

an de Meulen, Philipp

Article

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

RWI Konjunkturberichte

Provided in Cooperation with:

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen

Suggested Citation: an de Meulen, Philipp (2015) : Das RWI-Kurzfristprognosemodell, RWI Konjunkturberichte, ISSN 1861-6305, Rheinisch-Westfälisches Institut für Wirtschaftsforschung (RWI), Essen, Vol. 66, Iss. 2, pp. 25-46

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/113832>

Standard-Nutzungsbedingungen:

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

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

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

Terms of use:

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

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

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

Philipp an de Meulen

Das RWI-Kurzfristprognosemodell¹

Zusammenfassung: Dieser Beitrag stellt das Kurzfristprognosemodell vor, welches das RWI zur Prognose der Veränderungsrate des vierteljährlichen BIP in Deutschland verwendet. Es basiert auf einer großen Zahl monatlicher Indikatoren, die nach Maßgabe ihres zusätzlichen Beitrags zur Erklärung des BIP angeordnet werden. Dieser Rangfolge entsprechend, wird die Auswahl von Indikatoren herangezogen, mit der in der Vergangenheit die beste Prognoseleistung erzielt wurde. Auf Quartalsdaten aggregiert, fließen die ausgewählten Indikatoren in ein System von Brückengleichungen ein, bei denen die Veränderungsrate des saisonbereinigten vierteljährlichen BIP entweder auf einen Indikator, oder auf einen Indikator und verzögerte Werte des BIP, oder auf eine Kombination von zwei Indikatoren regressiert werden. Die geschätzten Koeffizienten werden anschließend für die Prognose des BIP verwendet. Am aktuellen Rand fehlende Monatswerte werden unter Berücksichtigung saisonaler Sondereffekte autoregressiv geschätzt. Das Modell generiert eine große Zahl von Einzelprognosen, deren Mittelwert als BIP-Prognose interpretiert wird. Um deren Robustheit zu überprüfen, wird sie mit anderen Prognosen verglichen, die mit Hilfe komplexerer Gewichtungsschemata abgeleitet werden. Für Deutschland zeigt sich, dass eine Auswahl von nicht mehr als 30 Indikatoren von insgesamt 117 getesteten die Prognosegüte des Modells maximiert.

Abstract: This paper introduces the short term forecasting model, which is used as a forecasting tool for the German GDP at the RWI. The model is based on a number of targeted monthly predictors selected from a large set of potential indicators. The selection is conducted by means of a soft-thresholding algorithm, which ranks the whole set of potential indicators according to their marginal predictive power. Based on this order, we evaluate the past forecast precision of various subsets to identify our targeted predictors. In what follows, we set up a system of bridge equations, in which quarterly GDP growth is regressed on quarterly aggregates of the targeted predictors. The regression equations either consist of one indicator, one indicator plus lagged values of GDP, or a combination of two different indicators as explanatory variables. Estimated in sample, the regression coefficients enter the forecast equations. To tackle the ragged edge problem, the respective missing monthly indicator values are forecast by means of autoregressive model, augmented by seasonal information with regards to unusual weather and the scheduling of summer vacation. To pool the plethora of single fore-

¹ Abgeschlossen am 23.7.2015. Der Verfasser dankt Roland Döhrn für kritische Anmerkungen zu früheren Fassungen des Beitrags. Kontaktadresse: Philipp.Andemeulen@rwi-essen.de

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

casts, we calculate the mean of them, but check the robustness of mean forecasts with regards to using pooling schemes which account for models' past forecast errors. We find that forecast errors are lowest using less than 30 from the 117 available indicators.

1. Einleitung

Die wichtigste Zielgröße einer Konjunkturprognose ist das Bruttoinlandsprodukt, also der Wert aller für den Endverbrauch bestimmten Waren und Dienstleistungen, die in einer Region in einem bestimmten Zeitabschnitt hergestellt werden. Es dient so als umfassender Indikator der wirtschaftlichen Aktivität. In Deutschland wird das BIP, ähnlich wie in vielen Industriestaaten, von den Statistischen Ämtern vierteljährlich und jährlich ausgewiesen. Die unterjährig veröffentlichten Werte des BIP bilden den Ausgangspunkt der Konjunkturprognosen nationaler und internationaler Institutionen.

Die Veröffentlichung einer ersten Schnellschätzung des vierteljährlichen BIP erfolgt jedoch erst mit einer Verzögerung von etwa sechs Wochen. Möchte man also z.B. Ende April das BIP des laufenden Jahres prognostizieren, liegen noch keine Informationen über den BIP-Verlauf im bisherigen Jahresverlauf vor. Nichtsdestoweniger sind schon eine Reihe von Informationen über die wirtschaftliche Aktivität in den ersten Monaten des Jahres verfügbar, auf die bei der Einschätzung des BIP im ersten Quartal zurückgegriffen werden kann. Manche dieser Indikatoren weisen zudem einen Vorlauf gegenüber dem BIP auf, welcher auch dann für die Prognose des BIP hilfreich sein kann, wenn die Veröffentlichung der Indikatoren mit Verzögerung erfolgt.

In der Literatur wird zwischen zwei Klassen von Modellen unterschieden, mit deren Hilfe man aus der Fülle monatlich verfügbarer Indikatorinformationen eine Prognose des vierteljährlichen BIP ableiten kann. Die Basis der sogenannten *Faktormodelle*² ist die Tatsache, dass sich in den einzelnen Indikatorreihen ähnliche Muster oder Tendenzen widerspiegeln und sie insofern ähnliche Informationen für die BIP-Prognose liefern. Die in zahlreichen Indikatorreihen begriffene Information lässt sich somit zu einer geringeren Zahl gemeinsamer Faktoren verdichten. Eine Auswahl dieser Faktoren geht anschließend als erklärende Variablen des BIP in

² Die Forschung zur Prognoseleistung von Faktormodellen ist reichhaltig, vergleiche unter anderem Diebold und Lopez (1996), Stock and Watson (2002), Forni et al. (2003), Marcellino et al. (2003), Giannone et al. (2008), Rünstler et al. (2009), Banbura und Rünstler (2011), Angelini et al. (2011), sowie – angewendet auf die Prognose des deutschen BIP – Schumacher (2007) und Schumacher und Breitung (2008).

eine Regressionsgleichung ein. Die Koeffizienten dieser Gleichung werden für einen Stützzeitraum in der Vergangenheit geschätzt und für die Kurzfristprognose des BIP am aktuellen Rand herangezogen.

Die zweite Modellklasse bilden die sogenannten *Brückengleichungsmodelle*³, zu denen auch das RWI-Kurzfristprognosemodell zählt. Bei diesem Verfahren gehen unterschiedliche Teilmengen der Indikatorvariablen als Regressoren in die Schätzgleichungen ein, sodass der Prognostiker anstelle nur einer Regressionsgleichung eine Fülle von Gleichungen erhält, von denen sich jede auf eine geringe Zahl von Indikatoren stützt. Die Spezifikationen der Einzelgleichungen erfolgen dabei anhand statistischer Verfahren. Da die Indikatoren monatlich verfügbar sind, die Zielgröße jedoch vierteljährlich, werden die Indikatoren zunächst auf Quartalsebene aggregiert.⁴ Anschließend werden die Zusammenhänge in einem Stützzeitraum geschätzt und unter Verwendung der bereits bekannten Indikatordaten außerhalb des Stützbereichs Prognosen des BIP abgeleitet. Schließlich werden mittels eines geeigneten Gewichtungsschemas die Einzelprognosen zu einer Prognose des BIP verdichtet.

Unabhängig von dem verwendeten Modellansatz, stellen sich für den Prognostiker zwei Probleme, Zum einen ist dies das sogenannte *ragged edge*-Problem: Dieses entsteht dadurch, dass die Indikatoren mit unterschiedlichen Verzögerungen nach Ablauf eines Monats veröffentlicht werden. Deshalb stehen im Regelfall am aktuellen Rand nicht alle Indikatorwerte zur Verfügung, selbst wenn das Quartal, auf das sich die Prognose bezieht, bereits abgelaufen ist. Die fehlenden Werte müssen daher im Vorfeld der eigentlichen BIP-Prognose ihrerseits prognostiziert werden. Zu diesem Zwecke wird in der Literatur zumeist auf autoregressive Prognosemodelle zurückgegriffen. Das RWI-Kurzfristprognosemodell verwendet ebenfalls diesen Ansatz, erweitert ihn aber um saisonale Einflüsse, die durch die herkömmlichen Verfahren der Saisonbereinigung nicht erfasst werden.

Das zweite Problem befasst sich mit der Auswahl der Indikatoren, die bei der Spezifikation des Modells in Betracht gezogen werden sollen. Vordergründig erscheint es sinnvoll, möglichst alle verfügbaren Indikatoren zu nutzen, da sowohl bei der

3 *Vergleiche u.a. Grassmann und Keeremann (2001), Diron (2008), Hahn und Skudelny (2008), Drechsel und Maurin (2011) sowie – angewendet auf die deutsche Konjunktur – Drechsel und Scheufele (2012).*

4 *Alternativ hierzu hat sich in letzter Zeit der sogenannte Mixed Data Sampling (MIDAS)-Ansatz etabliert, bei dem das vierteljährliche BIP direkt auf die monatlichen Indikatorwerte regressiert wird (Clements und Galvao 2008, Clements und Galvao 2009, Kuzin et al. 2011, Ferrara et al. 2014, Forni et al. 2015). Es konnte jedoch bislang nicht belegt werden, dass dieses weniger einfache statistische Verfahren gegenüber dem im Text vorgestellten Brückengleichungsverfahren überlegen ist, vergleiche z.B. Schumacher (2014).*

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

Verwendung von Faktormodellen als auch bei der Verwendung von Brückengleichungsmodellen eine Verdichtung der Indikatorinformation ohnehin stattfindet. Schließlich birgt eine Reduktion des Indikatorsatzes im Vorfeld das Risiko, dass relevante Informationen in der BIP-Prognose unberücksichtigt bleiben. Andererseits kann ein voller Indikatorsatz unausgewogen sein in dem Sinne, dass einzelne Gruppen von Indikatoren, die ähnliche Informationen über die Konjunktur liefern, überrepräsentiert sind. Um einer dadurch drohenden Verzerrung der BIP-Prognose entgegenzuwirken, sollte eine Überrepräsentation einzelner Indikatorgruppen vermieden werden. Eine Reduktion des Indikatorsatzes kann zudem sinnvoll sein, wenn in einzelnen Indikatoren keine relevante Information für die Erklärung des BIP enthalten ist, oder wenn die hinzugefügte Information bereits in anderen Indikatoren enthalten ist.⁵

Um der vorangegangenen Diskussion Rechnung zu tragen, basiert das RWI-Kurzfristprognosemodell auf einer systematischen Vorauswahl von Indikatoren mit Hilfe eines sogenannten *Thresholding*-Verfahrens. Das Verfahren wird im nachfolgenden Abschnitt skizziert, bevor die Methodik des RWI-Kurzfristprognosemodells vorgestellt wird. Schließlich werden die Ergebnisse des *Thresholding*-Verfahrens präsentiert und, darauf aufbauend, die Prognose(n) des RWI-Kurzfristprognosemodells beispielhaft für das erste Quartal 2015 diskutiert.

2. Die Vorauswahl der Indikatoren

Bei der Vorauswahl der Indikatoren steht der Prognostiker – wie erwähnt – im Spannungsfeld zwischen zwei Anforderungen an den Indikatorensatz. Einerseits sollte er so reichhaltig ist, dass keine relevanten Informationen für die Erklärung des BIP fehlen. Andererseits birgt eine zu große Zahl an Indikatoren das Risiko, dass im Satz enthaltene Indikatoren sehr hoch miteinander korreliert sind: Erhöht sich durch eine Erweiterung des Indikatorensatzes nicht dessen Erklärungsgehalt, kann dies anstelle einer verbesserten Prognosekraft des Indikatorsatzes zu einer höheren Varianz der Prognosefehler führen.

Caggiano et al. (2011) haben gezeigt, dass eine sinnvolle Reduktion der Zahl der in ein Faktormodell einbezogenen Indikatoren dessen Prognoseleistung verbessert. Dieses Ergebnis wird von Alvarez et al. (2012) sowie Girardi et al. (2014) bestätigt.

⁵ Im Bereich der Faktormodellprognosen haben Boivin und Ng (2006) gezeigt, dass durch eine Reduktion des Indikatorsatzes die Prognosegüte verbessert werden kann, wenn ansonsten der Einfluss von Faktoren mit hoher Prognosekraft überlagert wird.

Alvarez et al. (2012) ordnen dabei die Indikatoren in Gruppen an und wählen aus jeder Kategorie einen repräsentativen Indikator für die Faktoranalyse aus. In der Klasse der Brückengleichungsmodelle zeigen Bulligan et al. (2012) sowie Kitlinski und an de Meulen (2015), dass eine geeignete Reduktion der Zahl der Indikatoren anhand von *Thresholding*-Verfahren die Prognosekraft verbessert. Kitlinski und an de Meulen (2015) finden dabei für den Euro-Raum einen U-förmigen Zusammenhang zwischen der Zahl der Indikatoren und der Prognosegenauigkeit. Eine Mindestzahl von ca. 20-30 Indikatoren sollte verwendet werden, um die Fülle der Information zu berücksichtigen. Über diese Zahl hinaus, verbessert sich die Prognosekraft jedoch kaum und sie verschlechtert sich sogar, wenn die Zahl der Indikatoren 100 übersteigt.

Für die Vorauswahl der Indikatoren verwendet das RWI-Kurzfristprognosemodell einen sogenannten *Forward Selection*-Algorithmus, der zu den weichen *Thresholding*-Verfahren gezählt wird.⁶ Angewendet auf einen vorher festgelegten Stützzeitraum besteht die Idee dieses Algorithmus darin, aus den verfügbaren Indikatoren in jedem Schritt den Indikator herauszufiltern, der den Teil des BIP am besten erklärt, der durch die bis dato gefilterten Indikatoren noch nicht erklärt wurde.⁷ Dieses Vorgehen mündet letztlich in eine Reihenfolge der Indikatoren. Am Anfang fließt in das RWI-Kurzfristprognosemodell ein breiter Satz von 117 Kandidaten ein. Er besteht aus realwirtschaftlichen Indikatoren, Umfrageindikatoren, monetären- und Finanzmarktindikatoren, Preiszeitreihen und Indikatoren der Weltwirtschaft und der US-amerikanischen Wirtschaft (vgl. Tabelle 1). Alle Indikatoren gehen in den *Thresholding*-Algorithmus als stationäre Zeitreihen ein. Das schrittweise Vorgehen des Algorithmus ergibt sich wie folgt:

1. Aus den 117 potenziellen Indikatoren wird derjenige gewählt, der die höchste Korrelation mit der Vorquartalswachstumsrate des saisonbereinigten BIP - nachfolgend mit Y bezeichnet - aufweist. Dieser Indikator wird im Folgenden mit X_1 bezeichnet.
2. Es wird eine Regression von Y auf X_1 durchgeführt, wobei X_1 möglicherweise verzögert in die Regression eingeht.⁸ Das Residuum dieser Schätzgleichung - notiert durch U_1 - wird gespeichert.

⁶ Die weichen *Thresholding*-Verfahren wurden ursprünglich in der Biostatistik verwendet, um herauszufinden, ob Gen-Gruppen in einem DNA-Mikroarray dazu verwendet werden können, das Auftreten einer bestimmten Krankheit vorherzusagen (Donoho und Johnstone 1994).

⁷ Im Fall des RWI-Kurzfristprognosemodells wurde der Stützzeitraum auf den Zeitraum nach der Euro-Einführung, also von 1999Q1 bis 2014Q4 festgelegt.

⁸ Die Lag-Länge wird mit dem Schwarz-Kriterium optimiert. Die maximale Lag-Länge wird auf sechs Quartale beschränkt.

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

3. Aus dem verbleibenden Indikatorsatz wird derjenige Indikator $X_2 \neq X_1$ gewählt, der die höchste Korrelation mit dem Residuum U_1 aufweist.
4. Es wird eine Regression von U_1 auf X_2 durchgeführt. In Analogie zu Schritt 2. geht X_2 mit seiner Schwarz-optimierten Lag-Länge in die Regression ein. Das Residuum – notiert durch U_2 – wird gespeichert.
5. Die Schritte 3. und 4. werden so oft mit den jeweils verbleibenden Indikatoren durchgeführt, bis kein Indikator übrigbleibt.

Das Resultat ist eine Rangfolge X_1 - X_{17} der Indikatoren entsprechend ihres (zusätzlichen) Erklärungsgehalts für die Prognose der Expansionsrate des BIP. Auf Grundlage dieser Rangfolge werden dann, beginnend mit dem ersten Indikator, die ersten k Indikatoren für das Modell ausgewählt.

Um die Auswahl X_1 - X_k mit der größten Prognosekraft zu finden, wurde für das RWI-Kurzfristprognosemodell die Prognoseleistung der im nachfolgenden Abschnitt vorgestellten Brückengleichungen für alternative Werte von k im Prognosezeitraum 2005-2013 ermittelt. Bei jeder Prognose werden dabei die Einzelprognosen der Brückengleichungen zu einer Gesamtprognose gemittelt. Anschließend wird die Wurzel der durchschnittlichen quadrierten Prognosefehler (*Root Mean Squared Forecast Error RMSE*) der Gesamtprognosen im Zeitraum 2005-2013 als Gütekriterium herangezogen, um die einzelnen Indikatorensätze zu evaluieren. Die Ergebnisse werden in Abschnitt 4 diskutiert.

3. Der Modellrahmen des RWI-Kurzfristprognosemodells

Auf Basis der so ausgewählten Indikatoren wird eine Vielzahl von Brückengleichungen zur Prognose der Expansionsrate des BIP aufgestellt. Für die Schätzung der Koeffizienten der einzelnen Brückengleichungen wird ein rollierendes Fenster von 20 Quartalen zwischen $t-20$ und $t-1$ gewählt.⁹ Dabei werden zunächst die Monatsindikatoren auf Quartalsebene aggregiert. Wie beim *Thresholding*-Verfahren, gehen die Indikatoren als stationäre Zeitreihen in die Schätzungen ein.

3.1 Brückengleichungen

Die Schätzung der Zusammenhänge zwischen der Expansionsrate des BIP und den ausgewählten Indikatoren erfolgt anhand eines Systems von Brückengleichungen, in dem drei unterschiedliche Spezifikationen der Einzelgleichungen verwendet

⁹ Am Beispiel der Prognose der Expansionsrate des BIP im ersten Quartal 2015 stellt sich der Stützzeitraum durch die Quartale 2010Q1-2014Q4 dar.

werden. Aufgrund der unterschiedlichen Vorlaufeigenschaften der Indikatoren gehen die Indikatoren als Lag-Polynom ein, wobei die Lag-Struktur anhand des Schwarz-Kriteriums optimiert wird.

In einer ersten Spezifikation finden sich k Brückengleichungen mit jeweils dem optimierten Lag-Polynom eines Indikators $i=1,\dots,k$ als Regressor(en):

$$Y_{\tau} = c_i + \sum_{m=0}^p \beta_{m,i} \cdot X_{i,\tau-m} + \varepsilon_{i,\tau}$$

In einer zweiten Spezifikation werden alle $k/2 \cdot (k-1)$ möglichen Kombinationen zweier Indikatoren als Regressoren verwendet:

$$Y_{\tau} = c_{i,o} + \sum_{m=0}^p \gamma_{m,i} \cdot X_{i,\tau-m} + \sum_{n=0}^q \gamma_{p+1+n,j} \cdot X_{j,\tau-n} + \varepsilon_{i,j,\tau} ; j \neq i$$

In einer dritten Spezifikation finden sich k Brückengleichungen mit je einem Lag-Polynom eines Indikators i und dem verzögerten BIP als Regressoren:

$$Y_{\tau} = d_i + \sum_{m=0}^p \delta_{m,i} \cdot X_{i,\tau-m} + \sum_{n=0}^q \delta_{p+n,i} \cdot Y_{\tau-n} + \mu_{i,\tau} ; j \neq i$$

In den Brückengleichungen gibt τ den Schätzzeitpunkt an, wobei $\tau = t-20, \dots, t-1$. Die Parameter c und d beschreiben die Regressionskonstanten, die β 's, γ 's und δ 's notieren die Regressionskoeffizienten, wohingegen ε und μ die Residuen der Regression angeben. Die Schätzmethode ist die Methode der kleinsten Quadrate. p und q geben die zu optimierenden Lag-Längen an, die auf höchstens 2 Quartale beschränkt sind. p^{opt} und q^{opt} bezeichnen die jeweils optimalen Werte von p und q .

3.2 Prognosen fehlender Indikatoren

Auf Basis der aus den Brückengleichungen geschätzten Koeffizienten können für das BIP Y_t , $[2k + k/2 \cdot (k-1)]$ einzelne Prognosen erstellt werden. Während im Stützzeitraum alle Indikatoren bekannt sind, besteht im Prognosezeitraum das Problem, dass in der Regel nicht alle Indikatorwerte verfügbar sind.¹⁰ Um am aktuellen Rand Quartalswerte für die Indikatoren bilden zu können, müssen daher zunächst die fehlenden Monatswerte prognostiziert werden. Eine einfache und in der Literatur häufig verwendete Lösung dieser Aufgabe besteht aus der Verwendung eines univariaten autoregressiven Modells.

¹⁰ Dies gilt zumindest, wenn der Prognosezeitraum tatsächlich in der Zukunft liegt

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

Kasten 1

Zu den Verzögerungen bei der Veröffentlichung der Indikatoren

Da die einzelnen Indikatoren mit unterschiedlichem zeitlichen Abstand zum Ende des Berichtsmonats publiziert werden, erscheint der Datensatz am aktuellen Rand „ausgefranst“. Diesem Bild folgend, verwendet man in der Literatur den Begriff „ragged edge“. Wie stark der Datensatz ausgefranst ist, verändert sich nicht nur von Monat zu Monat, sondern auch innerhalb eines Monats in Abhängigkeit von den Veröffentlichungszeitpunkten der einzelnen Statistiken. Entsprechend verändert die Datengrundlage eine BIP-Prognose beständig. Dass mit zunehmender Datenverfügbarkeit die Genauigkeit von Prognosen steigt, haben u.a. Döhrn und Schmidt (2011) am Beispiel von Prognosen des deutschen BIP und seiner Komponenten gezeigt.

Tabelle

Prognosezeitpunkt und Datenverfügbarkeit ausgewählter Indikatoren

Datenverfügbarkeit an einem 10. Juni

Indikatoren (Beispiele)	Q2		
	April	Mai	Juni
Auftragsvolumen, gesamt; Hoch- und Tiefbau; 2010=100, sb			
Auftragsvolumen, gesamt; Verarb. Gewerbe; 2010=100, sb			
Produktion; Gesamtwirtschaft exkl. Bausektor; 2007=100, sb			
Produktion in den USA; Verbrauchsgüter; 2007=100, sb			
GeldmengeM3; Mrd. Euro			
Beschäftigung; Inland; Mio, sb			
Pkw-Neuzulassungen; in 1000			
Verbraucherpreise; 2010=100, sb			
Großhandelspreise; 2010=100			
Rohstoffpreise (HWWI); Rohöl; US\$ basiert, 2010=100; Monatsdurchschnitt			
Wechselkurs; real; US\$/Euro, 2010=100			
Wechselkurs; €/Euro; Monatsdurchschnitt			
DAX Aktienindex; 1987.12.31=1000			
Beurteilung der Geschäftslage (S); Verarbeitendes Gewerbe; 2005=100, sb			
Gleichlaufindikator für die USA (Conf. Board); 2010=100, sb			
PMI (ISM) in den USA; Verarb. Gewerbe; 50=neutral, sb			
<input type="checkbox"/>	Daten vorhanden	<input type="checkbox"/>	Daten fehlen

Um zu verdeutlichen, wie stark die Datenränder ausgefranst sein können, wird in der Tabelle exemplarisch die Datenlage an einem 10. Juni dargestellt. Benötigt werden zu diesen Zeitpunkten zur Schätzung der Veränderungsrate des BIP im zweiten Quartal Angaben für die Monate April bis Juni. Die graue Fläche zeigt an, welche Daten zu dem Zeitpunkt noch nicht verfügbar sind und deshalb prognostiziert werden müssen.

Mit Blick auf die Tabelle fällt auf, dass insbesondere bei der Veröffentlichung der realen Indikatoren große Verzögerungen auftreten. So liegen im Juni, dem ersten Monat nach Veröffentlichung des BIP im ersten Quartal, erst Informationen über den April, also den ersten Monat des zu prognostizierenden zweiten Quartals vor. Hingegen sind die Umfrageindikatoren, Preise, Wechselkurse und Aktienindizes praktisch ohne Verzögerung verfügbar.

Das Modell basiert auf saisonbereinigten Daten. Die Saisonbereinigungsverfahren basieren allerdings auf reinen zeitreihenökonometrischen Verfahren und können daher lediglich die im langfristigen Durchschnitt entstandenen Saisoneinflüsse ausschalten. Unregelmäßige Saisoneinflüsse - wie z.B. die von Jahr zu Jahr wechselnde Terminierung der Sommerferien oder außergewöhnliche Witterungsverhältnisse im Winter - werden bei solchen Verfahren nicht berücksichtigt. Dies kann zu Fehleinschätzungen der konjunkturellen Lage führen.

So kann es sein, dass ein außergewöhnlich milder Winter die Bauproduktion begünstigt. Da in den Saisonbereinigungsverfahren die Witterung nicht berücksichtigt wird, stellt die saisonbereinigte Bauproduktion die konjunkturelle Situation im Bausektor zu positiv dar. Schreibt man die witterungsbedingt überhöhte Bauproduktion am aktuellen Rand fort, besteht die Gefahr, dass die fortgeschriebenen Werte tendenziell zu hoch sind und sich dies in eine verzerrte BIP-Prognose fortpflanzt. Selbst wenn dem Prognostiker bewusst wäre, dass die Bauproduktion durch das milde Wetter überzeichnet ist, ist für ihn schwer auszumachen, welcher Teil der Bauproduktion tatsächlich konjunktureller Natur und welcher dem günstigen Wetter zuzuschreiben ist.¹¹

Um diesem Problem zu begegnen, werden für die kurzfristige Fortschreibung der Indikatoren am aktuellen Rand nicht nur die Vergangenheitswerte des betreffenden Indikators verwendet, sondern auch aktuelle und vergangene Information über das

¹¹ Döhrn und an de Meulen (2015) finden bei einer Vielzahl von Indikatoren der deutschen Konjunktur einen signifikanten Einfluss von Wetterinformationen. Verwendet man Wetterinformationen für die Prognose der Indikatoren und überdies für die Prognose des BIP, verbessert sich die Prognosekraft jedoch nur in insignifikantem Maße.

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

Wetter und die Terminierung der Sommerferientage.¹² Entsprechend wird im Vorfeld einer Indikatorprognose zunächst der Zusammenhang zwischen dem Indikator I_t und seinen verzögerten Werten I_{t-1}, I_{t-2}, \dots sowie aktuellen und vergangenen Wetter- und Sommerferien-Informationen $W_t, W_{t-1}, W_{t-2}, \dots, F_t, F_{t-1}, F_{t-2}, \dots$ in der Vergangenheit geschätzt.¹³ Dabei werden die optimalen Lag-Längen anhand des Schwarz-Kriteriums ermittelt und die Koeffizienten mit der Methode der kleinsten Quadrate geschätzt. Auf Basis der Schätzergebnisse werden dann die Indikatoren unter Verwendung der aktuellen Wetter- und Ferieninformationen prognostiziert. Informationen zu den Ferientagen stehen ein bis zwei Jahre im Voraus zur Verfügung, Wetterinformationen ohne größere Verzögerung. Möchte man z.B. Anfang April eine BIP-Prognose für das erste Quartal erstellen und verwendet zu diesem Zweck die Bauproduktion, stehen für die Bauproduktion lediglich die Werte aus dem Januar und Februar zur Verfügung. Für die Prognose des März-Wertes kann der im Stützzeitraum beobachtete Einfluss des Wetters sowie die dann bereits vorliegenden Informationen über das März-Wetter genutzt werden, um eine Prognose der Bauproduktion im März zu erstellen.

3.3 Die Verdichtung der Einzelprognosen

Um die $[2k + k/2 \cdot (k-1)]$ Einzelprognosen zu verdichten, werden in der Literatur eine Reihe von Gewichtungsschemata diskutiert. Diese lassen sich zu verschiedenen Gruppen zusammenfassen.

In einer ersten Gruppe finden sich die einfachen statistischen Kennzahlen Mittelwert, Median und Modus. Da diese weder die Anpassung der Modelle im Stützzeitraum noch die vergangenen Prognosefehler der Modelle berücksichtigen, werden sie häufig als „naive“ Methoden bezeichnet.

In einer zweiten Gruppe finden sich sogenannte *In-sample*-Schemata, bei denen die Gewichtung aus der Erklärungsgüte der Gleichungen im Stützzeitraum abgeleitet wird. Als Maße für die Erklärungsgüte lassen sich z.B. das Bestimmtheitsmaß (R^2) oder das Akaike Informationskriterium (AIC) heranziehen. Das Gewicht einer

¹² Die hier verwendete Wettervariable basiert auf dem *ifo* Konjunkturtest, in dessen Rahmen Unternehmen der Bauwirtschaft gefragt werden, ob ihre Produktion durch ungünstige Wetterbedingungen behindert wurde. Der Wert der Wettervariablen ergibt sich aus der Abweichung des Indexwertes in einem Monat vom langjährigen Durchschnittswert für den gleichen Monat. Die Ferienvariable ergibt sich als Abweichung der mit der Beschäftigung der Bundesländer gewichteten Sommerferientage vom langfristigen Durchschnitt der Sommerferientage in dem betreffenden Monat.

¹³ Der Schätzzeitraum beginnt im Jahr 2000 und läuft bis zum aktuellen Rand, wird also stetig verlängert.

Brückengleichung $i \in 1, \dots, 2k + k/2 \cdot (k-1)$ ergibt sich aufgrund des veränderten Stützzeitraums $t-20 - t-1$ vor jeder Prognose Y_t neu als

$$w_{i,t}^{IC} = e^{-0,5 \cdot (|IC_{i,t} - IC_{opt,t}|)} \bigg/ \sum_{h=1}^{2k + \frac{k(k-1)}{2}} e^{-0,5 \cdot (|IC_{h,t} - IC_{opt,t}|)}$$

wobei IC für das Informationskriterium (R^2 oder AIC) steht und IC_{opt} abhängig vom Informationskriterium entweder für das größte R^2 oder das geringste AIC steht, welches unter allen Schätzgleichungen im Stützzeitraum auftaucht.

Eine dritte Gruppe bilden sogenannte *Out-of-sample*-Schemata, die die Gewichtung aufgrund der Prognosegüte der Modelle in der Vergangenheit vornehmen. Im Gegensatz zu den *In-sample*-Schemata, kann bei den *Out-of-sample*-Schemata der Aspekt der unterschiedlichen Datenverfügbarkeit der Indikatoren und die hieraus resultierende Konsequenz für die Prognosekraft berücksichtigt werden. Findet die Ein-Schritt-Prognose von Y_t im 1. (2., 3.) Monat des Prognosezeitraums statt, so werden entsprechend bei der Gewichtung der einzelnen Modelle auch nur die Fehler vergangener Prognosen herangezogen, die jeweils im 1. (2., 3.) Monat des Prognosezeitraums gemacht wurden. Ein einfaches *Out-of-sample*-Schema ist der sogenannte *Trimming*-Ansatz (Timmermann 2006). Darin wird ein bestimmter Prozentsatz der schlechtesten Einzelprognosen vor der Durchschnittsbildung ausgeschlossen. Dadurch ergibt sich die BIP-Prognose als Mittelwert der Einzelprognosen der Modelle, die in der Vergangenheit die geringsten Prognosefehler aufwiesen.¹⁴ Ein alternatives *Out-of-sample*-Schema berücksichtigt hingegen alle Einzelprognosen und schreibt ihnen ihre Gewichte entsprechend ihrer relativen Prognosegüte in der Vergangenheit zu, wobei die Prognosefehler der Vergangenheit mit einem Diskontfaktor multipliziert werden, der mit rücklaufender Zeit kleiner wird. Im konkreten Fall ergibt sich das Gewicht einer Brückengleichung $i \in 1, \dots, 2k + k/2 \cdot (k-1)$ für die Prognose von Y_t wie folgt:

$$w_{i,t}^j = \left[\sum_{l=1}^{t-1} \delta^{t-l} \cdot (\varepsilon_{i,l}^j)^2 \right]^{-1} \bigg/ \sum_{h=1}^{2k + k(k-1)/2} \left[\sum_{l=1}^{t-1} \delta^{t-l} \cdot (\varepsilon_{h,l}^j)^2 \right]^{-1}$$

wobei $0 < \delta < 1$ den Diskontfaktor angibt, ε für den Prognosefehler steht und das Subskript j expliziert in welchem Zeitpunkt (1., 2. oder 3. Monat) die Prognose statt-

¹⁴ Bei der Ermittlung der Prognosegüte in der Vergangenheit kann ein einfacher Mittelwert über die absoluten oder quadrierten Fehler in der gesamten Historie bestimmt werden, nur ein Teil der Prognosehistorie herangezogen werden, und/oder bei der Mittelwertbildung die vergangenen Prognosefehler abdiskontiert werden, um Fehler in der nahen Vergangenheit stärker zu gewichten.

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

findet und insofern auch nur Fehler heranzieht, die in diesem Zeitpunkt in der Vergangenheit begangen wurden.

Welches Gewichtungsschema die beste Prognose liefert, lässt sich pauschal nicht sagen. Zwar liegt es nahe, die Schemata zu verwenden, die vergangene Prognoseleistungen oder die Anpassung der Schätzungen im Stützzeitraum zu berücksichtigen. Allerdings besteht das Risiko, dass es in der Zwischenzeit zu Strukturbrüchen in den geschätzten Zusammenhängen gekommen ist. So merkt die Bundesbank mit Bezug auf Marcellino, Kuzin und Schumacher (2012) an: „Die Gleichgewichtung, möglicherweise auch unter Einschluss von vermeintlich schlechten Prognosen, liefert [...] häufig ebenso gute Ergebnisse wie komplexere Methoden“ (Deutsche Bundesbank 2013).

Bei seinen Konjunkturprognosen berücksichtigt das RWI daher die Prognoseergebnisse des RWI-Kurzfristprognosemodells anhand verschiedener Gewichtungsschemata. Als Ausgangspunkt wird dabei der einfache Mittelwert aller Einzelprognosen herangezogen. Das Resultat wird jedoch stets mit den Ergebnissen der komplexeren Verfahren abgeglichen.

4. Ergebnisse

Die Tabelle im Anhang listet den Satz der 117 Indikatoren entsprechend der Rangfolge auf, wie sie sich aus dem Thresholding-Verfahren ergibt. Gemäß der Intention des Verfahrens, verteilen sich die Indikatoren mit der höchsten zusätzlichen Erklärungskraft sehr gleichmäßig auf die verschiedenen Gruppen der Indikatoren. Der Indikator mit der höchsten Erklärungskraft ist der Metallproduktionsindex, gefolgt vom Umfrageindikator bezüglich der Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung im Bereich des Großhandels mit Kfz. Dies erscheint plausibel, da die deutsche Wirtschaft sowohl von der Automobilindustrie als auch von der Produktion von Investitionsgütern geprägt ist. Auch finden sich mit dem Privaten Konsum in den USA und dem Auslandsauftragsvolumen im Bereich der Maschinen und Ausrüstungen zwei außenwirtschaftliche Indikatoren weit oben in der Rangfolge. Dies unterstreicht die Exportorientierung der deutschen Wirtschaft.

Gemäß dieser Rangfolge wurden die 14 Sätze der besten 1, 5, 10, 20, 30, ..., 110, 117 Indikatoren einer Evaluation ihrer Prognosegüte unterzogen. Konkret wurden mit jedem dieser Sätze die 36 Veränderungsdaten des BIP zwischen 2005 und 2013 prognostiziert. Wie in Abschnitt 2 beschrieben, wurden dabei bei jeder Prognose die Einzelprognosen der Brückengleichungen zu einer Gesamtprognose anhand des einfachen Mittelwerts zusammengefasst und aus den 36 Gesamtprognosen die

Wurzel der durchschnittlichen quadrierten Prognosefehler (RMSE) gebildet, welche als Evaluationskriterium herangezogen werden.

Damit die Ergebnisse nicht durch die sich verändernde Datenverfügbarkeit innerhalb eines Prognosezeitraums beeinflusst werden, wurden die Prognosen jeweils zum selben Zeitpunkt im Prognosezeitraum durchgeführt, nämlich am 10. des ersten, des zweiten und des dritten Monats nach Veröffentlichung der vorherigen BIP-Rate.¹⁵ Wie erwartet, sinken (in der Tendenz) die Fehler mit zunehmender Datenverfügbarkeit (Schaubild 1). Zudem zeigt sich, vor allem in den beiden ersten Monaten des Prognosequartals, ein U-förmiger Zusammenhang zwischen Indikatorenzahl und Prognosegüte. Eine Mindestzahl von zehn Indikatoren scheint erforderlich zu sein, um das BIP durch die in den Indikatoren enthaltenen Informationen hinreichend genau abzubilden. Die Hinzunahme weiterer Indikatoren verringert jedoch die Prognosekraft. Dies gilt im Prinzip auch für den dritten Monat, wenngleich die im Durchschnitt beste Prognose erst mit einem Satz von 30 Indikatoren erzielt wird und die Prognosegüte ab einer Zahl von 70 Indikatoren wieder steigt.

In der Tat bilden die ersten zehn Indikatoren bereits einen sehr breiten und ausgewogenen Satz. Unter ihnen befinden sich drei Produktionsindizes, ein Umfrageindikator, ein Preisindex, ein Auftragsvolumenindex, ein Geldmengenindikator, ein Aktienindex, sowie ein Umfrage- und ein realer Indikator für die Wirtschaft der USA. Hierbei scheint die Datenverfügbarkeit eine eher untergeordnete Rolle zu spielen. Zwar sind bei vier der zehn Indikatoren bereits im zweiten Prognosemonat alle Monatsdaten des zu prognostizierenden Quartals verfügbar, bei fünf Indikatoren – hierunter die Auftragseingänge aus dem Ausland im Bereich der Maschinen und Ausrüstungsgüter – sind im ersten Prognosemonat erst Daten über den ersten Monat des zu prognostizierenden Quartals verfügbar. Beim Geldmengenaggregat M3 gibt es im ersten Prognosemonat sogar keinerlei monatliche Information über das zu prognostizierende Quartal. Dass die relative Prognosekraft bei einigen Indikatoren nicht unter der geringen Datenverfügbarkeit leidet, dürfte nicht zuletzt daran liegen, dass sie eine beträchtliche Vorlaufeigenschaft haben. Dies gilt insbesondere für die genannten Beispiele, Geldmengenaggregat M3 und Auslandsauftragseingänge im Bereich der Maschinen und Ausrüstungsgüter.

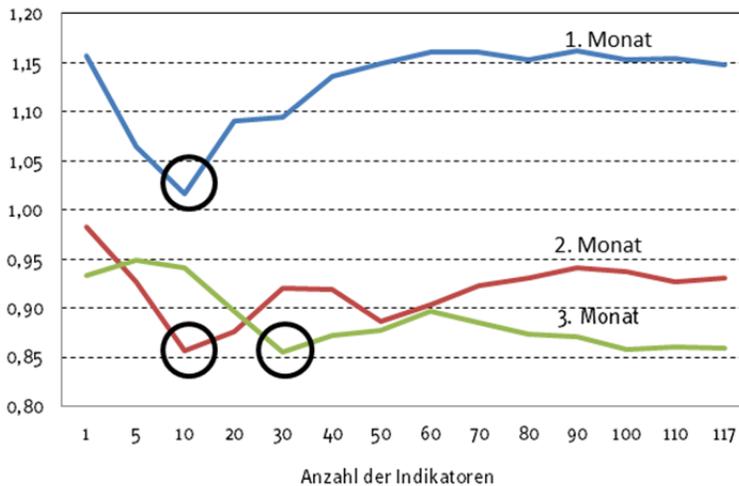
¹⁵ Es ist einschränkend zu sagen, dass die Datenlage bei diesem Prognoseexperiment nicht exakt der Datenlage entspricht, wie sie bei den Prognosen in Echtzeit vorgelegen hätte, da in der Zwischenzeit Daten revidiert wurden. In der Literatur wird in solchen Fällen daher von Pseudo- oder Quasi-Echtzeit-Prognosen gesprochen.

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

Schaubild 1

Prognosegüte und Zahl der ausgewählten Indikatoren

Wurzel aus dem Mittleren Quadratischen Prognosefehler, 2005-2014



Eigene Berechnungen

Schaubild 2 zeigt die Ergebnisse der Kurzfristschätzungen exemplarisch für den Zeitraum der Ein-Schritt-Prognose der Veränderungsrate des BIP im ersten Quartal 2015. Dabei werden jeweils die Ergebnisse unter Verwendung des gesamten Satzes der 117 Indikatoren (blaue Balken und erstgenannte Kennzahlen) den Ergebnissen unter Verwendung des jeweils besten¹⁶ Indikatorsatzes (rote Linie, zweitgenannte Kennzahlen) gegenübergestellt. Mit Blick auf die reduzierten Datensätze zeigt sich analog zu Schaubild 1 eine deutlich schlechtere Prognoseleistung in Monat 1 gegenüber der in den anderen Monaten. Interessanterweise ist hingegen im zweiten Monat sowohl die Prognosegüte besser als auch die Varianz der Einzelprognosen geringer als im dritten Monat. Dies kann sich in einem Einzelfall natürlich ergeben. Zudem hat Schaubild 1 gezeigt, dass sich die Prognoseleistungen zwischen erstem und zweitem Monat zwar deutlich verbessern, beim Übergang zum dritten Monat jedoch nicht mehr so stark. Bemerkenswert ist auch, dass der vollständige Indikatorenersatz zumindest im ersten Quartal 2015 über alle Monate hinweg im Mittel gute Prognosen liefert. Im zweiten und dritten Monat sind diese vergleichbar mit denen

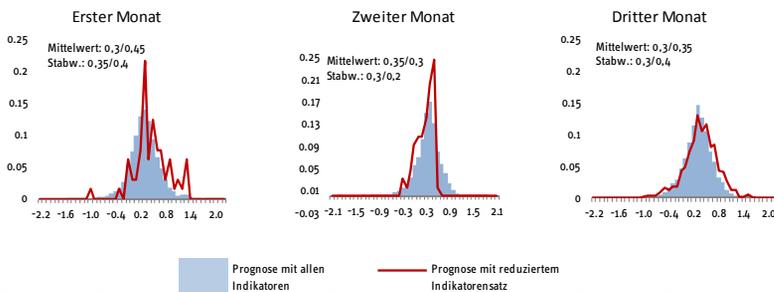
¹⁶ Wie im vorangegangenen Abschnitt diskutiert, sind dies zehn Indikatoren in den Monaten 1 und 2 und 30 Indikatoren in Monat 3 des Prognosezeitraums.

der reduzierten Indikatorsätze, wie es Schaubild 2 in etwa auch vermuten ließ. Hingegen ist in Monat 1 die mittlere Prognose auf Basis des vollständigen Indikatorensatzes deutlich besser als diejenige auf Basis der besten zehn Indikatoren.

Schaubild 2

Häufigkeitsverteilung der Prognosen der Einzelgleichungen für die Zuwachsrate des BIP im ersten Quartal 2015

Prognosedaten: Erster Monat: 10.3.2015; Zweiter Monat: 10.4.2015; Dritter Monat: 10.5.2015



Eigene Berechnungen

5. Zusammenfassung

Ziel dieses Methodenberichts war es, das Vorgehen des RWI-Kurzfristprognosemodells zur Prognose der Veränderungsrate des vierteljährlichen BIP vorzustellen. Das Modell basiert auf einem umfangreichen Satz monatlich verfügbarer Indikatoren, aus welchem in einem ersten Schritt ein – im Laufe der Zeit sich durchaus wandelnder – kleinerer Satz von Indikatoren ausgewählt wird. Diese Vorauswahl basiert auf einem sogenannten weichen *Thresholding*-Verfahren, welches die besten k Indikatoren anhand ihrer zusätzlichen Erklärungskraft für die Prognose des BIP auswählt.

Zur Lösung des *ragged edge*-Problems werden am aktuellen Rand fehlende Monatswerte unter Berücksichtigung von saisonalen Sondereffekten – dem aktuellen Wetter und der Terminierung der Sommerferien – autoregressiv geschätzt.

Die gewählten Indikatoren werden danach auf Quartalsebene gebracht, um anschließend in ein System von Brückengleichungen einzufließen. Dieses System besteht aus drei Gruppen von Regressionsspezifikationen. In der ersten Gruppe

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

befinden sich die Schätzungen der Veränderungsrate des BIP auf je einen Indikator. In der zweiten Gruppe finden sich je ein Indikator sowie verzögerte Werte des BIP als erklärende Variablen. In der dritten Gruppe wird die Veränderungsrate des BIP auf je eine Kombination von zwei Indikatoren regressiert. Die Koeffizienten werden dann in einem festgelegten Stützzeitraum geschätzt und anschließend für die Prognose herangezogen.

Da jede Brückengleichung eine eigene Prognose liefert, müssen diese anhand geeigneter Gewichtungsschemata zu einer Gesamtprognose verdichtet werden. Als Ausgangspunkt wird dabei der einfache Mittelwert der Prognosen herangezogen. Die Robustheit der mittleren Prognose wird jedoch stets überprüft, indem auf komplexere Schemata zurückgegriffen wird, bei denen die vergangenen Prognosefehler der einzelnen Brückengleichungen explizit in die Gewichtung einfließen.

Bei der Vorauswahl der Indikatoren ergab sich, dass eine Reduktion des Indikatorrensatzes auf zehn Indikatoren für das deutsche BIP im Zeitraum 2005-2013 die besten Prognoseergebnisse liefert, wenn die Prognosen in den ersten beiden Monaten des Prognosequartals stattfinden. Im dritten Monat lohnt es sich mehr Indikatoren zu verwenden. Im Durchschnitt die beste Prognose lieferte im Analysezeitraum ein Satz von 30 Indikatoren, allerdings ist der Fehler nur unwesentlich geringer als bei Verwendung aller 117 Indikatoren.

Abschließend muss man jedoch festhalten, dass sich sowohl die Prognosegüte der gewählten Indikatoren als auch die Gewichtungsschemata, die aus den Einzelprognosen die „beste“ Prognose ableiten, über die Zeit verändern können. Es ist daher notwendig und gängige Praxis, das Kurzfristprognosemodell bezüglich dieser Einstellungen ständig zu überprüfen.

Literatur

Alvarez, R., M. Camacho, und G. Perez-Quiros (2012). Finite sample performance of small versus large scale dynamic factor models. CEPR Discussion Paper 8867, London, CEPR.

Angelini, E., G.C. Mendez, D. Giannone, L. Reichlin, und G. Rünstler (2011), Short-term forecasts of euro area GDP growth. *Econometric Journal*, 14(1): 25-44.

Banbura, M. und G. Rünstler (2011). A look into the factor model black box: Publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP. *International Journal of Forecasting*, 27(2): 333-346.

Boivin, J. und S. Ng (2006). Are more data always better for factor analysis? *Journal of Econometrics*, 132(1):169-194.

Bulligan, G., M. Marcellino, und F. Venditti (2012). Forecasting economic activity with higher frequency targeted predictors. Temi di discussione (Economic working papers) 847, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Deutsche Bundesbank (2013), Prognosemodelle in der kurzfristigen Konjunkturanalyse – Ein Werkstattbericht, *Monatsbericht* 69: 69-84.

Caggiano, G., G. Kapetanios, und V. Labhard (2011). Are more data always better for factor analysis? Results for the euro area, the six largest euro area countries and the UK. *Journal of Forecasting*, 30(8): 736–752.

Clements, M.P. und A.B. Galvão (2008). Macroeconomic forecasting with mixed frequency data: Forecasting output growth in the United States., *Journal of Business & Economic Statistics* 26(4): 546–554.

Clements, M.P. und A.B. Galvão (2009). Forecasting US output growth using leading indicators: an appraisal using MIDAS models. *Journal of Applied Econometrics*, 24(7): 1187–1206.

Diebold, F.X. und J.A. Lopez (1996). Forecast Evaluation and Combination. In G.S. Maddala and C.R. Rao (eds.), *Handbook of Statistics*. North-Holland: 241–268.

Diron, M. (2008). Short-term forecasts of euro area real GDP growth: an assessment of real-time performance based on vintage data. *Journal of Forecasting*, 27(5): 371–390.

Döhrn, R. und C.M. Schmidt (2011), Information or Institution – On the Determinants of Forecast Accuracy. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik* 231 : 9-27.

Donoho, D.L. und J.M. Johnstone (1994). Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, 81: 425–455.

Drechsel, K. und L. Maurin (2011). Flow of conjunctural information and forecast of euro area economic activity. *Journal of Forecasting*, 30(3): 336–354.

Drechsel, K. und R. Scheufele (2012). The performance of short-term forecasts of the German economy before and during the 2008/2009 recession. *International Journal of Forecasting*, 28(2): 428 – 445.

Ferrara, L., C. Marsilli, und J.-P. Ortega (2014). Forecasting growth during the Great Recession: is financial volatility the missing ingredient? *Economic Modelling*, 36: 44–50.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi, und L. Reichlin (2003). Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area? *Journal of Monetary Economics*, 50(6): 1243–1255.

Forni, C., M. Marcellino, und C. Schumacher (2015). Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 178(1): 57–82.

Giannone, D., L. Reichlin, und D. Small (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4): 665–676.

Girardi, A., R. Golinelli, und C. Pappalardo (2014). The Role of Indicator Selection in Nowcasting Euro Area GDP in Pseudo Real Time. Working Papers wp919, Dipartimento Scienze Economiche, Università di Bologna.

Grassmann, P. und F. Keereman (2001). An indicator-based short-term forecast for quarterly GDP in the euro area. *European Economy - Economic Papers* 154, Directorate General Economic and Monetary Affairs (DG ECFIN), European Commission.

Hahn, E. and F. Skudelny (2008). Early estimates of euro area real GDP growth: a bottom up approach from the production side. Working Paper Series 0975, European Central Bank.

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

Kitlinski, T. und P. an de Meulen (2015). The Role of Targeted Predictors for Nowcasting GDP with Bridge Models: Application to the Euro Area. Ruhr Economic Paper 559.

Kuzin, V., M. Marcellino, und C. Schumacher (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27(2):529 – 542.

Marcellino, V, Kuzin, und C. Schumacher (2012). Pooling versus Model Selection for Nowcasting GDP with Many Predictors: Empirical Evidence from Six Industrialized Countries. *Journal of Applied Econometrics* 28: 392-411.

Marcellino, M., J.H. Stock, und M.W. Watson (2003). Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country specific versus area-wide information. *European Economic Review*, 47(1): 1–18.

Rünstler, G., K. Barhoumi, S. Benk, R. Cristadoro, A.D. Reijer, A. Jakaitiene, P. Jelonek, A. Rua, K. Ruth, und C.V. Nieuwenhuyze (2009). Short-term forecasting of GDP using large datasets: a pseudo real-time forecast evaluation exercise. *Journal of Forecasting*, 28(7): 595–611.

Schumacher, C. (2007). Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets. *Journal of Forecasting*, 26(4): 271-302.

Schumacher, C. (2014). MIDAS and bridge equations. Discussion Papers 26/2014, Deutsche Bundesbank, Research Centre.

Schumacher, C. und J. Breitung (2008). Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data. *International Journal of Forecasting*, 24(3): 386-398.

Stock, J.H., und M.W. Watson (2002). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(2): 147-162.

Timmermann, A. (2006). Forecast Combinations. In: Elliot, G., Granger, C.W.J., Timmermann, A. (Eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, Vol. 1: 135–196. Elsevier.

Anhang

Liste der im RWI-Kurzfristmodell enthaltenen Indikatoren

Reihenfolge gemäß Thresholding-Verfahren

Produktion; Metalle; 2010=100, sb

Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung in den nächsten 6 Monaten (S); Großhandel inkl. Großhandel mit Kfz; 2005=100, sb

Produktion; Hoch- und Tiefbau; 2010=100, sb

Verbraucherpreise; 2010=100, sb

Geldmenge M3; Mrd. Euro

Privater Konsum in den USA; In Preisen von 2009, Mrd. US\$, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Ausrüstungen und Maschinen; 2010=100, sb

FAZ Aktienindex; 1958.12=100

PMI (ISM) in den USA; Verarbeitendes Gewerbe; 50=neutral, sb

Produktion; Langlebige Verbrauchsgüter; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, gesamt; Hoch- und Tiefbau; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Inland; Elektronische und optische Geräte; 2010=100, sb

ZEW-Konjunkturindikator, vorlaufender Indikator; 0=neutral

Citigroup Geldmarkt Performance-Index; heimische Währung, 1997.12.31=100

VDAX Aktienvolatilitätsindex; % p.a.

Exporte; Pkw; 1000

Produktion; Zwischengüter; 2010=100, sb

Produktion; Verbrauchsgüter; 2010=100, sb

Produktion in den USA; Verbrauchsgüter; 2007=100, sb

Produktion in den USA; Betriebsausstattung; 2007=100, sb

CDAX Aktienindex; 1987.12.31=100

Beurteilung der Geschäftslage (S); Bauhauptgewerbe insgesamt; 2005=100, sb

Geschäftsklima (D); Einzelhandel inkl. Einzelhandel mit Kfz; 2005=100, sb

Einzelhandelsumsätze; Kleidung, Schuhe & Lederwaren; Value, 2010=100, sb

Auftragsvolumen, gesamt; Wohnungsbau; 2010=100, sb

Produktion; Bergbau und Gewinnung von Steinen; 2010=100, sb

Geldmenge M2; Exkl Mrd. Euro

Auftragsvolumen, gesamt; Gebäude; 2010=100, sb

Beschäftigung; Inland; Mio, sb

Produktion; Gesamtwirtschaft exkl. Energie & Bausektor; 2010=100, sb

Geschäftserwartungen (S); Gewerbliche Wirtschaft Geschäftsklima; 2005=100, sb

Produktion; Verarbeitendes Gewerbe; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Kfz; 2010=100, sb

Produktion in den USA; Pkw; 1000, sb

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

noch

Liste der im RWI-Kurzfristmodell enthaltenen Indikatoren

Pkw-Neuzulassungen; in 1000
Großhandelspreise; 2010=100
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Kapitalgüter; 2010=100, sb
Beurteilung der Geschäftslage (S); Verarbeitendes Gewerbe; 2005=100, sb
Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung in den nächsten 6 Monaten (S); Bauhauptgewerbe insgesamt; 2005=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Kfz; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Kfz; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Chemische Güter; 2010=100, sb
Konsumentenvertrauen; Saldo, %, sb;
Auftragsvolumen, gesamt; Nicht-Wohnungsbau; 2010=100, sb
Geschäftsbeurteilung (S); Gewerbliche Wirtschaft Geschäftsklima; 2005=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Langlebige Verbrauchsgüter; 2010=100, sb
Produktion; Gesamtwirtschaft; 2010=100, sb
Business confidence; Verarbeitendes Gewerbe; Balance, %, sb;
Produktion; Gesamtwirtschaft exkl. Bausektor; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Verbrauchsgüter (nicht-langlebig); 2010=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Bauingenieurwesen; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Verbrauchsgüter (nicht-langlebig); 2010=100, sb
Produktion; Energie; 2010=100, sb
Bewertung der Auftragslage; Verarbeitendes Gewerbe; Balance, %, sb;
Produktion in den USA; Verarbeitendes Gewerbe; 2007=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Verbrauchsgüter; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Durable Verbrauchsgüter; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Maschinen; 2010=100, sb
Wechselkurs; real; US\$/Euro, 2010=100
Produzentenpreise; 2010=100, sb
Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung in den nächsten 6 Monaten (S); Verarbeitendes Gewerbe ohne Ernährungsgewerbe und ohne Tabakverarbeitung; 2005=100, sb
Produktion; Kapitalgüter; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Metalle; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Kapitalgüter; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Metalle; 2010=100, sb
Produktion; Maschinen und Ausrüstungen; 2010=100, sb
Business climate (OECD) in den USA; Verarbeitendes Gewerbe; Normal = 100, sb
GeldmengeM1; Exkl Mrd. Euro

noch

Liste der im RWI-Kurzfristmodell enthaltenen Indikatoren

Rohstoffpreise (HWWI); Grundstoffe, exkl. Enerige; US\$-basiert, 2010=100; Monatsdurchschnitt

Gleichlaufindikator (ZEW); 0=neutral

Wechselkurs; £/Euro; Monatsdurchschnitt

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Kapitalgüter; 2010=100, sb

Handelswarenxporte, exkl. Fracht und Versicherung; Mrd. Euro, sb

Produktion; Elektronische und optische Geräte; 2010=100, sb

Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung in den nächsten 6 Monaten (S); Verarbeitendes Gewerbe; 2005=100, sb

DAX Aktienindex; 1987.12.31=1000

Erwartungen hinsichtlich der Geschäftsentwicklung in den nächsten 6 Monaten (S); Einzelhandel inkl. Einzelhandel mit Kfz; 2005=100, sb

Bestandsabschätzung (Fertigwaren); Verarbeitendes Gewerbe; Saldo, %, sb;

Gleichlaufindikator für die USA (Conf. Board); 2010=100, sb

Economic Sentiment; Geschäftsbereich & Konsumenten; 2000=100, sb;

Produktion; Verbrauchsgüter (nicht-langlebig); 2010=100, sb

Produktion; Elektrizität, Gas und Wasser; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Elektronische und optische Geräte; 2010=100, sb

Beurteilung der Geschäftslage (S); Einzelhandel inkl. Einzelhandel mit Kfz; 2005=100, sb

Wechselkurs; Handelsgewichtet, real, Währungen der Handelspartner/US\$; 2010=100

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Zwischengüter; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Inland; Metalle; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, gesamt; Zwischengüter; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, gesamt; Elektronische und optische Geräte; 2010=100, sb

Wechselkurs; ¥/Euro; Monatsdurchschnitt

Vorlaufindikator für die USA (Conf. Board); 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Verbrauchsgüter (nicht-langlebig); 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Inland; Chemische Güter; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Verbrauchsgüter; 2010=100, sb

Produktion; Kfz; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, aus dem Ausland; Verarbeitendes Gewerbe; 2010=100, sb

Auftragsvolumen, gesamt; Verbrauchsgüter; 2010=100, sb

Geschäftsklima (D); Gewerbliche Wirtschaft Geschäftsklima; 2005=100, sb

Arbeitslosenquote; registriert; % der Erwerbspersonen

Geschäftsklima (D); Verarbeitendes Gewerbe ohne Ernährungsgewerbe und ohne Tabakverarbeitung; 2005=100, sb

Das RWI-Kurzfristprognosemodell

noch

Liste der im RWI-Kurzfristmodell enthaltenen Indikatoren

Geschäftsklima (D); Bauhauptgewerbe insgesamt; 2005=100, sb
Beurteilung der Geschäftslage (S); Großhandel inkl. Großhandel mit Kfz; 2005=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Verarbeitendes Gewerbe; 2010=100, sb
Produktion; Chemische Güter, ch. Produkte und Kunstfaser; 2010=100, sb
Geschäftsklima (D); Verarbeitendes Gewerbe; 2005=100, sb
Business confidence; Dienstleistungsbereich; Saldo, %, sb;
Produktion; Gesamtwirtschaft exkl. Bausektor; 2007=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Chemische Güter; 2010=100, sb
Produktion in den USA; Sonst. Verarbeitendes Gewerbe; 2007=100, sb
Auftragsvolumen, gesamt; Maschinen und Ausrüstungen; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Verarbeitendes Gewerbe; 2010=100, sb
Geschäftsklima (D); Großhandel inkl. Großhandel mit Kfz; 2005=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Langlebige Verbrauchsgüter; 2010=100, sb
Auftragsvolumen, aus dem Inland; Zwischengüter; 2010=100, sb
Rohstoffpreise (HWWI); Grundstoffe, total; US\$ basiert, 2010=100; Monatsdurchschnitt
Rohstoffpreise (HWWI); Energierohstoffe.; US\$ basiert, 2010=100; Monatsdurchschnitt
Rohstoffpreise (HWWI); Rohöl; US\$ basiert, 2010=100; Monatsdurchschnitt

Eigene Zusammenstellung