

Modelle zur kurzfristigen Konjunkturprognose: eine Aktualisierung

Für die Geldpolitik ist eine treffsichere Einschätzung der gegenwärtigen konjunkturellen Situation und ihrer Entwicklung in der nahen Zukunft von großer Bedeutung. Je früher Änderungen der wirtschaftlichen Lage und daraus resultierende Risiken für die Preisstabilität erkannt werden, desto eher kann etwaiger geldpolitischer Handlungsbedarf aufgezeigt werden. Die Bundesbank veröffentlicht ihre Einschätzung zum konjunkturellen Ausblick in Deutschland regelmäßig in ihren Monatsberichten. Die dahinter stehende kurzfristige Konjunkturprognose dient auch als Ausgangspunkt für die halbjährlich durchgeführten gesamtwirtschaftlichen Projektionen für Deutschland, die neben den Projektionen anderer Zentralbanken der Euro-Länder in die gesamtwirtschaftlichen Projektionen für den Euroraum einfließen. Die Wachstumsrate des Bruttoinlandsprodukts gilt dabei als wichtigste zusammenfassende Kennzahl.

Ein zentrales Hilfsmittel der kurzfristigen Konjunkturanalyse sind ökonometrische Prognosemodelle. Sie sind automatisiert einsetzbar und nutzen empirisch beobachtete Zusammenhänge zwischen einer Vielzahl von vorlaufenden Konjunkturindikatoren und den zu prognostizierenden Zielgrößen. Damit liefern ökonometrische Modelle eine wertvolle Grundlage für die fortlaufende Einschätzung der Konjunktur.

Bislang wurden in der Bundesbank in der regelmäßigen Analyse der deutschen Konjunktur drei ökonometrische Modelle für die kurzfristige Prognose eingesetzt: ein Brückengleichungsmodell, ein dynamisches Faktormodell und – wegen der besonderen Bedeutung des Verarbeitenden Gewerbes für die deutsche Konjunktur – ein Modell für die Industrieproduktion. Jedes Modell besteht dabei aus verschiedenen Varianten. Sowohl das Brückengleichungsmodell als auch das Modell für die Industrieproduktion wurden kürzlich grundlegend überarbeitet. Das Faktormodell hingegen bleibt aufgrund der noch immer zeitgemäßen Struktur vorerst in seiner derzeitigen Form bestehen. Darüber hinaus wurde das bestehende Prognoseinstrumentarium durch ein neues Vektor-Autoregressives (VAR)-Modell ergänzt. Eine Evaluation der neuen beziehungsweise überarbeiteten Prognosemodelle ergab, dass sie bis zu drei Quartale im Voraus Prognosen liefern, deren Informationsgehalt höher ist als der einer einfachen Fortschreibung mithilfe des historischen Durchschnitts.

Modelle zur kurzfristigen Konjunkturprognose in der Bundesbank – Einsatzbereich und Anforderungen

Kurzfristige Konjunkturprognose für Geldpolitik von großer Bedeutung

Die geldpolitischen Entscheidungen des EZB-Rats stützen sich auf eine umfassende Betrachtung gesamtwirtschaftlicher und finanzieller Kennzahlen. So sollen Risiken für die Preisstabilität identifiziert und Handlungsbedarf angezeigt werden. Diese Analyse gliedert sich in zwei Säulen, die wirtschaftliche und die monetäre Analyse.¹⁾ In der wirtschaftlichen Analyse spielen die Einschätzung der aktuellen konjunkturellen Lage sowie der Ausblick für die nähere und mittelfristige Zukunft eine wichtige Rolle, weil sie Hinweise auf steigenden oder nachlassenden Preisdruck liefern können. An dieser Stelle kommt dem Bruttoinlandsprodukt (BIP) als zusammenfassendem Indikator für die wirtschaftliche Aktivität eine besondere Bedeutung zu. Für die gemeinsame Geldpolitik ist das Ergebnis für den Euroraum insgesamt maßgeblich. Die Entwicklung in Deutschland hat jedoch aufgrund ihres hohen Gewichts eine erhebliche Bedeutung. Daten für das deutsche BIP werden vierteljährlich veröffentlicht. Die erste öffentliche Schnellmeldung des Statistischen Bundesamtes für das abgelaufene Quartal liegt mit einer Verzögerung von gut sechs Wochen vor.²⁾ So ist – je nach Zeitpunkt – auch eine Einschätzung der Entwicklung im vergangenen, vom Statistischen Bundesamt aber noch nicht publizierten Quartal oder im laufenden Quartal vonnöten. Obwohl sich eine solche Einschätzung nicht auf die Zukunft bezieht, wird auch sie im Folgenden als Prognose bezeichnet.³⁾

Kurzfristige Konjunkturprognose regelmäßig in qualitativer Form kommuniziert

Die kurzfristige Konjunkturprognose für Deutschland umfasst bis zu drei Quartale. Sie fließt in die laufende Konjunktüreinschätzung der Bundesbank ein, die auch regelmäßig gegenüber der Öffentlichkeit kommuniziert wird. Dies geschieht in der Regel in qualitativer Form, zum Beispiel in den Monatsberichten der Bundesbank. Darüber hinaus bilden die Ergebnisse der Kurzfristprognose den Ausgangspunkt für die mithilfe des makroökonomischen Modells der

Bundesbank halbjährlich erstellten gesamtwirtschaftlichen Vorausschätzungen für Deutschland, die in die Stabsprojektionen des Eurosystems für den Euroraum eingehen.

Die kurzfristigen Konjunkturprognosen der Bundesbank stützen sich auf mehrere automatisierte, ökonometrische Prognosemodelle.⁴⁾ Diese Modelle nutzen in der Vergangenheit beobachtete systematische Zusammenhänge zwischen einer Vielzahl von infrage kommenden Konjunkturindikatoren und der jeweiligen Zielgröße. Diese rein modellbasierten Schätzungen fungieren als Ausgangspunkt der Konjunkturprognose und werden durch Expertenwissen ergänzt. Dabei werden Ergebnisse der einzelnen Modelle vor dem Hintergrund ihrer spezifischen Stärken und Schwächen gewichtet beziehungsweise korrigiert, um ein möglichst treffsicheres Bild der konjunkturellen Lage und des kurzfristigen Ausblicks zu erhalten. Außerdem werden zusätzliche Informationen berücksichtigt, die von den Modellen nur schwer erfasst werden können. Dazu gehören beispielsweise Sonderfaktoren wie Streiks, Grippewellen oder sonstige außergewöhnliche Ereignisse.

Die Fachliteratur bietet eine große Auswahl an Prognosemodellen, die sich beispielsweise hinsichtlich ihres grundlegenden Ansatzes, des Komplexitätsgrads oder der einfließenden Indikatoren unterscheiden. Manche Eigenschaften

Verzahnung modellbasierter Prognosen mit Expertenwissen

Berücksichtigung verschiedener Prognosemodelle vorteilhaft

¹ Vgl.: Europäische Zentralbank, The outcome of the ECB's evaluation of its monetary policy strategy, ECB Monthly Bulletin, Juni 2003, S. 79–92.

² Für den Euroraum veröffentlicht Eurostat eine erste Schnellschätzung bereits gut vier Wochen nach Ablauf eines Quartals.

³ In der englischsprachigen wissenschaftlichen Literatur hat sich für Prognosen, die sich auf bereits in der Vergangenheit liegende Zeiträume beziehen, für die aber noch keine Werte veröffentlicht wurden, der Begriff „backcast“ eingebürgert. Prognosen für das laufende Vierteljahr werden demgegenüber als „nowcast“ und solche für zukünftige Quartale als „forecast“ bezeichnet. Zur Begriffsfindung vgl.: M. Bańbura, D. Giannone und L. Reichlin (2011), Nowcasting, in: M. P. Clements und D. F. Hendry (Hrsg.), The Oxford Handbook of Economic Forecasting, S. 193–224.

⁴ Die im Tagesgeschäft der Bundesbank eingesetzten Verfahren zur kurzfristigen Konjunkturprognose wurden ausführlich vorgestellt in: Deutsche Bundesbank, Prognosemodelle in der kurzfristigen Konjunkturprognose – Ein Werkstattbericht, Monatsbericht, September 2013, S. 69–84.

– wie zum Beispiel eine gute Interpretierbarkeit der Modellergebnisse – sind eindeutig mit Vorteilen verbunden. Andere Merkmale erweisen sich in einer Situation als Stärke, in einer anderen dagegen als Schwäche. Dies gilt beispielsweise hinsichtlich der Geschwindigkeit und des Ausmaßes, in dem die Prognosen an neue Informationen angepasst werden. Eine schnelle Anpassung kann beispielsweise vorteilhaft sein, wenn ein konjunktureller Wendepunkt eintritt. Sie ist hingegen von Nachteil, wenn etwa aktuelle Daten in großem Umfang von erratischen Störeinflüssen betroffen sind. Zur Risikosteuerung hat es sich daher als vorteilhaft erwiesen, Prognosemodelle mit unterschiedlichen Eigenschaften zu berücksichtigen.⁵⁾

*Kriterien für die
Modellauswahl*

Die Auswahl der in der Bundesbank für die kurzfristige Konjunkturprognose eingesetzten Modelle orientiert sich an mehreren Kriterien. Als wichtigster Aspekt ist hier zunächst die Prognosegüte zu nennen, das heißt die Fähigkeit eines Modells, treffsichere Vorausschätzungen der Zielgröße zu erstellen. Darüber hinaus sollte aus dem Modell möglichst eine ökonomisch plausible Erklärung der Ergebnisse ableitbar sein. Außerdem sollten die Prognosen im Zeitverlauf bis hin zur Veröffentlichung der Zielgröße eine gewisse Stetigkeit aufweisen. Obwohl die Treffsicherheit durch den Zufluss neuer Informationen grundsätzlich der Tendenz nach zunimmt, schwanken die Prognoseergebnisse einiger Modelle in der Praxis recht stark. Häufige und große Prognoseanpassungen in unterschiedliche Richtungen erschweren die Interpretation und Kommunikation der Ergebnisse.

*Weitere Anforderungen:
Berücksichtigung
verschiedener
Indikatoren, ...*

Neben diesen allgemeinen Kriterien werden noch einige speziellere Anforderungen an jedes Prognosemodell gestellt. Grundsätzlich sollten viele unterschiedliche Konjunkturindikatoren herangezogen werden, um möglichst alle für die Konjunktur relevanten Bereiche abzudecken. Darüber hinaus können auch gewisse Sonderfaktoren wie Wetter- oder Kalendereinflüsse mittels entsprechend konstruierter Variablen berücksichtigt werden. So kann verhindert werden, dass besondere Entwicklungen in einzel-

nen Bereichen übersehen werden. Für die Aufnahme eines Indikators in den Datensatz eines Prognosemodells ist neben seiner ökonomischen Relevanz schließlich auch die Verfügbarkeit hinreichend langer Zeitreihen ausschlaggebend.

Wie das BIP werden auch die Konjunkturindikatoren teilweise mit Verzögerungen veröffentlicht. Zudem unterscheiden sich diese Publikationsverzögerungen von Indikator zu Indikator. Beispielsweise stehen Ende September Daten für die Produktion in der Industrie lediglich bis einschließlich Juli zur Verfügung, während der ifo Geschäftsklimaindex schon für September vorliegt. Die dadurch entstehenden unterschiedlich langen Lücken in der Verfügbarkeit erzeugen den charakteristischen „zerfransten Rand“ makroökonomischer Datensätze. Die Prognosemodelle sollten zu jedem Zeitpunkt alle verfügbaren Informationen nutzen und deshalb diese Lücken in geeigneter Weise füllen oder überbrücken. Die Prognosekraft eines Indikators kann somit nicht nur aus einem möglicherweise vorlaufenden Charakter (z. B. bei den Auftragseingängen in der Industrie oder umfragebasierten Geschäftserwartungen) resultieren, sondern auch daraus, dass er früher verfügbar ist als die Zielgröße. Die Veröffentlichungen zahlreicher wichtiger „harter“ Konjunkturindikatoren der amtlichen Statistik wie der Industrieproduktion, dem industriellen Auftragseingang oder der Außenhandelszahlen ballen sich mit einer Publikationsverzögerung in der zweiten Woche eines jeden Monats, während viele der sogenannten „weichen“ umfragebasierten Stimmungsindikatoren meist in der vierten Woche eines jeden Monats bekannt gegeben werden. Daher werden in der Bundesbank die Kurzfristprognosen in einem halbmonatlichen Rhythmus aktualisiert.

*... unterschiedlicher
Publikations-
verzögerungen ...*

Eine weitere typische Eigenschaft makroökonomischer Datensätze ist, dass die Indikatoren

⁵ Vgl.: A. Timmermann (2006), Forecast combinations, in: G. Elliott, C. Granger und A. Timmermann (Hrsg.), Handbook of Economic Forecasting 1, S. 135–196.

... und gemischter Datenfrequenzen

in unterschiedlichen Zeitintervallen veröffentlicht werden. Während neue Beobachtungen für das BIP und seine Komponenten (aber auch für einige andere Konjunkturindikatoren wie die Ifo Kapazitätsauslastung im Verarbeitenden Gewerbe) nur für Vierteljahre zur Verfügung stehen, erscheinen die meisten harten und weichen Indikatoren in einem monatlichen Rhythmus.⁶⁾ Die Prognosemodelle sollten deshalb in der Lage sein, solche Unterschiede in den Datenfrequenzen zu verarbeiten.

In Wissenschaft und Praxis etablierte Modellklassen: Einzelgleichungsmodelle, ...

In der wissenschaftlichen Literatur werden mehrere Modellklassen für Prognosezwecke herangezogen. Eine erste, auch in der Praxis etablierte Modellklasse bilden Einzelgleichungsmodelle. Bei ihnen wird der Einfluss weniger ausgewählter Indikatoren auf die Zielgröße (z. B. das BIP oder eine seiner Komponenten) mithilfe von Einzelgleichungen geschätzt. Die Prognosewerte aus mehreren Einzelgleichungen werden anschließend häufig durch einfache oder gewichtete Mittelung zusammengefasst. Ein oft in Zentralbanken genutzter Vertreter dieser Modellklasse sind die sogenannten Brückengleichungsmodelle.⁷⁾

... Modelle, die große Datenmengen verarbeiten können ...

Das charakterisierende Merkmal einer zweiten Modellklasse ist die Möglichkeit, große Datenmengen zu verarbeiten. Darunter fallen zum einen „verdichtende“ Modelle, bei denen die Informationen aus allen Indikatoren zusammengefasst werden. Zu dieser Modellklasse gehören unter anderem dynamische Faktormodelle. Sie fassen die im konjunkturellen Verlauf oft gleichgerichteten Informationen einer potenziell sehr großen Anzahl von Indikatoren zu einigen wenigen Faktoren zusammen. Zwischen diesen Faktoren und der Zielvariablen wird ein zeitgleicher oder verzögerter Zusammenhang hergestellt.⁸⁾ Zum anderen zählen hierzu Modelle, bei denen die Komplexität durch eine implizite Variablenselektion verringert wird, anstatt die Informationen aus einer Vielzahl an Indikatoren zusammenzufassen.⁹⁾

... und VAR-Systeme

Eine weitere Modellklasse bilden vektorautoregressive Modelle (VAR-Modelle). In einem Sys-

tem von mehreren Variablen hängt jede Größe von ihren eigenen vergangenen Werten sowie jenen der anderen im System enthaltenen Variablen ab.¹⁰⁾ Aufgrund dieser starken Interdependenzen lieferten VAR-Modelle bisher nur für relativ kleine Systeme präzise Schätzergebnisse, sodass sie für die Kurzfristprognose nur bedingt eingesetzt werden konnten. Inzwischen finden sich in der Forschung aber vielversprechende Ansätze für große VAR-Systeme.

6 Einige Indikatoren werden zwar auch wöchentlich, täglich oder sogar minütlich (z. B. Ölpreise, Wetterdaten oder Aktienkurse) publiziert. Einem potenziellen Informationsgewinn bei der direkten Modellierung höherfrequenter Zeitreihen steht in der Regel aber ein komplexeres Schätzverfahren gegenüber, sodass üblicherweise auf Monatebene aggregierte Indikatoren genutzt werden.

7 Neben den Brückengleichungsmodellen gehören auch ihre Pendanten für Daten mit gemischten Frequenzen, MI(xed) DA(ta) S(ampling) Modelle, zu den Einzelgleichungsmodellen, vgl.: C. Schumacher (2016), A comparison of MIDAS and bridge equations, *International Journal of Forecasting* 32, S. 257–270. Auch Fehlerkorrekturmodelle, in denen potenzielle Langfristbeziehungen explizit erfasst werden, sind dieser Modellklasse zuzurechnen. Einzelgleichungen mit Monatsindikatoren werden bspw. von der Norges Bank genutzt, vgl.: K. A. Aastveit, K. Gerdrup und A. S. Jore (2011), Short-term forecasting of GDP and inflation in real-time: Norges Bank's system for averaging models, Norges Bank, Staff Memo 9/2011. Als weiteres Beispiel kann die Bank of England angeführt werden, die regelmäßig Prognosen auf Basis von Brückengleichungen und MIDAS-Modellen erstellt, vgl.: N. Anesti, S. Hayes, A. Moreira und J. Tasker (2017), Peering into the present: the Bank's approach to GDP nowcasting, *Bank of England Quarterly Bulletin* 2017 Q2.

8 Dynamische Faktormodelle sind unter Zentralbanken ein weit verbreitetes Instrument für die Kurzfristprognose. Exemplarisch sei hier der Ansatz der Federal Reserve Bank of New York genannt, vgl.: B. Bok, D. Caratelli, D. Giannone, A. Sbordone und A. Tambalotti, *Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data*, Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, No. 830, November 2017.

9 Hierzu zählen u. a. die Lasso- und Boosting-Ansätze. Der „Least Absolute Shrinkage and Selection Operator“ ist ein Regressionsverfahren, bei dem der Koeffizient einer Variable entweder ungleich null ist (signifikanter Indikator) oder auf null „geschrumpft“ wird (insignifikanter Indikator). So findet bei der Schätzung zeitgleich eine Variablenselektion statt, vgl.: R. Tibshirani (1996), Regression analysis and selection via the Lasso, *Journal of the Royal Statistical Society Series B* 58, S. 267–288. Boosting ist ein iteratives Verfahren, bei dem in jedem Schritt derjenige Indikator ausgewählt wird, der in Bezug auf die noch zu erklärende Variation der Zielvariable den größten Erklärungsgehalt hat, vgl.: Y. Freund (1995), Boosting: a weak learning algorithm by majority, *Information and Computation* 121 (2), S. 256–285.

10 Der Einsatz von VAR-Modellen für die gesamtwirtschaftliche Analyse und Prognose wurden ursprünglich von Christopher Sims empfohlen, vgl.: C. A. Sims (1980), *Macroeconomics and reality*, *Econometrica* 48 (1), S. 1–48.

In der Bundesbank Faktor- und Brückengleichungsmodell eingesetzt und durch Prognosemodell für Industrieproduktion ergänzt

In der Bundesbank werden mit einem Brückengleichungsmodell und einem dynamischen Faktormodell seit geraumer Zeit Vertreter von zwei der oben genannten Modellklassen für die Kurzfristprognose des BIP eingesetzt.¹¹⁾ Ergänzt werden beide Modelle durch ein separates Prognosemodell für die Industrieproduktion. Das Verarbeitende Gewerbe nimmt hinsichtlich der konjunkturellen Dynamik der deutschen Wirtschaft eine hervorgehobene Stellung ein. Es verbucht mit etwas mehr als einem Fünftel nicht nur einen großen Anteil an der gesamtwirtschaftlichen Wertschöpfung. Der Industriesektor ist in Deutschland zudem mit vielen anderen inländischen Wirtschaftsbereichen verflochten und nicht zuletzt aufgrund seiner hohen Exportorientierung stark in die Weltwirtschaft eingebunden. Dadurch gilt die Industrie als wichtiger Taktgeber für die Konjunktur. Die getrennte Modellierung ermöglicht es, die BIP-Prognosen der anderen Modelle gegenzuprüfen.

Verschiedene Varianten für jedes Modell

Für alle drei Modelle werden Prognosen verschiedener Varianten berechnet, die sich etwa im Hinblick auf die berücksichtigten Indikatoren sowie unterschiedliche Spezifikationen unterscheiden. Um die daraus entstehende Fülle an Ergebnissen zu reduzieren, werden die Resultate der verschiedenen Varianten jedes Modells gemittelt. Auf diese Weise trägt jede Variante zum Gesamtergebnis des jeweiligen Modells bei. Durch die Mittelung über verschiedene Varianten erhöht sich die zeitliche Stabilität der Ergebnisse. Die Streuung der Ergebnisse unter den Modellvarianten liefert zudem erste Hinweise auf die Unsicherheit der Modellprognosen. Durch eigenständige Betrachtung der Ergebnisse für jedes Modell werden bei der Gesamteinschätzung deren unterschiedliche Stärken und Schwächen berücksichtigt.

Überarbeitung und Ergänzung des Instrumentariums für die kurzfristige Konjunkturprognose

Sowohl das Brückengleichungsmodell als auch das Faktor- und das Industriemodell lieferten in den vergangenen Jahren zufriedenstellende Ergebnisse. Dennoch ist es angebracht, die eingesetzten Modelle von Zeit zu Zeit zu überprüfen und gegebenenfalls zu überarbeiten oder auszutauschen. Beispielsweise kann sich ihre Prognosegüte im Zeitverlauf aufgrund neuer Rahmenbedingungen verändern. Verbesserungsmöglichkeiten können sich auch aus Schwachpunkten des jeweiligen Modells oder neuen Erkenntnissen der wissenschaftlichen Literatur ergeben. Vor diesem Hintergrund wurden sowohl das Brückengleichungsmodell als auch das Industriemodell überarbeitet.¹²⁾ Ferner wurde das zur Prognose eingesetzte Instrumentarium durch ein VAR-Modell ergänzt.

Überprüfung der Prognosemodelle führte zu Modifikationen und Ergänzung durch VAR-Modell

Das Brückengleichungsmodell ist ein etablierter Eckpfeiler der modellgestützten kurzfristigen Konjunkturanalyse in der Bundesbank. Es besteht aus einem System von Einzelgleichungen, das in seinem Aufbau an die Struktur der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen (VGR) angelehnt ist. Mit ihm kann nicht nur das BIP direkt prognostiziert werden, sondern auch dessen Komponenten auf der Entstehungs- und der Verwendungsseite. Dabei werden für beide Seiten neben direkten BIP-Prognosen auch jeweils zwei unterschiedlich tief disaggregierte Varianten berechnet. Die Modellierung der hinter der BIP-Entwicklung stehenden sektoralen Triebkräfte und Nachfrageimpulse erleichtert die Interpretation und Kommunikation der Prognoseergebnisse. Darüber hinaus spielt der disaggregierte Ansatz eine wichtige Rolle für

Grundzüge des Brückengleichungsmodells

¹¹ Vgl.: Deutsche Bundesbank (2013), a. a. O.

¹² Das Faktormodell erfüllt einige Anforderungen – Nutzung großer Datenmengen, Füllen des „zerfransten Randes“, Berücksichtigung unterschiedlicher Publikationsfrequenzen – auch nach derzeitigen Standards in zufriedenstellendem Maße. Vor diesem Hintergrund wurde von einer Überarbeitung zunächst abgesehen.

System von Brückengleichungen

Entstehungsseite	Verwendungsseite
Disaggregiert, 29 Komponenten	
BWS ¹⁾ Land- und Forstwirtschaft, Fischerei BWS Bergbau (und Gewinnung von Steinen und Erden) BWS Verarbeitendes Gewerbe BWS Energie- und Wasserversorgung, Entsorgung u. Ä. BWS Baugewerbe BWS Handel, Instandhaltung und Reparatur von Kfz BWS Verkehr und Lagerei BWS Gastgewerbe BWS Information und Kommunikation BWS Finanz- und Versicherungsdienstleistungen BWS Grundstücks- und Wohnungswesen BWS Unternehmensdienstleister BWS Öffentliche Dienstleister, Erziehung, Gesundheit BWS Sonstige Dienstleister Nettogütersteuern	Private Konsumausgaben Konsumausgaben des Staates Private Ausrüstungsinvestitionen Ausrüstungsinvestitionen des Staates Private Wohnungsbauinvestitionen Gewerbliche Bauinvestitionen Bauinvestitionen des Staates Private sonstige Anlagen Sonstige Anlagen des Staates Vorratsveränderungen Exporte von Waren Exporte von Dienstleistungen Importe von Waren Importe von Dienstleistungen
Disaggregiert, 9 Komponenten	
BWS Land- und Forstwirtschaft, Fischerei BWS Produzierendes Gewerbe ohne Bau BWS Baugewerbe BWS Dienstleistungen Nettogütersteuern	Konsum Bruttoinvestitionen Exporte Importe
Direkte aggregierte BIP-Prognosen	
Bruttoinlandsprodukt	Bruttoinlandsprodukt
1 Bruttowertschöpfung. Deutsche Bundesbank	

die Verzahnung der Kurzfristprognose mit der mittelfristigen Projektion, bei der auch die Verwendungsstruktur der BIP-Projektion im Fokus steht. Die Kernidee der Brückengleichungen ist es, eine Verbindung zwischen der zu prognostizierenden Quartalsvariablen, das heißt der Wachstumsrate des BIP oder einer seiner Komponenten, und den monatlichen Konjunkturindikatoren herzustellen: Die verschiedenen Datenfrequenzen werden sozusagen „überbrückt“. Dazu werden die jeweiligen monatlichen Konjunkturindikatoren in einem vorgelegten Schritt selbst fortgeschrieben, wobei – soweit verfügbar – gleichfalls geeignete vorlaufende Indikatoren zum Einsatz kommen. Die resultierenden Prognosen auf der Monatsfrequenz werden dann zeitlich auf die Quartalsfrequenz aggregiert und in die zuvor geschätzte Brückengleichung mit der VGR-Größe eingesetzt.

Im Rahmen der umfassenden Überarbeitung wurde das Modell gegenüber der Ausgangsver-

sion in verschiedenen Punkten verbessert.¹³⁾ Zu den wesentlichen Änderungen zählt ein erhöhter Detailgrad bei den disaggregierten Ansätzen.¹⁴⁾ So werden nunmehr Rechnungen auf Basis von fünf (bisher vier) beziehungsweise 15 (bisher sieben) Komponenten auf der Entstehungsseite und von weiterhin vier beziehungsweise 14 (bisher acht) Komponenten auf der Verwendungsseite des BIP durchgeführt (vgl. oben stehende Übersicht). Dabei wurden auf der Entstehungsseite insbesondere die Bruttowertschöpfung in den Dienstleistungsbereichen

Verbesserungen durch tiefere Disaggregation der Komponenten, ...

¹³⁾ Die Ausgangsversion ist beschrieben in: Deutsche Bundesbank (2013), a. a. O.

¹⁴⁾ Der überarbeitete Modellrahmen ist dokumentiert in: N. Pinkwart, Short-term forecasting economic activity in Germany: a supply and demand side system of bridge equations, Diskussionspapier der Deutschen Bundesbank, Nr. 36/2018. Das dort beschriebene System stellt das Grundgerüst des hier vorgestellten Modells für das konjunkturanalytische Tagesgeschäft in der Bundesbank dar.

und auf der Verwendungsseite die Investitionen tiefer untergliedert.¹⁵⁾

... breitere Indikatorenbasis und flexibleres Fortschreibungsverfahren, ...

Eine weitere Neuerung betrifft die vorgelagerten Prognosen der monatlichen Indikatoren. So wurde der Datensatz, aus dem die treffsichersten Indikatoren ausgewählt werden, auf rund 130 Zeitreihen erweitert. Ferner werden einige Konjunkturindikatoren nicht mehr nur – wie bisher – mit einem vorlaufenden Umfrageindikator fortgeschrieben, sondern der Informationsgehalt aus mehreren Frühindikatoren gestaffelt über mehrere Stufen berücksichtigt (z. B. helfen die ifo Exporterwartungen bei der Fortschreibung der Auslandsaufträge in der Industrie, welche wiederum für die Prognose der Warenausfuhren genutzt werden können). Außerdem werden für einige Konjunkturindikatoren nun die Effekte von Brückentagen, Schulferien oder nicht saisonüblichen Witterungsverhältnissen geschätzt.¹⁶⁾ Die in der Regel mit solchen Sondereffekten verbundenen, anschließenden Gegenbewegungen werden durch zeitlich verzögerte Regressoren berücksichtigt.

... potenziell auf mehreren Einzelindikatoren basierende, kombinierte Prognosen ...

Neben den bisher verwendeten Einzelgleichungsansätzen, die in der Regel jeweils nur einen ausgewählten Indikator berücksichtigten, wurden auch für die Prognose der BIP-Komponenten¹⁷⁾ mögliche Modellselektions- und Kombinationsverfahren auf Basis verschiedener Indikatoren untersucht. Im Ergebnis wurden zwar einige der bewährten Einzelindikatoren beibehalten (z. B. die Industrieproduktion zur Prognose der Bruttowertschöpfung im Verarbeitenden Gewerbe), in vielen Fällen erwies sich aber eine kombinierte Prognose auf Basis mehrerer Einzelindikatoren als vorteilhaft (siehe Tabelle auf S. 22). Dabei kommen sowohl die einfache arithmetische Durchschnittsbildung als auch nach der jeweiligen historischen Prognosegüte gewichtete Mittelwerte zum Einsatz. Für einige besonders schwer zu prognostizierende Komponenten (bspw. die Bruttowertschöpfung der Finanz- und Versicherungsdienstleister oder die Konsumausgaben des Staates) konnte jedoch keine Modellspezifikation gefunden werden, deren Prognose einer

naiven Vergleichsprognose auf Basis des historisch beobachteten Mittelwerts überlegen war. In diesen Fällen wird künftig der historische Mittelwert oder eine autoregressive Fortschreibung als Prognose verwendet.

Aus den Varianten des Brückengleichungsmodells resultieren insgesamt sechs verschiedene BIP-Prognosen. Um Spannungen zwischen der Entstehungs- und Verwendungsseite des BIP zu erkennen, wurden die drei Varianten beider Seiten bislang jeweils über eine arithmetische Mittelung verdichtet, anschließend aber getrennt bewertet. Da die Prognosefehler der verwendungs- und der entstehungsseitigen BIP-Prognosen vor allem für kurze Prognosehorizonte nicht vollständig miteinander korrelieren, lässt sich der mittlere Fehler durch eine Kombination der entstehungs- und verwendungsseitigen Prognosen allerdings deutlich verringern. Dabei hat sich ein etwas höheres Gewicht für die entstehungsseitigen Ergebnisse als optimal in Bezug auf die Prognosegüte erwiesen.

... und gewichtete Mittelung entstehungs- und verwendungsseitiger BIP-Prognose

Das neue Brückengleichungsmodell (und z. T. auch das Faktormodell) berücksichtigt lediglich eine einseitige Wirkungsrichtung von den verwendeten Indikatoren auf die Zielgröße. Darüber hinaus werden die Beziehungen der Variablen untereinander nicht oder nur in geringem Maß in Betracht gezogen. Klassisch geschätzte VAR-Modelle, die dynamische Wechselwirkungen

VAR-Modelle können Wechselwirkungen zwischen Indikatoren erfassen

¹⁵ Die tiefere Disaggregation ermöglicht auch die Berechnung von Spezialaggregaten wie bspw. den Unternehmensinvestitionen (private Bruttoanlageinvestitionen ohne Wohnungsbau), die im Rahmen der gesamtwirtschaftlichen Vorausschätzungen der Bundesbank verwendet werden.

¹⁶ Konkret werden Kalenderregressoren für sog. „Brückentage“, die zwischen gesetzlichen Feiertagen und Wochenenden liegen, sowie für die Sommerschulferien eingesetzt. Ungewöhnliche Witterungsbedingungen werden mit einem Eistage-Indikator aufgefangen, vgl.: Deutsche Bundesbank, Wettereffekte auf das Bruttoinlandsprodukt im Winterhalbjahr 2013/2014, Monatsbericht, Mai 2014, S. 58 f. In der amtlichen Saison- und Kalenderbereinigung wird um diese Effekte, europäischen Richtlinien folgend, nicht bereinigt, vgl.: Deutsche Bundesbank, Kalendarische Einflüsse auf das Wirtschaftsgeschehen, Monatsbericht, Dezember 2012, S. 53–63; und Eurostat (2015), ESS guidelines on seasonal adjustment, ISSN 2315-0815.

¹⁷ Bislang wurde nur bei den direkten BIP-Prognosen über mehrere Einzelgleichungen gemittelt.

Spezifikationen der Brückengleichungen

Komponente	Spezifikation 1)
BIP Entstehungsseite	Kombinierte Prognose (60 Indikatoren)
BWS ²⁾ Land- und Forstwirtschaft, Fischerei	Kombinierte Prognose (9 Indikatoren)
BWS Produzierendes Gewerbe ohne Bau	Produktion im Produzierenden Gewerbe ohne Bau
BWS Bergbau	Produktion Bergbau
BWS Verarb. Gewerbe	Industrieproduktion
BWS Energie- und Wasserversorgung, Entsorgung u. Ä.	Energieproduktion
BWS Baugewerbe	Produktion Bauhauptgewerbe
BWS Dienstleistungen	Kombinierte Prognose (18 Indikatoren)
BWS Handel, Instandhaltung und Reparatur von Kfz	Kombinierte Prognose (15 Indikatoren)
BWS Verkehr und Lagerei	Naive Mittelwert-Prognose
BWS Gastgewerbe	Realer Umsatz im Gastgewerbe
BWS Information und Kommunikation	Einfacher Durchschnitt (10 Indikatoren)
BWS Finanz- und Versicherungsdienstleistungen	Naive Mittelwert-Prognose
BWS Grundstücks- und Wohnungswesen	Kombinierte Prognose (19 Indikatoren)
BWS Unternehmensdienstleister	Kombinierte Prognose (8 Indikatoren)
BWS Öffentliche Dienstleister, Erziehung, Gesundheit	Naive Mittelwert-Prognose
BWS Sonstige Dienstleister	Naive Mittelwert-Prognose
Nettogütersteuern	Kombinierte Prognose (9 Indikatoren)
BIP Verwendungsseite	Kombinierte Prognose (71 Indikatoren)
Konsum	Kombinierte Prognose (17 Indikatoren)
Private Konsumausgaben	Kombinierte Prognose (47 Indikatoren)
Konsumausgaben des Staates	Naive Mittelwert-Prognose
Bruttoinvestitionen	Kombinierte Prognose (23 Indikatoren)
Private Ausrüstungsinvestitionen	Kombinierte Prognose (32 Indikatoren)
Ausrüstungsinvestitionen des Staates	Naive Mittelwert-Prognose
Private Wohnungsbauinvestitionen	Produktion Bauhauptgewerbe
Gewerbliche Bauinvestitionen	Kombinierte Prognose (14 Indikatoren)
Bauinvestitionen des Staates	Produktion Bauhauptgewerbe
Private sonstige Anlagen	Kombinierte Prognose (19 Indikatoren)
Sonstige Anlagen des Staates	AR-Prognose
Vorratsveränderungen	Einfacher Durchschnitt (7 Indikatoren)
Exporte	Kombinierte Prognose (14 Indikatoren)
Exporte von Waren	Kombinierte Prognose (11 Indikatoren)
Exporte von Dienstleistungen	Kombinierte Prognose (5 Indikatoren)
Importe	Kombinierte Prognose (44 Indikatoren)
Importe von Waren	Kombinierte Prognose (14 Indikatoren)
Importe von Dienstleistungen	Kombinierte Prognose (6 Indikatoren)

1 Ausgewählte Einzelindikatoren, Autoregressive (AR-) Prognose, Fortschreibung mit dem Stichprobenmittelwert (naive Mittelwert-Prognose), dem einfachen (arithmetischen) Durchschnitt mehrerer Prognosen oder der kombinierten Prognose mit Gewichten auf Basis vergangener Prognosefehler im Evaluationszeitraum zweites Quartal 2006 bis erstes Quartal 2018 (einschl. Angabe zu der Anzahl der Indikatoren, die für mindestens einen Prognosehorizont mit einem von null verschiedenen Gewicht in die Kombination eingehen). **2** Bruttowertschöpfung.

gen zwischen allen Variablen erlauben, wurden von Zentralbanken bislang eher selten für regelmäßige Kurzfristprognosen genutzt. Ursache hierfür ist, dass in VAR-Modellen jede Größe von den verzögerten Werten aller in das Modell aufgenommenen Variablen abhängt. Daher müssen bereits in Modellen mit wenigen Variablen viele Parameter geschätzt werden, was der Tendenz nach mit einer hohen Unsicherheit der Prognosen verbunden ist und die Anzahl der Variablen, die im System berücksichtigt werden können, stark beschränkt.¹⁸⁾ Unterschiedliche Publikationsverzögerungen und Datenfrequenzen erschweren die Modellierung zusätzlich.

Jüngste Entwicklungen in den ökonometrischen Methoden wie auch in der Leistungsstärke moderner Rechensysteme erlauben mittlerweile den Einsatz flexibler, mit „bayesianischen“ Methoden geschätzter VAR-Modelle für die Kurzfristprognose, welche die zuvor beschriebenen Anforderungen erfüllen.¹⁹⁾ Deshalb wurden die in der Bundesbank bislang verwendeten Modelle zur Kurzfristprognose durch ein solches VAR-Modell ergänzt.²⁰⁾ Damit möglichst viele Informationen berücksichtigt werden können, beruht dieses Modell auf monatlichen Daten. Zeitreihen, die lediglich vierteljährlich verfügbar sind (wie z. B. das BIP), müssen deshalb in monatliche Werte transformiert werden. Dies geschieht – ebenso wie das Auffüllen von Datenlücken aufgrund des zerfransten Randes – in-

Neues VAR-Modell ergänzt eingesetzte Modelle ...

18 Dieser Engpass wurde in der angewandten Kurzfristprognose häufig durch das Kombinieren mehrerer kleiner VAR-Systeme umgegangen, vgl. z. B.: K. A. Aastveit, K. Gerdrup und A. S. Jore (2011), a. a. O.

19 Bayesianische Schätzmethoden lassen eine direkte Schätzung vergleichsweise großer VAR-Systeme zu, vgl.: M. Bańbura, D. Giannone und L. Reichlin (2010), Large Bayesian vector autoregressions, *Journal of Applied Econometrics* 25 (1), S. 71–92.

20 Das VAR-Modell wird in T. B. Götz und K. Hauzenberger, Large mixed-frequency VARs with a parsimonious time-varying parameter structure, Diskussionspapier der Deutschen Bundesbank, Nr. 40/2018 vorgestellt, wo auch Erweiterungen des Modells in Bezug auf sich über die Zeit verändernde Parameter und Volatilitäten erläutert werden. Das dort beschriebene Modell stellt das Grundgerüst für das konjunkturanalytische Tagesgeschäft in der Bundesbank dar, wo neben dem BIP 12 monatliche Indikatoren eingesetzt werden. Diesem Ansatz liegt die folgende Arbeit zugrunde: F. Schorfheide und D. Song (2015), Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR, *Journal of Business and Economic Statistics* 33 (3), S. 366–380.

nerhalb des Modellrahmens.²¹⁾ Auf diese Weise werden bei der Füllung von Datenlücken (bereits) beobachtete Größen berücksichtigt, und interpolierte Monatswerte (wie im Falle des BIP) aggregieren sich stets zum bekannten Quartalswert auf.

... und liefert Dichteprognosen aller Variablen sowie monatliche BIP-Reihe

Ein Vorteil des bayesianischen VAR-Ansatzes ist, dass sich mit ihm auch in konsistenter Weise Aussagen über die Unsicherheit einer Prognose ableiten lassen. Im Gegensatz zu einer Punktprognose (bei der nur ein einziger Wert vorausgeschätzt wird), die im Fokus der zuvor beschriebenen Modelle steht, handelt es sich hier um sogenannte Dichteprognosen (d. h. Prognosen der gesamten Wahrscheinlichkeitsverteilung). So wird ein umfassenderes Bild über die mögliche Entwicklung der Indikatoren und des BIP geliefert. Die Spanne und potenziell asymmetrische Form der Wahrscheinlichkeitsverteilungen lassen Rückschlüsse auf abwärts- und aufwärtsgerichtete Risiken der Prognose zu. Darüber hinaus liefert das VAR-Modell als interessantes Nebenprodukt monatliche Schätzer für das BIP sowohl für die Vergangenheit als auch für den Prognosezeitraum.²²⁾

Überarbeitetes Industriemodell basiert auf wenigen, aber besser spezifizierten Modellvarianten

Das Modell zur Prognose der monatlichen Industrieproduktion, das die Prognosemodelle für das BIP ergänzt, wurde ebenfalls überarbeitet. Im Vordergrund stand dabei, die Transparenz zu erhöhen und die Interpretierbarkeit der Prognosen zu verbessern. Daher wurde die Anzahl der Modellvarianten erheblich verringert.²³⁾ Einige der bewährten linearen Ansätze wurden jedoch um nichtlineare Spezifikationen ergänzt.

Industriemodell basiert auf Zusammenhang zwischen Produktion, Auftragseingang und Lagerbeziehungsweise Auftragsbestand

In der deutschen Industrie richtet sich ein beträchtlicher Teil der Leistungserstellung nach eingehenden Aufträgen, die über die Zeit abgearbeitet werden. Außerdem dürften die Unternehmen ihre Produktion anpassen, wenn ihre Lager- und Auftragsbestände von den aus betriebswirtschaftlicher Sicht gewünschten Werten abweichen. Daher basiert der Modellierungsansatz bei dem Industriemodell auf einer engen Beziehung zwischen Industrieproduktion,

Auftragseingang sowie Lager- und Auftragsbestand.

Der grundsätzliche Zusammenhang zwischen diesen Größen lässt sich auf unterschiedliche Arten modellieren. In einer ersten, einfachen Variantengruppe des Industriemodells wird von einer – gegebenenfalls mit einer gewissen Verzögerung auftretenden – Beziehung zwischen den Schwankungen der Auftragseingänge und der Veränderung der Produktion ausgegangen. Dieser kurzfristige Effekt wird mit einer zweidimensionalen VAR-Struktur abgebildet. Vor dem Hintergrund, dass Produktion und Auftragseingang langfristig von demselben Trend geprägt sein dürften, wird ihr Zusammenhang in einer weiteren Variantengruppe mithilfe eines Fehlerkorrekturmodells dargestellt.²⁴⁾ In einer dritten Variantengruppe, einem ausführlicheren Multikointegrationsansatz, wird darüber hinaus zusätzlich der Zusammenhang zwischen Produktion und Lagerbeziehungsweise Auftragsbestand als eine weitere Langfristbeziehung in das Fehlerkorrekturmodell einbezogen.²⁵⁾ Da die vom Statistischen Bundesamt bereitgestellte Zeitreihe zum Auftragsbestand derzeit aufgrund

Modellierung anhand von Fehlerkorrektur- und Multikointegrationsansätzen

²¹ Hierzu wird zwischen zwei „Blöcken“ des Modells iteriert: Das letzte Ergebnis des einen Blocks geht jeweils als Ausgangspunkt in die Schätzung des anderen Blocks ein. Der erste Block interpoliert dabei die oben beschriebenen Datenlücken, während im zweiten Block die Zusammenhänge zwischen den Variablen geschätzt werden.

²² Das Office for National Statistics führte vor Kurzem ein neues Veröffentlichungsmodell für das BIP im Vereinigten Königreich ein. Dabei wird ein rollierender Dreimonatswert berechnet, der auf monatlichen Schätzungen des BIP basiert, vgl.: J. Scruton, M. O'Donnell und S. Dey-Chowdhury, Introducing a new publication model for GDP, „Office for National Statistics“-Artikel vom 3. Mai 2018.

²³ In der früheren Modellversion wurden etwas mehr als 3 400 Modellvarianten berechnet. Vgl.: Deutsche Bundesbank (2013), a. a. O.

²⁴ Diese Spezifizierung besteht aus zwei Teilen, einer Beziehung für das langfristige Gleichgewicht und einer Beziehung für kurzfristige Abweichungen beider Stromgrößen von dieser Langfristbeziehung.

²⁵ Der Multikointegrationsansatz war bereits in einer früheren Modellversion enthalten, vgl.: Deutsche Bundesbank (2013), a. a. O. Darüber hinaus wurden bei den Fehlerkorrekturmodellen und dem Multikointegrationsansatz nunmehr auch nichtlineare Modellvarianten benutzt, die eine asymmetrische Anpassung der Variablen an die jeweiligen Gleichgewichtsterme berücksichtigen, vgl.: C. W. J. Granger und T. H. Lee (1989), Investigation of production, sales and inventory relationships using multicointegration and non-symmetric error correction models, Journal of Applied Econometrics 4, S. 145–159.

ihrer kurzen Datenlänge noch nicht genutzt werden kann, wird der Auftragsbestand entweder anhand kumulierter Abweichungen zwischen Auftragseingängen und Produktion bestimmt oder mittels passender Umfragedaten approximiert. Zudem werden wie bei den Brückengleichungen über die Kalender- und Saisonbereinigung hinaus auch Schulferien- und Brückentageeffekte berücksichtigt. Die Ergebnisse der insgesamt 12 Varianten werden schließlich arithmetisch gemittelt.

■ Prognosegüte der Modelle

Um die Möglichkeiten und Grenzen der einzelnen Modelle einordnen zu können, wird zunächst die historische Prognosegüte der einzelnen Modelle evaluiert.²⁶⁾ Anhand der Fallbeispiele des ersten Halbjahres 2018 wird zudem der Einsatz der Modelle im Zusammenspiel mit der Experteneinschätzung in der praktischen Konjunkturanalyse veranschaulicht (vgl. die Erläuterungen auf S. 25 ff.). Als ein gängiges Maß für die Prognosegüte wird hier der mittlere absolute Fehler (MAF) der Quartalsveränderungsrate der jeweiligen Zielgröße verwendet.²⁷⁾ Durch den stetigen Zufluss an Informationen sollten die Prognosefehler mit näherrückendem Prognosehorizont abnehmen. Deshalb wird zwischen verschiedenen Prognosehorizonten, also im konkreten Fall dem in Wochen gerechneten Abstand zwischen dem Prognose- und dem Veröffentlichungszeitpunkt, differenziert.

Als Evaluationszeitraum wird die Periode vom ersten Vierteljahr 2010 bis zum ersten Vierteljahr 2018 gewählt.²⁸⁾ Damit stützt sich die Berechnung der mittleren Prognosefehler zwar grundsätzlich auf einen recht langen Zeitraum. Allerdings sollte eine solche Analyse idealerweise einen gesamten Konjunkturzyklus umfassen, um sich einen Eindruck über das Verhalten der Modelle in allen Konjunkturphasen zu verschaffen. Dies ist im gewählten Zeitraum nur eingeschränkt möglich, da sich die deutsche Wirtschaft bereits seit Mitte 2009 in einem lang anhaltenden Aufschwung befindet, der im Kon-

text der krisenhaften Entwicklung im Euroraum im Jahr 2012 lediglich vorübergehend ins Stocken geriet. Damit könnte einem Modell, das sich in einer solchen lang anhaltenden Expansion als recht treffsicher erweist, aber in Abschwüngen eventuell große Prognosefehler generiert, eine zu gute Prognosefähigkeit attestiert werden. Als Alternative könnte ein erheblich längerer Zeitraum gewählt werden, der die große Rezession 2008/2009 umfasst. So könnte besser abgeschätzt werden, ob (und gegebenenfalls wie schnell) die Modelle in der Lage sind, krisenhafte Situationen anzuzeigen. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass diese Rezession und die darauffolgende rapide Erholung im historischen Vergleich außergewöhnlich scharf ausfielen. Eine solche untypische Periode („Ausreißer“) könnte die Evaluationsergebnisse verzerren, falls sie mit besonders hohen Prognosefehlern verbunden ist.

Im Schaubild auf Seite 28 wird die Prognosegüte – in Form der MAF – jedes Kurzfristprognosemodells dargestellt. Sie wird einem naiven Vergleichsmodell gegenübergestellt, bei dem die Veränderungsrate der Zielgröße mit ihrem

Analyse der Prognosefehler

Evaluationszeitraum: erstes Quartal 2010 bis erstes Quartal 2018

²⁶ Vereinfacht ausgedrückt wird in Simulationsrechnungen überprüft, zu welchen Prognosen und Prognosefehlern die Modelle geführt hätten, wenn sie bereits in der Vergangenheit genutzt worden wären.

²⁷ Zur Berechnung des MAF werden – jeweils für einen bestimmten Prognosehorizont – die Absolutwerte der Differenzen zwischen prognostizierten und realisierten Werten arithmetisch gemittelt. Der MAF ist lediglich ein mögliches Maß für die Prognosegüte; je nach Präferenz bieten sich alternative Statistiken an. Bspw. würden bei der Quadratwurzel des mittleren quadrierten Fehlers große Prognosefehler stärker ins Gewicht fallen. Gerade für die Geldpolitik könnte, je nach Zielsetzung, alternativ zur Betrachtung in Wachstumsraten die Berechnung der Fehler in Niveaus von Interesse sein.

²⁸ Der Datenstand für die Prognoseevaluation ist der 24. Mai 2018, also nach Veröffentlichung der VGR-Zahlen für das erste Vierteljahr des laufenden Jahres. Da im konkreten Fall nicht für alle betrachteten Zeitreihen Echtzeitdaten verfügbar waren, wurde die Evaluation in sog. Pseudo-Echtzeit durchgeführt (also auf Basis des finalen Datenstandes, ohne etwaige historische Datenrevisionen zu berücksichtigen).

Konjunkturanalyse in der Praxis: das erste Halbjahr 2018

Die Art und Weise wie die Ergebnisse der verschiedenen ökonomischen Modelle, die in der Bundesbank für die Kurzfristprognose des Bruttoinlandsprodukts (BIP) und der Industrieproduktion eingesetzt werden, in der Praxis der Konjunkturanalyse Verwendung finden wird im Folgenden am Beispiel der Vorausschätzungen für das erste und zweite Vierteljahr 2018 erläutert. Dabei werden die Prognosen in „Echtzeit“ betrachtet – also so, wie sie sich unter dem fortlaufenden Zustrom neuer Informationen tatsächlich ergeben haben. Im Tagesgeschäft bilden die Ergebnisse der verschiedenen Modelle für die Kurzfristprognose den Ausgangspunkt für die Experteneinschätzung, die als Grundlage für die interne und externe Kommunikation dient. Dabei fließen in die Beurteilung der Konjunkturfachleute neben dem Erfahrungswissen auch zusätzliche Informationen ein, die von den Modellen nicht oder nicht in angemessener Form verarbeitet werden können. In den ersten beiden Quartalen des laufenden Jahres waren dies vor allem die Streiks in der Metall- und Elektroindustrie Ende Januar und Anfang Februar sowie die Auswirkungen der starken Grippe-welle im Februar und März.¹⁾

In der zweiten Novemberhälfte 2017, also nach Veröffentlichung der BIP-Schnellmeldung für das dritte Vierteljahr 2017, wurde der Horizont der Kurzfristprognosemodelle auf das erste Vierteljahr 2018 ausgedehnt. Von nun an wurden bis zur Veröffentlichung des Zielwerts Mitte Mai im halbmonatlichen Rhythmus mit jedem Modell Prognosen erstellt (vgl. Schaubild auf S. 26). Dabei flossen jeweils in der zweiten und der vierten Woche eines jeden Monats neue Informationen aus harten beziehungsweise weichen Indikatoren in die Modelle ein. Die aus den vier verschiedenen Modellen gewonnenen Prognosen dienten den Konjunkturanalysten dann als

Diskussionsgrundlage, um die Expertenprognose für die BIP-Wachstumsrate zu erstellen. Ab Mitte Februar ging das gerade veröffentlichte BIP-Wachstum im vierten Vierteljahr 2017 in die Berechnungen ein. Zu diesem Zeitpunkt wurde auch die Wachstumsrate für das zweite Vierteljahr 2018 zum ersten Mal prognostiziert, und der beschriebene Ablauf wiederholte sich entsprechend.

Nach Veröffentlichung einer kräftigen BIP-Wachstumsrate von 0,8% für das dritte Vierteljahr 2017 Mitte November deuteten die Modelle für einige Zeit recht einhellig auf eine Fortsetzung des hohen konjunkturellen Tempos auch im ersten Vierteljahr 2018 hin. Die sehr gute Auftragslage und die hervorragende Stimmung im Verarbeitenden Gewerbe sprachen dafür, dass sich die starke Industriekonjunktur fortsetzen und die Branche Haupttriebfeder des Aufschwungs bleiben würde.²⁾ Dies spiegelte sich auch in den Prognosen des Industrie-modells wider. Entsprechend wurde in der gesamtwirtschaftlichen Projektion vom Dezember 2017 ein kräftiger Anstieg des realen BIP von jeweils 0,7% im letzten Quartal des Jahres 2017 und im ersten Vierteljahr 2018 gegenüber dem jeweiligen Vorquartal veranschlagt. Für die nachfolgenden Quartale wurde erwartet, dass sich das hohe Expansionstempo in Richtung eines Wachstums leicht oberhalb der Potenzialrate normalisieren würde.³⁾ Noch Ende Februar 2018 schien angesichts eines realisierten BIP-Wachstums von 0,6% im vierten Vierteljahr

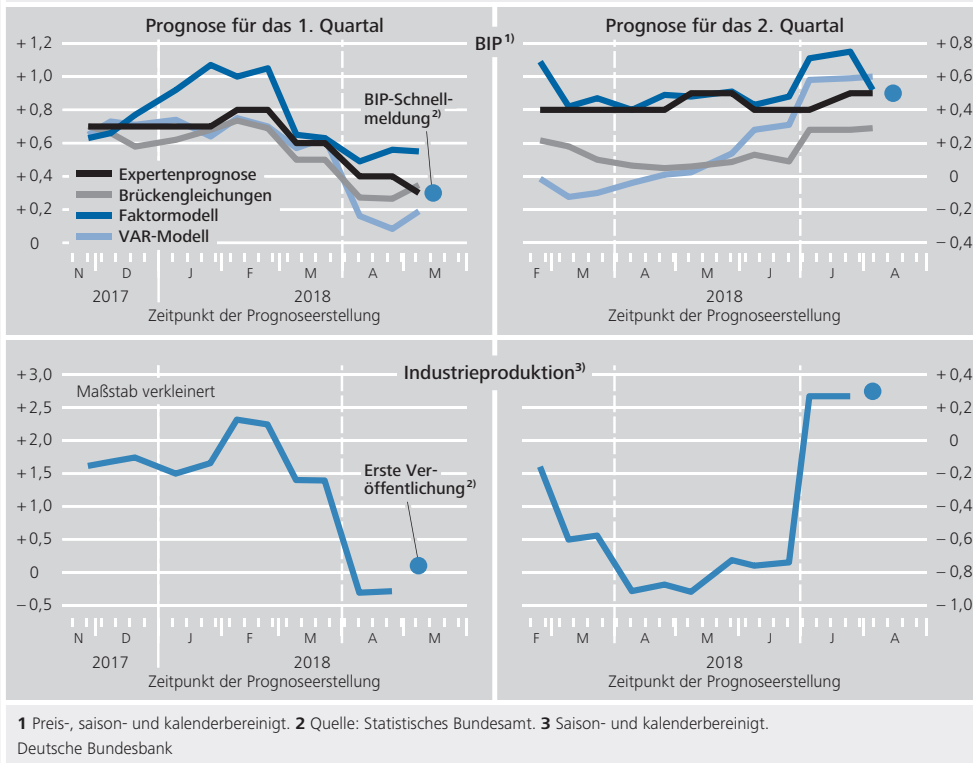
¹ Vgl.: Deutsche Bundesbank, Kurzberichte, Monatsbericht, April 2018, S. 5–12.

² Vgl.: Deutsche Bundesbank, Konjunktur in Deutschland, Monatsbericht, November 2017, S. 44–55.

³ Vgl.: Deutsche Bundesbank, Perspektiven der deutschen Wirtschaft – Gesamtwirtschaftliche Vorausschätzungen für die Jahre 2018 und 2019 mit einem Ausblick auf das Jahr 2020, Monatsbericht, Dezember 2017, S. 15–34.

Kurzfristprognosen für das 1. und 2. Vierteljahr 2018

Veränderung gegenüber Vorperiode in %, stichtagsbezogene Werte



2017, der weiterhin blendenden Verfassung der Industrie sowie eines kräftigen Exportzuwachses zum Jahresende ein starker BIP-Anstieg im ersten Quartal 2018 möglich.⁴⁾

Nachfolgend trübte sich allerdings die Stimmung im Verarbeitenden Gewerbe zusehends ein, nachdem um den Jahreswechsel noch Rekordstände erreicht worden waren. Außerdem fielen die Anfang März beziehungsweise Anfang April veröffentlichten harten Daten für Januar und Februar erheblich ungünstiger aus als es die Vorlaufindikatoren erwarten ließen. Dies spiegelte sich in deutlich ungünstigeren Modellergebnissen für das erste Vierteljahr wider. Neben einer früher als erwartet einsetzenden Normalisierung des hohen konjunkturellen Grundtempos⁵⁾ wurde angenommen, dass hierbei insbesondere für Februar auch schwer quantifizierbare Sonderfaktoren wie die Streiks und die Grippewelle eine Rolle gespielt hatten. Da die Modelle diese belastenden vorü-

bergehenden Sonderfaktoren nicht identifizieren können, schreiben sie ihre Effekte implizit in die Zukunft fort. Deshalb wurde die Expertenprognose bis Ende April bewusst im oberen Bereich der Spannweite der Modelle platziert. Die Mitte Mai veröffentlichte Wachstumsrate von 0,3% für das erste Quartal wurde nach anfänglich hohen Prognosefehlern schließlich noch getroffen.⁶⁾

Die Prognosefehler der Modelle für das erste Vierteljahr vergrößerten sich zwar im Zeitablauf zunächst in einigen Fällen (insbesondere für das Faktormodell). Dies war den

⁴ Vgl.: Deutsche Bundesbank, Konjunktur in Deutschland, Monatsbericht, Februar 2018, S. 46–58.

⁵ Mit der VGR-Revision im August 2018 stellt sich das Konjunkturmodell rückwirkend etwas anders dar als noch im Frühjahr 2018. Während der Jahresauftakt 2017 noch stärker ausfiel, wurden die Wachstumsraten der folgenden Quartale etwas herabgesetzt. Für das dritte und vierte Quartal 2017 meldete das Statistische Bundesamt nunmehr Raten von 0,6% und 0,5%.

⁶ Im August 2018 wurde die Wachstumsrate auf 0,4% revidiert.

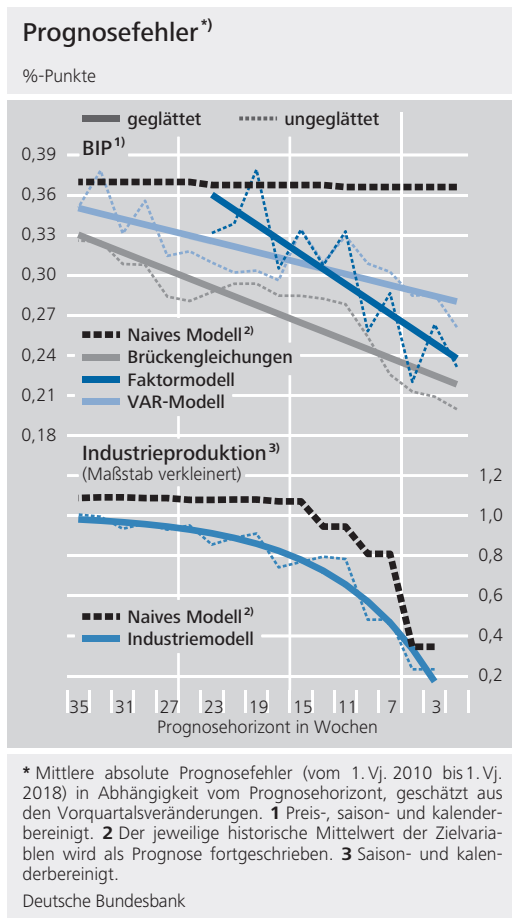
überaus positiven Frühindikatoren für die Industrie zu Jahresbeginn geschuldet. Mit Veröffentlichung entsprechender harter Daten für die Referenzperiode verringerten sich die Prognosefehler aber in nahezu allen Fällen stetig bis zur Veröffentlichung der Zielgröße. Das Faktormodell lieferte fast durchgängig optimistischere Prognosen als das VAR- und das Brückengleichungsmodell. Letztere lagen größtenteils recht ähnlich.

Für das zweite Vierteljahr 2018 zeichneten die Modellprognosen für lange Zeit ein uneinheitliches Bild. Dies spiegelte die erhöhte Unsicherheit hinsichtlich des wirtschaftlichen Ausblicks wider. Auf der einen Seite deutete das Faktormodell ein weiterhin hohes konjunkturelles Tempo an. Auf der anderen Seite legten die Brückengleichungen und das VAR-Modell eine sehr schwache Dynamik deutlich unterhalb der in der gesamtwirtschaftlichen Projektion vom Dezember 2017 erwarteten Expansion nahe. Im Einklang damit zeigte das Industriemodell einen spürbaren Rückgang der Industrieproduktion im zweiten Vierteljahr an.

Die Expertenprognose lag bis Ende Juni am oberen Rand der Modellergebnisse. Dabei spielten mehrere Gesichtspunkte eine Rolle. So wurde unterstellt, dass die vom Umfang her schwer abzuschätzenden auslaufenden Sondereffekte, die das Wachstum im ersten Vierteljahr vermutlich dämpften, zu einer Gegenbewegung im zweiten Quartal führen würden, während die Modelle die Auswirkungen der Sonderfaktoren implizit fortgeschrieben. Deshalb hoben die Konjunkturexperten ihre Prognose sogar leicht an, als Anfang Mai klarer wurde, dass das BIP-Wachstum im ersten Vierteljahr sogar unter dem Potenzialwachstum gelegen haben könnte. Außerdem war die Auftragslage in der Industrie gemessen am Auftragsbestand trotz anhaltend rückläufiger Auftragseingänge nach wie vor sehr gut. Dies wurde von den Modellen nur teilweise berücksich-

tigt. Zudem blieb die Entwicklung am Arbeitsmarkt günstig. Dies sprach für eine anhaltend solide Entwicklung in den Dienstleistungsbranchen. Für diese sind allerdings nur wenige vorlaufende Konjunkturindikatoren vorhanden, und einige Modellvarianten gewichten sie deshalb vergleichsweise gering. Außerdem neigen die Modelle kurzfristig dazu, die Entwicklung der Indikatoren in den letzten Monaten fortzuschreiben. Sie erwarteten daher weiter sinkende Stimmungsindikatoren und anhaltend rückläufige Auftragseingänge sowie Produktionszahlen in der Industrie. Die Fachleute gingen dagegen davon aus, dass die weniger günstigen Stimmungsindikatoren zum Teil als eine Normalisierung nach den im zweiten Halbjahr 2017 erreichten sehr hohen Werten zu sehen sei, die sich in den realwirtschaftlichen Daten in geringerem Umfang niederschlagen würde als von den Modellen erwartet.

Im Juni veröffentlichte schwache harte Daten für die Industrie für den Berichtsmonat April ließen vermuten, dass die Schwächephase in der Industrie auch noch anhalten könnte, nachdem die belastenden Sonderfaktoren ausgelaufen waren. Entsprechende Sorgen verloren Anfang Juli durch gute Industriedaten für Mai an Gewicht. Das VAR-Modell und die Brückengleichungen näherten sich der Experteneinschätzung in dem Maße an, als die von den Modellen – insbesondere aufgrund der fortgeschriebenen Abwärtsbewegung in der Industrie – erwartete verhaltene Dynamik durch eingehende günstigere Daten überschrieben wurden. Die Anfang August veröffentlichten, wieder schwächeren Industriedaten für Juni hatten die Brückengleichungen, das VAR-Modell und das Industriemodell bereits in ähnlicher Größenordnung erwartet. Lediglich das Faktormodell korrigierte seine Prognose nach unten. Auch die Expertenprognose wurde nicht mehr angepasst und traf damit das Mitte August veröffentlichte Ergebnis für das BIP-Wachstum von 0,5% recht gut.



historischen Mittelwert fortgeschrieben wird.²⁹⁾ Prognosen der wirtschaftlichen Aktivität erweisen sich häufig bis zu drei Quartalen im Voraus als informativ in dem Sinne, dass sie für die jeweilige Vorquartalsrate eine höhere Prognosegüte aufweisen als das naive Vergleichsmodell.³⁰⁾ Aus diesem Grund werden Prognosehorizonte von einer Woche bis 35 Wochen betrachtet.³¹⁾

Modelle liefern treffsichere, sich gut ergänzende Prognosen

Die Modelle weisen im Untersuchungszeitraum für nahezu alle betrachteten Horizonte eine höhere Treffsicherheit auf als das naive Vergleichsmodell. Beim Vergleich der Modelle untereinander wird deutlich, dass die Brückengleichungen für alle Prognosehorizonte die niedrigsten Prognosefehler liefern. Dabei ist freilich zu beachten, dass dieser Fehler ein Durchschnittsmaß für die Prognosegüte über den gesamten Evaluationszeitraum darstellt. Für einzelne Quartale schätzen das Faktor- oder das VAR-Modell den BIP-Anstieg durchaus genauer voraus.³²⁾ Daher bietet es sich an, alle drei

Modellklassen zu betrachten. Das VAR-Modell schneidet im Vergleich zum Faktormodell bei Prognosehorizonten über neun Wochen verhältnismäßig gut ab, hat aber eine geringere Treffsicherheit bei Horizonten von sieben Wochen oder weniger. Auch das Industrie-modell erweist sich als deutlich besser als das naive Vergleichsmodell. Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Kurzfristprognosemodelle bereits zwei bis drei Quartale im Voraus recht treffsichere Vorausschätzungen für das BIP und die Industrieproduktion liefern und sich die Prognosegüte mit kürzeren Horizonten und zunehmendem Informationszustrom noch deutlich erhöht.

Um den potenziellen Einfluss der großen Rezession abzuschätzen, wurde zum einen der Evaluationszeitraum um die Krisenjahre erweitert. Hier ergaben sich außer höheren durchschnittlichen Fehlern allerdings keine qualitativen Änderungen gegenüber den Ergebnissen für den kürzeren Evaluationszeitraum. Außerdem

Große Prognosefehler während der Krise 2008/2009 ohne qualitativen Einfluss auf die Ergebnisse

29 Kleinere Fluktuationen des Prognosefehlers des naiven Vergleichsmodells beim BIP und – für große Prognosehorizonte – der Industrieproduktion sind auf leichte Änderungen des langfristigen Durchschnitts aufgrund neuer veröffentlichter Zahlen zurückzuführen. Bei der Industrieproduktion führt die Veröffentlichung der Werte aus dem ersten und besonders dem zweiten Monat des zu prognostizierenden Quartals zu sprunghaften Verringerungen des Fehlers der naiven Fortschreibung. Auch mit Veröffentlichung des letzten Monatswertes für das Vorquartal sinkt der Prognosefehler deutlich, weil der statistische Überhang in die Prognose einfließt.

30 Vgl.: J. Breitung und M. Knüppel (2018), How far can we forecast? Statistical tests of the predictive content, Diskussionspapier der Deutschen Bundesbank, Nr. 07/2018. Zur Begriffsfindung einer informativen Prognose vgl. auch: M. P. Clements und D. F. Hendry (1998), Forecasting economic time series, Cambridge University Press.

31 Für die Definition der Prognosehorizonte wird hier vereinfachend angenommen, dass jeder Monat aus genau vier Wochen besteht. Für das Faktormodell werden die MAF für einen Prognosehorizont von bis zu 23 Wochen berechnet. Aufgrund seiner Interpretation als „durchschnittlicher“ Prognosefehler, der alle potenziellen Fehlerquellen umfasst, wird der MAF häufig auch als Maß für die Unsicherheit einer Punktprognose herangezogen. Zu diesem Zweck eignet sich aufgrund des mitunter nicht monotonen Verlaufs der empirischen mittleren Prognosefehler eine geglättete Form der Darstellung. Vgl.: Deutsche Bundesbank, Unsicherheit von makroökonomischen Prognosen, Monatsbericht, Juni 2010, S. 29–47.

32 Bspw. lieferte das Faktormodell für längere Prognosehorizonte genauere Schätzungen der BIP-Wachstumsrate im zweiten Vierteljahr 2018 als die Brückengleichungen (vgl. die Erläuterungen auf S. 25 ff.).

wurden die Prognosen der einzelnen Modelle für den Zeitraum von 2008 bis 2010 miteinander verglichen. Wie zuvor sind bei kurzen Prognosehorizonten das Brückengleichungs- und Faktormodell am treffsichersten, wohingegen das VAR-Modell bei mittel- bis langfristigen Prognosen gut abschneidet. Insgesamt ist zwar auch für diesen Zeitraum das Brückengleichungsmodell im Durchschnitt am robustesten. Allerdings hätte das VAR-Modell bereits Ende August 2008 auf einen BIP-Rückgang im vierten Quartal 2008 hingewiesen, das Faktormodell und die Brückengleichungen hingegen erst ab Anfang beziehungsweise Ende Oktober.³³⁾

■ Ausblick

Die Arbeit an den Prognosemodellen ist mit den hier vorgestellten Anpassungen nicht abgeschlossen. Vielmehr ist die Suche nach geeigneteren Methoden der Kurzfristprognose ein kontinuierlicher Prozess. Wenngleich das Faktormodell zunächst nicht überarbeitet wurde, sollte überprüft werden, ob neue Erkenntnisse aus der wissenschaftlichen Fachliteratur Verbesserungen ermöglichen. Aber auch ohne direkte Gründe für eine Nachjustierung sollten die bestehenden Modelle (sowie auch die darauf aufbauende Expertenprognose) von Zeit zu Zeit evaluiert werden.³⁴⁾ Nur so kann ihre Leistungsfähigkeit unter geänderten konjunkturellen und strukturellen Rahmenbedingungen beurteilt werden. Darüber hinaus können auch gänzlich neue Modelle – wie im vorliegenden Fall das bayesianische VAR-Modell – für die Kurzfristprognose nutzbar gemacht werden.

Für die hier vorgestellten VAR-Modelle stehen implizit Dichteprognosen zur Verfügung, die so-

wohl Rückschlüsse auf Prognoseunsicherheiten als auch Wahrscheinlichkeitsaussagen über bestimmte Ereignisse erlauben (bspw. ein BIP-Wachstum über oder unter einem bestimmten Schwellenwert). Eine entsprechende Erweiterung der anderen hier vorgestellten Modelle würde zusätzliche Einsichten hinsichtlich der Unsicherheit und der Risikoverteilung ermöglichen.

Der technologische Fortschritt, gerade im Bereich der Verarbeitung großer Datenmengen (sog. Big Data), erlaubt außerdem die Berücksichtigung neuer Datenquellen. Informationen aus Internetsuchanfragen oder Kreditkartentransaktionen sind nur zwei Beispiele. Sie könnten helfen, bestimmte BIP-Komponenten (z. B. den privaten Konsum) besser einzuschätzen und so auch die Prognosegüte für das BIP insgesamt verbessern.³⁵⁾ Angesichts vielfältiger Datenerhebungen durch Privatunternehmen, Forschungsinstitutionen oder staatliche Einrichtungen ist anzunehmen, dass in naher Zukunft weitere vielversprechende Datenquellen getestet werden können. Dabei ist zu prüfen, inwieweit diese Informationen für die kurzfristige Konjunkturanalyse nützlich sind.

*Erweiterungen
um Dichte-
prognosen*

*Erschließung
neuer Daten-
quellen*

*Modernisierung
der Prognose-
modelle als
kontinuierlicher
Prozess*

³³ Selbst bei nahezu vollem Informationsstand kurz vor der BIP-Veröffentlichung hätte keines der Modelle die Schwere des Wirtschaftseinbruchs Ende 2008 angezeigt.

³⁴ Um eine solche Evaluierung zu erleichtern, werden alle Prognoseergebnisse – sowie die zugrunde liegenden Datensätze – routinemäßig archiviert. Dadurch wird eine Echtzeitdatenbank generiert, auf die in späteren Analysen zurückgegriffen werden kann.

³⁵ Die Eignung von Internetsuchanfragedaten für Prognosezwecke in Bezug auf das deutsche BIP wurde am Beispiel einer vereinfachten entstehungsseitigen Version der Brückengleichungen bereits untersucht. Die neuen Daten weisen allerdings nur bei gründlicher Vorauswahl vereinzelt Verbesserungspotenzial gegenüber etablierten Umfragedaten auf. Vgl.: T. B. Götz und T. A. Knetsch (2017), Google data in bridge equation models for German GDP, International Journal of Forecasting, erscheint demnächst.