



Bachelorarbeit

Bachelor of Science (B.Sc.) in Volkswirtschaftslehre

Faktorenmodell zur Echtzeitprognose der Konjunktur in der Metall- und Elektroindustrie

Real-time forecasting of the business cycle in the German metal and electrical industry based on a large factor model

Benjamin Körtelt
555256

Humboldt-Universität zu Berlin
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät

Erstgutachter: Prof. Dr. Wolfgang K. Härdle
Zweitgutachter: Prof. Dr. h. c. Michael C. Burda, Ph.D.
Betreuer: Dr. Sigbert Klinke

Berlin, den 15. November 2016

Für Anne Dorothee

Faktorenmodell zur Echtzeitprognose der Konjunktur in der Metall- und Elektroindustrie

Benjamin Körtelt*

15. November 2016

Zusammenfassung

Diese empirische Arbeit stellt einen neuen Konjunkturindikator für die Metall- und Elektroindustrie vor. Anhand eines Datensatzes von 38 monatlichen und 17 vierteljährlichen Zeitreihen wird mit Hilfe eines Faktorenmodells die Konjunktur in der Metall- und Elektroindustrie herausgefiltert. Das Konjunkturbarometer ermöglicht damit eine zeitnahe Bewertung der wirtschaftlichen Lage. Das durch unterschiedliche Veröffentlichungszeitpunkte von zentralen Konjunkturindikatoren verursachte Problem der fehlenden Werte am aktuellen Rand wird durch die Anwendung des Expectation-Maximization-Algorithmus gelöst, ein in der Konjunkturanalyse relativ neues aber durchaus vielversprechendes Verfahren. Es zeigt sich, dass das Konjunkturbarometer bessere Prognoseeigenschaften als andere viel beachtete Indikatoren aufweist. Der neu entwickelte Indikator ist somit ein hilfreiches Instrument für die Gegenwarts- und Kurzfristprognose der Konjunktur in der Metall- und Elektroindustrie.

Stichworte: Metall- und Elektroindustrie, Konjunktur, Nowcast, Faktorenanalyse, Faktorenmodell, EM-Algorithmus

JEL-Klassifikation: C53, E32, E37

*benjamin@koertelt.com

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	5
2	Datengrundlage	6
2.1	Datensatz	7
2.2	Neu entwickelte Einzelindikatoren	8
2.2.1	Preisliche Wettbewerbsfähigkeit	8
2.2.2	Exportklima	10
3	Methodik	14
3.1	Die Faktorenanalyse und dessen Modell	14
3.2	Umgang mit fehlenden Werten am aktuellen Rand	15
4	Implementierung	16
5	Prognoseeigenschaften	20
5.1	Referenzreihe	21
5.2	Referenzmodelle	22
5.3	Prognosegüte	24
6	Konklusion	26
A	Tabellen	29
B	Abbildungen	35
C	Quellcode	36
C.1	Konjunkturbarometer	36
C.2	Referenzmodelle, Analyse und Prognosegüte	39
C.3	Exportklima	43
C.4	Nominaler effektiver Wechselkurs	46

Tabellenverzeichnis

1	Wirtschaftszweige der Metall- und Elektroindustrie	6
2	Aus dem Datensatz entfernte Variablen	17
3	Variablen mit hoher Faktorladung auf den ersten Faktor	19
4	Pseudo-Out-of-Sample-Prognosegüte der Konjunkturindikatoren	25
5	Datengrundlage des Exportklimas	29
6	Gewichte zur Berechnung des Exportklimas	30
7	Datengrundlage des Konjunkturbarometers	31
8	Absatzmärkte und deren Gewichte zur Berechnung des effektiven Wechselkurses . . .	33

Abbildungsverzeichnis

1	Nominaler effektiver Wechselkurs der Metall- und Elektroindustrie	8
2	Internationale Rahmenbedingungen für die Exporte der M+E-Industrie	10
3	Das Exportklima und die Zuwachsraten der Ausfuhren	12
4	Das Exportklima und die Quartalswachstumsraten der Ausfuhren	12
5	Kreuzkorrelation des Exportklimas mit den Ausfuhren	13
6	Eigenwerte der Faktoren als Grundlage für die Entscheidung der zu extrahierenden Faktorenanzahl	18
7	Das Konjunkturbarometer und dessen Referenzreihe	20
8	Logarithmierter Produktionsindex und standardisierter Produktionsindex in Log- Differenzen	21
9	Autokorrelations- und partielle Autokorrelationsfunktion der Log-Differenzen des Pro- duktionsindex	22
10	Residuen des ARMA(2,3)-Prozesses	23
11	ACF und PACF der Residuen des ARMA(2,3)-Prozesses	24
12	Kreuzkorrelation des Konjunkturbarometers mit der Referenzreihe	26
13	Extrahierte Faktoren	35

1 Einleitung

Die Metall- und Elektroindustrie (M+E-Industrie) mit den Schlüsselbranchen Automobil- und Maschinenbau sowie Elektrotechnik bildet das Rückgrat der in hohem Maße exportorientierten deutschen Volkswirtschaft. Mit mehr als 3,8 Millionen Beschäftigten und einem Umsatz im Jahr 2015 von über einer Billion Euro ist sie nicht nur maßgeblich am Wohlstand in Deutschland beteiligt, sondern auch für Politik, Gesellschaft und die restliche deutsche Industrie von großer Bedeutung. Vor diesem Hintergrund stellt diese Arbeit einen neuen Konjunkturindikator vor, der anhand eines umfangreichen Datensatzes von 38 monatlichen und 17 vierteljährlichen Zeitreihen aus unterschiedlichen Quellen und der Methodik des Faktorenmodells die Konjunktur als unbeobachtete Größe herausfiltert. Durch diese große Datengrundlage und der robusten und bewährten Methode soll den Verantwortlichen in den Verbänden und Unternehmen der Metall- und Elektroindustrie ein hilfreiches Instrument zur Verfügung gestellt werden, das eine zeitnahe und valide Bewertung der wirtschaftlichen Lage erlaubt.

Mit dem DIW Konjunkturbarometer (vgl. Viefers, Fichtner et al. 2014) für Deutschland und dem KOF Konjunkturbarometer (vgl. Abberger, Graff et al. 2014) für die Schweiz haben sich bereits zwei viel beachtete Konjunkturindikatoren etabliert, die seit Jahrzehnten regelmäßig publiziert werden. Mit dem neuen M+E-Konjunkturbarometer (im Folgenden nur Konjunkturbarometer) existiert nun ein Konjunkturindikator speziell für die M+E-Industrie, der sich in Ansatz und Konstruktion an den beiden Indikatoren orientiert und in Zukunft regelmäßig in der letzten Woche des aktuellen Monats veröffentlicht werden soll. In besonderen Zeiten wie zum Beispiel zu Tarifverhandlungen kann es durchaus sinnvoll erscheinen, den Indexwert außerplanmäßig zu berechnen, um die aktuellsten Informationen zu verarbeiten. Die Adressaten des Konjunkturbarometers wie die Unternehmen und Verbände der Metall- und Elektroindustrie könnten so in Echtzeit die Auswirkungen auf das Konjunkturbarometer und somit auf die Konjunktur beobachten.

Ziel ist ein Konjunkturindikator, der zeitnah verfügbar ist und die wirtschaftliche Lage zuverlässig abbildet. Ein besonderes Augenmerk wird hierbei auf die frühzeitige Erkennung von Wendepunkten im Konjunkturzyklus gelegt. Des Weiteren soll es sich um einen transparenten und nachvollziehbaren Prozess handeln, der die Informationen aus einer Vielzahl von relevanten Variablen verdichtet und schließlich die Konjunktur extrahiert.

Da es sich um eine in erster Linie empirische Arbeit handelt, nimmt die praxisnahe und stark datengetriebene Anwendung einen großen Raum derselben ein. Die theoretischen Grundlagen hinter

den verwendeten statistischen und ökonomischen Ansätzen werden lediglich rudimentär behandelt.

In einem ersten Schritt werden die Datengrundlage, dessen Herzstück der große Datensatz bildet, erläutert und anschließend zwei neue Konjunkturindikatoren für die M+E-Industrie vorgestellt, von denen sich der Autor nennenswerte Erkenntnisse über die konjunkturelle Entwicklung verspricht und die die Aussagekraft des Konjunkturbarometers verbessern könnten. In einem weiteren Schritt wird detailliert auf die Umsetzung der Faktorenanalyse und die Behandlung der fehlenden Werte am aktuellen Rand (sogenannte *ragged edges*) eingegangen, um daraufhin die Prognosegüte anhand von Referenzmodellen zu evaluieren und diese mit anderen viel beachteten Indikatoren zu vergleichen. Abschließend werden die Ergebnisse rekapituliert und damit kritisch auseinandergesetzt. Zudem bietet ein kurzer Ausblick weiterführende Analyseschritte an.

2 Datengrundlage

Als Datengrundlage dienen Statistiken und Sonderauswertungen für den Arbeitgeberverband Gesamtmetall des Statistisches Bundesamtes, der Bundesagentur für Arbeit sowie des ifo Instituts. Hierbei handelt es sich um Daten aus der amtlichen Statistik, Verwaltungsdaten und Umfragedaten, die monatlich oder vierteljährlich erhoben werden und sich vollständig auf die Metall- und Elektroindustrie beziehen. Die statistische Abgrenzung der M+E-Industrie erfolgt nach Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008 (WZ 2008) und umfasst die Wirtschaftszweige 24.3–24.5, 25–30, 32 und 33. Eine detaillierte Beschreibung der einzelnen Wirtschaftszweige kann Tabelle 1 entnommen werden.

Tabelle 1: Wirtschaftszweige der Metall- und Elektroindustrie

Klasse	Beschreibung
24.3	Sonstige erste Bearbeitung von Eisen und Stahl
24.4	Erzeugung und erste Bearbeitung von NE-Metallen
24.5	Gießereien
25	Herstellung von Metallerzeugnissen
26	Herstellung von Datenverarbeitungsgeräten, elektronischen und optischen Erzeugnissen
27	Herstellung von elektrischen Ausrüstungen
28	Maschinenbau
29	Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen
30	Sonstiger Fahrzeugbau
32	Herstellung von sonstigen Waren
33	Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen

2.1 Datensatz

Das Herzstück dieser empirischen Anwendung bildet der Datensatz mit 38 monatlichen und 17 vierteljährlichen Zeitreihen, die einen Zeitraum von 2008M1 bis 2016M10 umfassen. Der Grund für diesen relativ kurzen Zeitraum liegt in der Konsistenz der verwendeten Variablen. Änderungen der Klassifikation der Wirtschaftszweige und neue Verfahren bei der Erfassung von Daten führten in der Vergangenheit zu Strukturbrüchen, so dass die Vergleichbarkeit der Daten über einen längeren Zeitraum nicht mehr gegeben ist. Da es einen derartig umfangreichen Datensatz in dieser Form bisher nicht gegeben hat, musste dieser zunächst aufgebaut werden. Die Auswahl der Variablen erfolgte dabei anhand von folgenden Kriterien: theoretisch fundierte, allgemein anerkannte und relevante Konjunkturindikatoren mit einem engen Bezug zur Konjunktur der Metall- und Elektroindustrie. Um Scheinkorrelationen zu vermeiden, sind nur nicht-abgeleitete Größen in die engere Wahl gekommen. Des Weiteren wurde das theoretisch zu erwartende Vorzeichen der Korrelation zwischen der entsprechenden Variable und der Referenzreihe bestimmt und anschließend anhand der Daten überprüft. Letztendlich sind nur Variablen in den Datensatz aufgenommen worden, die diesen Kriterien entsprochen haben. Eine ausführliche Auflistung aller verwendeter Variablen können Tabelle 7 entnommen werden. Diese liefert zudem Informationen zu Datenquelle und Periodizität sowie zu Verzögerungen bei der Veröffentlichung (sogenannte *lags*).

Da lediglich die Zeitreihen zum Auftragseingangs- und Produktionsindex sowie die Zeitreihen des ifo Konjunkturtests in aggregierter Form vorliegen, werden im nächsten Schritt die restlichen Variablen aggregiert. Im Detail bedeutet dies, dass die Zeitreihen der einzelnen Wirtschaftszweige (2-3 Steller) zu einer gewichteten M+E-Zeitreihe aggregiert werden. Zudem liegen einige Variablen nur in Ursprungswerten vor, so dass Zeitreihen mit einer saisonalen Komponente per Saisonbereinigungsverfahren X13ARIMA-SEATS des US Census Bureau saisonbereinigt werden. Weiterhin ist die temporale Disaggregation von vierteljährlichen in monatliche Werte durch das *Denton-Cholette*-Verfahren erfolgt, da diese bewährte Methode in der folgenden Analyse bessere Ergebnisse liefert als zum Beispiel die lineare Interpolation.

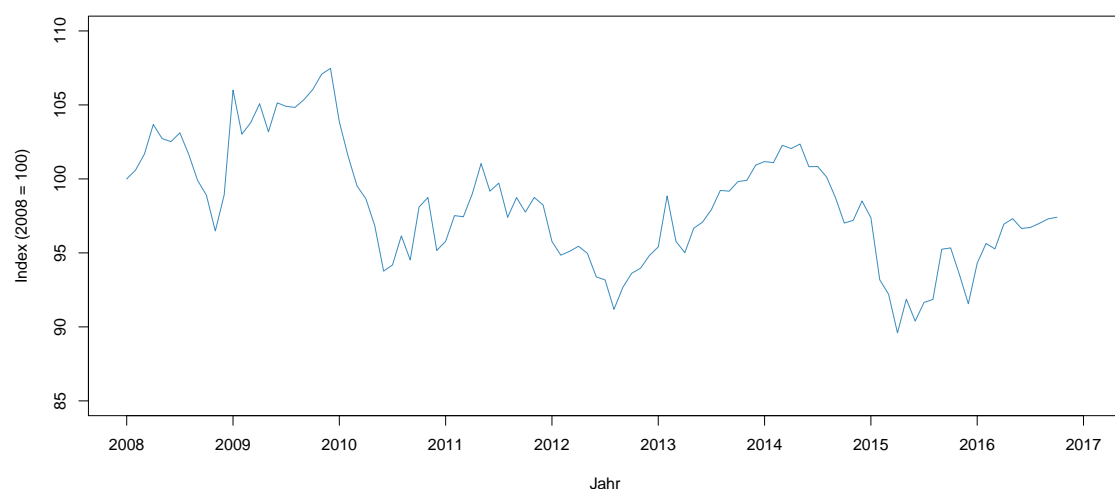
In der Hoffnung die konjunkturelle Lage präziser abbilden zu können und die Prognoseeigenschaften des Konjunkturbarometers zu verbessern, sind zwei neue Konjunkturindikatoren entwickelt worden, die in den folgenden Abschnitten besprochen werden.

2.2 Neu entwickelte Einzelindikatoren

Im Rahmen dieser Arbeit sind zwei neue Einzelindikatoren entstanden, die die Daten der amtlichen Statistik, die Verwaltungsdaten und die Umfragedaten ergänzen und anhand derer die Konjunktur als unbeobachtete Größe präziser abgebildet werden soll. Der Autor verspricht sich damit einen positiven Einfluss auf die Ergebnisse des Konjunkturbarometers und verbesserte Prognoseeigenschaften desselben. Es handelt sich dabei zum einen um eine Größe, die die preisliche Wettbewerbsfähigkeit der Metall- und Elektroindustrie abbildet und zum anderen um einen Frühindikator, der die Entwicklung der Exporte möglichst frühzeitig und verlässlich anzeigen soll. Thematisch stehen beide Indikatoren in einem engen Zusammenhang zur Entwicklung der Ausfuhren. Für in hohem Maße exportorientierte Wirtschaftszweige wie die M+E-Branche, die im Jahr 2015 Waren im Wert von 711 Milliarden Euro exportierten — dies entspricht einem Anteil von 59,6 Prozent aller deutschen Warenausfuhren — und 57,6 Prozent des Umsatzes im Ausland erwirtschafteten sind dies zwei durchaus wichtige Indikatoren.

2.2.1 Preisliche Wettbewerbsfähigkeit

Die preisliche Wettbewerbsfähigkeit gibt an wie kompetitiv die deutsche M+E-Industrie im Vergleich zu wichtigen Handelspartnern ist. Der nominale effektive Wechselkurs ist eine gebräuchliche und schnell verfügbare Größe, um die Auswirkungen von Wechselkursänderungen auf die preisliche Wettbewerbsfähigkeit der deutschen Metall- und Elektroindustrie abzubilden.



Quelle: Datastream, Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

Abbildung 1: Nominaler effektiver Wechselkurs der Metall- und Elektroindustrie

Die Konstruktion des Indikators ist an das Konzept der Europäische Zentralbank (vgl. Schmitz, Clercq et al. 2012) angelehnt. Hierbei werden auf Basis eines gewichteten geometrischen Mittels die bilateralen Wechselkurse des Euros gegenüber den Währungen der wichtigsten Handelspartner der M+E-Industrie mit dem jeweiligen Ausfuhranteil des Handelspartners gewichtet und zu einem Index aggregiert (siehe Gleichung 1). Die Gewichte, die den Anteil des jeweiligen Absatzmarktes an den Ausfuhren widerspiegelt, werden jährlich aktualisiert. Damit wird sichergestellt, dass der sich verändernde Stellenwert der verschiedenen Handelspartner für die M+E-Industrie berücksichtigt wird. Es werden die Währungen von 79 Handelspartnern erfasst, auf die zusammen knapp 90 Prozent der M+E-Ausfuhren entfallen. Um welche Absatzmärkte es sich handelt und mit welchem Gewichten diese in die Berechnung des Index eingehen, listet Tabelle 8 im Anhang auf. Der nominale effektive Wechselkurs kann folgendermaßen interpretiert werden: Eine positive Veränderung zeigt eine Aufwertung des Euro gegenüber den 79 Währungen und damit eine Verschlechterung der preislichen Wettbewerbsfähigkeit an. Folglich steht eine negative Veränderung für eine Verbesserung derselben. Im Detail stellt sich die Berechnungsmethode wie folgt dar:

$$NEER^t = \prod_{i=1}^N (e_{i,euro}^t)^{w_i} \quad (1)$$

außerdem gilt:

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1$$

Dabei steht N für die Anzahl der Handelspartner, $e_{i,euro}^t$ ist ein Index des bilateralen Wechselkurses des Handelspartners i gegenüber dem Euro zum Zeitpunkt t und w_i ist das Gewicht des Handelspartners i . Die Bildung der Indizes sorgt für eine adäquate Vergleichbarkeit der bilateralen Wechselkurse. Währungen mit tendenziell hohen Nominalwerten würden sonst überproportional stark gewichtet werden. Da das geometrische Mittel nur für nichtnegative Zahlen definiert ist, kommt eine Standardisierung nicht in Frage. Nähere Informationen zur Berechnung des nominalen effektiven Wechselkurses in der Statistik-Software R sind im Anhang C.4 zu finden.

Aufgrund der Konstruktion des Konjunkturbarometers als Instrument für Gegenwarts- und Kurzfristprognosen und unter der Annahme, dass sich die Erzeugerpreise nur langsam verändern (rigide Preise), kann in diesem Fall auf die Berechnung des realen effektiven Wechselkurses verzichtet werden. Weiterhin würde die schlechte Verfügbarkeit von Daten zu Erzeugerpreisen bei vielen Handelspartnern die Erhebung des realen effektiven Wechselkurses maßgeblich erschweren. Auch die Berechnung des realen effektiven Wechselkurses mit einer kleineren Gruppe von Handelspart-

nen, für die Daten zu Erzeugerpreisen verfügbar sind, hätte den Nachteil von deutlich verzögerten Veröffentlichungen.

2.2.2 Exportklima

Das ebenfalls neu entwickelte Exportklima soll als Frühindikator die zukünftige Exportentwicklung der M+E-Industrie abbilden. Dieses setzt sich aus zwei Komponenten zusammen: Zum einen handelt es sich dabei um die preisliche Wettbewerbsfähigkeit aus dem vorherigen Abschnitt und zum anderen um das Weltwirtschaftsklima, das die Unternehmensstimmungen in 44 wichtigen Absatzmärkten der M+E-Industrie nachzeichnet und die Nachfrage nach Ausfuhren widerspiegeln soll. Diese Länder decken rund 90 Prozent der M+E-Exporte ab. Die Konstruktion des Einzelindikators orientiert sich dabei eng am ifo Exportklima (vgl. Elstner, Grimme et al. 2013). Die verwendeten Daten zum Weltwirtschaftsklima stammen in erster Linie aus der Unternehmensbefragung der Europäischen Kommission und aus den *Business Tendency and Consumer Opinion Surveys* der OECD, die Statistiken aus den OECD-Ländern unterschiedlichster Quellen normiert und publiziert. Vereinzelt ist auch auf Umfragestatistiken der nationalen Statistikämter zurückgegriffen worden. Eine Übersicht der Länder, die in das Exportklima eingehen, findet sich samt Quellenangabe, Periodizität und Lags in Tabelle 5.



Quelle: Europäische Kommission, OECD, Macrobond, Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

Abbildung 2: Internationale Rahmenbedingungen für die Exporte der M+E-Industrie

In einem ersten Schritt werden die vierteljährlichen Zeitreihen der Unternehmensstimmungen durch lineare Interpolation in monatliche Werte überführt, um anschließend alle Zeitreihen mit länderspezifischen Gewichten zu versehen und zum Weltwirtschaftsklima zu aggregieren. Das Gewicht

eines Landes entspricht dabei dem Anteil des entsprechenden Landes an den M+E-Ausfuhren. Wie bei der preislichen Wettbewerbsfähigkeit werden auch diese Gewichte jährlich aktualisiert, um die verändernden internationalen Rahmenbedingungen zu erfassen. Die Gewichte der jeweiligen Handelspartner kann Tabelle 6 entnommen werden. In die Berechnung des Exportklimas gehen lediglich saisonbereinigte Werte ein. Um eine einheitliche Skalierung zu erhalten und damit eine bessere Vergleichbarkeit und einfachere Interpretation zu ermöglichen, wurden alle Zeitreihen standardisiert. Durch die Standardisierung besitzen die Zeitreihen einen Mittelwert von Null und eine Standardabweichung von Eins.

Der nächste Schritt besteht darin, die preisliche Wettbewerbsfähigkeit und das Weltwirtschaftsklima als Bestandteile des Exportklimas zu verbinden. Dazu müssen zunächst die Gewichte bestimmt werden, mit denen die beiden Komponenten in das Exportklima eingehen. Hierfür werden zwei lineare Regressionen mit verzögerten Variablen geschätzt. Um dieses ökonometrische Verfahren anwenden zu können, muss sichergestellt sein, dass die verwendeten Variablen stationär sind. Aus diesem Grund wird zunächst ein *Augmented Dickey-Fuller Test (ADF-Test)* durchgeführt, um die Variablen auf Stationarität zu prüfen. Wie sich zeigt, ist die preisliche Wettbewerbsfähigkeit eine nicht stationäre Zeitreihe und muss folglich in Log-Differenzen transformiert werden. Als Erstes wird die Veränderung der Exporte zum Vorjahr ($\Delta Export$) auf die aktuelle und die letzten vier Lags der Veränderungsrate der preislichen Wettbewerbsfähigkeit ($\Delta NEER$) regressiert:

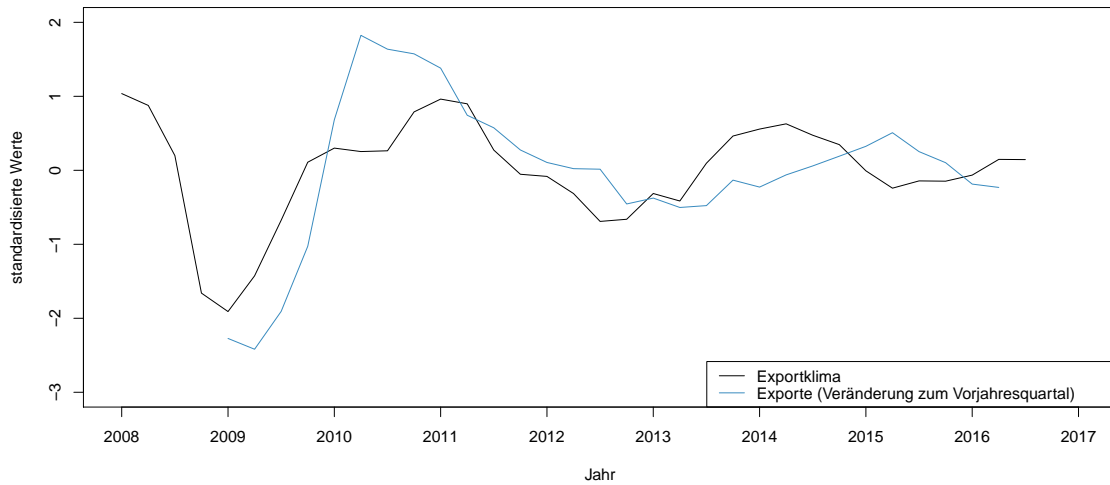
$$\Delta Export_t = \alpha + \beta_1 \Delta NEER_t + \beta_2 \Delta NEER_{t-1} + \dots + \beta_5 \Delta NEER_{t-4} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Bei der Schätzung der Regression (Gleichung 2) wird ein korrigiertes R^2 von 19,4 Prozent ermittelt. Dies bedeutet, dass lediglich 19,4 Prozent der Variation der zu erklärenden Variable durch die Regressoren erklärt werden kann. Die vorherige Regression wird nun um das Weltwirtschaftsklima und dessen vier Verzögerungen erweitert:

$$\begin{aligned} \Delta Export_t = & \alpha + \beta_1 \Delta NEER_t + \beta_2 \Delta NEER_{t-1} + \dots + \beta_5 \Delta NEER_{t-4} \\ & + \gamma_1 WWK_t + \gamma_2 WWK_{t-1} + \dots + \gamma_5 WWK_{t-4} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (3)$$

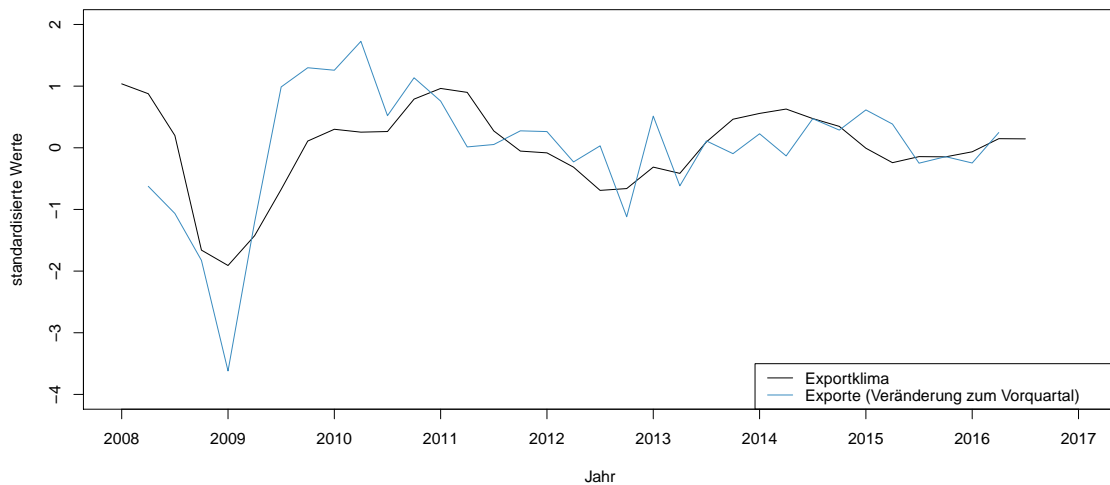
Durch die Berücksichtigung des Weltwirtschaftsklimas erhöht sich das korrigierte R^2 auf 73,5 Prozent. Durch den deutlich höheren Erklärungsgehalt wird die überaus wichtige Rolle des Weltwirtschaftsklimas für die Entwicklung der Exporte ausgedrückt. Um das Gewicht der preislichen Wettbewerbsfähigkeit zu erhalten, kann nun das korrigierte R^2 aus Schätzgleichung (2) durch das kor-

rigierte R^2 aus Schätzgleichung (3) geteilt werden. Dieses Vorgehen ist in diesem Fall zulässig, da keine Multikollinearität vorliegt, die verwendeten Regressoren also nicht korreliert sind. Die preisliche Wettbewerbsfähigkeit geht demnach mit einem Gewicht von 0,26 und das Weltwirtschaftsklima mit einem Gewicht von 0,74 in das Exportklima ein. Das endgültige Exportklima für die Metall- und Elektroindustrie sowie dessen beiden Komponenten sind in Abbildung 2 dargestellt.



Quelle: Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

Abbildung 3: Das Exportklima und die Zuwachsraten der Ausfuhr



Quelle: Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

Abbildung 4: Das Exportklima und die Quartalswachstumsraten der Ausfuhr

Anhand statistischer Größen und einer Kreuzkorrelationsanalyse soll das Exportklima im Folgenden evaluiert werden. Dafür wurden zunächst die monatlichen Zeitreihen über den Durchschnitt der Monatswerte auf Quartalsfrequenz konvertiert. Wie Abbildung 3 bereits deutlich zeigt, besteht ein enger Zusammenhang zwischen Exportklima und Veränderung der Exporte zum Vorjahresquartal. Dies äußert sich ferner durch eine hohe Korrelation von 0,75. Für Konjunkturprognosen sind allerdings Veränderungen gegenüber dem Vorquartal entscheidend. Deshalb ist in Abbildung 4 das Exportklima zusammen mit der Veränderung der Exporte zum Vorquartal dargestellt. Allerdings machen sich unvorhersehbare Ereignisse in Veränderungen zum Vorquartal deutlich bemerkbar, so dass sie größeren Schwankungen unterworfen sind. Es verwundert folglich nicht, dass die beiden Zeitreihen nicht so eng verlaufen wie in Abbildung 3. Die Korrelation von 0,65 ist dennoch relativ hoch.

Obwohl das Kreuzkorrelogramm in Abbildung 5 auf einen gleich- beziehungsweise um ein Quartal nachlaufenden Indikator hindeutet, so ist die Korrelation auch bei einem Vorlauf von einem Quartal recht hoch. Die Korrelationsanalyse gibt somit einen ersten Hinweis darauf, dass das Exportklima ein guter und zeitnah verfügbarer Indikator für die Ausfuhren der M+E-Industrie ist und aus diesem Grund eine sinnvolle Ergänzung des Datensatzes darstellt. Welchen Einfluss das Exportklima letzten Endes auf die Dynamik des Konjunkturbarometers ausübt, wird folgend besprochen.

Die Implementierung des Exportklimas für die Metall- und Elektroindustrie in R kann Anhang C.3 entnommen werden.

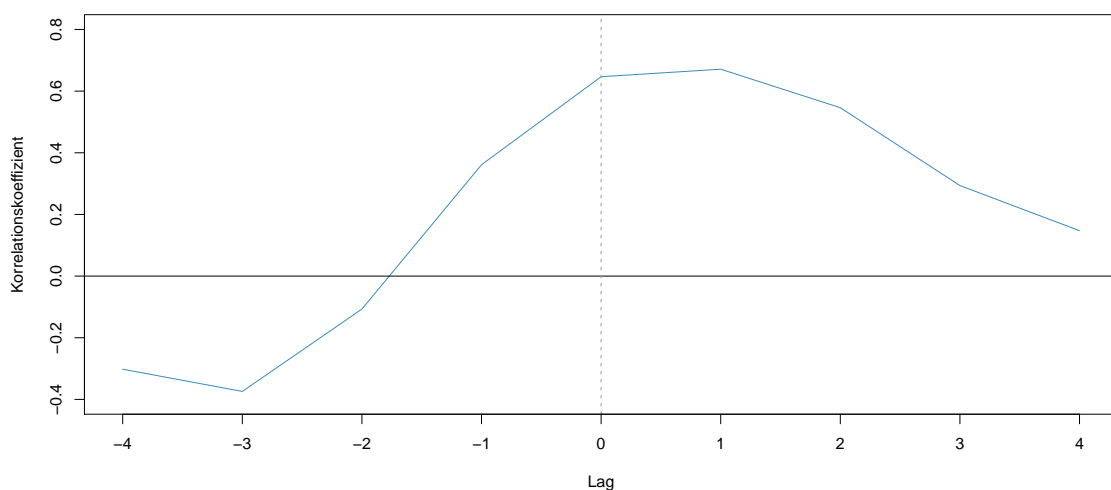


Abbildung 5: Kreuzkorrelation des Exportklimas mit den Ausfuhren

3 Methodik

Bevor ausführlich auf die Implementierung des Konjunkturbarometers eingegangen wird, soll in diesem Absatz ein kurzer theoretischer Überblick der verwendeten statistischen und ökonometrischen Verfahren gegeben werden. Hierzu wird zunächst die Faktorenanalyse beschrieben und in einem zweiten Schritt das Problem fehlender Werte insbesondere am aktuellen Rand und dessen Lösung mittels EM-Algorithmus erläutert.

3.1 Die Faktorenanalyse und dessen Modell

Die Faktorenanalyse wurde ursprünglich im Rahmen psychologischer Fragestellungen entwickelt und soll nicht beobachtbare Größen durch messbare Größen beschreiben. Dabei wird versucht, die Vielzahl der Variablen auf wenige Faktoren zu verdichten. Auch die Konjunktur stellt eine nicht direkt messbare Größe dar, die sich durch eine Vielzahl von Variablen ausdrücken lässt. So verwundert es nicht, dass das Verfahren auch auf konjunkturelle Fragestellungen angewendet wird. Als erste Konjunkturanalytiker haben Stock und Watson (2002) die Faktorenanalyse angewendet und eine Reihe weiterer Arbeiten angestoßen. Dass neben den Wirtschaftsforschungsinstituten wie dem Deutschen Institut für Wirtschaftsforschung (DIW) oder der KOF Konjunkturforschungsstelle auch der Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung ein eigenes Faktorenmodell namens KiFa als Konjunkturindikator einsetzt, zeigt eindrucksvoll wie verbreitet das Verfahren als Instrument der Konjunkturanalyse und -prognose mittlerweile ist.

Grundlage der Faktorenanalyse ist folgendes lineares Modell:

$$x_{i,t} = \lambda_i' F_t + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

wobei $x_{i,t}$ die i -te beobachtete Variable zum Zeitpunkt t darstellt ($\hat{=}$ Konjunkturindikatoren aus dem großen Datensatz). Ferner wird der $r \times 1$ Vektor λ_i als Faktorladung der Variable i und der $r \times 1$ Vektor F_t als Faktor zum Zeitpunkt t bezeichnet. $\varepsilon_{i,t}$ ist ein Vektor von Zufallsfehlern. Die Faktoren F dürfen dabei weder untereinander noch mit den Residuen ε korreliert sein.

Das Modell lässt sich in einem weiteren Schritt kompakter in Matrixschreibweise darstellen:

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}\mathbf{\Lambda} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5)$$

wobei \mathbf{X} eine $T \times N$ Matrix ist, da der Datensatz N Konjunkturindikatoren für T Zeitpunkte bein-

haltet. Des Weiteren ist \mathbf{F} die $T \times r$ Matrix der Faktoren und \mathbf{A} die $r \times N$ Matrix der Faktorladungen. ε ist eine $T \times N$ Matrix der spezifischen Fehler. Die Faktoren, deren Ladungen und die spezifischen Fehler sind dabei nicht beobachtbare Größen und müssen vom Modell aus den Daten geschätzt werden. Die Faktorladungen können als Korrelationskoeffizienten zwischen den extrahierten Faktoren und den ursprünglichen Variablen interpretiert werden. Die Faktorwerte des ersten Faktors werden dabei als Konjunktur interpretiert und ergeben schließlich das Konjunkturbarometer.

3.2 Umgang mit fehlenden Werten am aktuellen Rand

Aufgrund von unterschiedlich verzögerter Veröffentlichung (*lags*) wichtiger Konjunkturindikatoren tritt in der Praxis das Problem von unvollständigen Daten auf. Nicht nur fehlende Werte zu Beginn der Zeitreihe, sondern vor allem am aktuellen Rand (*ragged edges*) stellen für den Konjunkturanalytiker eine große Herausforderung dar, da ohne vollständigen Datensatz die ökonometrischen Verfahren nicht angewendet werden können. Während Umfrageindikatoren wie die Ergebnisse aus dem ifo Konjunkturtest bereits vor Ende des entsprechenden Monats zur Verfügung stehen, werden vorläufige Berechnungen der amtlichen Statistik wie zum Beispiel der Produktionsindex erst 38 Tage nach Ende des Monats publiziert. Detaillierte Informationen zu den einzelnen Zeitreihen und deren Publikationslags sind Tabelle 7 zu entnehmen. Schumacher und Breitung (2008) folgend wird das iterative Verfahren *Expectation-Maximization-Algorithmus* (*EM-Algorithmus*) zur Schätzung der fehlenden Werte eingesetzt. Die Schätzungen des EM-Algorithmus können daher bereits als Prognose (*nowcasting*) aufgefasst werden. Der EM-Algorithmus setzt voraus, dass der Datensatz multivariat normalverteilt ist und die fehlenden Werte zumindest als *Missing At Random* (*MAR*) eingestuft werden können. Beide Voraussetzungen sind bei dem vorliegenden Datensatz gegeben. Grundlage des Verfahrens bilden zwei iterierende Schritte: Während der erste Schritt die fehlenden Werte schätzt (E-Step), werden die fehlenden Werte im M-Step durch die Schätzungen ersetzt. Eine praxisnahe Erläuterung zu dem Verfahren erfolgt im nächsten Abschnitt.

4 Implementierung

Um die Faktorenanalyse durchführen zu können, wird ein vollständiger Datensatz mit identischer Frequenz aller Zeitreihen benötigt. Aus diesem Grund werden zunächst die monatlichen und vierteljährlichen Zeitreihen kombiniert und die fehlenden Werte geschätzt. Die temporale Disaggregation der vierteljährlichen in monatliche Werte erfolgt durch das *Denton-Cholette*-Verfahren. Eine Analyse hat ergeben, dass dieses Verfahren im Vergleich zu einer linearen Interpolation zu einem glatteren Verlauf des Konjunkturbarometers führt und sich die erklärte Variation des ersten Faktors signifikant erhöht. Es handelt sich dabei um ein anerkanntes Standardverfahren, das in vielen Forschungseinrichtungen und Wirtschaftsinstituten eingesetzt wird. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass das Verfahren keine Indikator-Zeitreihe benötigt (vgl. Sax und Steiner 2013). Fehlende Werte im Datensatz werden mit Hilfe des EM-Algorithmus geschätzt. Der Autor bedient sich dabei des R-Pakets *Amelia*¹ von James Honaker, Gary King und Matt Blackwell. Das Programm bietet einen relativ einfachen Einstieg in die Behandlung von fehlenden Werte in der Praxis. Es kombiniert die Missing-Data-Technik der multiplen Imputation mit dem EM-Algorithmus. Im Einzelnen bedeutet dies, dass zunächst für jeden fehlenden Wert im Datensatz (*NA*) mittels des EM-Algorithmus ein Wert geschätzt und anschließend der vollständige Datensatz als Imputationsdatensatz abgespeichert wird. Dieser Vorgang wird beliebig oft wiederholt. Anhand der vielen Imputationsdatensätze können nun statistische Lagemaße wie zum Beispiel das arithmetische Mittel für jeden fehlenden Wert berechnet und in den Originaldatensatz eingesetzt werden. Empfehlungen zur Anzahl der zu generierenden Datensätze variieren in der wissenschaftlichen Literatur erheblich. Während die Autoren des Programms fünf Imputationen für ausreichend erachten, empfehlen andere Wissenschaftler 40-60 Imputationsdatensätze zu generieren. Der Autor der vorliegenden Arbeit hat nach umfassenden Tests mit 400 Imputationen die besten Ergebnisse erzielt.

Die im Folgenden angewendeten ökonometrischen Verfahren setzen stationäre Zeitreihen voraus, sodass die Zeitreihen zunächst mit Hilfe des *Augmented Dickey-Fuller-Tests (ADF-Test)* auf Stationarität geprüft werden mussten. Da die meisten makroökonomischen Zeitreihen per se nicht-stationär sind, musste diese in erste Log-Differenzen transformiert werden. Einen Sonderfall stellen die ifo-Umfrageindikatoren dar, da diese per Definition als stationär betrachtet werden können. Wie bereits bei der Berechnung des Exportklimas wurden im weiteren alle Zeitreihen standardisiert, um eine bessere Vergleichbarkeit und einfachere Interpretation der Faktoren zu ermöglichen. Durch die Standardisierung besitzen die Zeitreihen einen Mittelwert von Null und eine Standardabweichung

¹<https://cran.r-project.org/web/packages/Amelia/>

von Eins.

Der erste analytische Schritt besteht darin, die Variablen des Datensatzes sukzessive daraufhin zu überprüfen, ob dieselben für eine Faktorenanalyse geeignet sind und beibehalten werden können. Dies geschieht anhand des *Kaiser-Meyer-Olkin-Kriteriums (KMO)*, das Werte zwischen Null und Eins annehmen. Kaiser, Meyer und Olkin sind dabei der Ansicht, dass Variablen mit Werten unter 0,5 für eine Faktorenanalyse nicht geeignet sind und empfehlen diese Variablen aus dem Datensatz zu entfernen. Dem Kriterium folgend fließen letzten Endes 48 der 55 berücksichtigten Zeitreihen in das Konjunkturbarometer ein. Die Vielzahl der Variablen sollte dem Konjunkturbarometer Stabilität und Robustheit verleihen. Tabelle 2 listet die endgültig verworfenen und in der Faktorenanalyse nicht berücksichtigten Variablen auf.

Tabelle 2: Aus dem Datensatz entfernte Variablen

Variable	Beschreibung
mts3	Auftragseingangsindex: Ausland
mts5	Betriebe
mts6	Insolvenzen
mts10	Bruttolohn- und Gehaltssumme/Entgeltsumme
mts16	Personen in Anzeigen zur Kurzarbeit
mts30	Nominaler effektiver Wechselkurs
qts9	Sonstige behindernde Faktoren

Die explorative Faktorenanalyse ist ein daten- und dimensionsreduzierendes Verfahren, das versucht aus einer Fülle von Variablen auf wenige latente Variablen (*Faktoren*) zu schließen. Dabei bleibt allerdings die Frage nach der Anzahl der Faktoren unbeantwortet, so dass der nächste Schritt darin besteht, die Anzahl der zu extrahierenden Faktoren zu ermitteln beziehungsweise festzulegen.

Da es in dieser Frage keine eindeutige, objektive Lösung und kein allgemein anerkanntes Verfahren gibt, bleibt die Entscheidung darüber sehr subjektiv. Es gibt mehrere Verfahren oder Kriterien, die auf Grundlage der Eigenwerte der Faktoren eine Entscheidung vorschlagen. Im Folgenden werden das *Kaiser-Guttman-Kriterium* und der *Scree Test (auch Ellenbogenkriterium)* angewendet. Dem ersten Kriterium folgend, müssten sieben Faktoren extrahiert werden, da deren Eigenwerte größer als Eins sind. Die Anwendung des „Scree plot“-Kriteriums führt zu keiner eindeutigen Lösung. Je nachdem, ob man den Knick nach dem dritten oder vierten Faktor als relevanter betrachtet (siehe Abbildung 6), erhält man unterschiedliche Ergebnisse. Nach eingehender Analyse hat sich der Autor weder für das *Kaiser-Guttman-Kriterium* noch für den *Scree-Test*, sondern für die Extraktion von sechs Faktoren entschieden. Der erste Faktor beziehungsweise dessen Faktorwerte, welcher als Konjunktur interpretiert wird, hat bei der Extraktion von fünf weiteren Faktoren den besten Fit mit

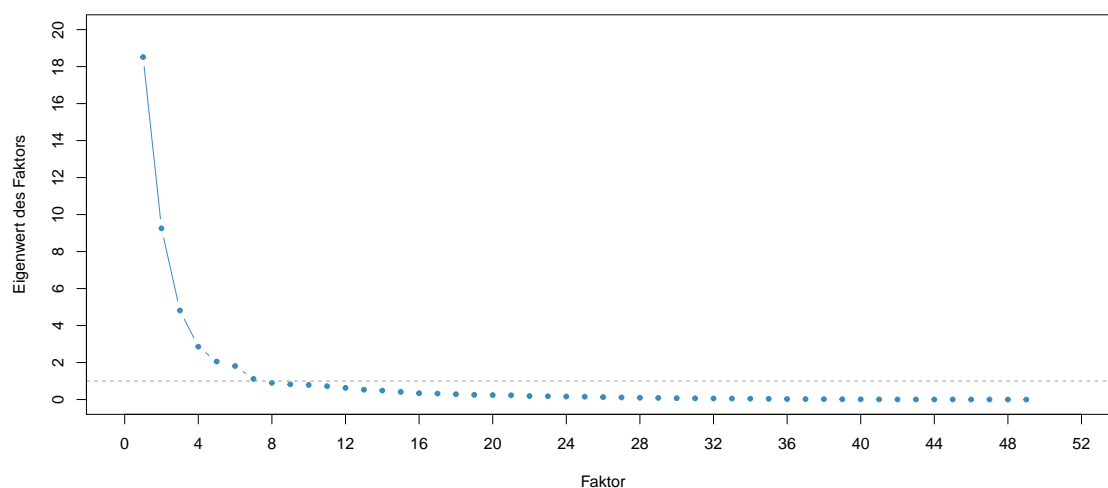


Abbildung 6: Eigenwerte der Faktoren als Grundlage für die Entscheidung der zu extrahierenden Faktorenanzahl

der Referenzreihe und somit die besten Prognoseeigenschaften. Es gilt an dieser Stelle zwischen dem Grad der erklärten Variation des ersten Faktors und der Anpassung an die Referenzreihe abzuwägen. Wie Abbildung 13 im Anhang erkennen lässt, ist in den anderen fünf Faktoren keine Struktur mehr zu erkennen. Dies ist ein wichtiger Hinweis darauf, dass das richtige Modell respektive die korrekte Anzahl an Faktoren gewählt wurde.

Äußerst interessant ist ferner die Frage nach den Variablen, welche die Dynamik des ersten Faktors und somit des Konjunkturbarometers determinieren. Hierzu listet Tabelle 3 diejenigen Variablen auf, die hoch auf den ersten Faktor laden. Es zeigt sich, dass das Konjunkturbarometer maßgeblich von den Ergebnissen des ifo Konjunkturtests und von der Entwicklung der Beschäftigten bestimmt wird. Unter Gesichtspunkten der Verfügbarkeit und Konsistenz der Daten ist das ein überaus erfreuliches Ergebnis, da die sogenannten *weichen* Indikatoren sehr schnell zur Verfügung stehen, geringfügig bis nicht revidiert werden und seit Jahrzehnten einen nahezu unveränderten Fragenkatalog verwenden.

Um die Vergleichbarkeit mit der Referenzreihe zu gewährleisten, muss das Konjunkturbarometer skaliert werden. Im Detail bedeutet dies, dass die standardisierten Werte des Konjunkturbarometers mit der Standardabweichung der Referenzreihe (≈ 10) multipliziert und 100 addiert werden. Einen ersten Eindruck über die Güte des Konjunkturbarometers liefert Abbildung 7. Der enge Zusammenhang zwischen Konjunkturbarometer und Referenzreihe ist deutlich erkennbar. Der sehr gute erste Eindruck wird ferner durch eine sehr hohe Korrelationen bestätigt: Während die ungefilterten Rei-

hen eine Korrelation von 0,94 aufweisen, zeigt sich der enge Verlauf der Zeitreihen mit gleitendem Durchschnitt über drei Monate mit einer Korrelation von 0,96 noch deutlicher. Wenn man bedenkt, dass der Produktionsindex nicht auf den ersten Faktor lädt und deshalb keinen Einfluss auf den Verlauf des Konjunkturbarometers hat, ist dieses Resultat äußerst bemerkenswert.

Tabelle 3: Variablen mit hoher Faktorladung auf den ersten Faktor

Variable	Beschreibung	Ladung
mts7	Beschäftigte	0,57
mts17	Beurteilung der Geschäftslage (Saldo)	0,79
mts19	Geschäftsklima	0,54
mts20	Beurteilung des Auftragsbestandes (Saldo)	0,76
mts21	Beurteilung des Auftragsbestandes Export (Saldo)	0,74
mts23	Preiserwartungen (Saldo)	0,62
mts25	Beschäftigtenerwartungen (Saldo)	0,63
mts26	Kreditvergabe (Restriktiv)	-0,90
qts1	Reichweite der Auftragsbestände (in Monaten)	0,53
qts2	Grad der Kapazitätsauslastung (in Prozent)	0,94
qts3	Behinderung der Produktionstätigkeit (Ja)	-0,94
qts4	Auftragsmangel (Ja)	-0,92
qts5	Arbeitskräftemangel (Ja)	0,87
qts7	Kapazitätsengpässe (Ja)	0,57
qts8	Finanzierungsengpässe (Ja)	-0,96
qts13	Kapazitätsbeurteilung (Saldo)	-0,87
qts14	Überstunden (Ja)	0,89
qts15	Überstunden mehr als betriebsüblich (Ja)	0,51
qts16	Kurzarbeit (Ja)	-0,95
qts17	Kurzarbeit Erwartungen (Ja)	-0,98



Quelle: Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

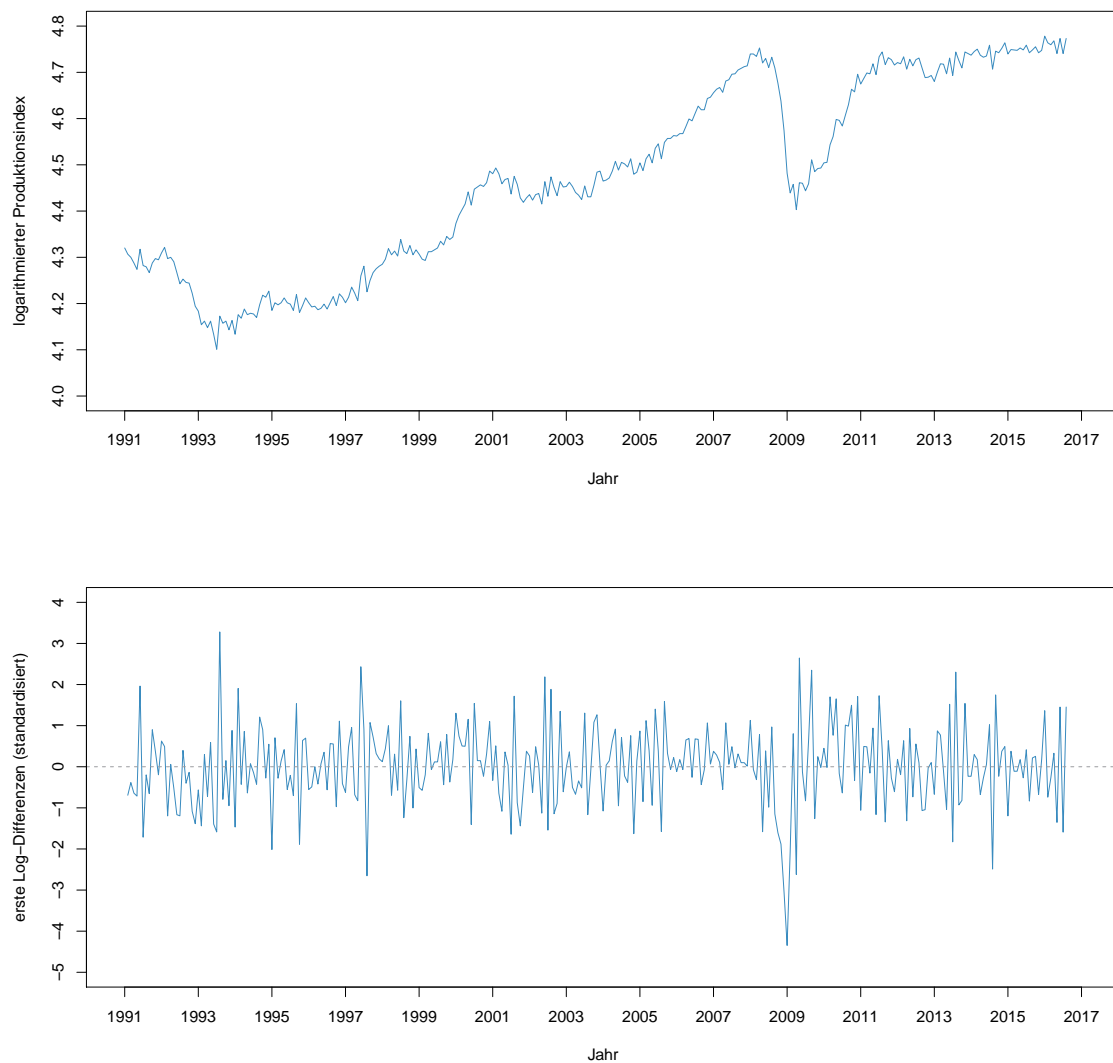
Abbildung 7: Das Konjunkturbarometer und dessen Referenzreihe

5 Prognoseeigenschaften

Nach Konstruktion und Berechnung des Konjunkturbarometers wird in diesem Abschnitt untersucht, wie gut sich das Barometer zur Prognose der konjunkturellen Lage eignet und inwieweit es bessere Prognoseeigenschaften als gängige Konjunkturindikatoren wie zum Beispiel das ifo Geschäftsklima, die ifo Geschäftslage oder ifo Geschäftserwartungen besitzt. Um die Prognoseeigenschaften der einzelnen Indikatoren evaluieren zu können, wird zum einen eine Referenzreihe und zum anderen ein Referenzmodell benötigt.

5.1 Referenzreihe

Die Entwicklung des Produktionsindex wird in der Praxis häufig verwendet, um die konjunkturelle Dynamik der Metall- und Elektroindustrie zu beschreiben. Neben theoretisch fundierten Gründen sprechen relativ schnell verfügbare Daten zur Produktion in den einzelnen Wirtschaftszweigen (2-3 Steller) und die monatliche Periodizität für dieses Vorgehen. Während wissenschaftliche Arbeiten zu gesamtwirtschaftlichen Fragen die Veränderung des Bruttoinlandsprodukts als Referenzreihe verwenden, dient in der folgenden Analyse der Produktionsindex als Referenzreihe.



Quelle: Statistisches Bundesamt, eigene Berechnungen

Abbildung 8: Logarithmierter Produktionsindex und standardisierter Produktionsindex in Log-Differenzen

5.2 Referenzmodelle

Anhand von Referenzmodellen wird die Prognosegüte der verschiedenen Konjunkturindikatoren in Beziehung zu einem „naiven“ Prognosemodell gesetzt, welches in jedem Fall schlechtere Ergebnisse liefern sollte. Naive Prognosen werden durch univariate Zeitreihenmodelle erstellt, die „lediglich“ die Datenstrukturen der Vergangenheit in die Zukunft projizieren und nicht einem Indikatorenansatz folgen. Die Wahl eines passenden univariaten Zeitreihenmodells ist keine einfache Aufgabe, da die Anzahl der vorliegenden Beobachtungseinheiten und der Prognosezeitraum wesentlich die Wahl des Modells bestimmen. Zunächst soll also ein geeignetes univariates Zeitreihenmodell für die Referenzreihe gefunden werden.

Um einen ersten Eindruck von den Daten zu erhalten, wird der Produktionsindex als Referenzreihe in Abbildung 8 dargestellt. Offensichtlich handelt es sich dabei um eine nicht stationäre Zeitreihe, so dass diese in erste Log-Differenzen transformiert wird (siehe Abbildung 8: unterer Plot). Ein kurzer Hinweis zum *Augmented Dickey-Fuller-Tests (ADF-Test)* ist an dieser Stelle angemessen: Obwohl der Produktionsindex einem Trend folgt und somit nicht-stationär sein kann, verwirft der ADF-Test aufgrund des Strukturbruchs in den Jahren der Finanzkrise fälschlicherweise die Nullhypothese und zeigt damit Stationarität an. Sobald man die Zeitreihe in zwei Samples (1991M1–2008M1 und 2008M2–2016M8) aufteilt und den ADF-Test separat für beide Samples durchführt, verwirft der Test die Nullhypothese in beiden Fällen nicht mehr.

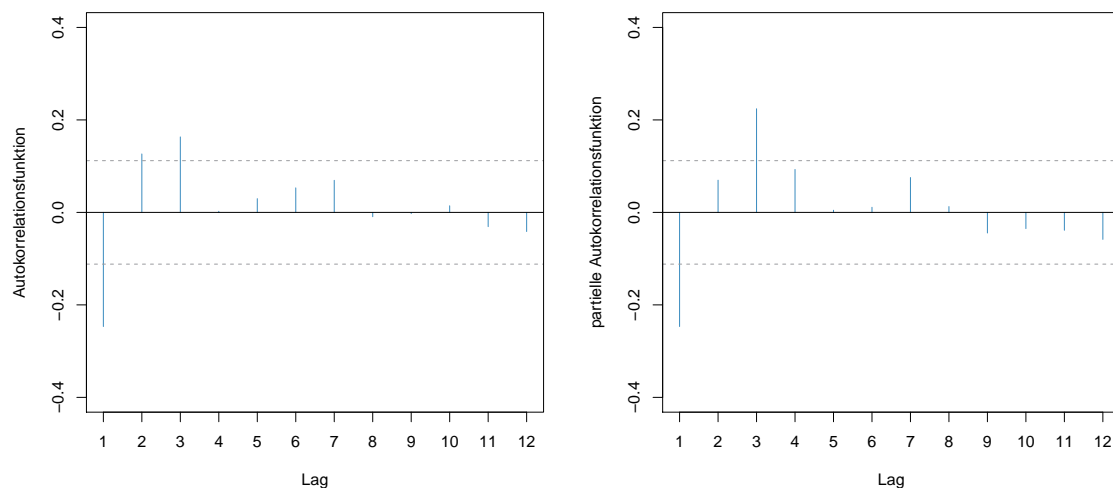


Abbildung 9: Autokorrelations- und partielle Autokorrelationsfunktion der Log-Differenzen des Produktionsindex

Die Autokorrelationsfunktion (ACF) und partielle Autokorrelationsfunktion ($PACF$) liefern erste Hinweise darauf, welche Parameter für den $ARMA(p,q)$ -Prozess zur Modellierung der Referenzreihe in Frage kommen. Abbildung 9 stellt die ACF und $PACF$ des logarithmierten Produktionsindex für den Zeitraum von 1991M1 bis 2016M8 dar. Die ACF sowie die $PACF$ brechen bei Lag drei ab, so dass die Parameter p und q des Modells Werte in einem Intervall von Null bis Drei annehmen dürften. Anhand des *Akaike Informationskriterium* (AIC) und *Schwarz Informationskriterium* (SIC) sind folgende Modelle zunächst ausgewählt worden: $AR(4)$, $MA(2)$, $MA(3)$, $ARMA(1,2)$ und $ARMA(2,3)$. Das $ARMA(2,3)$ -Modell wies bei weiterführenden Analysen die kleinsten $RMSE$ und MAE Werte auf, so dass dieses Modell neben dem Random Walk im Folgenden verwendet wird. Wie die Analyse der Residuen zeigt (siehe Abbildung 10 und 11), hat das univariate $ARMA(2,3)$ -Modell einen guten Fit. Die Residuen des Modells weisen keinerlei signifikanten Autokorrelationen mehr auf und es ist ferner keine Struktur mehr in den Daten zu finden.

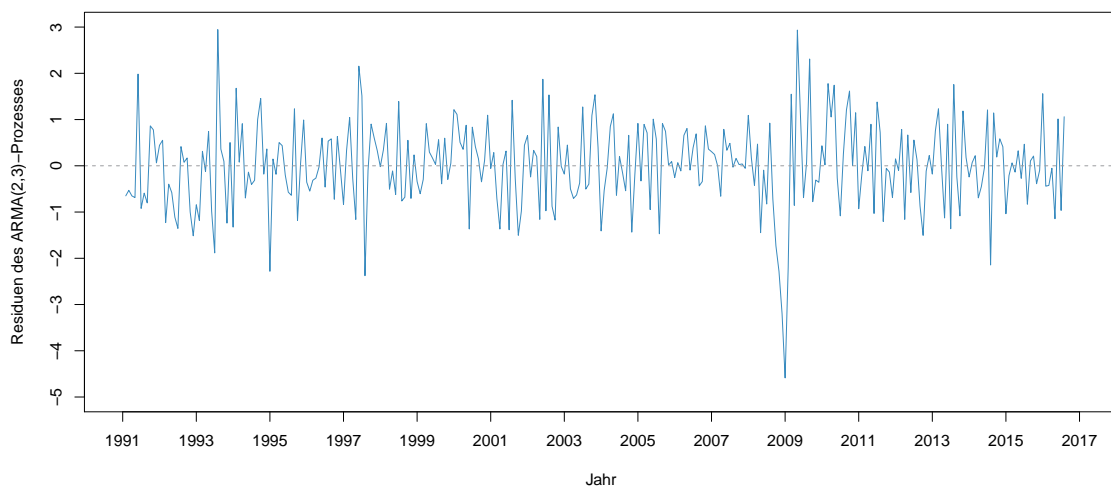


Abbildung 10: Residuen des $ARMA(2,3)$ -Prozesses

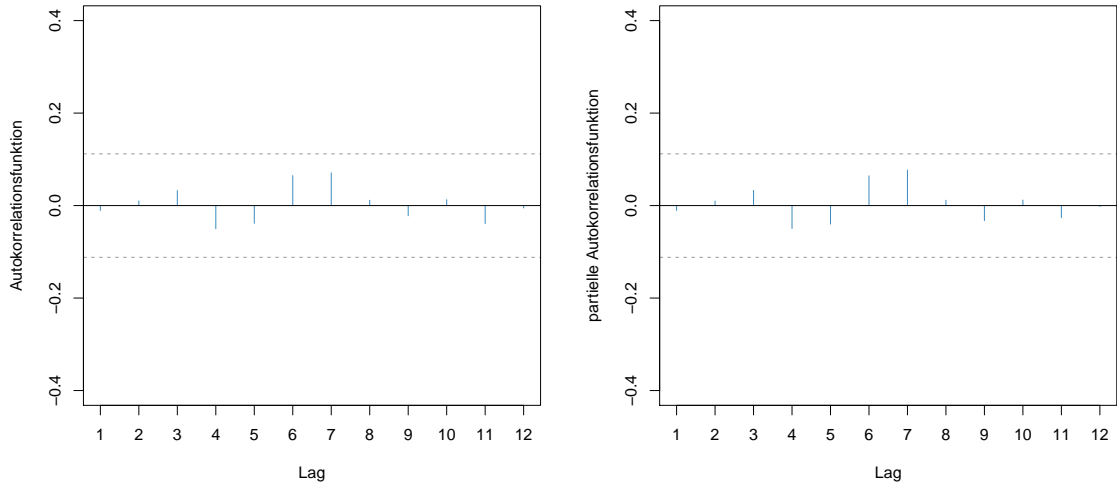


Abbildung 11: ACF und PACF der Residuen des ARMA(2,3)-Prozesses

5.3 Prognosegüte

Die Evaluation der Prognoseeigenschaften der Indikatormodelle erfolgt anhand von Pseudo-out-of-Sample-Prognosen. Dies bedeutet zum einen, dass der Schätzzeitraum lediglich bis zum laufenden Monat reicht und somit keine Prognosen für kommende Monate mit einschließt und zum anderen, dass bereits realisierte Werte für diesen Zeitraum vorliegen. Um den Prognosefehler zu ermitteln, werden die Prognosen der Indikatoren mit den realisierten Werten verglichen. Hierbei beziehen sich die Prognosen lediglich auf den Zeitraum von 2008M2 bis 2016M8. Im Verlauf der Analyse wird der Prognosezeitraum durch 1-Schritt-Prognosen um jeweils einen Monat in Richtung des aktuellen Randes verschoben. Anhand der so ermittelten Prognosefehler werden schließlich die einzelnen Indikatoren verglichen.

Zur Beurteilung der Prognosegüte wird der mittlere quadratische Prognosefehler (*Root Mean Squared Error, RMSE*) herangezogen, der sich wie folgt berechnet:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{(\hat{y}_t - y_t)^2}{h}} \quad (6)$$

Je niedriger der *RMSE*-Wert, desto besser ist die Prognosegüte des Modells. Stimmen alle Prognosen mit den realisierten Werten überein ist der *RMSE* gleich Null. Bisweilen wird der *RMSE* kritisiert, da dieser große Prognosefehler stärker gewichtet als kleinere Abweichungen. Für die folgende Analyse bedeutet dies, dass mit dem mittleren absoluten Fehler (*Mean Absolute Error, MAE*) ein weiteres Maß in die Beurteilung einfließt.

Des Weiteren wird der Theilsche Ungleichheitskoeffizient (*Theil's U*) als ein relatives Maß zur Beurteilung der Prognosegüte hinzugezogen. Dieser setzt den *RMSE* des jeweiligen Konjunkturindikators in Beziehung zum *RMSE* des Referenzmodells.

Theil's U wird folgendermaßen berechnet:

$$Theil's\ U = \frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{(\hat{y}_t - y_t)^2}{h}}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \frac{(\hat{y}_t^{ref} - y_t)^2}{h}}} \quad (7)$$

Je weiter Theil's U unter einem Wert von Eins liegt, desto genauer prognostiziert der Konjunkturindikator im Vergleich zum Referenzmodell. Als Referenzmodelle dienen folgend der Random Walk² und ein ARMA(2,3)-Prozess³.

Tabelle 4: Pseudo-Out-of-Sample-Prognosegüte der Konjunkturindikatoren

Konjunkturindikator	RMSE	MAE	Theil's U gegen	
			ARMA(2,3)	Random Walk
Konjunkturbarometer	0,36	0,28	0,34	0,20
ifo Geschäftsklima	0,76	0,61	0,72	0,43
ifo Geschäftslage	0,56	0,47	0,53	0,32
ifo Geschäftserwartungen	1,29	1,03	1,22	0,73
Univariates ARMA(2,3)-Modell	1,06	0,84		
Random Walk	1,77	1,39		

Die Ergebnisse der Out-of-Sample-Prognosen sind in Tabelle 4 zu sehen. Das neue Konjunkturbarometer weist nicht nur einen deutlich niedrigeren *RMSE* und *MAE* als die Referenzmodelle auf, sondern auch als die anderen betrachteten Konjunkturindikatoren des ifo Instituts. Das *Theil's U* des Konjunkturbarometer ist unabhängig vom Referenzmodell deutlich unter einem Wert von Eins. Die ifo Geschäftslage ist der einzige Indikator, der ähnlich gute Resultate erzielt wie das Konjunkturbarometer. Dass die ifo Geschäftserwartungen dermaßen schlecht abgeschnitten haben, überrascht nur auf den ersten Blick. Die Erwartungen gelten als Frühindikator und werden in der Praxis oft zur Kurzfristprognose der Produktion im Verarbeitenden Gewerbe eingesetzt. Das bedeutet, dass die ifo Geschäftserwartungen deutlich bessere Resultate erzielt hätten, wenn sie mit einem *time lag* von zwei bis drei Monaten in die Analyse eingegangen wären. Das ändert allerdings nichts an dem hervorragenden Ergebnis des Konjunkturbarometers. Dieses scheint ein geeignetes Instrument für Gegenwarts- und Kurzfristprognosen zu sein.

Abschließend werden anhand einer Kreuzkorrelationsanalyse die Vorlaufeigenschaften des neuen

²Random Walk Modell: $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$

³ARMA(2,3)-Prozess: $y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + u_t - \beta_1 u_{t-1} - \beta_2 u_{t-2} - \beta_3 u_{t-3}$

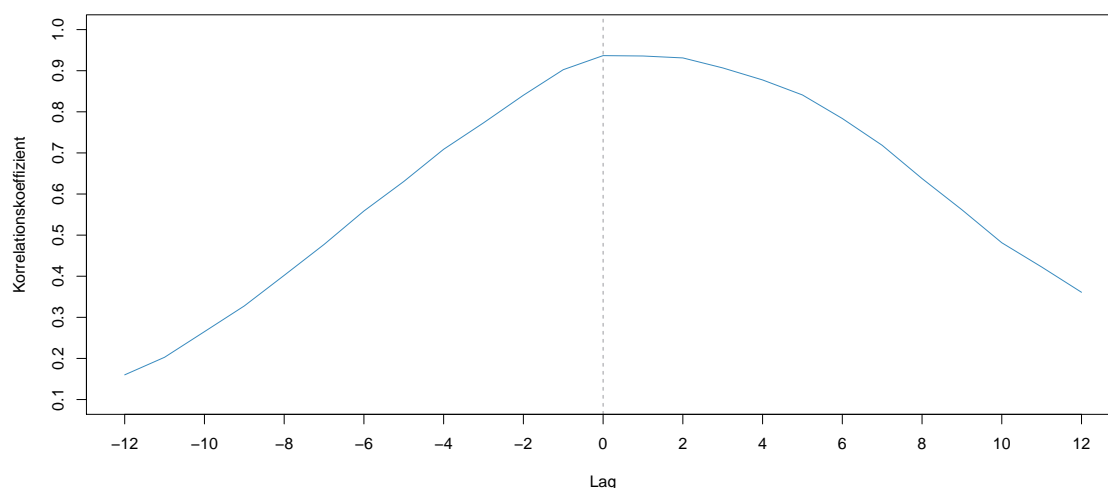


Abbildung 12: Kreuzkorrelation des Konjunkturbarometers mit der Referenzreihe

Indikators untersucht. Diese sollen ferner die überaus wichtige Frage nach der korrekten Identifizierung von Wendepunkten im Konjunkturzyklus beantworten. Abbildung 12 zeigt die Kreuzkorrelationen des Konjunkturbarometers mit der Referenzreihe. Mit einer sehr hohen kontemporären Korrelation von 0,94 und bei einem Vorlauf von bis zu vier Monaten eine noch immer sehr hohe Korrelationen von 0,71, besitzt das Konjunkturbarometer sehr gute vor- sowie gleichlaufende Eigenschaften.

6 Konklusion

Das in diesem Papier vorgestellte Konjunkturbarometer für die Metall- und Elektroindustrie bündelt die Informationen von 38 monatlichen und 17 vierteljährlichen Zeitreihen und filtert daraus mit Hilfe eines Faktorenmodells die Konjunktur als nicht direkt beobachtbare Größe heraus. Dieser Prozess ist transparent, nachvollziehbar und berücksichtigt bewusst kein Expertenwissen über die aktuelle wirtschaftliche Lage. Vielmehr sieht sich der Indikator als objektive Ergänzung, der dem Konjunkturanalytiker ein quantitatives Instrument in Form eines Indexwertes an die Hand gibt, damit dieser zu einer fundierten Einschätzung gelangen kann. Ein kritischer Hinweis sollte an dieser Stelle nicht fehlen: So hilfreich die Bereitstellung eines einzelnen Wertes als Maß für die konjunkturellen Situation ist, da dieser eine große Menge an Informationen verdichtet, so bleiben weitgehend Fragen zu den Ursachen der Entwicklung offen.

Das methodische Vorgehen lässt sich wie folgt rekapitulieren: In einem ersten Schritt wurden fehlende Werte im Datensatz, insbesondere am aktuellen Rand, mit Hilfe des EM-Algorithmus

geschätzt, um anschließend eine Faktorenanalyse durchzuführen und den erste Faktor, das Konjunkturbarometer, zu extrahieren. Daraufhin zeigte sich in einer weitergehenden Analyse, dass der neue Indikator nicht nur zuverlässige und stabile Rückschlüsse auf die konjunkturelle Lage zulässt, sondern auch eine höhere Prognosegüte als die bisher viel beachteten Einzelindikatoren ifo Geschäftsklima, ifo Geschäftslage und ifo Geschäftserwartungen aufweist. Da die Indikatoren quasi zeitgleich veröffentlicht werden, kann das Konjunkturbarometer als eine fundierte Ergänzung zum ifo-Indikator gesehen werden. In der Vergangenheit ist es des öfteren vorgekommen, dass sich die verschiedenen ifo-Einzelindikatoren widersprüchlich entwickelt haben und folglich keinen kongruenten Gesamteindruck lieferten. Mit der breiten Datenbasis kann das Konjunkturbarometer im besten Fall eine klarere Sicht auf die wirtschaftliche Lage schaffen.

An dieser Stelle muss allerdings angemerkt werden, dass das Konjunkturbarometer den gravierenden Rückgang der M+E-Produktion in den Jahren der Finanzkrise (2008/2009) nicht frühzeitig anzeigen konnte und die Talsohle der Krise deutlich später abbildete (siehe Abbildung 7). Trotz alledem zeigt die Kreuzkorrelationsanalyse, dass das Konjunkturbarometer bei einem Vorlauf von drei bis vier Monaten sehr gute Vorlaufeigenschaften besitzt.

Abschließend kann konstatiert werden, dass der verfolgte Ansatz und die ersten Analysen im Rahmen dieser empirischen Arbeit vielversprechende Ergebnisse lieferten. Aufgrund des relativ kurzen Betrachtungszeitraumes von 2008M1 bis 2016M10 bleibt es allerdings abzuwarten, zu welchen Resultaten weitere umfangreiche Analysen in Zukunft kommen werden. Weiterführende Arbeiten könnten die äußerst interessante Frage aufwerfen, welche kurzfristigen Auswirkungen die teilweise erheblichen Revisionen vor allem der amtlichen Statistiken auf die Entwicklung des Konjunkturbarometers haben. Aufgrund der flexiblen Konstruktionsweise des Konjunkturbarometers lassen sich problemlos weitere konjunkturelle Indikatoren integrieren. So könnten die Entwicklungen der börsennotierten Unternehmen der M+E-Industrie durch einen Aktienindex abgebildet werden und so die Erwartungen der Finanzmarktteilnehmer abgebildet werden. Weiterhin haben erste Datenanalysen ergeben, dass die vom Bundesamt für Güterverkehr erhobene Mautstatistik in einem engen Zusammenhang mit der Produktion zu stehen scheint, sodass auch an dieser Stelle eine Erweiterung des Datensatzes denkbar wäre.

Literatur

- Abberger, Klaus, Michael Graff, Boriss Siliverstovs und Jan-Egbert Sturm (2014). „The KOF Economic Barometer, Version 2014: A Composite Leading Indicator for the Swiss Business Cycle“. In: *KOF Working Papers* 353.
- Elstner, Steffen, Christian Grimme und Ulrich Haskamp (2013). „Das ifo Exportklima - ein Frühindikator für die deutsche Exportprognose“. In: *ifo Schnelldienst* 66.4, S. 36–43.
- Sax, Christoph und Peter Steiner (2013). „Temporal Disaggregation of Time Series“. In: *The R Journal* 5.2.
- Schmitz, Martin, Maarten de Clercq, Michael Fidora, Bernadette Lauro und Cristina Pinheiro (2012). „Revisiting the Effective Exchange Rates of the Euro“. In: *ECB Occasional Paper Series* 134.
- Schumacher, Christian und Jörg Breitung (2008). „Real-time forecasting of GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data“. In: *International Journal of Forecasting* 24.3, S. 386–398.
- Stock, James H. und Mark W. Watson (2002). „Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors“. In: *Journal of the American Statistical Association* 97.460, S. 1167–1179.
- Viefers, Paul, Ferdinand Fichtner, Simon Junker und Maximilian Podstawski (2014). „Filtering German Economic Conditions from a large Dataset: the new DIW Economic Barometer“. In: *DIW Berlin Discussion Papers*.

A Tabellen

Tabelle 5: Datengrundlage des Exportklimas

Land	Quelle	Periodizität	Lags
Australien	National Australia Bank	Monatlich	0
Belgien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Brasilien	Fundação Getúlio Vargas	Monatlich	0
Bulgarien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Chile	ICARE, Universidad Adolfo Ibáñez, Banco Central de Chile	Monatlich	0
Dänemark	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Estland	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Finnland	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Frankreich	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Griechenland	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Indien	Reserve Bank of India	Vierteljährlich	7
Indonesien	Bank Indonesia	Vierteljährlich	1
Israel	Israel Central Bureau of Statistics	Monatlich	0
Italien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Japan	Bank of Japan	Vierteljährlich	1
Kanada	Bank of Canada	Vierteljährlich	4
Kolumbien	Fedesarrollo	Monatlich	1
Lettland	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Litauen	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Luxemburg	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Malta	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Mexiko	Banco de México	Monatlich	1
Neuseeland	New Zealand Institute of Economic Research	Vierteljährlich	1
Niederlande	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Norwegen	Norges offisielle statistikk	Vierteljährlich	4
Österreich	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Polen	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Portugal	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Republik Korea	Bank of Korea	Monatlich	0
Rumänien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Russische Föderation	Gaidar Institute for Economic Policy	Monatlich	0
Schweden	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Schweiz	KOF Konjunkturforschungsstelle	Monatlich	0
Slowakei	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Slowenien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Spanien	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Südafrika	Bureau for Economic Research	Vierteljährlich	1
Tschechische Republik	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Türkei	Turkish Statistical Institute	Monatlich	0
Ungarn	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Vereinigte Staaten von Amerika	Institute for Supply Management	Monatlich	0
Vereinigtes Königreich	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0
Volksrepublik China	National Bureau of Statistics of China	Monatlich	0
Zypern	Directorate General for Economic and Financial Affairs	Monatlich	0

Tabelle 6: Gewichte zur Berechnung des Exportklimas

Land	Jahr								
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Australien	0,90	1,09	1,11	1,05	1,21	1,08	0,93	0,92	0,92
Belgien	3,48	3,56	3,21	3,19	3,14	3,05	2,92	2,79	2,79
Brasilien	1,10	1,13	1,37	1,30	1,27	1,25	1,10	0,93	0,93
Bulgarien	0,32	0,24	0,24	0,23	0,27	0,25	0,29	0,30	0,30
Chile	0,21	0,20	0,27	0,31	0,33	0,38	0,25	0,26	0,26
Dänemark	1,49	1,42	1,31	1,16	1,19	1,23	1,25	1,20	1,20
Estland	0,16	0,09	0,11	0,15	0,15	0,17	0,16	0,14	0,14
Finnland	1,16	0,99	0,86	0,86	0,79	0,81	0,84	0,82	0,82
Frankreich	10,94	12,23	11,03	11,18	10,99	10,52	10,22	9,74	9,74
Griechenland	0,78	0,78	0,46	0,35	0,31	0,30	0,29	0,25	0,25
Indien	1,11	1,37	1,23	1,36	1,21	1,10	1,01	1,03	1,03
Indonesien	0,22	0,21	0,26	0,24	0,37	0,34	0,34	0,28	0,28
Israel	0,31	0,36	0,34	0,37	0,39	0,37	0,34	0,35	0,35
Italien	6,78	6,83	6,63	6,02	4,88	4,58	4,56	4,75	4,75
Japan	1,56	1,60	1,66	1,72	1,98	2,03	1,91	1,74	1,74
Kanada	0,81	0,88	0,91	0,91	1,15	1,13	1,03	1,12	1,12
Kolumbien	0,12	0,12	0,14	0,12	0,16	0,14	0,19	0,15	0,15
Lettland	0,17	0,09	0,10	0,14	0,15	0,14	0,14	0,14	0,14
Litauen	0,24	0,14	0,17	0,20	0,21	0,21	0,20	0,23	0,23
Luxemburg	0,38	0,43	0,42	0,41	0,36	0,36	0,35	0,32	0,32
Malta	0,05	0,04	0,06	0,03	0,03	0,03	0,06	0,07	0,07
Mexiko	0,95	0,87	0,98	0,96	1,12	1,13	1,09	1,28	1,28
Neuseeland	0,10	0,10	0,10	0,10	0,12	0,14	0,13	0,12	0,12
Niederlande	4,93	4,96	4,80	4,62	4,38	4,25	4,32	4,52	4,52
Norwegen	0,99	0,97	0,97	0,89	0,97	0,92	0,93	0,80	0,80
Österreich	5,08	4,98	4,69	4,68	4,50	4,57	4,33	4,34	4,34
Polen	4,08	3,68	3,68	3,65	3,40	3,44	3,74	3,97	3,97
Portugal	1,07	0,92	0,87	0,75	0,62	0,64	0,71	0,71	0,71
Republik Korea	1,16	1,38	1,52	1,50	1,65	1,86	1,96	2,10	2,10
Rumänien	1,11	0,88	0,84	0,94	0,97	1,02	1,13	1,22	1,22
Russische Föderation	4,09	3,04	3,18	3,95	4,41	4,18	3,10	1,99	1,99
Schweden	2,45	2,22	2,36	2,35	2,21	2,14	2,17	2,22	2,22
Schweiz	3,57	4,01	4,17	4,25	4,12	3,89	3,67	3,64	3,64
Slowakei	1,12	0,96	1,08	1,11	1,11	1,14	1,16	1,21	1,21
Slowenien	0,46	0,36	0,35	0,35	0,32	0,33	0,33	0,36	0,36
Spanien	5,47	4,73	4,21	3,71	3,08	3,11	3,47	3,67	3,67
Südafrika	0,99	1,00	1,06	1,06	1,09	1,10	1,01	1,11	1,11
Tschechische Republik	3,12	3,08	3,18	3,07	3,01	3,08	3,30	3,36	3,36
Türkei	1,95	1,76	2,15	2,44	2,32	2,60	2,22	2,50	2,50
Ungarn	2,36	1,83	1,90	1,86	1,91	2,09	2,36	2,43	2,43
Vereinigte Staaten von Amerika	9,51	8,83	9,42	9,36	10,82	11,35	11,58	12,88	12,88
Vereinigtes Königreich	7,90	8,26	7,51	7,43	7,69	7,86	8,44	8,99	8,99
Volksrepublik China	5,16	7,26	9,01	9,61	9,56	9,58	10,41	9,01	9,01
Zypern	0,10	0,10	0,09	0,08	0,06	0,10	0,05	0,05	0,05
Σ	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabelle 7: Datengrundlage des Konjunkturbarometers

Variable	Quelle	Periodizität	Lags	Hinweise
Auftragseingangsindex: Insgesamt	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saison- und arbeitstäglichbereinigte Werte
Auftragseingangsindex: Inland	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saison- und arbeitstäglichbereinigte Werte
Auftragseingangsindex: Ausland	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saison- und arbeitstäglichbereinigte Werte
Produktionsindex	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saison- und arbeitstäglichbereinigte Werte
Betriebe	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Originalwerte
Insolvenzen	Statistisches Bundesamt	Monatlich	3	Originalwerte
Beschäftigte	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Ausschließlich geringfügig entlohnte Beschäftigte	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	7	Saisonbereinigte Werte
Geleistete Arbeitsstunden	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Originalwerte
Bruttolohn- und Gehaltssumme (Entgeltssumme)	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Originalwerte
Bestand an Arbeitslosen	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	1	Saisonbereinigte Werte
Bestand an gemeldeten Arbeitsstellen	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	1	Saisonbereinigte Werte
Kurzarbeiter	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	7	Originalwerte
Betriebe mit Kurzarbeit	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	7	Originalwerte
Anzeigen zur Kurzarbeit	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	2	Originalwerte
Personen in Anzeigen zur Kurzarbeit	Bundesagentur für Arbeit	Monatlich	2	Originalwerte
Geschäftslage Beurteilung	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Saisonbereinigte Werte
Geschäftslage Erwartungen	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Saisonbereinigte Werte
Geschäftsklima	ifo Institut	Monatlich	0	Saisonbereinigte Werte
Auftragsbestand Beurteilung	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Auftragsbestand Beurteilung Export	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Produktionspläne	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Preiserwartungen	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Exportserwartungen	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Beschäftigtenerwartungen	ifo Institut	Monatlich	0	Saldo, Originalwerte
Kreditvergabe	ifo Institut	Monatlich	0	Originalwerte
Einfuhrpreise	Statistisches Bundesamt	Monatlich	1	Saisonbereinigte Werte
Ausfuhrpreise	Statistisches Bundesamt	Monatlich	1	Saisonbereinigte Werte
Erzeugerpreise	Statistisches Bundesamt	Monatlich	1	Saisonbereinigte Werte
Nominaler effektiver Wechselkurs	Datastream, Statistisches Bundesamt	Monatlich	0	Originalwerte
Ausfuhren	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Einfuhren	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Exportklima	Macrobond, OECD, DG ECFIN	Monatlich	1	Originalwerte
Umsatz	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Inlandsumsatz	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Auslandsumsatz	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Auslandsumsatz mit der Eurozone	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Auslandsumsatz mit dem sonstigen Ausland	Statistisches Bundesamt	Monatlich	2	Saisonbereinigte Werte
Auftragsbestand in Monaten	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saisonbereinigte Werte
Kapazität Ausnutzung in Prozent	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saisonbereinigte Werte
Produktionstätigkeit Behinderung	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Auftragsmangel	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Arbeitskräftemangel	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte

Tabelle 7: Datengrundlage des Konjunkturbarometers

Variable	Quelle	Periodizität	Lags	Hinweise
Materialknappheit	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Kapazitätsengpässe	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Finanzierungsengpässe	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Sonstige behindernde Faktoren	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Wettbewerbsposition Inland	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saldo, Originalwerte
Wettbewerbsposition Ausland EU	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saldo, Saisonbereinigte Werte
Wettbewerbsposition Ausland außerhalb EU	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saldo, Saisonbereinigte Werte
Kapazitätsbeurteilung	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Saldo, Originalwerte
Überstunden	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Überstunden mehr als betriebsüblich	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Kurzarbeit	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte
Kurzarbeit Erwartungen	ifo Institut	Vierteljährlich	0	Originalwerte

Tabelle 8: Absatzmärkte und deren Gewichte zur Berechnung des effektiven Wechselkurses

Land	Jahr								
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Ägypten	0,53	0,65	0,55	0,34	0,34	0,30	0,38	0,42	0,42
Albanien	0,03	0,05	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
Algerien	0,25	0,35	0,26	0,24	0,26	0,30	0,35	0,28	0,28
Argentinien	0,36	0,33	0,47	0,49	0,45	0,47	0,36	0,34	0,34
Australien	1,36	1,64	1,59	1,49	1,63	1,44	1,23	1,22	1,22
Bahrain	0,07	0,08	0,08	0,09	0,07	0,05	0,06	0,06	0,06
Bangladesch	0,05	0,07	0,09	0,07	0,06	0,07	0,09	0,09	0,09
Bermuda	0,00	0,00	0,19	0,02	0,00	0,00	0,00	0,09	0,09
Bolivien	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
Botsuana	0,00	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
Brasilien	1,65	1,70	1,95	1,84	1,72	1,67	1,46	1,23	1,23
Brunei Darussalam	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,03	0,03
Bulgarien	0,49	0,36	0,34	0,33	0,37	0,34	0,38	0,40	0,40
Burundi	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Chile	0,32	0,30	0,38	0,44	0,45	0,50	0,33	0,34	0,34
Dänemark	2,25	2,13	1,87	1,64	1,60	1,63	1,66	1,59	1,59
Fidschi	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Gambia	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Ghana	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05	0,05	0,04	0,03	0,03
Guinea	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
Hongkong	0,81	0,94	1,07	0,95	0,92	0,89	0,87	0,82	0,82
Indien	1,67	2,05	1,75	1,92	1,63	1,47	1,33	1,37	1,37
Indonesien	0,33	0,32	0,37	0,34	0,50	0,45	0,46	0,37	0,37
Island	0,07	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05
Israel	0,46	0,53	0,49	0,52	0,52	0,49	0,45	0,47	0,47
Japan	2,36	2,40	2,37	2,43	2,66	2,70	2,54	2,32	2,32
Jordanien	0,17	0,18	0,13	0,09	0,13	0,10	0,09	0,11	0,11
Kanada	1,22	1,32	1,29	1,28	1,54	1,51	1,37	1,49	1,49
Kasachstan	0,33	0,31	0,25	0,27	0,29	0,33	0,25	0,15	0,15
Katar	0,37	0,31	0,37	0,19	0,20	0,21	0,38	0,28	0,28
Kenia	0,04	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05	0,04	0,04	0,04
Kolumbien	0,18	0,18	0,20	0,17	0,22	0,18	0,25	0,20	0,20
Kroatien	0,51	0,43	0,28	0,28	0,25	0,22	0,23	0,26	0,26
Kuwait	0,22	0,24	0,22	0,17	0,19	0,22	0,22	0,17	0,17
Libanon	0,09	0,13	0,13	0,09	0,10	0,09	0,08	0,09	0,09
Malawi	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Malaysia	0,90	0,91	0,95	0,82	0,88	0,85	0,82	0,76	0,76
Marokko	0,27	0,29	0,24	0,24	0,23	0,22	0,21	0,23	0,23
Mauretanien	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
Mauritius	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
Mexiko	1,43	1,31	1,39	1,36	1,51	1,50	1,44	1,70	1,70
Mosambik	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02
Neuseeland	0,15	0,15	0,14	0,15	0,17	0,18	0,17	0,16	0,16
Nigeria	0,21	0,24	0,18	0,20	0,17	0,19	0,19	0,11	0,11
Norwegen	1,49	1,46	1,38	1,26	1,30	1,23	1,24	1,07	1,07
Oman	0,21	0,12	0,11	0,12	0,13	0,13	0,12	0,14	0,14
Pakistan	0,15	0,13	0,10	0,09	0,09	0,10	0,09	0,12	0,12
Papua-Neuguinea	0,00	0,01	0,01	0,00	0,02	0,01	0,00	0,00	0,00
Paraguay	0,01	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
Peru	0,09	0,09	0,11	0,13	0,16	0,16	0,14	0,11	0,11
Philippinen	0,18	0,18	0,22	0,22	0,26	0,30	0,33	0,32	0,32
Polen	6,16	5,52	5,25	5,16	4,58	4,58	4,96	5,27	5,27
Republik Korea	1,75	2,07	2,16	2,12	2,22	2,48	2,60	2,79	2,79
Rumänien	1,67	1,32	1,20	1,33	1,30	1,36	1,50	1,61	1,61
Russische Föderation	6,17	4,57	4,53	5,59	5,93	5,57	4,12	2,64	2,64
Sambia	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,03	0,01	0,01	0,01
Saudi-Arabien	0,95	1,14	1,07	1,09	1,19	1,34	1,29	1,24	1,24
Schweden	3,69	3,34	3,36	3,33	2,98	2,85	2,88	2,94	2,94
Schweiz	5,39	6,02	5,94	6,01	5,55	5,18	4,87	4,83	4,83
Singapur	1,16	1,39	1,28	1,18	1,11	1,08	1,04	1,00	1,00
Sri Lanka	0,02	0,03	0,03	0,04	0,04	0,04	0,03	0,03	0,03
Südafrika	1,50	1,51	1,52	1,49	1,46	1,46	1,33	1,47	1,47
Taiwan	0,82	0,82	1,06	1,01	0,86	0,84	1,04	1,04	1,04
Thailand	0,45	0,49	0,50	0,52	0,66	0,60	0,56	0,55	0,55
Tschechische Republik	4,72	4,62	4,53	4,34	4,04	4,11	4,38	4,46	4,46
Tunesien	0,25	0,30	0,32	0,24	0,21	0,20	0,19	0,19	0,19

Tabelle 8: Absatzmärkte und deren Gewichte zur Berechnung des effektiven Wechselkurses

Land	Jahr								
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Türkei	2,94	2,64	3,06	3,45	3,13	3,46	2,95	3,32	3,32
Uganda	0,01	0,01	0,02	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
Ukraine	1,18	0,66	0,64	0,74	0,75	0,68	0,39	0,29	0,29
Ungarn	3,56	2,75	2,71	2,64	2,57	2,79	3,13	3,23	3,23
Uruguay	0,02	0,02	0,03	0,03	0,05	0,04	0,06	0,05	0,05
Vanuatu	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Venezuela	0,17	0,16	0,11	0,09	0,12	0,09	0,09	0,05	0,05
Vereinigte Arabische Emirate	1,71	1,63	1,63	1,38	1,81	1,79	2,05	2,52	2,52
Vereinigte Republik Tansania	0,03	0,03	0,02	0,02	0,03	0,02	0,03	0,01	0,01
Vereinigte Staaten von Amerika	14,36	13,25	13,42	13,25	14,55	15,11	15,37	17,09	17,09
Vereinigtes Königreich	11,92	12,40	10,70	10,50	10,35	10,46	11,20	11,93	11,93
Vietnam	0,19	0,27	0,28	0,32	0,34	0,30	0,30	0,32	0,32
Volksrepublik China	7,80	10,90	12,85	13,59	12,86	12,76	13,81	11,95	11,95
Σ	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

B Abbildungen

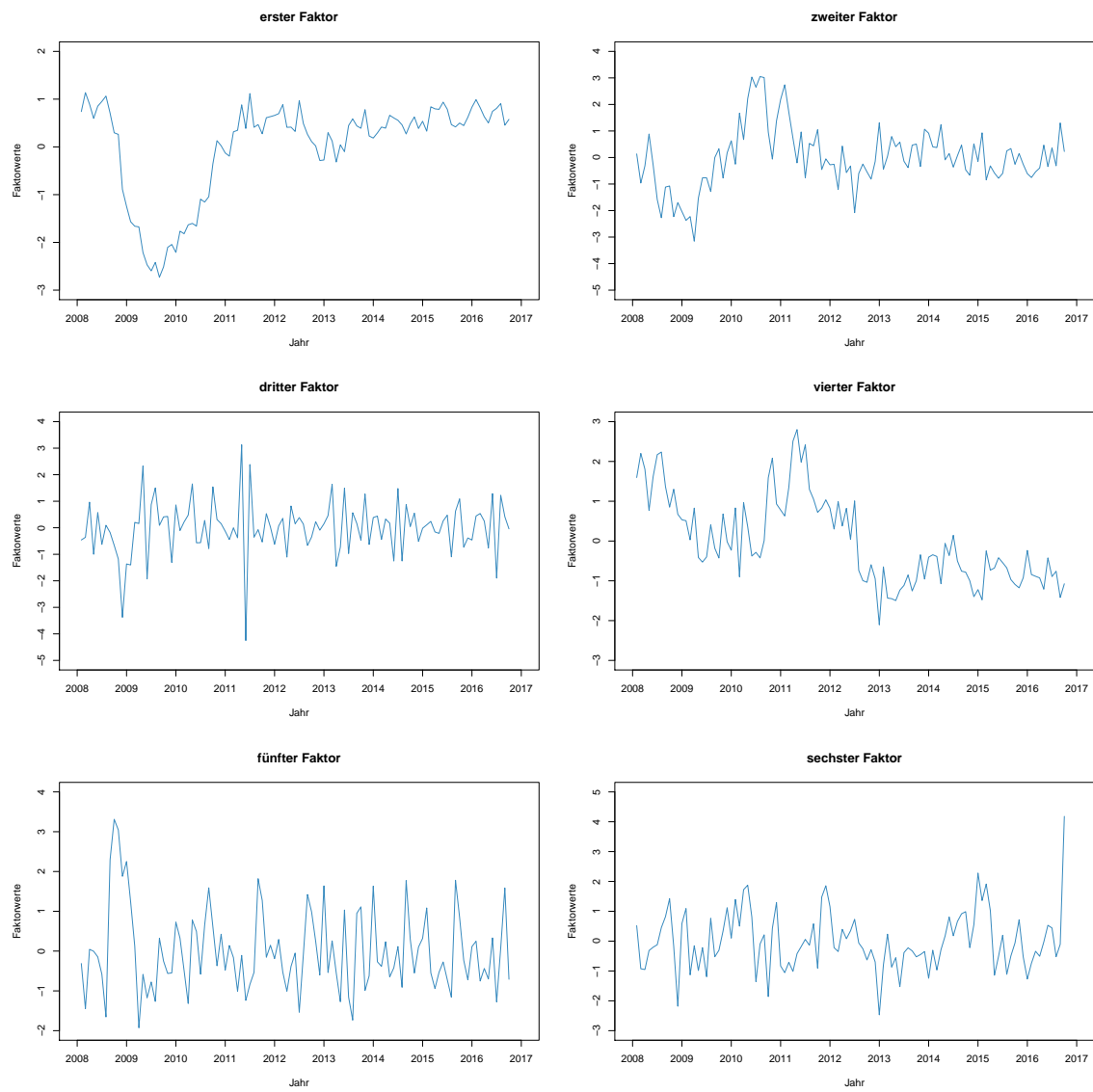


Abbildung 13: Extrahierte Faktoren

C Quellcode

C.1 Konjunkturbarometer

```
1 # Thema: M+E-Konjunkturbarometer
2 # Beschreibung: Konjunkturbarometer für die Metall- und Elektroindustrie
3 # Autor: Benjamin Körtelt
4
5 rm(list=ls())
6 options(max.print = 10000)
7 setwd("/Users/benjamin/Desktop/Bachelor-Thesis/R/")
8
9 library(zoo)
10 library(tempdisagg)
11 library(Amelia)
12 library(psych)
13
14 # ----- Funktionen -----
15
16 log_differenzen <- function(x, y = 1) {
17   ld <- diff(log(x), differences = y);
18   return(ld)
19 }
20
21 standardisierung <- function(x) {
22   z <- scale(x);
23   return(z)
24 }
25
26 skalierung <- function(x){
27   dz <- (x * standardabweichung) + 100;
28   return(dz)
29 }
30
31 denton_cholette <- function(x){
32   x <- ts(x, start = c(2008, 1), frequency = 4);
33   dc <- td(x ~ 1, to = "monthly", method = "denton-cholette");
34   return(predict(dc))
35 }
36
37 # ----- Datensatz -----
38
39 datensatz_m <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Konjunkturindikatoren-M.csv",
40   stringsAsFactors = F)
41 datensatz_q <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Konjunkturindikatoren-Q.csv",
42   stringsAsFactors = F)
43
44 # Skalierung des Konjunkturbarometer anhand der Standardabweichung der Referenzreihe
45 standardabweichung <- sd(datensatz_m$mts4, na.rm = T)
46
47 # Referenzreihe (Produktionsindex)
48 referenzreihe <- ts(datensatz_m$mts4, start = c(2008, 1), frequency = 12)
49
50 # ----- temporale Disaggregation -----
51
52 # lineare Interpolation der vierteljährlichen Daten
53 #datensatz_q <- as.data.frame(round(na.approx(datensatz_q), digits = 1))
54
55 # Denton-Cholette
56 datensatz_q <- as.data.frame(apply(datensatz_q, 2, denton_cholette))
57
58 # lösche 2016M11 und 2016M12
59 datensatz_q <- datensatz_q[-c(nrow(datensatz_q), nrow(datensatz_q)-1), ]
60
61 # ----- Multiple Imputation: EM-Algorithmus -----
62
63 # Anzahl der zu generierenden Datensätze
64 mi_datensaetze <- 400
65
66 em <- amelia(datensatz_m, m = mi_datensaetze, ts = "time", polytime = 2, logs = c(2:17,
67   28:39), boot.type = "none", parallel = "multicore", ncpus = 4)
68
69 # fehlende Werte im Datensatz suchen
```

```

67 missing_values <- which(is.na(datensatz_m), arr.ind = T)
68
69 # fehlende Werte durch Mittelwerte der Imputationsdatensätze ersetzen
70 mi <- matrix(data = NA, nrow = mi_datensaetze, ncol = nrow(missing_values))
71
72 for (i in 1:nrow(missing_values)) {
73   for (j in 1:mi_datensaetze) {
74     mi[j, i] <- em$imputations[[j]][missing_values[i, 1], missing_values[i, 2]];
75   }
76   datensatz_m[missing_values[i, 1], missing_values[i, 2]] <- mean(mi[,i])
77 }
78
79 # ----- Datensatz transformieren -----
80
81 # monatliche und vierteljährliche Daten zusammenführen
82 datensatz <- cbind(datensatz_m, datensatz_q)
83
84 datensatz_tmp1 <- apply(datensatz[, c(2:17)], 2, log_differenzen)
85 datensatz_tmp2 <- apply(datensatz[, c(28:39)], 2, log_differenzen)
86
87 datensatz_mom <- cbind(datensatz_tmp1, datensatz[-c(1), c(18:27)], datensatz_tmp2, datensatz
88   [-c(1), c(40:56)])
89 datensatz_mom <- as.data.frame(apply(datensatz_mom, 2, standardisierung))
90
91 # ----- Faktorenanalyse -----
92
93 KMO(datensatz_mom)
94
95 # Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium anwenden (Variablen sukzessive entfernen)
96 datensatz_mom <- datensatz_mom[, -c(3, 5, 6, 10, 30, 47)]
97
98 KMO(datensatz_mom)
99
100 # Anzahl der zu extrahierenden Faktoren bestimmen
101 par(mfrow = c(1, 1))
102 scree(datensatz_mom, pc = T)
103
104 # Faktorenanalyse durchführen
105 faktorenanalyse <- fa(datensatz_mom, nfactors = 6, fm = "pa", rotate = "varimax")
106 print(faktorenanalyse, cut = 0.5)
107
108 faktorenanalyse$loadings
109 faktorenanalyse$scores
110 faktorenanalyse$e.values
111
112 par(mfrow = c(1, 1))
113 plot(faktorenanalyse$e.values, main = NA, axes = F, xlim = c(0, 52), ylim = c(0, 20), xlab="
114   Faktor", ylab = "Eigenwert des Faktors", type="b", pch = 20, col = "#398BBF")
115 abline(h = 1, lty = 2, col = "#9A9B9F")
116 axis(1, at = seq(0, 52, by = 4), labels = T)
117 axis(2, at = seq(0, 20, by = 2), labels = T)
118 box()
119
120 pa1 <- ts(faktorenanalyse$scores[,1], start = c(2008, 2), frequency = 12)
121 pa2 <- ts(faktorenanalyse$scores[,2], start = c(2008, 2), frequency = 12)
122 pa3 <- ts(faktorenanalyse$scores[,3], start = c(2008, 2), frequency = 12)
123 pa4 <- ts(faktorenanalyse$scores[,4], start = c(2008, 2), frequency = 12)
124 pa5 <- ts(faktorenanalyse$scores[,5], start = c(2008, 2), frequency = 12)
125 pa6 <- ts(faktorenanalyse$scores[,6], start = c(2008, 2), frequency = 12)
126
127 par(mfrow = c(3, 2))
128 plot(pa1, main = "erster Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-3, 2), xlab = "Jahr"
129   , ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")
130 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
131 axis(2, at = seq(-3, 2, by = 1), labels = T)
132 box()
133
134 plot(pa2, main = "zweiter Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-5, 4), xlab = "Jahr"
135   , ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")
136 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
137 axis(2, at = seq(-5, 4, by = 1), labels = T)
138 box()
139
140 plot(pa3, main = "dritter Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-5, 4), xlab = "Jahr"
141   , ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")

```

```

135 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
136 axis(2, at = seq(-5, 4, by = 1), labels = T)
137 box()
138 plot(pa4, main = "vierter Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-3, 3), xlab = "Jahr",
      ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")
139 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
140 axis(2, at = seq(-3, 3, by = 1), labels = T)
141 box()
142 plot(pa5, main = "fünfter Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-2, 4), xlab = "Jahr",
      ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")
143 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
144 axis(2, at = seq(-2, 4, by = 1), labels = T)
145 box()
146 plot(pa6, main = "sechster Faktor", axes = F, xlim=c(2008, 2017), ylim=c(-3, 5), xlab = "Jahr",
      ylab = "Faktorwerte", col = "#398BBF")
147 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
148 axis(2, at = seq(-3, 5, by = 1), labels = T)
149 box()
150
151 # ————— Konjunkturbarometer skalieren —————
152
153 konjunkturbarometer <- sapply(pa1, skalierung)
154 konjunkturbarometer <- ts(konjunkturbarometer, start = c(2008, 2), frequency = 12)
155
156 # ————— Konjunkturbarometer speichern —————
157 write.csv2(round(konjunkturbarometer, digits=1), file = "Konjunkturbarometer.csv")

```


C.2 Referenzmodelle, Analyse und Prognosegüte

```
1 # Thema: Referenzmodelle
2 # Beschreibung: Prognosegüte verschiedener Modelle im Vergleich
3 # Autor: Benjamin Körtelt
4
5 rm(list=ls())
6 options(max.print = 10000)
7 setwd("/Users/benjamin/Desktop/Bachelor-Thesis/R/")
8
9 library(zoo)
10 library(tseries)
11 library(forecast)
12
13 # ----- Funktionen -----
14
15 rmse <- function (t, p) {
16   sqrt(mean((p-t)^2));
17 }
18
19 mae <- function (t, p) {
20   mean(abs(p-t));
21 }
22
23 datensatz <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Referenzmodelle/Referenzmodelle.csv",
24   stringsAsFactors = F)
25
26 lange_referenzreihe <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Referenzmodelle/Produktionsindex
27   .csv", stringsAsFactors = F)
28
29 # ----- Produktionsindex (Referenzreihe) -----
30
31 #produktionsindex <- datensatz$mts1[1:104]
32 produktionsindex <- lange_referenzreihe$lmts1
33 produktionsindex_log <- log(produktionsindex)
34 produktionsindex_log_differenzen <- scale(diff(log(produktionsindex), differences = 1))
35
36 produktionsindex_log <- ts(produktionsindex_log, start=c(1991, 1), frequency=12)
37 produktionsindex_log_differenzen <- ts(produktionsindex_log_differenzen, start=c(1991, 2),
38   frequency=12)
39
40 adf.test(produktionsindex_log)
41 adf.test(window(produktionsindex_log, start = c(1991, 1), end = c(2008, 12), frequency = 12)
42 )
43 adf.test(window(produktionsindex_log, start = c(2009, 1), end = c(2016, 8), frequency = 12))
44
45 # Plots
46
47 par(mfrow = c(2,1))
48 plot(produktionsindex_log, main = NA, axes = F, xlim = c(1991, 2017), ylim = c(4.0, 4.8),
49   xlab = "Jahr", ylab = "logarithmierter Produktionsindex", col = "#398BBF")
50 axis(1, at = seq(1991, 2017, by = 2), labels = T)
51 axis(2, at = seq(4.0, 4.8, by = 0.1), labels = T)
52 box()
53
54 plot(produktionsindex_log_differenzen, main = NA, axes = F, xlim = c(1991, 2017), ylim = c
55   (-5, 4), xlab = "Jahr", ylab = "erste Log-Differenzen (standardisiert)", col = "#398BBF"
56 )
57 abline(h = 0, lty = 2, col = "#9A9B9F")
58 axis(1, at = seq(1991, 2017, by = 2), labels = T)
59 axis(2, at = seq(-5, 4, by = 1), labels = T)
60 box()
61
62 # ACF- und PACF-Plots
63
64 par(mfrow = c(1,2))
65 acf(coredata(produktionsindex_log_differenzen), main = NA, axes = F, lag.max = 12, na.action
66   = na.pass, xlim = c(1, 12), ylim = c(-0.4, 0.4), ylab = "Autokorrelationsfunktion", col
67   = "#398BBF", ci.col = "#9A9B9F")
68 axis(1, at = seq(1, 12, by = 1), labels = T)
69 axis(2, at = seq(-0.4, 0.4, by = 0.2), labels = T)
70 box()
71
72 pacf(coredata(produktionsindex_log_differenzen), main = NA, axes = F, lag.max = 12, na.
73   action = na.pass, xlim = c(1, 12), ylim = c(-0.4, 0.4), ylab = "partielle
74   Autokorrelationsfunktion", col = "#398BBF", ci.col = "#9A9B9F")
75 axis(1, at = seq(1, 12, by = 1), labels = T)
```

```

61 axis(2, at = seq(-0.4, 0.4, by = 0.2), labels = T)
62 box()
63
64 # ————— Konjunkturbarometer und Referenzreihe (2010 = 100) —————
65
66 konjunkturbarometer <- ts(datensatz$mmts3, start=c(2008, 1), frequency=12)
67 konjunkturbarometer_gefiltert <- ts(filter(datensatz$mmts3, rep(1/3, 3)), start=c(2008, 1),
68 frequency=12)
69 referenzreihe <- ts(datensatz$mmts1, start=c(2008, 1), frequency=12)
70 referenzreihe_gefiltert <- ts(filter(datensatz$mmts1, rep(1/3, 3)), start=c(2008, 1),
71 frequency=12)
72
73 par(mfrow = c(2, 1))
74 plot(konjunkturbarometer, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(80, 130), xlab
75 = "Jahr", ylab = "Index (2010 = 100)", col = "#c71585")
76 lines(referenzreihe, col = "#398BBF")
77 legend(x = "bottomright", y.intersp = 0.6, text.width = strwidth("Konjunkturbarometer",
78 units = "inches"), lty = 1, legend = c("Konjunkturbarometer", "Referenzreihe"), col = c(
79 "#c71585", "#398BBF"))
80 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
81 axis(2, at = seq(80, 130, by = 10), labels = T)
82 box()
83
84 plot(konjunkturbarometer_gefiltert, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(80,
85 130), xlab = "Jahr", ylab = "Index (2010 = 100)", col = "#c71585")
86 lines(referenzreihe_gefiltert, col = "#398BBF")
87 legend(x = "bottomright", y.intersp = 0.6, text.width = strwidth("Konjunkturbarometer (
88 gefiltert)", units = "inches"), lty = 1, legend = c("Konjunkturbarometer ( gefiltert)", "
89 Referenzreihe ( gefiltert)"), col = c("#c71585", "#398BBF"))
90 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
91 axis(2, at = seq(80, 130, by = 10), labels = T)
92 box()
93
94 cor(konjunkturbarometer, referenzreihe, use = "pairwise.complete.obs")
95 cor(konjunkturbarometer_gefiltert, referenzreihe_gefiltert, use = "pairwise.complete.obs")
96
97 # Kreuzkorrelationsanalyse
98
99 kreuzkorrelation <- ccf(konjunkturbarometer[2:104], referenzreihe[2:104], lag.max = 12, plot
100 = F)
101 kreuzkorrelation
102
103 par(mfrow = c(1, 1))
104 plot(kreuzkorrelation, main = NA, axes = F, xlim = c(-12, 12), ylim = c(0.1, 1.0), xlab = "
105 Lag", ylab = "Korrelationskoeffizient", type = "l", ci = F, col = "#398BBF")
106 abline(v = 0, lty = 2, col = "#9A9B9F")
107 axis(1, at = seq(-12, 12, by = 2), labels = T)
108 axis(2, at = seq(0.1, 1.0, by = 0.1), labels = T)
109 box()
110
111 # ————— Prognosegüte (Prognosezeitraum: 2008M2 bis 2016M8) —————
112
113 referenzreihe_z <- ts(scale(datensatz$mmts1), start = c(2008, 1), frequency = 12)
114 konjunkturbarometer_z <- ts(scale(datensatz$mmts3), start = c(2008, 1), frequency = 12)
115 geschaeftsklimaindex_z <- ts(scale(datensatz$mmts2), start = c(2008, 1), frequency = 12)
116 geschaeftslage_z <- ts(scale(datensatz$mmts4), start = c(2008, 1), frequency = 12)
117 geschaeftserwartungen_z <- ts(scale(datensatz$mmts5), start = c(2008, 1), frequency = 12)
118 geschaeftsklima_z <- ts(scale(datensatz$mmts6), start = c(2008, 1), frequency = 12)
119
120 # ifo Geschäftsklimaindex
121 rmse(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
122 geschaeftsklimaindex_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
123 mae(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
124 geschaeftsklimaindex_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
125
126 # ifo Geschäftslage
127 rmse(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
128 geschaeftslage_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
129 mae(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
130 geschaeftslage_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
131
132 # ifo Geschäftserwartungen
133 rmse(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(

```

```

    geschaeftserwartungen_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
120 mae(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
    geschaeftserwartungen_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
121
122 # ifo Geschäftsklima
123 rmse(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
    geschaeftsklima_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
124 mae(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
    geschaeftsklima_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
125
126 # Konjunkturbarometer
127 rmse(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
    konjunkturbarometer_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
128 mae(window(referenzreihe_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12), window(
    konjunkturbarometer_z, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12))
129
130 # ————— univariates Zeitreihenmodell —————
131
132 trainingsdaten <- lange_referenzreihe$lmts1
133 trainingsdaten_log_differenzen <- scale(diff(log(trainingsdaten), differences = 1))
134
135 trainingsdaten_log_differenzen <- ts(trainingsdaten_log_differenzen, start=c(1991, 2),
    frequency=12)
136
137 auto.arima(trainingsdaten_log_differenzen, seasonal = F, stepwise = F, parallel = T, num.
    cores = 2)
138 # Empfehlung des forecast-Pakets: ARMA(1,2)
139
140 # ARMA(1,2) und MA(3)-Modell —————
141
142 arima <- Arima(trainingsdaten_log_differenzen, order = c(2,0,3))
143 #arima <- Arima(trainingsdaten_log_differenzen, order = c(0,0,3))
144
145 par(mfrow = c(1,1))
146 plot(arima$residuals, main = NA, axes = F, xlim = c(1991, 2017), ylim = c(-5, 3), xlab = "
    Jahr", ylab = "Residuen des ARMA(2,3)-Prozesses", col = "#398BBF")
147 abline(h = 0, lty = 2, col = "#9A9B9F")
148 axis(1, at = seq(1991, 2017, by = 2), labels = T)
149 axis(2, at = seq(-5, 3, by = 1), labels = T)
150 box()
151
152 par(mfrow = c(1,2))
153 acf(coredata(arima$residuals), main = NA, axes = F, xlim = c(1, 12), ylim = c(-0.4, 0.4),
    ylab = "Autokorrelationsfunktion", lag.max = 12, col = "#398BBF", ci.col = "#9A9B9F")
154 axis(1, at = seq(1, 12, by = 1), labels = T)
155 axis(2, at = seq(-0.4, 0.4, by = 0.2), labels = T)
156 box()
157
158 pacf(coredata(arima$residuals), main = NA, axes = F, xlim = c(1, 12), ylim = c(-0.4, 0.4),
    ylab = "partielle Autokorrelationsfunktion", lag.max = 12, col = "#398BBF", ci.col = "#9
    A9B9F")
159 axis(1, at = seq(1, 12, by = 1), labels = T)
160 axis(2, at = seq(-0.4, 0.4, by = 0.2), labels = T)
161 box()
162
163 # -> keine Struktur und signifikante Autokorrelation mehr in den Daten!
164
165 # Prognosegüte —————
166
167 produktionsindex <- ts(scale(diff(log(lange_referenzreihe$lmts1))), start=c(1991, 2),
    frequency=12)
168
169 adf.test(produktionsindex)
170
171 # Empfehlung des forecast-Package
172 auto.arima(window(produktionsindex, start = c(1991, 2), end = c(2016, 8), frequency = 12),
    seasonal = F, stationary = T)
173
174 # Modell schätzen (Traingsdaten: 1991M2 bis 2008M2)
175 #arima_modell <- Arima(window(produktionsindex, start = c(1991, 2), end = c(2008, 2),
    frequency = 12), order = c(0, 0, 3))
176 arima_modell <- Arima(window(produktionsindex, start = c(2008, 2), end = c(2016, 8),
    frequency = 12), order = c(0, 0, 2))

```

```

177 arima_modell
178
179 # c(4,0,0) # AR(4)
180 # c(0,0,3) # MA(3)
181 # c(2,0,3) # ARMA(2,3)
182 # c(0,1,0) # Random Walk
183
184 # Prognose mit den geschätzten Werten des Modells
185 arima_prognose <- Arima(window(produktionsindex, start = c(1991, 2), end = c(2016, 8),
    frequency = 12), model = arima_modell)
186
187 # Ein-Schritt-Prognose (2008M3 bis 2016M8)
188 ein_schritt_prognose <- fitted(arima_prognose)[206:307]
189
190 accuracy <- accuracy(ein_schritt_prognose, window(produktionsindex, start = c(2008, 3), end
    = c(2016, 8), frequency = 12))
191 accuracy

```

C.3 Exportklima

```
1 # Thema: M+E-Exportklima
2 # Beschreibung: Frühindikator für die Exporte der Metall- und Elektroindustrie
3 # Autor: Benjamin Körtelt
4
5 rm(list=ls())
6 options(max.print = 10000)
7 setwd("/Users/benjamin/Desktop/Bachelor-Thesis/R/")
8
9 library(zoo)
10 library(Amelia)
11 library(tseries)
12 library(dynlm)
13
14 # ----- Funktionen -----
15
16 skalierung <- function(x){
17   dz <- (x * 10) + 100;
18   return(dz)
19 }
20
21 gewichtung <- function(x, y){
22   ek <- (x * 0.738) + (y * 0.262);
23   return(ek)
24 }
25
26 # ----- Datensätze -----
27
28 datensatz_m <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/Wirtschaftsklima-M.csv",
29   stringsAsFactors = FALSE)
30 datensatz_m$Datum <- strptime(datensatz_m$Datum, format = "%d.%m.%Y")
31 datensatz_q <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/Wirtschaftsklima-Q.csv",
32   stringsAsFactors = FALSE)
33 gewichte <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/Wirtschaftsklima-Gewichte.csv",
34   stringsAsFactors = FALSE)
35 neer <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/NEER-M.csv", stringsAsFactors =
36   FALSE)
37 exporte_m <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/Exporte-M.csv",
38   stringsAsFactors = FALSE)
39 exporte_q <- read.csv2("https://koertelt.com/data/Exportklima/Exporte-Q.csv",
40   stringsAsFactors = FALSE)
41
42 # ----- temporale Disaggregation -----
43
44 # lineare Interpolation der vierteljährlichen Daten
45 datensatz_q <- as.data.frame(round(na.approx(datensatz_q), digits = 2))
46
47 # lösche Werte des aktuellen Monats und des vierten Quartals 2007
48 datensatz_m <- datensatz_m[-(nrow(datensatz_m)),]
49 datensatz_q <- datensatz_q[-1,]
50
51 # monatliche und vierteljährliche Daten zusammenführen
52 datensatz <- as.data.frame(cbind(datensatz_m, datensatz_q))
53
54 # ----- Multiple Imputation: EM-Algorithmus -----
55
56 # Anzahl der zu generierenden Datensätze
57 mi_datensaetze <- 80
58
59 em <- amelia(datensatz, m = mi_datensaetze, ts = "time", polytime = 2, idvars = c(2), boot.
60   type="none", parallel="multicore", ncpus=4)
61
62 # fehlende Werte im Datensatz suchen
63 missing_values <- which(is.na(datensatz), arr.ind = TRUE)
64
65 # fehlende Werte durch Mittelwerte der Imputationsdatensätze ersetzen
66 mi <- matrix(data = NA, nrow = mi_datensaetze, ncol = nrow(missing_values))
67
68 for (i in 1:nrow(missing_values)) {
69   for (j in 1:mi_datensaetze) {
70     mi[j, i] <- em$imputations[[j]][missing_values[i, 1], missing_values[i, 2]];
71   }
72 }
```

```

65 }
66   datensatz[missing_values[i, 1], missing_values[i, 2]] <- mean(mi[,i])
67 }
68
69 # Zeitindex löschen und Zeitreihen standardisieren
70 datensatz <- datensatz[,-1]
71 datensatz[, 2:45] <- scale(datensatz[, 2:45])
72
73 # ----- Wirtschaftsklima berechnen -----
74
75 monthly_index_value <- numeric(0)
76 index <- numeric(0)
77
78 for (i in 1:nrow(datensatz)) {
79   jahr <- format(datensatz$Datum[i], "%Y")
80   for (j in 2:ncol(gewichte)) {
81     monthly_index_value[j-1] <- datensatz[i, j] * gewichte[(gewichte$Jahr == jahr), j]
82   }
83   index[i] <- sum(monthly_index_value)
84 }
85
86 wirtschaftsklima <- sapply(index, skalierung)
87 wirtschaftsklima <- ts(wirtschaftsklima, start = c(2008,1), frequency = 12)
88
89 # ----- Weltwirtschaftsklima und preisliche Wettbewerbsfähigkeit -----
90
91 # ----- Plotte Zeitreihen -----
92
93 wirtschaftsklima_z <- ts(scale(wirtschaftsklima), start = c(2008, 1), frequency = 12)
94 neer_z <- ts(scale(neer$mts1), start = c(2008, 1), frequency = 12)
95 exporte_z <- ts(scale(exporte_q$qts3), start = c(2008, 1), frequency = 4)
96 exporte_q_z <- ts(scale(exporte_q$qts2), start = c(2008, 1), frequency = 4)
97
98 par(mfrow = c(1, 1))
99 plot(wirtschaftsklima_z, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(-4, 3), xlab =
100   "Jahr", ylab = "standardisierter Index", col = "#c71585")
101 lines(neer_z, col = "#398BBF")
102 legend(x = "bottomright", lty = 1, legend = c("Weltwirtschaftsklima", "preisliche
103   Wettbewerbsfähigkeit"), col = c("#c71585", "#398BBF"))
104 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
105 axis(2, at = seq(-4, 3, by = 1), labels = T)
106 box()
107
108 # ----- lineare Regression mit verzögerten Variablen -----
109
110 # Teste, ob die Zeitreihen stationär sind
111 adf.test(wirtschaftsklima_z) # stationär
112 adf.test(neer_z) # nicht stationär
113
114 exporte_delta <- ts(exporte_m[, 2], start = c(2008, 1), frequency = 12)
115 neer_delta <- ts(diff(log(neer[, 1])), start = c(2008, 2), frequency = 12)
116
117 dfm <- dynlm(exporte_delta ~ neer_delta + L(neer_delta, 1) + L(neer_delta, 2) + L(neer_delta
118   , 3) + L(neer_delta, 4))
119 summary(dfm)
120
121 dfm <- dynlm(exporte_delta ~ neer_delta + L(neer_delta, 1) + L(neer_delta, 2) + L(neer_delta
122   , 3) + L(neer_delta, 4) + wirtschaftsklima + L(wirtschaftsklima, 1) + L(wirtschaftsklima
123   , 2) + L(wirtschaftsklima, 3) + L(wirtschaftsklima, 4))
124 summary(dfm)
125 # Verhältnis der korrigierten R-Quadrate bestimmt Gewichte
126
127 exportklima_z <- gewichtung(wirtschaftsklima_z, neer_z)
128 exportklima_q_z <- aggregate(exportklima_z, mean, nfrequency = 4)
129
130 par(mfrow = c(1, 1))
131 plot(wirtschaftsklima_z, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(-4, 3), xlab =
132   "Jahr", ylab = "standardisierter Index", col = "#c71585")
133 lines(neer_z, col = "#398BBF")
134 lines(exportklima_z, col = "#000000")
135 legend(x = "bottomright", y.intersp = 1.5, text.width = strwidth("preisliche Wettbewerbsfä
136   higkeit", units = "inches"), lty = 1, legend = c("Exportklima", "Weltwirtschaftsklima",
137   "preisliche Wettbewerbsfähigkeit"), col = c("#000000", "#c71585", "#398BBF"))

```

```

130 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
131 axis(2, at = seq(-4, 3, by = 1), labels = T)
132 box()
133
134 par(mfrow = c(1, 1))
135 plot(exportklima_q_z, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(-3, 2), xlab = "
    Jahr", ylab = "standardisierte Werte", col = "#000000")
136 lines(exporte_z, col = "#398BBF")
137 legend(x = "bottomright", y.intersp = 1.5, text.width = strwidth("Exporte (Veränderung zum
    Vorjahresquartal)", units = "inches"), lty = 1, legend = c("Exportklima", "Exporte (Verä
    nderung zum Vorjahresquartal)", col = c("#000000", "#398BBF"))
138 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
139 axis(2, at = seq(-3, 2, by = 1), labels = T)
140 box()
141
142 plot(exportklima_q_z, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(-4, 2), xlab = "
    Jahr", ylab = "standardisierte Werte", col = "#000000")
143 lines(exporte_q_z, col = "#398BBF")
144 legend(x = "bottomright", y.intersp = 1.5, text.width = strwidth("Exporte (Veränderung zum
    Vorquartal)", units = "inches"), lty = 1, legend = c("Exportklima", "Exporte (Verä
    nderung zum Vorquartal)", col = c("#000000", "#398BBF"))
145 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
146 axis(2, at = seq(-4, 2, by = 1), labels = T)
147 box()
148
149 korrelation_yoy <- cor(exportklima_q_z[5:34], exporte_z[5:34])
150 korrelation_yoy
151 korrelation_qoq <- cor(exportklima_q_z[2:34], exporte_q_z[2:34])
152 korrelation_qoq
153
154 #kreuzkorrelation <- ccf(window(exporte_z, start = c(2009, 1), end = c(2016, 8), frequency =
    12), window(exportklima_z, start = c(2009, 1), end = c(2016, 8), frequency = 12), lag.
    max = 12, plot = F)
155 kreuzkorrelation <- ccf(exportklima_q_z[2:34], exporte_q_z[2:34], lag.max = 4, plot = F)
156 kreuzkorrelation
157
158 par(mfrow = c(1, 1))
159 plot(kreuzkorrelation, main = NA, axes = F, xlim = c(-4, 4), ylim = c(-0.4, 0.8), xlab = "
    Lag", ylab = "Korrelationskoeffizient", type = "l", ci = F, col = "#398BBF")
160 abline(v = 0, lty = 2, col = "#9A9B9F")
161 axis(1, at = seq(-4, 4, by = 1), labels = T)
162 axis(2, at = seq(-0.4, 0.8, by = 0.2), labels = T)
163 box()
164
165 # ————— Exportklima plotten —————
166
167 exportklima <- sapply(exportklima_z, skalierung)
168 exportklima <- ts(exportklima, start = c(2008,1), frequency = 12)
169
170 par(mfrow = c(1, 1))
171 plot.ts(exportklima, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(75, 115), xlab = "
    Jahr", ylab = "Index", col = "#398BBF")
172 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
173 axis(2, at = seq(75, 115, by = 10), labels = T)
174 box()
175
176 # ————— Exportklima speichern —————
177
178 write.csv2(round(exportklima, digits=1), file = "Exportklima.csv")

```

C.4 Nominaler effektiver Wechselkurs

```
1 # Thema: Nominal Effective Exchange Rate (NEER)
2 # Beschreibung: Preisliche Wettbewerbsfähigkeit in der Metall- und Elektroindustrie
3 # Autor: Benjamin Körtelt
4
5 rm(list=ls())
6 options(max.print = 10000)
7 setwd("/Users/benjamin/Desktop/Bachelor-Thesis/R/")
8
9 # ----- Funktionen -----
10
11 index <- function (x) {
12   messzahl <- (x / x[1]) * 100;
13   return(messzahl)
14 }
15
16 # ----- Datensätze -----
17
18 wechselkurse <- read.csv2("https://koertelt.com/data/NEER/EUR-Wechselkurse-M-79.csv",
19   stringsAsFactors = F)
20 wechselkurse$Datum <- strptime(wechselkurse$Datum, format = "%d.%m.%Y")
21
22 wechselkurse[, 2:80] <- apply(wechselkurse[, 2:80], 2, index)
23
24 gewichte <- read.csv2(url("https://koertelt.com/data/NEER/EUR-Wechselkurse-Gewichte.csv"),
25   stringsAsFactors = F)
26
27 # ----- Index berechnen -----
28
29 monthly_index_value <- numeric(0)
30 index <- numeric(0)
31
32 for (i in 1:nrow(wechselkurse)) {
33   jahr <- format(wechselkurse$Datum[i], "%Y")
34   for (j in 2:ncol(gewichte)) {
35     monthly_index_value[j-1] <- wechselkurse[i, j] ^ gewichte[(gewichte$Jahr == jahr), j]
36   }
37   index[i] <- prod(monthly_index_value)
38 }
39
40 index_ts <- ts(index, start = c(2008,1,1), frequency = 12)
41
42 # ----- NEER plotten -----
43
44 par(mfrow = c(1, 1))
45 plot(index_ts, main = NA, axes = F, xlim = c(2008, 2017), ylim = c(85, 110), xlab = "Jahr",
46   ylab = "Index (2008 = 100)", col = "#398BBF")
47 axis(1, at = seq(2008, 2017, by = 1), labels = T)
48 axis(2, at = seq(85, 110, by = 5), labels = T)
49 box()
50
51 # ----- NEER speichern -----
52
53 write.csv2(round(index, digits=1), file = "NEER.csv")
```


Erklärung zur Urheberschaft

Hiermit erkläre ich, Benjamin Körtelt, dass ich die vorliegende Arbeit noch nicht für andere Prüfungen eingereicht habe. Ich habe die Arbeit selbständig verfasst. Sämtliche Quellen einschließlich Internetquellen, die ich unverändert oder abgewandelt wiedergegeben habe, insbesondere Quellen für Texte, Grafiken, Tabellen und Bilder, habe ich als solche kenntlich gemacht. Ich bin mir darüber bewusst, dass bei Verstößen gegen diese Grundsätze ein Verfahren wegen Täuschungsversuchs bzw. Täuschung eingeleitet wird.

Benjamin Körtelt
Berlin, den 15. November 2016