistent bestimmt, kann man das Fehlerkorrekturmodell aus Gleichung 3.2 mit einer Reduzierten-Rang-Regression schätzen.<sup>19</sup> Da diese Vorgehensweise die Fehlerstruktur des zugrunde liegenden Datenprozesses berücksichtigt, ist zu erwarten, dass die Schätzer besser als die aus der Regressionsanalyse Gewonnenen sind.

Der Rang  $r$ , also die Anzahl der Kointegrationsvektoren, ist im Allgemeinen nicht bekannt und muss deshalb aus den Daten ermittelt werden. Das statistische Problem ist darin zu sehen, dass zwischen Eigenwerten, die von Null verschieden sind, und solchen, die mit Null identisch sind, zu diskriminieren ist. Johansen entwickelte zur Lösung des Problems einen Likelihood-Ratio-Test. Die Quantile für die Teststatistik werden bei Johansen und Juselius tabelliert.<sup>20</sup>

Die Parameter des VAR-Modells in den Niveauwerten lassen sich aus den geschätzten Parametern des Fehlerkorrekturmodells mithilfe der Formeln  $A_1 = \Pi + \Gamma_1 + I_k$  und  $A_i = \Gamma_i - \Gamma_{i-1}$  für  $i = 1, \dots, p-1$ , und  $A_p = -\Gamma_{p-1}$  aus Gleichung 3.2 berechnen.<sup>21</sup> Eine einfache lineare Schätzung dieses VAR-Modells würde falsche Schätzergebnisse liefern, da die Kointegration der Variablen in Form der Reduzierten-Rang-Regression nicht berücksichtigt würde. Dies hätte auch Auswirkungen auf die Impuls-Antwort-Funktionen. Die Untersuchung von Phillips (1998) zeigt, dass die Impuls-Antwort-Funktionen inkonsistent sind, wenn sie mit einem unrestringierten VAR-Modell geschätzt werden. Ist der Kointegrationsrang hingegen bekannt oder mit der Reduzierten-Rang-Regression konsistent berechnet worden, dann sind auch die Impuls-Antwort-Funktionen konsistent.<sup>22</sup>

---

<sup>19</sup> Vgl. Johansen (1995), Kapitel 6. Zu einer ausführlichen Darstellung vgl. Johansen (1991), S. 1551–1580, und Johansen/Juselius (1990), S. 174–180.

<sup>20</sup> Vgl. Johansen/Juselius (1990), S. 208–209. Auch Osterwald-Lenum (1992) gibt für diesen Test Quantile an.

<sup>21</sup> Vgl. Lütkepohl (2001), S. 680.

## 2. Impuls-Antwort-Analyse und Vorhersagefehler-Varianz-Zerlegung

Um die empirische Evidenz von makroökonomischen Schocks auf Kreditausfallwahrscheinlichkeiten zu zeigen, werden Impuls-Antwort-Analysen durchgeführt. Die quantitativen Auswirkungen der makroökonomischen Schocks werden mithilfe von Impuls-Antwort-Funktionen dargestellt, wobei die Impuls-Antwort-Folgen von einem VAR-Modell abgeleitet werden. Bei der Schätzung der Impuls-Antwort-Funktionen werden die Einheitswurzeln in den Daten und die Kointegration zwischen den Zeitreihen berücksichtigt. Die so gewonnenen empirischen Reaktionsweisen lassen sich dann mit theoretischen Überlegungen hinsichtlich der Wirkungsweisen vergleichen.

Die Grundidee dabei ist, zu beobachten, wie sich ein Schock in einer Variable zu einem gegebenen Zeitpunkt auf den weiteren zeitlichen Verlauf des gesamten Systems auswirkt.<sup>22</sup> Da es im Allgemeinen im vektorautoregressiven Modell keine exogenen Variablen gibt, mit deren Hilfe ein exogener Schock simuliert werden kann, gehen hier die neuen Informationen durch den Vektor der Störterme  $\varepsilon_t$  in das System ein. Sind die möglichen Auswirkungen der Korrelation zwischen den  $\varepsilon_t$  von Interesse, so kann über die Kovarianzmatrix eine rekursive Struktur mit orthogonalen (unabhängigen) White-Noise-Prozessen generiert werden. Dadurch können die Reaktionen der Variablen im System als Antwort auf orthogonale Impulse dargestellt werden.

Im Gegensatz zum stationären Fall, bei dem die Antwortfolgen im Zeitablauf verschwinden, können in kointegrierten Systemen die Effekte langfristig erhalten bleiben, wenn kein anderer Schock auftritt. Somit kann ein Impuls zu dauerhaften Reaktionen führen und das System findet sich in einem neuen Gleichgewicht wieder. Die Bewegung im Zeitablauf von einem Gleichgewicht zu einem möglichen nächsten Gleichgewicht kann somit Auskunft über die kurzfristigen und langfristigen Beziehungen zwischen den Variablen geben. Das macht die Impuls-Antwort-Funktion zu einem sehr geeigneten Analyseinstrument für das dynamische Systemverhalten. Die Reihenfolge der Variablen  $y_t$  ist von entscheidender Bedeutung, wenn die Impuls-Antwort-Matrix eine untere Dreiecksmatrix ist, da sie in großem Maße die Impulsantworten bestimmt. Aus diesem Grund ist die Anordnung der Variablen ein kritischer Punkt für die Interpretation des Systems. Die Reihenfolge lässt

---

<sup>22</sup> Vgl. Phillips (1998), S. 30 (Remark 2.10).

<sup>23</sup> Zur folgenden Vorgehensweise vgl. Lütkepohl/Reimers (1992), S. 55 ff.

sich nicht mit statistischen Verfahren bestimmen. Ein möglicher Lösungsansatz besteht darin, verschiedene Reihenfolgen der Variablen zu untersuchen, um zu Resultaten hinsichtlich der Sensitivität der Modelle auf Umstellung zu gelangen. Letztendlich ist die Reihenfolge so zu wählen, dass sie mit der ökonomischen Theorie vereinbar ist.

Die Impuls-Antwort-Folgen geben nur einen visuellen Eindruck davon, wie makroökonomische Variablen auf einen spezifischen Schock reagieren. Die quantitative Bedeutung eines spezifischen Schocks relativ zu anderen Schocks lässt sich mithilfe der Zerlegung der Varianz der Prognosefehler untersuchen.<sup>24</sup> Auch die Vorhersagefehler-Varianz-Zerlegung hängt von der Wahl der Anordnungen der betrachteten Variablen ab und es gilt wie bei den Impuls-Antwort-Folgen, die Auswirkungen unterschiedlicher Reihenfolgen der Variablen auf die Fehler-Varianz-Zerlegung zu untersuchen, bevor ein endgültiges Modell gewählt wird.

Die Schätzung von Impuls-Antwort-Funktionen und Vorhersagefehler-Varianzen ist mit Unsicherheit verbunden, die eine genaue Interpretation makroökonomischer Schocks erschwert. Dies macht es notwendig, diese Unsicherheit mit z.B. Konfidenzintervallen zu berücksichtigen. Eine analytische Vorgehensweise zur Ermittlung von Konfidenzintervallen für Impuls-Antwort-Funktionen und Vorhersagefehler-Varianzen in kointegrierten VAR-Modellen ist sehr schwierig und liefert nur asymptotische, nur bei sehr großen Stichproben gültige Aussagen. In der Literatur werden deshalb Bootstrap-Verfahren<sup>25</sup> empfohlen. In diesem Beitrag wird das Bootstrap-Verfahren für kointegrierte VAR-Modelle von *Benkowitz/Lütkepohl/Wolters* (2001) und *Lütkepohl* (2000) in Verbindung mit den Quantils-Konfidenz-Intervallen von *Hall* (1992) verwendet.

## IV. Empirische Analyse mit VAR-Modellen

### 1. Auswahl der Daten

In dieser Untersuchung basieren die VAR-Modelle auf deutschen Insolvenzquoten des früheren Bundesgebiets in Quartalswerten von 1975 bis 1992, wobei die Ursprungsdaten den Veröffentlichungen des Statistischen Bundesamtes entnommen sind. Bei den Ursprungsdaten handelt es sich um absolute Insolvenzzahlen, die erst zu Quoten transformiert

<sup>24</sup> Zur Herleitung der Vorhersagefehler-Varianz-Zerlegung vgl. *Lütkepohl* (1993), S. 56 ff.

<sup>25</sup> Einführend in die Thematik vgl. *Efron/Tibshirani* (1993).

*Tabelle 1*  
**Definition der Variablen**

Variable	Beschreibung
AUFVG	Auftragseingang der Verarbeitenden Gewerbe (Westdeutschland) (Quelle: Statistisches Bundesamt)
CPIEG	Consumer Price Index Energy Germany (Fuel.+Elec.+Gasoline) (Quelle: OECD)
GDPG_DM	Western Germany, Gross Domestic Product sa \National currency annual Level sa /Leading Indicators OECD\Historical sta. Western Germany /BN 1990 DM (Quelle: OECD)
IFOEK	ifo Einzelhandelskonjunktur (Beurteilung), saisonbereinigte Werte, geglättet; Salden der gewichteten Firmenmeldungen über eine gute (+) bzw. schlechte (-) Geschäftslage in % (Quelle: ifo Konjunkturtest)
INAI	Ausrüstungsinvestitionen: Insgesamt (Unternehmen und Staat) (Quelle: Statistisches Bundesamt)
IQ	Insolvenzquoten der gesamten Wirtschaft (Quelle: Eigene Berechnung und Statistisches Bundesamt)
LK	Lohnkosten; Früheres Bundesgebiet; Produktivität und Lohnkosten im produzierenden Gewerbe (ohne Baugewerbe und Energieversorgung) saisonbereinigt, 1995=100, Löhne und Gehälter (ohne Pflichtanteile der Arbeitgeber zur Sozialversicherung) je Beschäftigten (Quelle: Statistisches Bundesamt)
PERGE	Index der Erzeugerpreise gewerblicher Produkte: Insgesamt (Quelle: Statistisches Bundesamt)
ROELP_DM	Rohölpreis in Dollar je Barrel, in DM umgerechnet (Quelle: Eigene Berechnung und Energy Information Administration)
SA	Staatsausgaben (Quelle: Statistisches Bundesamt)
SZK_real	Sollzinsen der Banken (MFIS) in Deutschland (Wechseldiskontkredite (Bundesbankfähige Abschnitte bis unter 100 000 DM (bis Mai 1986 von 5 000 DM bis unter 20 000 DM))) durchschnittlicher Zinssatz um die Inflationsrate (Preisindex für die Lebenshaltung aller privaten Haushalte (Quelle: Statistisches Bundesamt)) bereinigt (Quelle: Eigene Berechnung und Deutsche Bundesbank)
TS_real	Term Spread: Renditedifferenz zwischen kurz- (RLZ 1 Jahr) und langfristigen (RLZ 10 Jahre) deutschen Bundesanleihen; Verwendung von realen Renditen (Inflationsrate (Preisindex für die Lebenshaltung aller privaten Haushalte (Quelle: Statistisches Bundesamt)) (Quelle: Statistisches Bundesamt, Eigene Berechnung)
WAZF	Wöchentliche Fabrikarbeitszeit - Western Germany: Other labour market indicators\ Hours of work\ Weekly Hours Worked Manufacturing\ Index (Quelle: OECD)
WHIA	Warenhandel Insgesamt, Ausfuhr lt. amt. Außenhandelsstatistik Mrd DM (Quelle: Statistisches Bundesamt)
WHIE	Warenhandel Insgesamt, Einfuhr lt. amt. Außenhandelsstatistik Mrd DM (Quelle: Statistisches Bundesamt)
WKD	Dollarwechselkurs der DM (Quelle: Deutsche Bundesbank)

Quelle Deutsche Bundesbank: [www.bundesbank.de](http://www.bundesbank.de);  
 Quelle Energy Information Administration: [www.eia.doe.gov](http://www.eia.doe.gov);  
 Quelle Ifo Konjunkturtest: [www.ifo.de](http://www.ifo.de);  
 Quelle OECD: International Statistical Yearbook Online: [www.statistischedaten.de](http://www.statistischedaten.de);  
 Quelle Statistisches Bundesamt: [www.destatis.de](http://www.destatis.de).

werden müssen. Hierfür wird die Anzahl aller Unternehmen in Deutschland benötigt. Da eine Statistik über alle Unternehmen nicht geführt wird, muss als Ersatz auf die Umsatzsteuerstatistik des Statistischen Bundesamtes zurückgegriffen werden. Dieses Vorgehen hat zwei Nachteile: Zum einen werden die Daten der Umsatzsteuer alle zwei Jahre erhoben,<sup>26</sup> was eine lineare Interpolation der Daten erfordert; zum anderen werden nur Unternehmen aufgeführt, die einen bestimmten Mindestumsatz erzielen.<sup>27</sup> Je nach Spezifikation des VAR-Modells werden die Variablen in Tabelle 1 untersucht.

Die vierteljährlichen Zeitreihen werden in logarithmierter Form verwendet. Einige Zeitreihen scheinen visuell ein saisonales Muster aufzuweisen. Zudem lässt der Verlauf aller Variablen auf ein nichtstationäres Verhalten schließen.

Für die Untersuchung werden drei Modelle mit jeweils sechs Variablen gebildet. In jedes Modell geht die Variable der Insolvenzquote IQ ein. Die anderen Variablen werden so zugeteilt, dass mehrere Arten von Schocks in einem VAR-Modell betrachtet werden können. Wobei in den Modellen 1 und 3 das Augenmerk auf den Angebots- und den Nachfrageschocks liegt und jeweils noch um einen wirtschaftspolitischen Schock erweitert wird. Im zweiten Modell soll der monetäre Schock deutlicher berücksichtigt werden, um auch hier genauere Kenntnisse über monetaristische Einflüsse auf Kreditausfallwahrscheinlichkeiten zu erlangen.<sup>28</sup> Einen Überblick gibt die Tabelle 2.

**Tabelle 2**  
**Aufteilung der Modelle**

	Angebotschock	Nachfrageschock	Monetärer Schock	Fiskschock
Modell 1	WAZF (IS) PERGE (ES)	AUFVG (IS) WHIE (ES)	SZK_real (ES)	
Modell 2	IFOEK (IS) CPIEG (ES)	GDPG_DM (IS)	TS_real (ES) WKD (ES)	
Modell 3	LK (IS) ROELP_DM (ES)	INAI (IS) WHIA (ES)		SA (ES)

IS und ES geben an, ob es sich um einen internen oder externen Schock handelt.

<sup>26</sup> Die Umsatzstatistik für das frühere Bundesgebiet mit dem Klassifikationssystem „WZ 79“ wird nur bis zum Jahr 1992 veröffentlicht.

<sup>27</sup> Die Unternehmen, die unter dem Mindestumsatz liegen, können als numerisch insignifikant angesehen werden. Vgl. *Bär* (2002), S. 141.

<sup>28</sup> Die Zuteilung der makroökonomischen Einflussfaktoren auf die einzelnen Arten von Schocks ist teilweise mit Vorsicht zu interpretieren.

## 2. Modellspezifikationen

Die visuelle Betrachtung der Variablen lässt vermuten, dass sich alle Zeitreihen nichtstationär verhalten. Bei der Untersuchung auf den Integrationsgrad der Variablen werden der Dickey-Fuller-Test und der Augmented-Dickey-Fuller-Test (ADF-Test) herangezogen.<sup>29</sup> Bei der Verwendung des ADF-Tests ist es zur Bestimmung der Anzahl  $k$  an autoregressiven Komponenten notwendig, darauf zu achten, dass der Residuenprozess der ADF-Regression ein weißes Rauschen ist. Zur Überprüfung, ob die geschätzten Residuen einen White-Noise-Prozess darstellen und damit unkorreliert sind, wird der Breusch-Godfrey-Lagrange-Multiplikator-Test verwendet.<sup>30</sup> Alle Tests und Algorithmen sind mithilfe von EViews 4.0 ermittelt bzw. programmiert worden.

Die Ergebnisse der Hilfsregressionen zeigen, dass für alle Variablen die Nullhypothese einer Einheitswurzel nicht zum 5 %-Signifikanzniveau verworfen werden kann. Nach einmaliger Differenzbildung kann für fast jede Variable die Nullhypothese zum 5 %-Niveau abgelehnt werden. Die Zeitreihen besitzen alle den Integrationsgrad Eins. In der letzten Spalte der Tabelle 3 im Anhang sind die Statistiken des Breusch-Godfrey-Lagrange-Multiplikator-Tests angetragen. Die Nullhypothese, es bestehe keine Autokorrelation in den Residuen, wird für alle Variablen bei der jeweils angegebenen Lagstruktur  $k$  nicht verworfen.<sup>31</sup>

Nach der Nichtfalsifizierung der Integrationsannahme bzgl. der Zeitreihen können die drei VAR-Modelle der Ausfallwahrscheinlichkeit spezifiziert werden. Ein vektorautoregressives Modell in Fehler-Korrektur-Form mit Konstante, saisonalen Quartalsdummies<sup>32</sup> und Trend wird den Daten angepasst. In allen Modellen ist der deterministische Trendterm nicht signifikant und wird deshalb nicht miteinbezogen. In Anlehnung an den General-to-specific-Ansatz wird basierend auf einem VAR(8)-Modell das VAR-Modell so weit als möglich reduziert. Zur Ermittlung der Anzahl der Lags werden verschiedene Kriterien<sup>33</sup> herangezogen, die jedoch kein einheitliches Bild ergeben.<sup>34</sup> Unklar ist auch, welches der Informationskriterien bei endlichen Stichprobenumfängen zu präferieren

<sup>29</sup> Vgl. zur Methodik und Teststatistiken Fuller (1976), Dickey/Fuller (1981) und MacKinnon (1991).

<sup>30</sup> Siehe hierzu z.B. Green (2000), S. 541 f.

<sup>31</sup> Die optimale Lagstruktur  $k$  wird mit dem Schwarz-Kriterium und dem LM-Test bestimmt. Die Ergebnisse des ADF-Tests werden weitgehend mit dem Phillips-Perron-Test bestätigt. Vgl. Phillips/Perron (1988).

<sup>32</sup> Es werden saisonale (zentrierte) Quartalsdummies, wie sie von Johansen (1995) vorgeschlagen werden, verwendet. Vgl. Johansen (1995), S. 84.

ist.<sup>35</sup> Weitere Anhaltspunkte liefert die Analyse der Residuen in den VAR-Modellen (siehe Tabelle 4a, 4b und 4c im Anhang).<sup>36</sup> Erst ab einer Lagstruktur von 4 für die Modelle 1 und 2 sowie 3 Lags für Modell 3 zeigen die Teststatistiken für die VAR-Modelle zum 5%-Niveau keine Anzeichen von Autokorrelation.<sup>37</sup> Die Tests auf Normalität der Residuen in den Modellen können aber nicht passiert werden, da die entsprechenden Nullhypotesen teilweise deutlich abgelehnt werden. Untersuchungen von *Gonzalo* (1994) und *Gardeazabal* und *Regulez* (1992) zeigen jedoch, dass der ML-Schätzer weitgehend robust gegenüber nicht normalverteilten Störtermen, ARCH-Effekten und Überparameterisierung der Lag-Struktur ist.<sup>38</sup> Auch für die Eigenschaften von Likelihood-Ratio-Tests bei Nichtnormalität in Hinblick auf die Anzahl der Kointegrationsvektoren und Ladungsmatrizen gilt, dass sich die Macht der Tests nicht ändert, außer bei der Existenz von Cauchy-Verteilungen oder ARCH-Störtermen. Werden die Teststatistiken der Einzelgleichungen analysiert, so ergibt sich ein besseres Bild. In keiner Gleichung im Modell 1 sind Anzeichen von Autokorrelation, ARCH-Effekten und Heteroskedastizität der Residuen zum 5%-Signifikanzniveau zu erkennen. Auch kann bis auf die Gleichung WAZF im Modell 1 die Normalverteilungshypothese nicht abgelehnt werden.

Die Residuen der Einzelgleichungen im Modell 2 zeigen hingegen einige Probleme beim 5%-Signifikanzniveau. So sind die Störterme in der Gleichung CPIEG autokorrielt und in den Gleichungen WKD sowie TS\_real heteroskedastisch. Die Normalverteilungshypothese wird aber in keiner Einzelgleichung abgelehnt.

Im Modell 3 sind ebenfalls Probleme bei den Residuen in den Einzelgleichungen zu erkennen. Die Gleichungen INAI und WHIA haben Probleme mit der Heteroskedastizität. Auch sind ARCH-Effekte in der Ein-

<sup>33</sup> Die Kriterien sind Likelihood-Ratio-Test, Final-Prediction-Error, Akaike Information Criterion, Hannan-Quinn- und Schwarz-Kriterium. Vgl. hierzu *Lütkepohl* (1993), S. 128 ff.

<sup>34</sup> Zur Bestimmung der Lag-Ordnung werden Hilfsschätzungen gemäß der Strategie in Kapitel III. durchgeführt. Hierbei wird unterstellt, dass die Systeme den maximalen Kointegrationsrang haben.

<sup>35</sup> Vgl. *Lütkepohl* (1993), S. 138 und S. 383.

<sup>36</sup> Bei der Analyse der Residuen in den VAR-Modellen wird auf die getesteten Kointegrationsgrade zurückgegriffen.

<sup>37</sup> Getestet wird mit einem Test von *Doornik* (1996), S. 3 f.

<sup>38</sup> Die Robustheit gegenüber nicht normalverteilten Störtermen erscheint nicht erstaunlich, da der Schätzer als ein reduzierter Rang-Regressionsschätzer hergeleitet wird, für den die Annahme der Normalität der Residuen nicht notwendig ist.

zelgleichung WHIA zu beobachten. Die Normalverteilungsannahme wird in den Gleichungen LK und ROELP\_DM klar abgelehnt, was bei der Interpretation der Größen zu berücksichtigen ist.

Die Anzahl der Kointegrationsbeziehungen bzw. -vektoren wird mithilfe des *Johansen*-Verfahrens ermittelt. Die Ergebnisse des Trace- und des  $\lambda_{\max}$ -Tests sind in Tabelle 5 im Anhang angegeben. Im Modell 1 deuten die Tests auf ein einheitliches Ergebnis hin. Der Trace- und  $\lambda_{\max}$ -Test können die Hypothesen  $r \leq 3$  nicht ablehnen. Dies zeigt, dass man auf das Bestehen von mindestens drei Kointegrationsrelationen in den Daten schließen kann. Die Likelihood-Ratio-Tests geben zu einem 5%-Signifikanzniveau im Modell 2 kein einheitliches Bild wieder. Hier wird ein Kointegrationsrang von zwei angenommen. Für das Modell 3 zeigt der  $\lambda_{\max}$ -Test den vollen Rang der Matrix II an. Jedoch kann der  $\lambda_{\max}$ -Test die Hypothese  $r \leq 3$  nicht verwerfen, sodass auch hier von drei Kointegrationsvektoren auszugehen ist.

Betrachtet man in Tabelle 6 im Anhang die Kointegrationsvektoren der festgestellten Kointegrationsbeziehungen, so sind für die Modelle 1 und 3 der dritte und erste Kointegrationsvektor ökonomisch am plausiblsten. Für das Modell 2 scheint der zweite Vektor zweckmäßig zu sein, obwohl einige Vorzeichen ökonomisch nicht sinnvoll sind. Nach *Lütkepohl* sollten aber die langfristigen Impuls-Antworten als die eigentlichen Wechselwirkungen zwischen den Variablen eines VAR-Systems im Sinne eines langfristigen Zusammenhangs interpretiert werden, da sich in diesen Werten die vollständige Dynamik des Systems ausdrückt und nicht, wie bei einer bloßen Betrachtung der Kointegrationsrelationen, nur die partielle Dynamik der langfristigen Beziehungen.<sup>39</sup>

### 3. Empirische Ergebnisse

In den Abbildungen 1 bis 3 sind für die drei Modelle die Impuls-Antwort-Folgen dargestellt. Auf eine ausführliche Darstellung der  $6 \times 6$ -Matrizen aller Impuls-Antwort-Folgen wird verzichtet. Als Bänder um die Antwortfolgen herum sind 95 %-Konfidenzintervalle<sup>40</sup> gelegt, mit deren Hilfe Hinweise über die Signifikanz des Impuls-Antwort-Verhaltens ge-

---

<sup>39</sup> Vgl. *Lütkepohl/Reimers* (1992), S. 74, *Lütkepohl* (1993), S. 379 f., oder *Lütkepohl/Breitung* (1997), S. 299 f.

<sup>40</sup> Es handelt sich um so genannte Bootstrap-bounds, die mit dem Bootstrap-Verfahren aus Kapitel III.2. berechnet worden sind. Die Bootstrap-bounds basieren auf 1000 Simulationen und werden mit gestrichelten Linien dargestellt.

geben werden können. Als signifikant zum 5 %-Niveau zeigt sich dann ein Schock, wenn die Bootstrap-bounds nur den positiven oder negativen Bereich einschließen.

Die Interpretation basiert auf dem in Kapitel II.2. vorgestellten Identifikationsschema. Im Folgenden soll überprüft werden, ob die in den Abbildungen abgebildeten Impuls-Antwort-Folgen mit theoretischen Überlegungen zu vereinbaren sind. Die Ergebnisse für das Modell 1 zeigen: Ein Impuls in IQ, dessen Eigenimpuls-Antwort-Folge über rund 8 Perioden signifikant bleibt, führt zu einer signifikanten positiven Reaktion. Eine entsprechende Wirkung weist auch ein monetärer Schock in Form der SZK\_real auf die Insolvenzquoten auf, was auch theoretisch zu erwarten war. Der Impuls bleibt bis zur Periode 19 positiv signifikant. Auch zeigt die IQ-Antwort auf einen Impuls der Variable AUFVG, der als Nachfrageschock zu deuten ist, einen plausiblen Verlauf. Eine Signifikanz kann jedoch nur für einen kurzen Bereich festgestellt werden. Der positive Angebotschock der Größe WAZF führt zu einer signifikanten Steigerung der Insolvenzquoten, was theoretisch unplausibel erscheint. Die Reaktion der IQ auf den PERGE-Impuls, den man als Angebotschock interpretieren kann, verläuft erwartungsgemäß und ist für die Perioden 2 bis 15 positiv signifikant. Auch die Antwort-Folgen auf einen Nachfrageschock in Form von WHIE sind ebenfalls konsistent mit den Erwartungen. Diese Folge macht die besondere Abhängigkeit der deutschen Wirtschaft vom Außenhandel deutlich. Ein positiver Impuls von WHIE führt ab Periode 13 zu einer konstanten negativen Antwort. Hier handelt es sich um einen signifikant permanenten Schock, der das System in ein neues Gleichgewicht führt. Permanente Schocks, die nicht zum 5 %-Niveau charakteristisch sind, können aus den Variablen AUFVG und PERGE resultieren. Alle anderen Schocks sind transitorisch.

Abbildung 2 stellt die Reaktionsfunktionen von weiteren makroökonomischen Impulsen auf die Insolvenzquoten im Modell 2 dar. Ein bedeutsamer Einfluss der Variable GDPG\_DM kann mit einer 5 %-Irrtumswahrscheinlichkeit nicht festgestellt werden. Die Tendenz ist aber theoretisch plausibel. Die Erwartungen bzgl. der Geschäftslage der Wirtschaftsakteure, die sich u.a. im ifo-Einzelhandelskonjunktur-Index widerspiegeln, spielen ebenfalls eine wichtige Rolle. In den ersten 40 Perioden zeigen sich die Impulse der Erwartungen im Einzelhandel als signifikant und theoretisch begründbar. Wohingegen der Energiepreisindex CPIEG keinen eindeutigen Einfluss auf die Insolvenzquoten hat. Der Dollarwechselkursschock ruft nur in den ersten 4 Perioden eine signifikant positive Antwort der IQ hervor. Term Spreads stehen in einem theo-

retischen und empirisch gut fundierten Zusammenhang zur späteren Entwicklung der Konjunktur. Dabei liegt die Überlegung zugrunde, dass Term Spreads Informationen über die Konjunkturerwartungen der Marktteilnehmer enthalten. Risikoaverse Investoren werden bei pessimistischer Konjunktureinschätzung versuchen, ihr Kapital langfristig anzulegen, da sie langfristig sicherstellen wollen, dass sie einen prognostizierbaren Einkommensstrom behalten. Aus der vermehrten Nachfrage nach langfristigen Anlagen senken sich auch die langfristigen Zinsen. Die Differenz zwischen kurzfristigen und langfristigen Zinsen verkleinert sich und kann vorübergehend sogar negativ werden. Deshalb deutet ein kleiner Term Spread auf negative Wachstumserwartungen der meisten Marktteilnehmer hin. Ein hoher Term Spread zeigt hingegen eine optimistische Konjunkturerwartung der Marktteilnehmer.<sup>41</sup> Aus dieser theoretischen Überlegung kann darauf geschlossen werden, dass bei einer momentan schlechten konjunkturellen Lage, die verzögert zu hohen Insolvenzzahlen führt, die Erwartung bzgl. einer besser werdenden Konjunktur mit weniger Insolvenzen groß ist. Die Antwort auf den Schock der Variablen TS\_real ist nach der 8-ten Periode charakteristisch positiv und gemäß der obigen Überlegungen plausibel. Permanente Schocks können aus den Variablen IFOEK, WKD, TS\_real und GDPG\_DM kommen, wobei hier nur der Schock aus TS\_real zum 5%-Niveau bedeutsam permanent wirkt.

Weitere interessante Charakteristika der Dynamik von makroökonomischen Schocks auf Insolvenzquoten lassen sich auch im Modell 3 (siehe Abbildung 3) beobachten. Ein Lohnkostenschock ist nur in den ersten 3 Perioden signifikant positiv. Auch der Ölpreisschock zeigt sich ab der Periode 5 besonders positiv ausgeprägt und entspricht den theoretischen Erwartungen. Bei einem Anstieg der Ausrüstungsinvestitionen werden in den ersten 3 Perioden signifikant die Insolvenzquoten gesenkt. Wird in diesem Modell wieder der Außenhandel mithilfe der Variable WHIA betrachtet, so ist festzustellen, dass zunächst die Antwort der IQ sinkt und danach ansteigt. Hier ist nur der Anstieg nach 37 Perioden charakteristisch, was eine plausible Erklärung erschwert. Der Fiskschock der Variable SA ist als externer Nachfrageschock zu interpretieren und tritt nur dann auf, wenn der Staat wirtschaftspolitisch einer schlechten Konjunktur mit hohen Insolvenzzahlen entgegenwirken will. Aus dieser Sicht kann der Verlauf der Impulsantwort theoretisch begründet werden.

---

<sup>41</sup> Marktteilnehmer versuchen bei optimistischen Wachstumserwartungen, ihr Geld möglichst kurzfristig anzulegen, um es im Aufschwung anderswertig investieren zu können.

Eine bedeutsame Ausprägung ist nur in dem Zeitraum 5 bis 21 nachzuweisen. Im Modell 3 sind permanente Schocks schwerer zu identifizieren. Aus einer rein visuellen Betrachtung führt sicherlich ein Ölpreisschock zu einem neuen Gleichgewicht, während bei den anderen Variablen eine eindeutige Identifikation nicht möglich ist. Die Impuls-Antwort-Folgen der drei Modelle haben sich weitgehend als robust gegenüber der Reihenfolge der Variablen im VAR-Modell gezeigt.

Ausgehend von der Moving-Average-Darstellung eines VAR-Modells lässt sich die Varianz der Vorhersagefehler für jede Variable in ihre einzelnen Komponenten zerlegen. Es wird somit derjenige Prozentsatz des n-Schritt-Vorhersagefehlers ermittelt, der sich auf die orthogonalisierten Innovationen in jeder der endogenen Variablen des Modells zurückführen lässt.<sup>42</sup> Da sich die Untersuchung auf die Analyse der Insolvenzquoten konzentriert, werden nur die Varianzzerlegungen für die Insolvenzquoten betrachtet. In Abbildung 4 und Tabelle 7 sind für die drei Modelle die Vorhersagefehler-Varianzen dargestellt. Wie zu erkennen ist, haben im Modell 1 kurzfristig eigene Innovationen und Innovationen der Variable SZK\_real den entscheidenden Anteil an der Erklärung der Vorhersagefehler-Varianz. Mit Zunahme an Prognoseperioden geht die Bedeutung dieser Innovationen zurück, während andere Variablen wie AUFVG, PERGE und besonders WHIE an Erklärungskraft gewinnen. Die Variable WAZF kann hingegen keinen relevanten Beitrag leisten.

Im zweiten Modell besitzen die eigenen Innovationen bis zuletzt die größte Erklärungskraft. Danach kommen die Variablen IFOEK und TS\_real, während die restlichen Größen wenig Bedeutung haben. Dieses Resultat lässt vermuten, dass die einbezogenen Variablen nicht ausreichend die Insolvenzquoten makroökonomisch erklären können.

Ein anderes Bild zeigt sich wiederum in Modell 3, wo die Bedeutung der eigenen Innovationen während des Zeitablaufs stark abnimmt. Die Bedeutung der Ölpreisvariable nimmt erheblich zu und erklärt in diesem Modell die meiste Varianz. Auch die Fiskalpolitik in Form der Staatsausgaben kann einen Teil der Varianz beschreiben, nimmt aber mit der Zeit wieder ab. Andere Innovationen sind weniger wichtig.

---

<sup>42</sup> Vgl. Abschnitt III.2.

## V. Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde die Relevanz makroökonomischer Modelle zur Erklärung von Insolvenzquoten mithilfe des von *Johansen* entwickelten Verfahrens der Untersuchung auf Kointegration getestet. Geprüft wurde, ob zwischen den Insolvenzquoten und fundamentalen Einflussgrößen aus der Makroökonomie Linearkombinationen existieren, die stationär sind. Dies bedeutet, dass zwischen den Variablen langfristig eine Gleichgewichtsbeziehung herrscht, an der sich die Insolvenzquoten orientieren. Ein erstes Resultat der obigen Analysen ist die Feststellung, dass die Variablen der betrachteten vektorautoregressiven Modelle tatsächlich kointegriert sind, d.h., dass stationäre Gleichgewichtsbeziehungen existieren, obwohl die Variablen allein nichtstationär sind.

Basierend auf einem multivariaten Fehlerkorrekturmodell wurden Impuls-Antwort-Folgen ermittelt, welche die Reaktion der Insolvenzquoten auf einige makroökonomische Schocks beschreiben. Grundlegende Annahme einer derartigen Analyse ist die Überlegung, dass ein ausgewähltes Bündel von Variablen wie Auftragseingang, Preise, Zinsen, Wechselkurse oder Staatsausgaben, um nur einige zu nennen, die Volkswirtschaft ausreichend charakterisiert und dass Schocks im Angebot, in der Nachfrage und in der Wirtschaftspolitik dieser Größen die grundlegenden Ursachen von Fluktuationen der Volkswirtschaft sind.

Verschiedene makroökonomische Modelle, die die grobe Struktur einer Volkswirtschaft in ihren Grundzügen widerspiegeln, wurden für die Analyse der Insolvenzquoten modelliert. Aus der empirischen Analyse und dem Vergleich der Resultate lassen sich mehrere Schlussfolgerungen ziehen.

In den einzelnen Gleichungen nehmen die Koeffizienten der Innovationsterme weitgehend die erwarteten Vorzeichen an und sind in vielen Fällen signifikant. Die Analyse der Innovationsterme bestätigt die Bedeutung von Schocks für die Fluktuation in den Insolvenzquoten. Weitere Folgerungen lässt die Untersuchung der dynamischen Wirkungszusammenhänge und Reaktionen in ihrer zeitlichen Abfolge mithilfe von Fehler-Varianz-Zerlegungen zu. In den Modellen 1 und 3 wird der Hauptteil der Vorhersagefehler-Varianz von makroökonomischen Größen erklärt. Während im Modell 2 die Eigeninnovationen der Insolvenzquoten weiter bestimmend bleiben. Dies mag an der höheren Gewichtung der monetären Variablen in diesem Modell liegen. Deswegen sind die Modelle 1 und 3 dem Modell 2 vorzuziehen. Ferner konnte gezeigt werden, dass sowohl Angebots- und Nachfrageschocks als auch Schocks aus der

Wirtschaftspolitik deutliche Einflüsse auf Insolvenzquoten ausüben. Unabhängig von der Art des Schocks können permanente Auswirkungen auf Insolvenzquoten auftreten, was zu einem neuen Gleichgewicht im System führt. Wird das 5 %-Signifikanzniveau berücksichtigt, rufen die Störungen zum größten Teil nur temporäre und keine dauerhaften Änderungen in den Insolvenzquoten hervor, da die Antwortfolgen von IQ langfristig wieder in den insignifikanten Bereich zurückkehren.

Im Gesamten betrachtet zeigt die dynamische Analyse mit einem vektorautoregressiven Ansatz, dass mithilfe eines hochstilisierten Modells, das von einer möglichst geringen Anzahl von Restriktionen und A-priori-Voraussetzungen ausgeht, die grundlegenden Zusammenhänge und Wechselwirkungen zwischen den makroökonomischen Einflussfaktoren und den Insolvenzquoten der deutschen Wirtschaft sehr schön dargestellt werden können. Die empirischen Resultate der drei Modelle lassen erkennen, dass die Innovationen in den Einflussgrößen signifikante Auswirkungen für das Reaktionsverhalten der Insolvenzquoten haben und damit das System antreiben. Dabei entspricht das Systemverhalten weitgehend den Überlegungen, die der volkswirtschaftlichen Theorie zugrunde liegen. Dies bestätigt so die Zweckmäßigkeit dieser Ansätze.

## VI. Anhang

*Tabelle 3*  
**Test auf Einheitswurzel**

Variable (logarithmiert)	ADF-Statistik auf I(0)	ADF-Statistik auf I(1)	Integrations- grad	k	LM- Kriterium
IQ	-2,8169* (C)	-2,0101** (N)	I(1)	3	0,000
AUFVG	-2,2745 (C, T)	-3,1411** (C)	I(1)	3	1,500
CPIEG	-1,6919 (C)	-2,9758*** (N)	I(1)	2	0,000
GDPG_DM	4,7317 (N)	-1,7907* (N)	I(1)	3	0,000
IFOEK (nicht log.)	-1,6086 (N)	-5,8575*** (N)	I(1)	1	0,053
INAI	-2,4114 (C, T)	-2,5750** (N)	I(1)	5	1,471
LK	-3,3431* (C, T)	-8,1283*** (C)	I(1)	1	0,009
PERGE	-2,0373 (C)	-1,7751* (N)	I(1)	2	0,000
ROELP_DM	-1,8567 (C)	-5,2843*** (N)	I(1)	1	1,363
SA	-2,6867 (C, T)	-3,9290*** (C)	I(1)	3	0,491
SZK_real	-2,4175 (C)	-5,4222*** (N)	I(1)	1	0,000
TS_real (nicht log.)	-1,8884* (N)	-5,0948*** (N)	I(1)	1	0,7443
WAZF	-3,4189* (C, T)	-8,1540*** (N)	I(1)	1	0,000
WHIA	-1,5873 (C)	-3,3089** (C)	I(1)	3	0,123
WHIE	-2,6366 (C, T)	-2,3827** (N)	I(1)	3	0,000
WKD	-0,9482 (N)	-4,3647*** (N)	I(1)	1	0,5023

Über die Aufnahme von Konstante (C) und/oder Trend (C,T) wurde gemäß ihrer Signifikanz in der Regression entschieden.

\*/\*\*/\*\*\* gibt die Signifikanz bei einem Konfidenzintervall von  $\alpha = 0,1/0,05/0,01$  für die ADF-t-Statistik und die LM-Test-Statistik an.

**Tabelle 4a**  
**Analyse der Residuen im VAR(4)-Modell 1 (SD)**

Testen der VAR-Spezifikation						
Normal-verteilung	Skew. $\chi^2(6)$ [0,8405]	2,7420	Kurt. $\chi^2(6)$ [0,0000]	57,7060	J.-B.Norm. [0,0000]	60,4482
Autokorrel.	LM(1)	-2,1028 [1,0000]	LM(1-4)	-0,2886 [1,0000]	LM(1-8)	0,9503 [0,6511]
Testen der Einzelgleichungen						
Variable	SCT(8)	ARCH(8)	WHITE H.	SKEW.	EX.Kurt.	J.-B.Norm.
AufVG	10,538 [0,2292]	3,6146 [0,8901]	8,6896 [0,1221]	-0,3699	2,4286	2,4753 [0,2901]
IQ	11,405 [0,1798]	5,4525 [0,7084]	6,5206 [0,2588]	-0,0806	2,8273	0,1581 [0,9240]
PERGE	2,3190 [0,9696]	3,4805 [0,9007]	9,2509 [0,0995]	-0,0626	2,4573	0,8791 [0,6443]
SZK_real	10,465 [0,2339]	3,8929 [0,8666]	2,2520 [0,8133]	-0,0183	2,4938	0,7297 [0,6943]
WAZF	9,9903 [0,2657]	4,0544 [0,8522]	3,7520 [0,5856]	-1,5108	10,154	170,87 [0,0000]
WHIE	1,8004 [0,9865]	8,4459 [0,3912]	5,2403 [0,3873]	-0,0994	3,6467	1,2968 [0,5229]

Die Tests sind Seriell Correlation Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), ARCH-Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), White Heteroskedasticity Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), Schiefe, Excess-Kurtosis und Jera-Barque-Test auf Normalität. In den eckigen Klammern sind die jeweiligen marginalen Signifikanzniveaus der Tests angegeben.

**Tabelle 4b**  
**Analyse der Residuen im VAR(4)-Modell 2 (SD)**

Testen der VAR-Spezifikation						
Normal-verteilung	Skew. $\chi^2(6)$ [0,9936]	0,7410	Kurt. $\chi^2(6)$ [0,0000]	63,938	J.-B.Norm. [0,0000]	64,679
Autokorrel.	LM(1)	-1,3972 [1,0000]	LM(1-4)	-0,0524 [1,0000]	LM(1-8)	1,2421 [0,0578]
Testen der Einzelgleichungen						
Variable	SCT(8)	ARCH(8)	WHITE H.	SKEW.	EX.Kurt.	J.-B.Norm.
CPIEG	6,4002 [0,6025]	7,2211 [0,5129]	10,335 [0,0663]	0,2027	2,1508	2,5086 [0,2853]
GDPG_DM	4,3335 [0,8258]	9,3353 [0,3148]	5,7339 [0,3329]	-0,1232	3,1264	0,2174 [0,8970]
IFOEK	5,5325 [0,6994]	4,5426 [0,8051]	5,5934 [0,3478]	-0,4809	3,7019	4,0168 [0,1342]
IQ	11,320 [0,1842]	5,4922 [0,7039]	2,2165 [0,8185]	-0,0296	2,4136	0,9842 [0,6113]
TS_real	10,846 [0,2106]	2,8722 [0,9422]	9,2363 [0,1000]	-0,1992	3,0830	0,4693 [0,7909]
WKD	6,4245 [0,5998]	8,7847 [0,3608]	13,989 [0,0157]	0,5697	2,8418	3,7487 [0,1534]

Die Tests sind Seriell Correlation Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), ARCH-Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), White Heteroskedasticity Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), Schiefe, Excess-Kurtosis und Jera-Barque-Test auf Normalität. In den eckigen Klammern sind die jeweiligen marginalen Signifikanzniveaus der Tests angegeben.

*Tabelle 4c*  
**Analyse der Residuen im VAR(3)-Modell 3 (SD)**

Testen der VAR-Spezifikation						
Normal- verteilung	Skew. $\chi^2(6)$	7,2065 [0,3022]	Kurt. $\chi^2(6)$	24,705 [0,0004]	J.-B.Norm.	31,911 [0,0014]
Autokorrel.	LM(1)	-4,6138 [1,0000]	LM(1-4)	-1,2283 [1,0000]	LM(1-8)	-0,1229 [1,0000]
Testen der Einzelgleichungen						
Variable	SCT(8)	ARCH(8)	WHITE H.	SKEW.	EX.Kurt.	J.-B.Norm.
INAI	3,8562 [0,8699]	13,588 [0,0932]	11,172 [0,0481]	-0,2391	2,7337	0,8610 [0,6502]
IQ	6,2659 [0,6174]	8,2907 [0,4056]	2,3390 [0,8005]	0,1843	3,1975	0,5027 [0,7777]
LK	3,5821 [0,8927]	1,0586 [0,9979]	1,5254 [0,9101]	-1,2589	8,8042	115,08 [0,0000]
Roelp_DM	10,311 [0,2439]	7,2292 [0,5121]	9,5492 [0,0891]	-0,8821	6,2073	38,523 [0,0000]
SA	6,4775 [0,5939]	5,2318 [0,7325]	7,6251 [0,1781]	0,2507	2,9835	0,7237 [0,6964]
WHIA	6,7722 [0,5614]	20,332 [0,0091]	13,790 [0,0170]	-0,1469	2,5353	0,8691 [0,6475]

Die Tests sind Seriell Correlation Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), ARCH-Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), White Heteroskedasticity Test ( $T^*R^2$ -Statistik/ $\chi^2$ ), Schiefe, Excess-Kurtosis und Jera-Barque-Test auf Normalität.  
In den eckigen Klammern sind die jeweiligen marginalen Signifikanzniveaus der Tests angegeben.

*Tabelle 5*  
**LR-Kointegrationstest von Johansen**

$H_0$	Modell 1		Modell 2		Modell 3	
	trace	$\lambda_{\max}$	trace	$\lambda_{\max}$	Trace	$\lambda_{\max}$
r = 0	160,76***	64,12***	149,77***	52,09***	143,12***	49,97***
r ≤ 1	96,64***	37,58**	97,68***	46,48***	93,15***	31,64*
r ≤ 2	58,68***	29,12**	51,20**	26,14*	61,51***	28,30**
r ≤ 3	29,56	15,43	25,06	14,21	33,21**	16,17
r ≤ 4	14,14	8,04	10,85	9,98	17,04**	11,29
r ≤ 5	6,09**	6,09**	0,87	0,87	5,75**	5,75**

\*\*\*/\*\*/\* zeigen Signifikanz auf dem 1%/5%/10% Niveau an. Zu vergleichen mit den kritischen Werten aus Tabelle 1 in Osterwald-Lenum (1992), S. 468.

**Tabelle 6**  
**Eigenwerte und Eigenvektoren**

Eigenwerte						
Modell 1	0,6105	0,4277	0,3483	0,2029	0,1116	0,8570
Modell 2	0,5351	0,4951	0,3192	0,1886	0,1364	0,0126
Modell 3	0,5152	0,3678	0,3364	0,2088	0,1509	0,0799
Eigenvektoren						
<u>Modell 1</u>						
IQ	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
SZK_real	0,568	0,401	-0,109	0,933	0,597	0,759
WHIE	1,952	-1,836	1,813	-7,173	0,102	6,210
WAZF	-3,781	-62,11	-0,224	11,93	-0,147	54,72
AufVG	-0,112	-9,595	0,710	5,682	2,711	-0,408
PERGE	-6,895	5,086	-5,741	8,531	-6,891	-12,93
<u>Modell 2</u>						
IQ	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
CPIEG	-2,525	-0,761	-1,916	-0,822	1,585	3,685
GDPG_DM	1,772	0,362	-1,716	-0,415	-4,003	-13,19
IFOEK	-0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
TS_real	-0,452	-0,112	-0,735	-0,023	-0,114	-0,309
WKD	0,179	0,818	0,776	-0,705	-1,184	-1,074
<u>Modell 3</u>						
IQ	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
INAI	3,198	2,348	-3,994	3,608	-1,399	-71,66
LK	-0,752	0,149	6,262	-8,902	-5,279	297,9
Roelp_DM	-0,215	0,169	-1,045	0,099	-0,341	8,550
SA	-3,805	2,894	-12,82	2,751	25,56	-402,8
WHIA	-2,064	-3,069	3,316	1,808	-1,976	-54,60

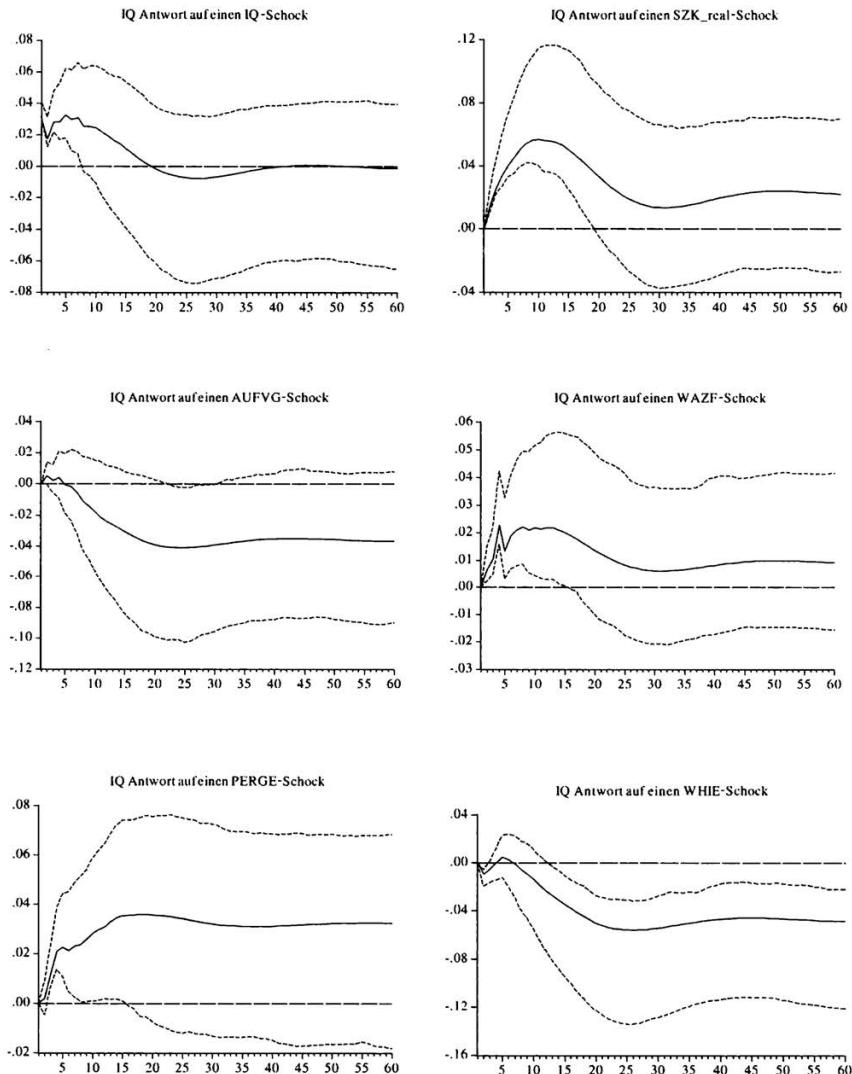


Abbildung 1: Impuls-Antwort-Folgen des Modells 1

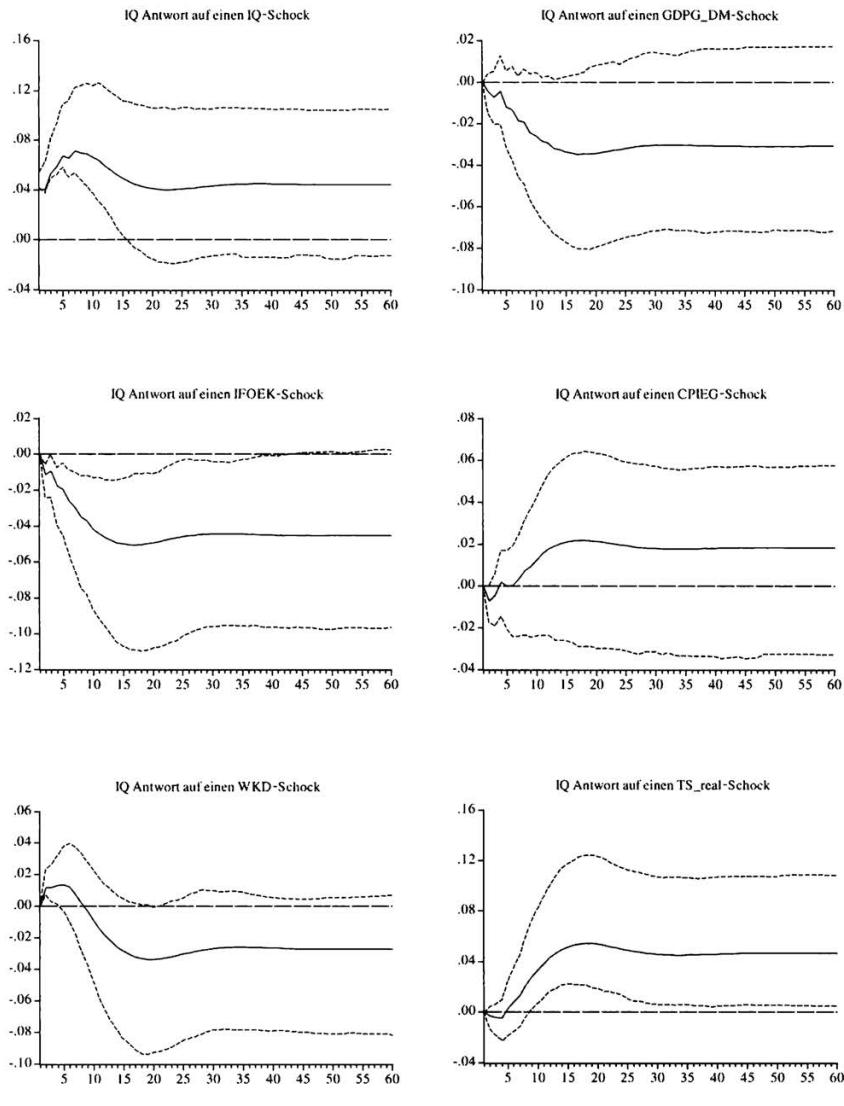


Abbildung 2: Impuls-Antwort-Folgen des Modells 2

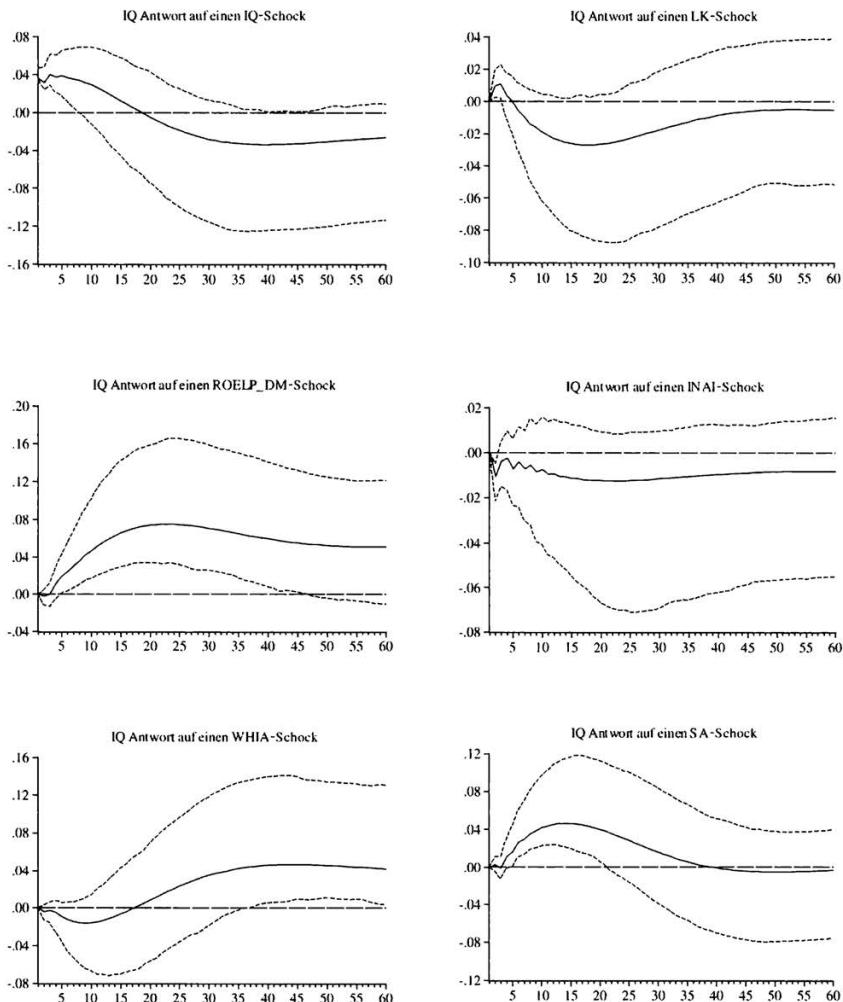


Abbildung 3: Impuls-Antwort-Folgen des Modells 3

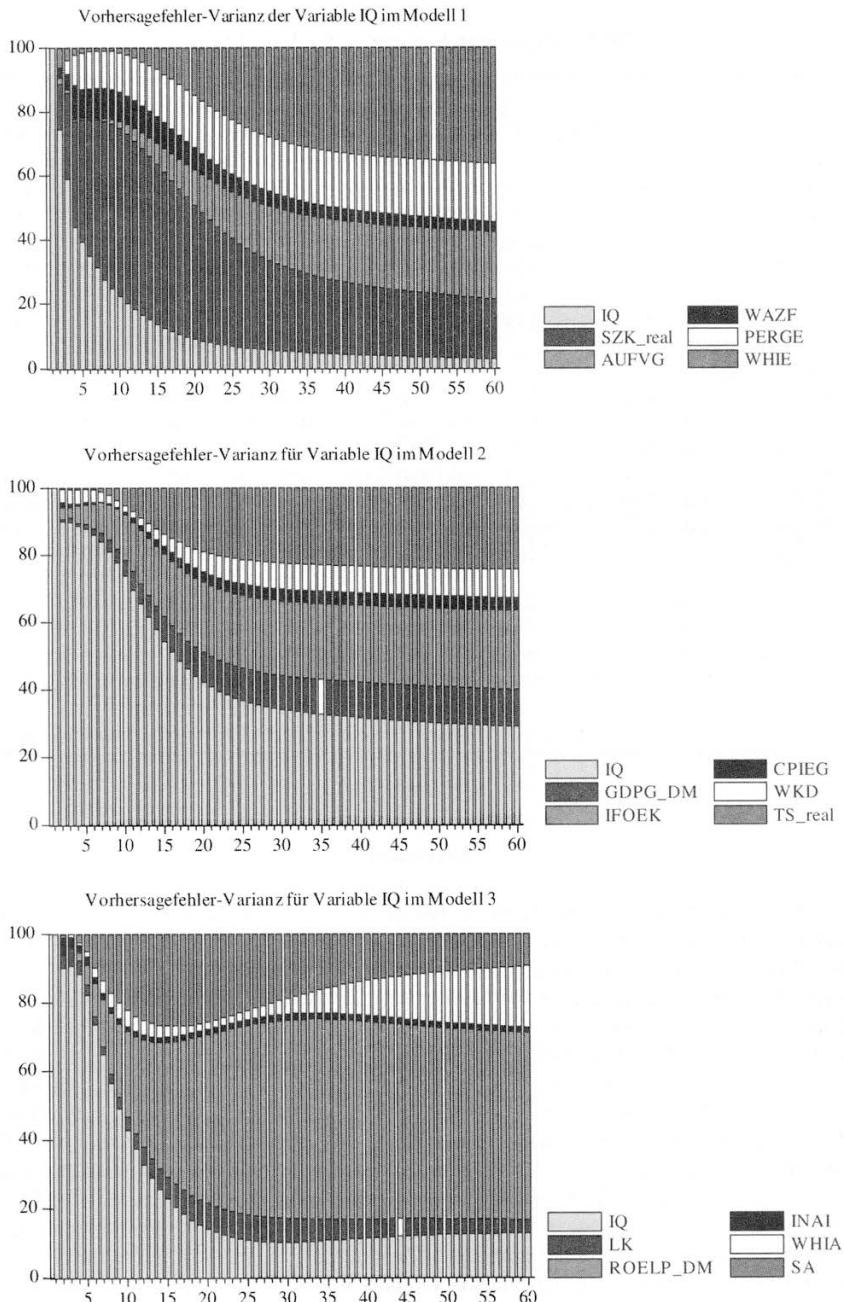


Abbildung 4: Vorhersagefehler-Varianzen

*Tabelle 7*  
**Vorhersagefehler-Varianzen der Variable IQ**

	Periode												
	1	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60
<b>Modell 1</b>													
IQ	100	39,4	22,4	13,8	9,27	7,07	5,88	5,12	4,57	4,07	3,65	3,35	3,03
SZK_real	0,00	38,2	52,6	49,9	41,7	33,4	27,7	24,3	22,2	20,9	20,0	19,1	18,3
AUFVG	0,00	0,53	2,18	6,57	11,2	14,7	16,9	18,3	19,2	19,8	20,3	20,7	21,1
WAZF	0,00	8,92	9,19	8,27	6,83	5,53	4,62	4,08	3,73	3,53	3,35	3,25	3,07
PERGE	0,00	11,4	12,2	14,7	16,3	16,9	17,1	17,2	17,5	17,8	18,0	18,2	18,3
WHIE	0,00	1,55	1,43	6,76	14,7	22,4	27,8	31,0	32,8	33,9	34,7	35,4	36,2
<b>Modell 2</b>													
IQ	100	88,0	73,9	54,6	42,4	36,7	34,2	32,8	31,8	30,9	30,2	29,6	29,1
GDPG_DM	0,00	1,40	4,72	7,45	8,93	9,69	10,1	10,3	10,5	10,6	10,7	10,8	10,9
IFOEK	0,00	5,81	13,5	18,5	20,8	21,7	22,3	22,6	22,9	23,2	23,3	23,5	23,6
CPIEG	0,00	0,46	0,76	2,23	3,04	3,41	3,56	3,59	3,63	3,69	3,73	3,75	3,79
WKD	0,00	3,96	1,86	3,62	6,03	7,30	7,74	7,91	7,97	8,11	8,27	8,25	8,31
TS_real	0,00	0,37	5,26	13,6	18,8	21,2	22,1	22,8	23,2	23,5	23,8	24,1	24,3
<b>Modell 3</b>													
IQ	100	82,5	42,9	22,9	14,2	10,9	10,3	10,7	11,5	12,1	12,5	12,7	12,8
LK	0,00	2,80	4,03	6,39	7,47	7,54	7,01	6,30	5,62	5,07	4,60	4,26	4,03
Roelp_DM	0,00	5,88	24,9	39,3	49,1	55,0	57,7	58,2	57,5	56,5	55,6	54,9	54,5
INAI	0,00	2,32	1,46	1,52	1,65	1,76	1,73	1,75	1,68	1,63	1,60	1,57	1,56
WHIA	0,00	1,67	4,61	3,19	2,08	2,60	4,56	7,35	10,2	12,8	14,9	16,6	17,8
SA	0,00	4,83	22,1	26,7	25,5	22,2	18,7	15,7	13,5	11,9	10,8	9,97	9,31

## Literatur

- Altman, E. I.* (1971): Aggregate Influence on Business Failures, Chapter 2 of: Corporate Bankruptcy in America, Lexington, Mass., Heath Lexington Books, S. 37–56. – *Banerjee, A./Dolado, J./Galbraith, J. W./Hendry, F. H.* (2000): Co-integration, error correction, and the econometric analysis of non-stationary data, Oxford University Press, New York. – *Bangia, A./Diebold, F. X./Schuermann, T.* (2000): Ratings Migration and the Business Cycle, With Application to Credit Portfolio Stress Testing, Working Paper, Oliver, Wyman & Company/Stern School, NYU, April 11, 2000. – *Bär, T.* (2002): Predicting and Hedging Credit Portfolio Risk with Macroeconomic Factors, Hamburg. – *Benkwitz, A./Lütkepohl, H./Wolters, J.* (2001): Comparison of Bootstrap Confidence Intervals for Impulse Responses of German Monetary Systems, in: Macroeconomic Dynamics, 5, S. 81–100. – *Breitung, J.* (1999): Neuere Entwicklungen auf dem Gebiet ökonometrischer Strukturmodelle, mimeo. – *Crouhy, M./Turnbull, S. M./Wakeman, L. M.* (1999): Measuring risk adjusted performance, Global Analytics, Canadian Imperial Bank of Commerce, May 2000. – *Dickey, D. A./Fuller, W.* (1979): Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root, in: Journal of the American Statistical Association, Vol. 74, S. 427–431. – *Dickey, D. A./Fuller, W.* (1981):

Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root, in: *Econometrica*, Vol. 49, S. 1057–1072. – *Doornik, J. A.* (1996): Testing Vector Auto-correlation and Heteroscedasticity in Dynamic Models, Working Paper, Nuffield College, Oxford. – *Efron, B./Tibshirani, R. J.* (1993): An Introduction to the Bootstrap, New York. – *Engle, R. F./Granger, C. W. J.* (1987): Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing, in: *Econometrica*, 55, 2, S. 251–276. – *Fons, J. S.* (1991): An Approach to Forecasting Default Rates, Moody's Special Report, August 1991. – *Gardeazabal, J./Regulez, M.* (1992): The Monetary Model of Exchange Rates and Cointegration. Estimation, Testing and Prediction, Berlin. – *Gonzalo, J.* (1994): Five Alternative Methods of Estimating Long-run Equilibrium Relationships, in: *Journal of Econometrics*, 60, S. 203–233. – *Granger, C. W. J.* (1983): Co-integrated Variables and Error-Correcting Models, UCSD Diskussion Paper 83, 13. – *Greene, W. H.* (2000): *Econometric Analysis*, 4. Edition, New Jersey. – *Hamilton, J. D.* (1994): *Time Series Analysis*, New Jersey. – *Hall, P.* (1992): The Bootstrap and Edgeworth Expansion, New York. – *Harris, R. H. I.* (1995): Using Cointegration Analysis in Econometric Modelling, Harlow; Munich u.a. – *Helwege, J./Kleiman, P.* (1996): Understanding Aggregate Default Rates of High Yield Bonds, Current Issues in Economics and Finance, Federal Reserve Bank of New York. – *Jarrow, R. A./Lando, D./Yu, F.* (2000): Default Risk and Diversification: Theory and Applications, Cornell University/Universty of Copenhagen/University of California at Irvine, Working Paper, November 6. – *Jarrow, R. A./Turnbull, S. M.* (2000): The intersection of market and credit risk, in: *Journal of Banking & Finance*, Vol. 24, No. , Special Issue: Credit Risk Modeling and Regulatory Issues, S. 271–299. – *Johansen, S.* (1988): Statistical Analysis of Cointegration Vectors, in: *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, S. 231–254. – *Johansen, S.* (1991): Estimation and Hypothesis Testing of Cointegrating Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models, in: *Econometrica*, Vol. 59, No. 6, S. 1551–1580. – *Johansen, S.* (1995): Likelihood Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models, Oxford University Press, Oxford. – *Johansen, S./Juselius, K.* (1990): Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration – with Applications to the Demand for Money, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol. 52, No. 2, S. 169–210. – *Jónsson, J. G./Fridson, M. S.* (2000): Forecasting Default Rates on High-Yield Bonds, in: *The Journal of Fixed Income*, June 1996, S. 69–77. – *Morgan, J. P.* (1997): CreditMetrics – Technical Document. – *Knapp, M./Hamerle, A.* (1999): Multi-Faktor-Modell zur Bestimmung segmentspezifischer Ausfallwahrscheinlichkeiten für die Kredit-Portfolio-Steuerung, in: *Wirtschaftsinformatik*, Nr. 41, 2, S. 128–144. – *Leeper, E./Sims, C./Zha, T.* (1996): What does monetary policy do?, in: *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, S. 1–78. – *Lehment, H./Blevins, C./Sjøvoll, E.* (1997): Gesamtwirtschaftliche Bestimmungsgründe der Insolvenzentwicklung in Deutschland, Institut für Weltwirtschaft an der Universität Kiel, Kieler Arbeitspapier Nr. 842, Dezember 1997. – *Levy, A./Bar-Niv, R.* (1987): Macroeconomic Aspects of Firm Bankruptcy Analysis, in: *Journal of Macroeconomics*, Vol. 9, No. 3, S. 407–415. – *Longstaff, F. A./Schwartz, E. S.* (1995): A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt, in: *The Journal of Finance*, Vol. L, No. 3, S. 789–819. – *Lütkepohl, H.* (1993): *Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Second Edition, Berlin. – *Lütkepohl, H.* (2000): Bootstrapping impulse responses in VAR analyses, in: *Computational Statistics*, Heidelberg, S. 109–119. – *Lütkepohl, H.* (2001): *Vector Autoregression*, in:

Baltagi, B. H., A Companion to Theoretical Econometrics, Massachusetts, Blackwell Publishers Ltd. – Lütkepohl, H./Breitung, J. (1997): Impuls Response Analysis of Vector Autoregressive Processes, in: Heij, C./Schumacher, J. M./Hanzon, B./Praagman, C. (Hrsg.), System Dynamics in Economic and Financial Models, Chichester u. a.: John Wiley (1997), S. 299–320. – Lütkepohl, H./Reimers, H.-E. (1992): Impulse response analysis of cointegrated systems, in: Journal of Economic Dynamics and Control, 16, S. 53–78. – MacKinnon, J. G. (1991): Critical Values for Cointegration Test, in: Engle, R. F./Granger, C. W. J., Long-Run Economic Relationships, New York: Oxford University Press, S. 267–276. – Maddala, G. S./Kim In-Moo (2000): Unit Roots, Cointegration, and Structural Change, Cambridge University Press, Cambridge. – Merton, R. C. (1974): On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates, in: Journal of Finance. Vol. 29, S. 449–470. – Nickel, P./Perraudin, W./Varotto, S. (1998): Stability of Rating Transitions, Working Paper, Bank of England, December 1998. – Osterwald-Lenum, M. (1992): A Note with Quantiles of the Asymptotic Distribution of the Maximum Likelihood Cointegration Rank Test Statistics, in: Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 54, 3 (1992), S. 461–472. – Phillips, P. C. B. (1986): Understanding Spurious Regressions in Econometrics, in: Journal of Econometrics, 33, S. 311–340. – Phillips, P. C. B. (1998): Impulse response and forecast error variance asymptotics in nonstationary VARs, in: Journal of Econometrics, 83, S. 21–56. – Phillips, P. C./Perron, P. (1988): Testing for a unit root in time series regression, in: Biometrika, Vol. 75, No. 2, S. 335–346. – Rose, P. S./Andrews, W. T./Giroux, G. A. (1982): Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective, in: Journal of Accounting, Auditing & Finance, Vol. 6, Iss. 1, S. 20–31. – Sims, C. A. (1980): Macroeconomics and Reality, in: Econometrica, 48, S. 1–48. – Steiner, M./Bruns, C. (2002): Wertpapiermanagement, 8. Auflage, Stuttgart. – Tichy, G. (1994): Konjunktur, 2. Auflage, Berlin u. a. – Wilson, T. (1997a): Portfolio Credit Risk (I), in: Risk, Vol. 10, Nr. 9, London, S. 111–116. – Wilson, T. (1997b): Portfolio Credit Risk (II), in: Risk, Vol. 10, Nr. 10, London, S. 56–61.

## Zusammenfassung

### Makroökonomische Schocks in der Kreditwirtschaft – eine Analyse mit VAR-Modellen

In dieser Untersuchung wird empirisch überprüft, ob makroökonomische Schocks auf Insolvenzquoten einen statistischen Einfluss ausüben. Die quantitativen Auswirkungen der makroökonomischen Impulse werden mithilfe von Impuls-Antwort-Funktionen und Vorhersagefehler-Varianzen beschrieben, wobei die Impuls-Antwort-Funktionen und Vorhersagefehler-Varianzen auf einem VAR-Modell basieren. Bei der Schätzung der VAR-Modelle wird berücksichtigt, dass die zugrunde liegenden Zeitreihen zum größten Teil eine Einheitswurzel aufweisen und die Variablen kointegriert sind. Die Konfidenzintervalle der geschätzten Impuls-Antwort-Folgen werden mithilfe eines Bootstrap-Verfahrens ermittelt. (JEL C15, C32, C51, G33)

## Summary

### Macroeconomic Shocks to the Credit Industry – a VAR Model-based Analysis

This article represents an empirical analysis of whether macroeconomic shocks exert a statistical influence on insolvency rates. The quantitative implications of macroeconomic impulses have been explained with the help of impulse-response functions and forecasting error variances with these impulse-response functions and forecasting error variances being based on a VAR model. The estimates of the VAR models take account of the fact that most of the underlying time series have a unit root and that the variables have been co-integrated. The confidence intervals of the estimated impulse-response sequences have been ascertained with the help of a bootstrap procedure.

## Résumé

### Chocs macroéconomiques dans le crédit – une analyse avec de modèles VAR

Cet article examine empiriquement si des chocs macroéconomiques ont une influence statistique sur les taux d'insolvabilité. Les conséquences quantitatives des impulsions macroéconomiques sont décrites à l'aide de fonctions impulsion/réponse et de variances d'erreurs d'estimation. Les fonctions impulsion/réponse se basent sur un modèle VAR. Les estimations du modèle VAR tiennent en compte que les séries utilisées ont en grande partie la même racine et que les variables sont cointégrées. L'intervalle de confiance des conséquences estimées des impulsion/réponse sont déterminées à l'aide d'une méthode Bootstrap.