

Modelle zur kurzfristigen Konjunkturprognose während der jüngsten Krisen

Die kurzfristige Konjunkturanalyse in der Bundesbank zielt auf eine belastbare Einschätzung der Wirtschaftslage und der unmittelbaren Aussichten ab. Dabei steht die vierteljährliche Wachstumsrate des saison- und kalenderbereinigten Bruttoinlandsprodukts (BIP) im Fokus. Ökonometrische Prognosemodelle spielen hierfür eine zentrale Rolle. Sie werden durch Expertenwissen der Konjunkturprognostiker ergänzt. Durch diese Verzahnung entsteht die endgültige konjunkturelle Einschätzung der Bundesbank.

Die Corona-Pandemie und der russische Angriffskrieg gegen die Ukraine brachten erhebliche Herausforderungen für die Konjunkturanalyse und -prognose mit sich. Die wiederholten Eindämmungsmaßnahmen während der Corona-Pandemie und ihre nachfolgenden Lockerungen führten zu massiven Schwankungen der Wirtschaftsaktivität sowie zu hoher Unsicherheit über die Lage und die Perspektiven der Wirtschaft. Diese Unsicherheit wurde durch den russischen Angriffskrieg gegen die Ukraine verstärkt. Beide Ereignisse brachten wirtschaftliche Belastungen mit sich, die in den herkömmlichen Modellen im Werkzeugkasten der Bundesbank und anderer Prognostiker nicht adäquat abgebildet waren. Es war so nicht möglich, zeitnah belastbare modellbasierte Prognosen zu liefern. Dementsprechend bekam die Expertise der Konjunkturfachleute eine hervorgehobene Bedeutung.

Vor diesem Hintergrund wurden Anpassungen und Ergänzungen am Werkzeugkasten für die Kurzfristprognose vorgenommen. Darüber hinaus wurden neue Methoden und Modelle eingeführt, die die Wirtschaftsaktivität auf einer höheren Frequenz als der vierteljährlichen modellieren. Dazu gehören die Schätzung eines monatlichen BIP, ein wöchentlicher Aktivitätsindex sowie die Entwicklung eines wöchentlichen BIP-Indikators.

Die Treffsicherheit der überarbeiteten und neuen BIP-Prognosemodelle ist für das jeweils laufende Quartal sowie das jeweils gerade abgelaufene Quartal im Mittel höher als diejenige eines einfachen Vergleichsmodells, bei dem die BIP-Rate anhand des historischen Durchschnitts fortgeschrieben wird. Für das Brückengleichungsmodell, welches insgesamt die höchste Treffsicherheit aufweist, ist dies auch für die Prognosen ein Quartal voraus der Fall. Die mit Ausbruch der Pandemie massiv verschlechterte Prognosegüte der Modelle verbesserte sich seit Ende 2020 wieder erheblich. Sie reicht aber noch nicht wieder an die Zeit vor der Corona-Pandemie heran. Deshalb dürften das Wissen und das Urteilsvermögen der Konjunkturfachleute auf absehbare Zeit eine hervorgehobene Bedeutung behalten.

Herausforderungen in der Konjunkturprognose seit der Pandemie für Modelle und Fachleute

Konjunkturana- lyse wichtig für geldpolitische Entscheidungen

Eine zeitnahe und treffsichere Einschätzung der aktuellen Konjunkturlage und -aussichten spielt für geldpolitische Entscheidungen eine wichtige Rolle. Die kurzfristige Konjunkturanalyse der Bundesbank zielt darauf ab, die gesamtwirtschaftliche Aktivität und ihre Einflussfaktoren verlässlich einzuschätzen. Dabei steht die Wachstumsrate des realen BIP im laufenden sowie in den darauf folgenden ein bis zwei Quartalen im Vordergrund.¹⁾ Die Bundesbank teilt ihre qualitative Einschätzung der Konjunktur in Deutschland der Öffentlichkeit regelmäßig in ihren Monatsberichten mit. Die Prognose für die kurze Frist geht zudem in quantitativer Form als Aufsatzpunkt in die halbjährlichen makroökonomischen Projektionen für die deutsche Wirtschaft ein.²⁾

Ergänzung von ökonomischen Methoden mit Wissen der Fachleute

Die laufende Konjunkturanalyse in der Bundesbank basiert auf der Verzahnung von quantitativen Methoden mit qualitativen Ansätzen. Das bedeutet, dass ökonomische Modelle die Grundlage für die kurzfristige Konjunkturprognose bilden. Diese wird dann mithilfe des Fach- und Erfahrungswissens der Konjunkturexperten abgerundet. Dadurch werden die verschiedenen Modellergebnisse eingeordnet und zusammengeführt, und es können Informationen in die Konjunktüreinschätzung einfließen, die von den reinen Modellprognosen nicht vollständig erfasst werden können.

Drei Prognosemodelle vor der Corona-Pandemie

In der Konjunkturanalyse und -prognose der Bundesbank haben sich vor der Corona-Pandemie drei Prognosemodelle etabliert: Ein Brückengleichungsmodell, ein dynamisches Faktormodell und ein vektorautoregressives (VAR) Modell. Diese Modelle folgen zwar unterschiedlichen Ansätzen; gemeinsam ist ihnen jedoch, dass sie unterschiedliche Wirtschaftsindikatoren beinhalten, um möglichst viele Bereiche der wirtschaftlichen Aktivität abzudecken. Zudem können sie Daten verarbeiten, die in unter-

schiedlichen Frequenzen vorliegen und bei denen am aktuellen Rand aufgrund von Publikationsverzögerungen Beobachtungen fehlen.³⁾

Die Krisen der vergangenen drei Jahre stellten Prognosemodelle und Konjunkturanalyse vor erhebliche Herausforderungen. Die Corona-Pandemie und die zu ihrer Eindämmung getroffenen Maßnahmen führten zu historisch beispiellosen Eingriffsmaßnahmen in die wirtschaftlichen Abläufe. Sie verursachten ab dem März 2020 plötzliche und sehr starke Schwankungen in der wirtschaftlichen Aktivität. In Deutschland gab es BIP-Schwankungen in diesem Ausmaß bis dahin noch nie.⁴⁾ Zudem stieg die Unsicherheit über die konjunkturelle Lage erheblich an. Als sich die pandemiebezogenen Unsicherheiten Anfang 2022 allmählich zurückbildeten, kamen durch den russischen Angriffskrieg gegen die Ukraine und seine Auswirkungen auf die Wirtschaft neue beträchtliche Unwägbarkeiten hinzu. So drohten zeitweise erhebliche Verwerfungen auf den Energiemärkten. Auf diese Umstände waren die herkömmlichen Modelle nicht vorbereitet, und es bestanden erhebliche Zweifel an der Verlässlichkeit ihrer Ergebnisse. Dadurch bekam zum einen das Expertenwissen der Konjunkturfachleute eine stärkere Rolle in der praktischen Konjunkturanalyse. Zum anderen erforderten die abrupten Änderungen der wirtschaftlichen Rahmenbedingungen rasche und größere Anpassungen

Große Herausforderungen für Prognosemodelle und Konjunkturanalyse durch Corona-Pandemie und Ukrainekrieg

¹ Bis das Statistische Bundesamt das BIP und die detaillierten Ergebnisse der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen (VGR) für das abgelaufene Quartal veröffentlicht, umfasst die laufende Konjunkturbeobachtung auch dieses Quartal.

² Der Projektionszeitraum beträgt etwa drei Jahre. Sie werden halbjährlich im Rahmen der Stabsprojektionen des Eurosystems erstellt und gehen in die Projektionen für den Euroraum ein, vgl.: Deutsche Bundesbank (2023a).

³ Zu diesen Aspekten und den Details der in der Bundesbank eingesetzten Kurzfristprognosemodelle vgl.: Deutsche Bundesbank (2018a).

⁴ Der BIP-Rückgang im zweiten Quartal 2020 betrug etwa das elffache der durchschnittlichen Fluktuationen im BIP, gemessen an der Standardabweichung zwischen 1991 und 2019. Eine solche Bewegung gab es bis dahin weder seit 1991 in Deutschland noch in den verfügbaren vierteljährlichen BIP-Raten für Westdeutschland zwischen 1970 und 1990.

an den Prognosemodellen und an dem gesamten Instrumentarium der Konjunkturanalyse.⁵⁾

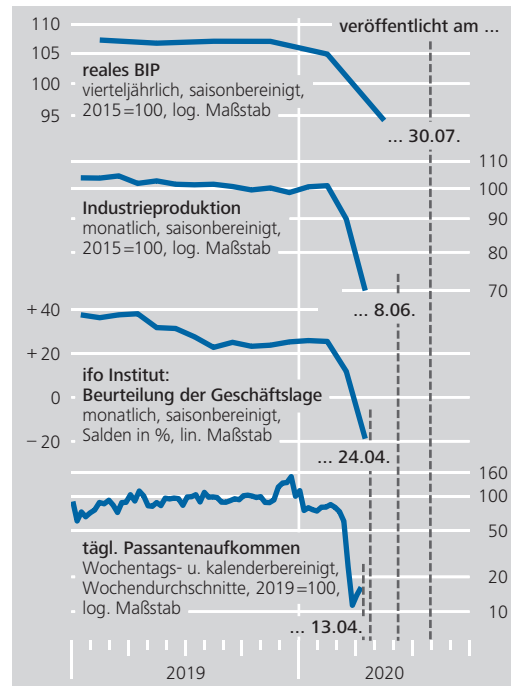
Aktivitätsschwankungen teils erst deutlich verzögert, teils gar nicht durch Modelle erfasst; Prognosen zudem durch hohe Volatilität in den Daten erschwert

Die Schwierigkeiten der Modelle lagen unter anderem an der Publikationsverzögerung der meisten monatlichen Konjunkturindikatoren. Dadurch konnten die Informationen über die möglichen Auswirkungen auf die Konjunktur nur mit einer zeitlichen Verzögerung in die Modelle einbezogen werden. Manche Effekte, wie die angeordneten Geschäftsschließungen zur Vermeidung von Kontakten und Ansteckungen, konnten auch kaum abgebildet werden. Sie wurden durch die herkömmlichen Daten nicht, nicht vollständig oder nicht rechtzeitig erfasst.⁶⁾ Außerdem verstärkten die Aktivitätsschwankungen die Unsicherheit der Modellschätzungen und reduzierten damit die Belastbarkeit der Prognosen. Darüber hinaus waren die üblichen Prognosemodelle nicht dazu geeignet, die Maßnahmen zur Eindämmung der Pandemie sowie die massiven Verwerfungen auf den Energiemärkten in der Folge des russischen Angriffskrieges gegen die Ukraine adäquat zu berücksichtigen. All dies erhöhte die Prognoseunsicherheit und schwächte damit die Verlässlichkeit der Modellergebnisse.

Aus Lösungsansätzen in der Fachliteratur vor allem stochastische Volatilität und hochfrequente Wirtschaftsindikatoren vielversprechend

Unsicherheit und der Umgang mit ihr sowie größere Ausschläge in der wirtschaftlichen Aktivität sind für Prognostiker nichts fundamental Neues. Es existieren unterschiedliche Ansätze zum Umgang mit derartigen Herausforderungen. In Bezug auf die ökonometrische Modellschätzung ist es beispielsweise ein möglicher Ansatz, die durch die Pandemie entstandenen Ausreißer in den Daten aus der Schätzung zu entfernen.⁷⁾ Auf diese Weise kann der unerwünschte Einfluss von starken Schwankungen in den Daten auf die Modellschätzung zwar vermieden werden. Allerdings wäre dieser Ansatz nicht in der Lage, die durch die Pandemie ungewöhnlich stark gestiegene Unsicherheit über die konjunkturelle Entwicklung und die historisch beispiellosen Eingriffsmaßnahmen angemessen zu erfassen. Daher wird auch vorgeschlagen, eine zeitvariable und an die Daten-Ausreißer angepasste Residual-Volatilität zu

Zeitliche Verzögerungen der Datenveröffentlichungen am Beispiel des 2. Vj. 2020



Quellen: Statistisches Bundesamt, ifo Institut und Hystreet. Deutsche Bundesbank

modellieren (stochastische Volatilität).⁸⁾ Dadurch können die Modellschätzung und die Prognose verbessert werden. Zudem kann bei den Konjunkturprognosen auch deren Unsicherheit berücksichtigt werden. Um in Zeiten sehr rascher Wirtschaftsschwankungen zeitnahe Konjunktursignale zu erhalten, wurden schließlich in der Frühphase der Corona-Pandemie auch hochfrequente wirtschaftliche Sammelindikatoren entwickelt, die unter anderem auf zeitnah ver-

⁵ Die Weiterentwicklung des Werkzeugkastens für die kurzfristige Konjunkturprognose ist grundsätzlich ein kontinuierlicher Prozess. Daher werden die eingesetzten Modelle in regelmäßigen Abständen überprüft. Die letzte routinemäßige Aktualisierung fand 2018 statt, vgl.: Deutsche Bundesbank (2018a). Bei den Anpassungen seither standen die Folgen der Krisen im Vordergrund.

⁶ So trafen manche Eindämmungsmaßnahmen die Teile der Dienstleistungsbranche, in denen es zu häufigen zwischenmenschlichen Kontakten kommt, wie bspw. das Friseurgewerbe oder die Veranstaltungsbranche, besonders massiv. Solche Dienstleistungen werden in Deutschland durch die üblichen Konjunkturindikatoren weder zeitnah noch vollständig erfasst.

⁷ Vgl. u. a.: Schorfheide und Song (2021).

⁸ Vgl. u. a.: Carriero et al. (2022) sowie Lenza und Primiceri (2022).

fügbaren, täglichen oder wöchentlichen Indikatoren basieren.⁹⁾

Anpassungen im Modell-Werkzeugkasten

Kurzfristprognosemodelle der Bundesbank angepasst

Die Kurzfristprognosemodelle in der Bundesbank wurden entsprechend dieser Vorschläge aus der wissenschaftlichen Literatur überarbeitet. Der Fokus lag dabei vor allem darauf, die Prognosemodelle gegenüber großen Schwankungen in den Daten und einem Wirtschaftsumfeld mit hoher Unsicherheit widerstandsfähiger zu machen. Dadurch sollten sie sowohl in ruhigen als auch in turbulenten Konjunkturphasen belastbare Prognosen liefern. Im Folgenden werden die Überarbeitungen bei den etablierten Prognosemodellen der Bundesbank vorgestellt.

Pandemie machte Anpassungen am Brückengleichungsmodell nötig

Das Brückengleichungsmodell der Bundesbank besteht aus einem System von einzelnen Prognosegleichungen. Dabei orientiert sich dieses System am Aufbau der VGR. Das BIP-Aggregat lässt sich damit zum einen direkt prognostizieren. Zum anderen kann eine BIP-Prognose auch über die Aggregation der anhand monatlicher Konjunkturindikatoren erstellten Prognosen der entstehungs- und verwendungsseitigen Komponenten berechnet werden.¹⁰⁾ Trotz ihres umfassenden Aufbaus konnten die Brückengleichungen die Auswirkungen der Pandemie und der zu ihrer Eindämmung ergriffenen Maßnahmen auf die Wirtschaftsaktivität nur unzulänglich erfassen. Die vergleichsweise raschen und starken Schwankungen der Wirtschaftsaktivität führten zu einem Überschießen der Prognosen in beide Richtungen, wenn sich die Pandemielage bereits gedreht hatte. Um die Widerstandsfähigkeit des Modells gegenüber solchen starken Aktivitätsschwankungen zu erhöhen, wurden verschiedene Modifikationen dahingehend untersucht, ob sie die Prognosegüte während der Pandemie verbessern, ohne sie in der Zeit vor der Pandemie nennenswert zu verschlechtern.¹¹⁾

Als zielführend stellte sich heraus, den Einsatz von verzögerten Variablen in den Modellgleichungen zu reduzieren. Verzögerte Variablen verbessern zwar in normalen Zeiten die Anpassung der Schätzgleichungen an die Daten und dadurch im Mittel auch die Prognosegüte. In Zeiten hoher und unsystematischer Volatilität führen sie aber häufig zu Fehlsignalen. Daher wurde auf verzögerte endogene und exogene Variablen in den Brückengleichungen auf Quartalsfrequenz verzichtet. Auch in den vorgelagerten Gleichungen zur Fortschreibung der Indikatoren auf Monatsfrequenz werden keine verzögerten endogenen Variablen mehr eingesetzt.¹²⁾

Eine weitere Anpassung betrifft die BIP-Komponenten, die zuvor – mangels geeigneter Frühindikatoren – mit naiven Prognosen¹³⁾ fortgeschrieben wurden.¹⁴⁾ Diese Komponenten werden jetzt mit der gleichen Wachstumsrate fortgeschrieben wie die übergeordneten Bereiche, für die es in der Regel verlässliche Indikatoren gibt. Die Anpassung basiert auf der Annahme, dass ähnliche Bereiche der Wirt-

Auf verzögerte endogene Variablen in den Modellgleichungen verzichtet ...

... und bei einigen BIP-Komponenten naive Fortschreibung modifiziert

9 Vgl. u. a.: Lewis et al. (2020) sowie Woloszko (2020).

10 Sowohl für die Entstehungs- als auch die Verwendungsseite werden je eine direkte BIP-Prognose und je zwei Prognosen mit unterschiedlich tief disaggregierten Varianten erstellt. Die Prognosen auf beiden Seiten werden jeweils gemittelt. Anschließend werden die beiden so berechneten entstehungs- und verwendungsseitigen Prognosen gewichtet zu einer finalen BIP-Prognose zusammengefasst. Für eine ausführliche Beschreibung des in der Bundesbank verwendeten Brückengleichungsmodells vgl.: Pinkwart (2018) sowie Deutsche Bundesbank (2018a).

11 Im Vergleich zu dem in Deutsche Bundesbank (2018a) beschriebenen Brückengleichungsmodell wurden noch weitere Änderungen vorgenommen. Dabei wurde bspw. der zugrunde liegende Datensatz um 100 Zeitreihen, die vor allem zusätzlich verfügbare Details aus den Unternehmensumfragen des ifo Instituts und von S&P Global enthalten, auf insgesamt 233 monatliche Indikatoren erweitert. Auch wurden Spezifikationen der Prognose einzelner BIP-Komponenten angepasst, und die in einigen Gleichungen genutzten Fehlerkorrekturmechanismen wurden deaktiviert. Der Fehlerkorrekturmechanismus ist zwar in einigen Fällen theoretisch sinnvoll. Empirisch hat sich jedoch gezeigt, dass dieser nicht zu einer Verbesserung der Prognosegüte beiträgt.

12 Verzögerte exogene Variablen sind aber aufgrund der Vorlaufeigenschaften der verwendeten Frühindikatoren weiterhin enthalten.

13 Naive Prognosen sind solche gemäß historischer Mittelwerte oder auf Basis autoregressiver Prozesse.

14 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2018a), S. 21.

schaft von ähnlichen Einflussfaktoren angetrieben werden.¹⁵⁾

Auch VAR-Modell mit Ausbruch der Pandemie vor besonderen Herausforderungen

Das VAR-Modell ist als bayesianisch geschätztes, gemischt-frequentes Modell konzipiert, mit einer Quartalsvariable – dem BIP – und einem Kranz an monatlichen Indikatoren.¹⁶⁾ Dazu zählen sowohl harte Indikatoren wie die Industrieproduktion, die Produktion im Bauhauptgewerbe und die realen Einzelhandelsumsätze, als auch weiche umfragebasierte Indikatoren wie der ifo Geschäftsklimaindex.¹⁷⁾ Die starken Schwankungen in den Daten zu Beginn der Pandemie verzerrten die Parameterschätzung. Diese Verzerrungen wurden dann über die umfangreichen Wechselwirkungen fortgeschrieben. Das wirkte sich negativ auf die Qualität der Prognosen aus.

Zeitvariable Residualvarianz stabilisiert das VAR-Modell in Zeiten hoher Volatilität

In der Version des VAR-Modells, welche vor Beginn der Pandemie in der Praxis der Kurzfristprognose zum Einsatz kam, wurden alle Modellparameter als zeitkonstant betrachtet.¹⁸⁾ Mit der Überarbeitung wurde zeitliche Variation in der Volatilität zugelassen. Sie kann helfen, starke Schwankungen in den Daten aufzunehmen und so einer Verzerrung der Parameterschätzung entgegenzuwirken.¹⁹⁾ Dies macht Prognosen bei großen Schwankungen robuster, ohne dabei an Prognosegüte in normalen Zeiten einzubüßen.

Datengestützte Bestimmung der Dynamik der zeitvariablen Volatilität verbessert Prognosegüte des VAR-Modells deutlich

Eine weitere Verbesserung des VAR-Modells konnte im Bereich der bayesianischen Modellschätzung erreicht werden. In VAR-Modellen mit zeitvariabler Volatilität werden für Parameter, die die Dynamik der zeitvariablen Volatilität bestimmen, oftmals Werte aus der Literatur herangezogen.²⁰⁾ Mit der angepassten Modellvariante werden diese Parameter stattdessen datengestützt bestimmt.²¹⁾ Dadurch können die Parameter passgenauer geschätzt und die Prognosegüte deutlich verbessert werden.²²⁾

Das Faktormodell wurde mit einem neu konzipierten Modell derselben Klasse ersetzt.²³⁾ Es handelt sich dabei um ein dynamisches Faktormodell, welches in der Lage ist, Indikatoren mit unterschiedlichen Publikationsfrequenzen und

–verzögerungen zu verarbeiten. Darüber hinaus berücksichtigt es stochastische Volatilität in den Residuen. Damit können starke Schwankungen in den Daten teilweise in den zeitvariablen Residuen erfasst und eine potenzielle Verzerrung der Parameterschätzung abgemildert werden.

Bei dem neuen Faktormodell werden eine Vielzahl von Modellspezifikationen geschätzt.²⁴⁾ Sie ergeben sich durch sämtliche Kombinationen aus dem BIP und einem Satz monatlicher Indi-

Faktormodell wurde neu konzipiert und insbesondere um stochastische Volatilität erweitert

15 Bspw. wurden für die folgenden Bereiche der Brutto-wertschöpfung im Dienstleistungssektor zuvor Mittelwertprognosen verwendet: Transport, Finanz- und Versicherungsdienstleistungen, öffentliche Dienstleistungen, Erziehung und Gesundheit sowie sonstige Dienstleistungen. Jetzt wird angenommen, dass diese Bereiche der gleichen Dynamik wie die Dienstleistungen ohne diese Sektoren folgen. Von dieser Anpassung ausgenommen sind die Komponenten der staatlichen Nachfrage (Konsum und Investitionen). Sie werden weiterhin mit der Mittelwert-Prognose fortgeschrieben. Ein prozyklisches Verhalten wäre hier ökonomisch nicht plausibel – insbesondere in Zeiten von Wirtschaftskrisen.

16 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2018a), S. 21, sowie Götz und Hauzenberger (2021).

17 Den monatlichen Indikatorenansatz ergänzen die Anzahl der Erwerbstätigen, die Auftrageingänge in der Industrie und die realen Ex- und Importe.

18 Diese Version des VAR-Modells folgte im Wesentlichen dem Modell von Schorfheide und Song (2015), vgl.: Deutsche Bundesbank (2018a).

19 Für methodische Details vgl.: Götz und Hauzenberger (2021).

20 Vgl. dazu insbesondere: Schorfheide und Song (2015) sowie Götz und Hauzenberger (2021).

21 Vgl.: Chan (2023).

22 Darüber hinaus wurde der monatliche Indikatorenansatz um eine „Wettervariable“ ergänzt: dem ifo Indikator zu witterungsbedingten Behinderungen am Bau. Im VAR-Modell geht dieser Indikator in die Gleichung der Produktion im Bauhauptgewerbe ein – und zwar exogen mit einem zeitgleichen und einem verzögerten Wert. Auf alle anderen Variablen entfaltet sich der Wetterkanal dann über die Interdependenzen mit dem Bauhauptgewerbe. Für exogene Indikatoren erfolgt die Fortschreibung außerhalb des Modells. Für die witterungsbedingten Behinderungen am Bau werden dazu die langjährigen Mittelwerte der einzelnen Monate herangezogen. Durch diese Erweiterung wird der aufgrund des Klimawandels zunehmenden Bedeutung von witterungsbezogenen Schwankungen in der Aktivität Rechnung getragen.

23 Für einen umfangreichen Überblick zu dem Modell, dem Schätzverfahren und den technischen Feinheiten vgl.: Eraslan und Schröder (2023).

24 Die Modellschätzung beruht auf einem neu entwickelten, schnellen Algorithmus. Dieser basiert auf dem Algorithmus von Koop und Korobilis (2014), der für ein gemischt-frequentes Modell erweitert wurde. Das Schätzverfahren ermöglicht es, eine große Menge von Modellspezifikationen schneller zu schätzen als mit bayesianischen oder frequentistischen Schätzverfahren.

Vielzahl von Modellspezifikationen ergibt empirische Prognoseverteilung

katoren.²⁵⁾ Als Zielgröße taucht das BIP-Wachstum in jeder Spezifikation des Faktormodells auf. Die Anzahl der Faktoren wird für jede Modellspezifikation vor jedem Modelldurchlauf neu geschätzt.²⁶⁾ Bei jedem Modelldurchlauf bilden die 32 767 Punktprognosen des BIP-Wachstums (je eine pro Modellspezifikation) eine empirische Prognoseverteilung. Diese Verteilung wird dann wiederum genutzt, um zwei kombinierte Punktprognosen für das BIP-Wachstum zu generieren: eine nicht gewichtete Median-Prognose und eine anhand der vergangenen Güte gewichtete Prognose.²⁷⁾

Neue Methoden und Modelle im Werkzeugkasten

Übergang von herkömmlichen Modellen zu neuartigen Methoden ...

Die traditionellen Kurzfristprognosemodelle in der Bundesbank beruhen zwar auch auf der Modellierung des vierteljährlichen BIP. Überwiegend kommen aber Schätzmethoden mit herkömmlichen monatlichen Konjunktur- sowie umfragebasierten Stimmungsindikatoren zum Einsatz. Während letztere immerhin zum Ende des Berichtsmonats verfügbar sind, werden die Konjunkturindikatoren der amtlichen Statistik erst mit einer Verzögerung von ein bis zwei Monaten veröffentlicht. In der Pandemie änderte sich die Wirtschaftsaktivität aber in einigen Phasen bereits innerhalb eines Quartals oder sogar innerhalb eines Monats erheblich. Diese Schwankungen können mit vierteljährlichen oder selbst monatlichen Indikatoren nur unzulänglich oder erst spät erfasst werden. Daher wurden in der Bundesbank nach Ausbruch der Corona-Pandemie einige seinerzeit unkonventionelle Methoden eingesetzt. Sie modellieren die Wirtschaftsaktivität auf einer höheren Frequenz als der vierteljährlichen. Diese Ansätze berücksichtigen zum Teil auch neuartige Indikatoren, die auf wöchentlicher oder täglicher Frequenz und daher rascher verfügbar sind.

... wie die Schätzung eines monatlichen BIP

In einem solchen Ansatz wird mithilfe einer regressionsbasierten Interpolation ein monatliches BIP geschätzt.²⁸⁾ Dabei fließen fünf mo-

natliche Konjunkturindikatoren in die Schätzung ein: Industrieproduktion, reale Einzelhandelsumsätze, reale Warenexporte, Produktion im Bauhauptgewerbe und reale Umsätze im Gastgewerbe.²⁹⁾ Bei der Schätzung wird eine nicht beobachtbare monatliche Reihe des BIP auf monatliche Indikatorvariablen regressiert. Dabei wird sichergestellt, dass der Quartalsdurchschnitt des geschätzten monatlichen BIP dem veröffentlichten vierteljährlichen BIP entspricht.

Für die Kurzfristprognose wird das vierteljährliche BIP mit der oben beschriebenen Methode interpoliert und über den aktuellen Rand hinaus fortgeschrieben. In einem ersten Schritt werden die Indikatoren für die Monate mit noch nicht veröffentlichten Daten fortgeschrieben. Hierfür werden die jeweiligen Prognosen aus dem Brückengleichungsmodell verwendet. In einem zweiten Schritt wird dann das monatliche BIP berechnet – einschließlich der Prognose für das vierteljährliche BIP. Dieser im Folgenden MBIP-

Für die Kurzfristprognose wird das monatliche BIP über den aktuellen Rand hinaus fortgeschrieben

25 Der Datensatz beinhaltet neben dem vierteljährlichen BIP 15 monatliche Indikatoren: Industrieproduktion, Auftragseingänge in der Industrie, Produktion im Bauhauptgewerbe, Warenexporte und -importe, Anzahl Erwerbstätiger, Umsätze in der Industrie, im Gastgewerbe sowie im Einzelhandel, Verbraucherpreisindex, HWWI-Rohstoffpreisindex, DAX, EURIBOR-Zinssatz für drei Monate sowie ifo Geschäftslage und -erwartungen im Verarbeitenden Gewerbe. Die Indikatoren sind ggf. kalender-, saison- und preisbereinigt. Dabei entstehen $2^{15}-1 = 32\,767$ unterschiedliche Modellspezifikationen mit zwei bis 16 Indikatoren.

26 Die Anzahl der Faktoren für jede Modellspezifikation wird anhand des statistischen Kriteriums von Bai und Ng (2002) geschätzt.

27 Die gewichtete Punktprognose wird anhand dynamischer Modellmittelung („dynamic model averaging“) berechnet, vgl.: Raftery et al. (2010). Bei dieser Methode bekommen die Modellspezifikationen, die in der jüngsten Vergangenheit zu kleineren Prognosefehlern führten, ein höheres Gewicht. Diese Gewichte werden nach jeder neuen BIP-Veröffentlichung aktualisiert. Die gewichteten Prognosen stehen in der praktischen Konjunkturanalyse sowie in diesem Aufsatz im Fokus.

28 Die Methode zur Interpolation basiert auf einem Verfahren von Chow und Lin (1971). Für die Anwendung des Verfahrens auf Deutschland vgl.: Deutsche Bundesbank (2021); für die Anwendung auf den Euroraum vgl.: Mönch und Uhlig (2005) sowie Deutsche Bundesbank (2020a).

29 Bei der Wahl der monatlichen Indikatoren wurden der Erklärungsgehalt für die monatliche BIP-Schätzung sowie die Vorzeichen und Stabilität der geschätzten Parameter für verschiedene Modellkonstellationen untersucht. Als Maß für den Erklärungsgehalt wird – wie in Mönch und Uhlig (2005) – das Verhältnis der Varianz der Veränderung des geschätzten monatlichen BIP zur Summe aus der Varianz der Veränderung des geschätzten monatlichen BIP und der Varianz des Residuums verwendet.

Modell genannte Ansatz zeichnet also ein Bild der Veränderungen der Wirtschaftsaktivität innerhalb eines Quartals. Das ist vor allem dann von Vorteil, wenn sich die Aktivität klar in eine Richtung entwickelt und damit einen Über- oder Unterhang für das Folgequartal erzeugt. Das MBIP-Modell war zudem ein nützliches Hilfsmittel für die Konjunkturfachleute, um modellferne Informationen zur Pandemielage in einer transparenten und modellbasierten Weise für ihre Experteneinschätzung nutzbar zu machen: So konnten beispielsweise auf die modellbasierten Fortschreibungen der Umsätze im Gastgewerbe oder im Einzelhandel Abschläge basierend auf Expertenwissen vorgenommen werden, wenn etwa Maßnahmen zur Eindämmung der Corona-Pandemie verschärft wurden. Dies verbesserte die damit erstellten Hilfsprognosen in diesen Phasen erheblich, da solche abrupten Anpassungen in den reinen Modellprognosen nicht zeitnah erfasst werden.

sind die WAI-Werte wegen der Betrachtung gleitender 13-Wochen-Abschnitte innerhalb eines Quartals nicht leicht zu interpretieren. Zudem stellt der WAI auch keine Prognosen für die vierteljährlichen BIP-Wachstumsraten dar.

Im Hinblick auf die Einschränkungen des WAI wurde als Weiterentwicklung ein dynamisches Faktormodell zur Schätzung eines wöchentlichen BIP-Indikators (WBIP-Indikator) entwickelt.³⁴⁾ Der WBIP-Indikator wird dabei als gemeinsamer Treiber der in unterschiedlicher Frequenz vorliegenden Indikatoren³⁵⁾ berechnet. Das Modell beruht auf wöchentlichen Wachstumsraten und kann die unbeobachteten, wöchentlichen BIP-Wachstumsraten näherungsweise abbilden. Zudem werden beobachtete Daten von monatlichen und vierteljährlichen Indikatoren berücksichtigt. Der WBIP-Indikator aggregiert sich sowohl in Wachstumsraten als auch im Niveau annähernd zu dem beobachteten vierteljährlichen BIP auf.

... Entwicklung eines wöchentlichen BIP-Indikators

Wöchentlicher Aktivitätsindex

Der wöchentliche Aktivitätsindex (WAI) der Bundesbank wurde in der frühen Phase der Corona-Pandemie entwickelt.³⁰⁾ Er setzt sich neben dem BIP und der Industrieproduktion aus wöchentlich oder sogar täglich und sehr zeitnah verfügbaren Indikatoren zusammen. Diese seinerzeit unkonventionellen Indikatoren wurden nach zwei Kriterien ausgewählt: Sie sollten erstens verschiedene Bereiche der Wirtschaft abdecken und zweitens relevante Informationen für die realwirtschaftliche Aktivität enthalten. Zu ihnen zählen beispielsweise das Passantenaufkommen in innerstädtischen Einzelhandelsstraßen und Kreditkartenzahlungen, welche teilweise das Konsumverhalten erfassen, oder Indikatoren auf Basis von Google-Suchanfragen zu Arbeitslosigkeit und Kurzarbeit, die sich auf den Arbeitsmarkt beziehen.³¹⁾

Guter Gleichlauf mit dem BIP-Wachstum, allerdings keine modellbasierten Prognosen; daher ...

Der WAI³²⁾ wird als gemeinsamer Treiber der zugrunde liegenden Indikatoren³³⁾ berechnet. Er liefert eine zeitnahe Einschätzung der aktuellen realwirtschaftlichen Aktivität. Dabei weist er auch einen guten Gleichlauf mit dem vierteljährlichen BIP-Wachstum auf. Allerdings

30 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2020b) sowie Eraslan und Götz (2021). Seit Juni 2020 ist der WAI mit wöchentlichen Aktualisierungen auf der Website www.bundesbank.de/wai veröffentlicht. Der WAI lehnt sich an den von der Federal Reserve Bank of New York veröffentlichten Weekly Economic Index (WEI) für die US-Wirtschaft an, vgl.: Lewis et al. (2020).

31 Quelle der Ursprungswerte für die Google-Suchanfragen: Google Trends; für den Indikator Passantenaufkommen: Hystreet bezogen vom Statistischen Bundesamt; für den Indikator Kreditkartenzahlungen: Fable Data. Für die aktuellen Indikatoren im WAI und deren Quellen vgl. Methodik unter: www.bundesbank.de/wai.

32 Der WAI basiert auf gleitenden 13-Wochen-Durchschnitten der Indikatoren und deren 13-Wochen-Wachstumsraten. Er bewegt sich um seinen Mittelwert, der aufgrund seiner Konstruktion bei null liegt. Daher gibt er die trendbereinigte Wachstumsrate der realwirtschaftlichen Aktivität an. Für die Methodik und technischen Details des WAI vgl.: Eraslan und Götz (2021).

33 Die Indikatoren, die ursprünglich täglich verfügbar sind, fließen in die Berechnung als wöchentliche Durchschnitte ein. Die Indikatoren sind ggf. kalender-, saison- und preisbereinigt. Vgl. Ollech (2023) für Details zur Saisonbereinigung hochfrequenter Indikatoren.

34 Vgl.: Eraslan und Reif (2023).

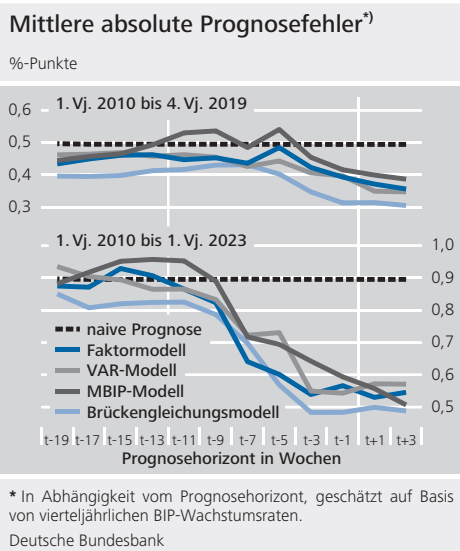
35 Ähnlich wie der WAI basiert der WBIP-Indikator auf einem Datensatz, der aus wöchentlichen, monatlichen und vierteljährlichen Indikatoren mit unterschiedlichem Veröffentlichungskalender besteht. Dieser wurde allerdings gegenüber dem WAI um weitere herkömmliche Konjunkturindikatoren erweitert, um den Erklärungsgehalt des WBIP-Indikators in Bezug auf das vierteljährliche BIP zu verbessern.

Evaluation der Prognosegüte: Quervergleich zwischen den Modellen und Vergleich über die Zeit

Die in der Konjunkturanalyse eingesetzten Kurzfristprognosemodelle für das Bruttoinlandsprodukt (BIP) werden im Folgenden anhand ihrer historischen Prognosegüte evaluiert.¹⁾ Dazu werden die Prognosefehler der Modelle in der Vergangenheit berechnet. Die Zielgröße für die Prognoseevaluation ist die vierteljährliche Wachstumsrate des saison- und kalenderbereinigten realen BIP. Die Prognosegüte bemisst sich anhand des mittleren absoluten Fehlers (MAF). Der MAF ergibt sich für jeden Prognosehorizont aus dem arithmetischen Mittel der betragsmäßigen Differenz zwischen den prognostizierten und den realisierten Werten.²⁾

Der Evaluationszeitraum reicht vom ersten Quartal 2010 bis zum ersten Quartal 2023. Die Prognosegüte anhand der MAF wird für zwei Perioden veranschaulicht. Der erste Zeitraum vom ersten Quartal 2010 bis zum vierten Quartal 2019 umfasst die mit Blick auf die deutsche Konjunktur vergleichsweise ruhigen Zeiten nach der Finanzkrise und vor der Corona-Pandemie. Die zweite Periode erstreckt sich über den gesamten Evaluationszeitraum. Damit deckt sie auch die

außerordentlich starken Aktivitätsschwankungen und die erhöhte Unsicherheit in der Zeit nach dem Ausbruch der Corona-Pandemie und dem Beginn des russischen Angriffskrieges gegen die Ukraine ab. In beiden Perioden werden die MAF der Kurzfristprognosemodelle dem MAF eines einfachen („naiven“) Vergleichsmodells gegenübergestellt. Bei Letzterem wird die BIP-Wachstumsrate mit ihrem historischen Mittelwert fortgeschrieben. Die Kurzfristprognosemodelle können mit der Zeit zunehmend mehr Informationen berücksichtigen. Daher ist zu erwarten, dass ihre Prognosefehler mit sich verkürzendem Prognosehorizont abnehmen.³⁾



1 Die Prognoseevaluation basiert auf dem Datenstand vom 25. Mai 2023. Da die historischen Prognosen auf Basis eines finalen Datenstandes berechnet werden, findet diese Übung in „Pseudo-Echtzeit“ statt. Damit wurde zwar die jeweilige Datenverfügbarkeit repliziert, historische Datenrevisionen konnten jedoch nicht berücksichtigt werden. Für jedes Zielquartal werden zwei Prognosen pro Monat berechnet. Die erste Prognose für ein Zielquartal wird etwa eine Woche nach Veröffentlichung der Schnellschätzung für das Quartal zwei Quartale zuvor berechnet, also 19 Wochen vor dem Ende des prognostizierten Quartals. Im zweiwöchigen Rhythmus werden dann Prognosen für das Zielquartal berechnet, bis zur Veröffentlichung der Zielgröße. Dementsprechend wird der Prognosehorizont in Wochen relativ zum prognostizierten Quartal angegeben und erstreckt sich von $t-19$ bis $t+3$, wobei t das Quartalsende bezeichnet. So geben die Horizonte von $t-19$ bis $t-13$ die Prognosen ein Quartal im Voraus an, und die Horizonte $t-11$ bis $t-1$ decken die Prognosen für das laufende Quartal ab. Da das BIP erst etwa vier Wochen nach Ende des Referenzquartals veröffentlicht wird, werden bis zu diesem Zeitpunkt ($t+1$ und $t+3$) auch Prognosen für das vergangene Quartal erstellt.

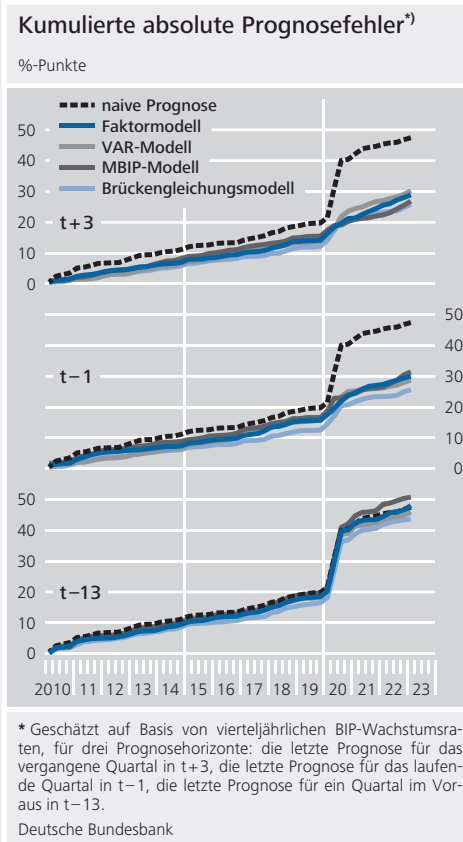
2 Bspw. bedeutet ein MAF von 0,2, dass die Prognose im Durchschnitt um 0,2 Prozentpunkte um die tatsächlichen Werte schwankt.

3 Das Faktormodell berechnet anhand der vergangenen Prognosegüte gewichtete Prognosen für das BIP-Wachstum. In der konjunkturanalytischen Praxis der Bundesbank wird bei dieser Gewichtung die Prognosegüte anhand von Echtzeitdaten berücksichtigt. Allerdings liegen nicht für alle betrachteten Modelle vollständige Echtzeitdatensätze vor. Daher wurde in dieser Evaluation auch für das Faktormodell die Gewichtung anhand des finalen Datenstandes berechnet. Damit wird eine bessere Vergleichbarkeit mit den anderen Modellen gewährleistet.

Im 2019 endenden Evaluationszeitraum prognostizieren die Kurzfristprognosemodelle nahezu über den gesamten Prognosehorizont besser als die naive Prognose. Eine Ausnahme bildet teilweise das MBIP-Modell. Die Treffsicherheit der Modelle steigt aufgrund der zunehmenden Informationen tendenziell, je näher man dem Veröffentlichungstermin kommt. Ein Quervergleich über die Modelle zeigt, dass das Brückengleichungsmodell fast über alle Prognosehorizonte im Durchschnitt die höchste Treffsicherheit aufweist. VAR- und Faktormodell schneiden etwas schlechter ab. Das MBIP-Modell weist die geringste Treffsicherheit auf.

Im gesamten Evaluationszeitraum bis Anfang 2023 sind die durchschnittlichen Prognosefehler für alle Modelle deutlich höher. Darin schlägt sich die im zusätzlich betrachteten Zeitraum ab 2020 durch die Auswirkungen der Pandemie und des Ukrainekriegs verschlechterte Prognosefähigkeit nieder.⁴⁾ Für die längeren Prognosehorizonte sind die Modelle nun einer naiven Prognose nicht immer überlegen. Dies gilt nicht für das Brückengleichungsmodell, das sich zugleich auch im Quervergleich erneut über fast alle Prognosehorizonte treffsicherer als die übrigen Modelle erweist.

Ergänzend wird der kumulative absolute Fehler (KAF) berechnet. Dieser summiert für einen bestimmten Prognosehorizont die absoluten Prognosefehler über die Zeit auf. Damit fasst er die Entwicklung der Prognosefehler über den Evaluationszeitraum zusammen. Dies hat den Vorteil, dass Perioden mit besonders hohen Prognosefehlern leicht erkennbar sind. Sie zeichnen sich durch eine steilere Steigung oder einen sprunghaften Anstieg des KAF aus. Zur Veranschaulichung werden drei bestimmte Horizonte betrachtet: Die jeweils letzte, kurz vor Veröffentlichung der Schnellschätzung erstellte Prognose für das bereits vergangene Quartal



($t+3$), die jeweils letzte für das laufende Quartal erstellte Prognose ($t-1$) und die jeweils letzte Prognose, die für ein Quartal im Voraus berechnet wird ($t-13$).

Laut der KAF schneiden die Kurzfristprognosemodelle ebenso wie nach den MAF für die kürzeren Prognoseperioden, $t+3$ und $t-1$, besser ab als das Vergleichsmodell. Auch die Abstufung hinsichtlich der Treffsicherheit zwischen den Modellen ist ähnlich: Das Brückengleichungsmodell kumuliert die geringsten Fehler, Faktor- und VAR-Modell liegen etwas darüber und nah beieinander, und das MBIP-Modell liegt nochmals etwas höher.

⁴ Da die hier verwendeten Prognosemodelle ihre Prognosegüte aus der Identifikation von historischen Zusammenhängen zwischen Variablen beziehen und insbesondere die Schwankungen während der Coronapandemie historisch einmalig waren, ist die Verschlechterung der Treffsicherheit wenig überraschend.

Die außerordentlich großen Prognosefehler für die ersten drei Quartale des Jahres 2020 aufgrund der Corona-Pandemie machen sich in den KAF deutlich bemerkbar: Für alle Modelle springen sie sprunghaft nach oben. Dabei zeigt sich für die Horizonte $t+3$ und $t-1$, dass die Fehler der Prognosemodelle deutlich weniger ansteigen als die des Vergleichsmodells. Die Prognosemodelle schlugen sich also in dieser Phase besser als die Vergleichsprognose. Am geringsten ist dabei der Anstieg beim MBIP-Modell; es konnte somit die starken Aktivitätsschwankungen jener Zeit am besten antizipieren. Für $t-13$ zeigt sich allerdings im gleichen Zeitraum kein Vorteil der Prognosemodelle gegenüber dem Vergleichsmodell. Die KAF steigen für alle Modelle in ähnlicher Größenordnung an. Allgemein ist zwar die Treffsicherheit der Prognosen im Durchschnitt für längere Horizonte geringer. Aber hier zeigt sich vor allem, dass die Prognosemodelle die Corona-Pan-

demie und deren Auswirkungen so weit im Voraus schlicht nicht erkennen konnten.

Ab dem vierten Quartal 2020 verbesserte sich die Prognosegüte für alle drei Horizonte im Vergleich zu Anfang 2020 zwar wieder erheblich, sie ist aber immer noch merklich beeinträchtigt.⁵⁾ Die Treffsicherheit der Kurzfristprognosemodelle reicht noch nicht wieder an die Zeit vor der Corona-Pandemie heran. In Anbetracht des volatilen wirtschaftlichen Umfelds der vergangenen drei Jahre ist dies aber auch nicht verwunderlich.

⁵⁾ Dies zeigt sich an der etwas steileren Steigung der KAF im Vergleich mit jener vor 2020.

*Wöchentliche
Prognosen
für das BIP-
Wachstum*

Der WBIP-Indikator weist in Bezug auf die laufende Konjunkturbeobachtung einige Vorteile gegenüber dem WAI auf. Er ist vor allem auch innerhalb eines Quartals eingängig interpretierbar. So kann beispielsweise jede Woche die Änderung(-srate) des BIP gegenüber dem Vorquartal berechnet werden. Zudem kann das Modell jede Woche rein datenbasierte Prognosen für das vierteljährliche BIP-Wachstum (sowie für das BIP-Niveau) generieren.

zweite Quartal 2023, für das die BIP-Wachstumsrate jüngst veröffentlicht wurde, wird in stärker detaillierter Form in den Erläuterungen auf den Seiten 75 ff. diskutiert. Diese Illustrationen bieten einen Blick hinter die Kulissen der praktischen Konjunkturanalyse und -prognose in der Bundesbank. Sie verdeutlichen insbesondere die Probleme, welche sich für die Konjunkturanalyse während der Corona-Pandemie ergaben. Die Prognosen werden dabei so dargestellt, wie sie sich unter dem fortlaufenden Zustrom neuer Informationen tatsächlich ergeben haben – also in Echtzeit. Neben den modell-

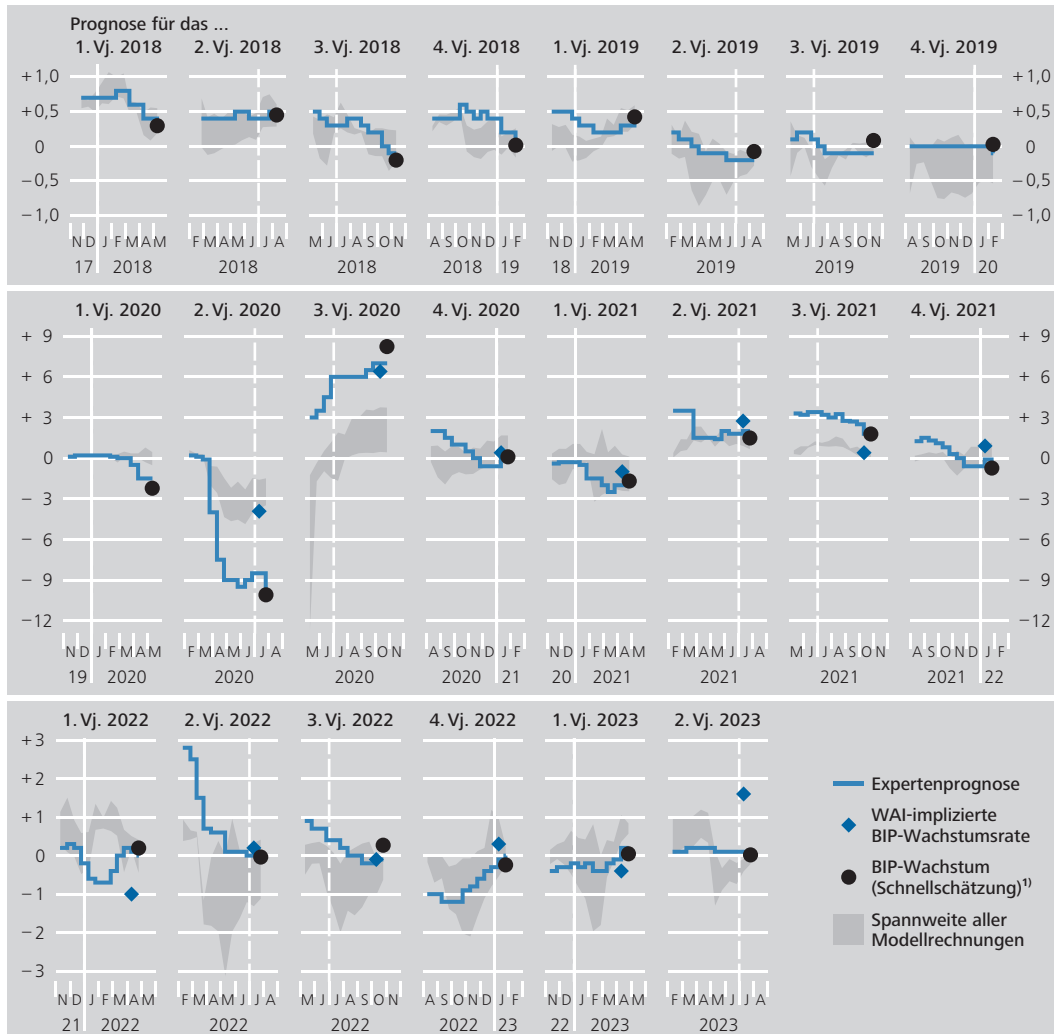
Die kurzfristige Konjunkturprognose für das BIP-Wachstum von 2018 bis 2023 in der Praxis

*Kurzfristprognosen und
Experten-
einschätzung
in Echtzeit*

Der Einsatz der Prognosemodelle und der Experteneinschätzung in der Praxis der Konjunkturanalyse wird anhand der zweimal im Monat erstellten Kurzfristprognosen für das deutsche BIP im Zeitraum vom ersten Quartal 2018 bis zum zweiten Quartal 2023 veranschaulicht. Das

Kurzfristprognosen für das BIP-Wachstum in Echtzeit

Veränderung gegenüber Vorquartal in %



Quelle: Statistisches Bundesamt und eigene Berechnungen. **1** Seit Juli 2020 basiert die BIP-Schnellschätzung auf Informationen, die etwa 30 Tage nach Ende des Zielquartals zur Verfügung stehen. Bis dahin erschien das BIP erstmals etwa 45 Tage nach Quartalsende.
 Deutsche Bundesbank

basierten Prognosen³⁶) werden auch die Prognosen der Konjunkturfachleute ausgewiesen. Diese enthalten insbesondere das Erfahrungswissen der Expertinnen und Experten, aber auch Informationen zu Sonderfaktoren, die nicht oder nur unzureichend in den Modellen erfasst werden. Auf diese Art und Weise kann die Zusammensetzung von modellbasierten Prognosen und Experteneinschätzung unter unterschiedlichen konjunkturellen Rahmenbedingungen veranschaulicht werden.

Nachdem die deutsche Wirtschaft im Jahr 2017 mit starken Wachstumsraten in eine Phase der Hochkonjunktur eingetreten war, verlor das BIP-

Wachstum in den Jahren 2018 und 2019 deutlich an Dynamik. Diese Wachstumsabschwächung wurde von den Modellen grundsätzlich

36 Die überarbeiteten Modelle sowie die neuen Methoden wurden zu unterschiedlichen Zeitpunkten in die praktische Konjunkturanalyse integriert. Bspw. wurde der WAI zeitnah nach dem Ausbruch der Corona-Pandemie entwickelt und schon im zweiten Quartal 2020 in Betrieb genommen. Das Brückengleichungsmodell wurde zwischen dem dritten Quartal 2020 und dem ersten Quartal 2022 schrittweise überarbeitet und in das Tagesgeschäft integriert. Das MBIP-Modell ist seit Anfang 2022 in Betrieb, während das überarbeitete VAR-Modell seit dem dritten Quartal 2022 im Einsatz ist. Das neue Faktormodell hat sein Vorgängermodell im Tagesgeschäft erst im ersten Quartal 2023 abgelöst. Daher stammen die modellbasierten Prognosen teilweise von Modellvarianten vor und teilweise nach der Überarbeitung, also so, wie sie zum Zeitpunkt der Prognoseerstellung tatsächlich berechnet wurden.

Konjunkturelle Abkühlung 2018/19 von Modellen angezeigt und von Fachleuten richtig eingeordnet

gut angezeigt. Allerdings sorgten Sonderfaktoren für einige Schwankungen, welche sowohl die Modellprognosen als auch die Konjunkturanalyse der Fachleute erschwerten. Darunter fielen insbesondere die Schwierigkeiten der deutschen Automobilindustrie mit der Umstellung auf ein neues EU-weites Abgasmessverfahren im Sommer 2018.³⁷⁾ Im Laufe des Jahres 2019 überzeichneten die Modelle die Abkühlung dann allerdings und zeigten mit deutlich negativen Wachstumsraten konjunkturelle Warnzeichen an. Die Konjunkturfachleute hielten zwar eine technische Rezession im Sinne von zwei aufeinander folgenden Quartalen mit negativen BIP-Wachstumsraten im Zuge der konjunkturellen Abkühlung für möglich. Sie erwarteten aber keine Rezession im Sinne eines deutlichen, breit angelegten und länger anhaltenden Rückgangs der Wirtschaftsleistung bei unterausgelasteten gesamtwirtschaftlichen Kapazitäten.³⁸⁾ Im Großen und Ganzen trafen die Expertinnen und Experten mit ihrer Einschätzung die Wirtschaftsentwicklung 2018/19 gut, wenngleich sie teilweise ein wenig zu optimistisch waren.

Konjunkturfachleute erkannten massiven Wirtschaftseinbruch nach Ausbruch der Pandemie deutlich besser als Modelle, ...

Als die Corona-Pandemie im März 2020 auch Deutschland erreichte, brachte sie massive Schwierigkeiten für die Prognosemodelle mit sich. Die Modelle erkannten den Absturz der Wirtschaftsleistung erst mit deutlicher Verzögerung. Auch dann erfassten sie den BIP-Rückgang bei Weitem nicht in der tatsächlichen Größenordnung. In dieser Situation bekam das Expertenwissen der Konjunkturfachleute eine erheblich größere Bedeutung. Sie reagierten rascher auf die möglichen wirtschaftlichen Auswirkungen der Corona-Pandemie und passten ihre Prognose für die ersten beiden Quartale 2020 schnell und tief nach unten an. Letztlich trafen sie die gemeldeten BIP-Rückgänge gemessen an deren Dimension und der hohen Unsicherheit bemerkenswert gut. Dabei waren Informationen, die in die klassischen Prognosemodelle nicht oder nur unzureichend eingingen, essenziell. Dies betraf insbesondere die Pandemielage und die Einschätzung der wirtschaftlichen Auswirkungen von Eindämmungs-

maßnahmen. Dabei kamen beispielsweise Abschätzungen mithilfe von stark disaggregierten sektoralen Betrachtungen der betroffenen Branchen zum Tragen. Hierzu wurden unter anderem zeitnah verfügbare hochfrequente Daten, wie beispielsweise der Lkw-Mautindex, herangezogen.³⁹⁾ Der WAI lieferte zudem zeitnah recht treffende Signale zur aktuellen Wirtschaftslage.⁴⁰⁾ Schließlich wurden mithilfe des makroökonomischen Modells der Bundesbank⁴¹⁾ im Hinblick auf die Pandemie alternative makroökonomische Szenarien erstellt, die auch eine Abschätzung ihrer BIP-Wirkungen über die Verwendungskomponenten enthielten.⁴²⁾

Nachdem die Pandemie-Eindämmungsmaßnahmen gelockert wurden, deutete sich eine starke Gegenbewegung im dritten Quartal 2020 an. Auch hier erkannten die Modelle die Erholung nur langsam und in einer geringeren Größenordnung. Die Fachleute erwarteten hingegen bereits frühzeitig einen kräftigen BIP-Anstieg. Dabei half insbesondere das entsprechende Signal des WAI. Im weiteren Verlauf der Pandemie schwankte das BIP-Wachstum dann nicht mehr ganz so stark. Im Winter 2020/21 zeigten die Modelle zwar eine große Uneinigkeit. Ihre Prognosen lagen insgesamt aber deutlich näher an den realisierten BIP-Wachstumsraten als zu Beginn der Pandemie. Die Expertenprognose war in der gleichen Periode erneut recht treffsicher. Im Frühjahr 2021 überschätzten die Konjunkturfachleute allerdings die Stärke der Erholung nach den Lockerungen der Schutzmaßnahmen etwas, während die Modelle sie eher unterschätzten. Bei der Überschätzung der Fachleute spielte eine Rolle, dass die zu dieser Zeit in vielen Branchen stark zunehmenden Lieferengpässe bei Vorleistungen unterschätzt wurden. Ende 2021 wurden die Auswirkungen der erneut verschärften Pande-

... unterschätzten 2021 aber die Auswirkungen der Lieferengpässe

³⁷ Vgl.: Deutsche Bundesbank (2018b).

³⁸ Vgl.: Deutsche Bundesbank (2019).

³⁹ Vgl.: Deutsche Bundesbank (2020c).

⁴⁰ Vgl.: Deutsche Bundesbank (2020d).

⁴¹ Vgl. Haertel et al. (2022) für einen Überblick über das makroökonomische Modell der Bundesbank.

⁴² Vgl.: Deutsche Bundesbank (2020e) sowie Work stream on Eurosystem modelling (2021).

Konjunkturanalyse am Beispiel des zweiten Quartals 2023

Die Praxis der Konjunkturanalyse für Deutschland in der Bundesbank richtet sich am Veröffentlichungskalender wichtiger Konjunktur- und Stimmungsindikatoren aus. Während in der zweiten Woche eines jeden Monats üblicherweise die harten Konjunkturindikatoren der amtlichen Statistik (vor allem Daten aus der Industrie) erscheinen, werden die weichen Indikatoren wie der ifo Geschäftsklimaindex in der Regel in der vierten Woche eines Monats veröffentlicht. Dementsprechend werden die Modellprognosen und die konjunkturelle Einschätzung der Fachleute in einem halbmonatlichen Rhythmus aktualisiert.¹⁾ Im Folgenden wird die praktische Konjunkturanalyse anhand der Echtzeit-Prognosen der überarbeiteten Kurzfristprognosemodelle sowie der Experteneinschätzung für das zweite Quartal 2023 detailliert erläutert.²⁾

Anfang Februar 2023 stellte sich die Grunddynamik der deutschen Wirtschaft robuster dar als in der Bundesbank-Projektion vom Dezember 2022 erwartet.³⁾ Daher veranschlagten die Konjunkturfachleute zunächst eine leicht positive Wachstumsrate (0,1%). Damit positionierten sie sich noch am unteren Rande des Spektrums der

Modellprognosen. Zwei Wochen später wurde dann mit der Veröffentlichung der VGR-Details für das vierte Quartal 2022 durch das Statistische Bundesamt auch die zugehörige BIP-Rate revidiert – auf einen stärker als zuvor ausgewiesenen Rückgang, der nahezu den Umfang aus der Dezember-Projektion erreichte.⁴⁾ Andererseits verbesserten sich die Geschäftserwartungen der Unternehmen gemäß Umfragen des ifo Instituts weiter. Zudem nahm die Unsicherheit bezüglich der Energieversorgung kontinuierlich ab, und die Energiepreise sanken deutlich.

Darüber hinaus stellte sich Anfang März heraus, dass es im Januar im Produzierenden Gewerbe zu einer kräftigen Gegenbewegung nach dem Rücksetzer im Dezember

1 Zudem wird der wöchentliche Aktivitätsindex für die deutsche Wirtschaft (WAI) wöchentlich auf der Website der Bundesbank aktualisiert.

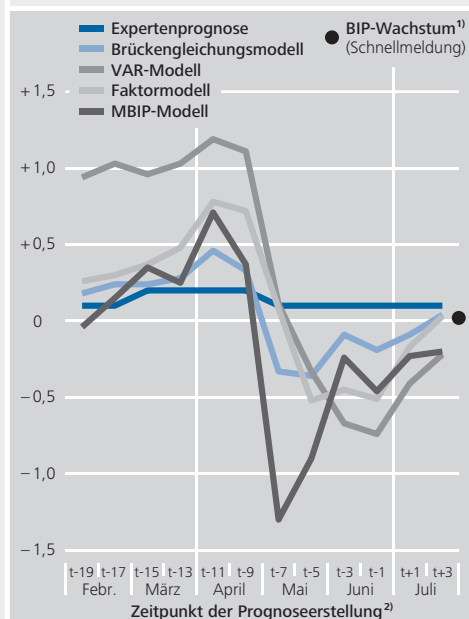
2 Der Horizont der Kurzfristprognose wurde nach der Veröffentlichung der Schnellschätzung für das vierte Quartal 2022 Anfang Februar auf das zweite Quartal 2023 erweitert. Bis zur Veröffentlichung der entsprechenden BIP-Schnellmeldung Ende Juli wurden fortan für das zweite Quartal im halbmonatlichen Rhythmus Prognosen erstellt.

3 In der Projektion war für das zweite Quartal 2023 ein leichtes Minus erwartet worden, vgl.: Deutsche Bundesbank (2022d).

4 Dieser Rückgang war allerdings von einem breitflächigen, kräftigen Rücksetzer vieler Konjunkturindikatoren im Dezember getrieben. Hierfür waren nicht nur konjunkturelle, sondern auch vorübergehende Effekte wie ein außerordentlich hoher Krankenstand sowie eine ungewöhnlich kalte Witterung in den zwei Wochen vor Weihnachten 2022 verantwortlich.

Kurzfristprognosen für das 2. Vj. 2023

Veränderung gegenüber Vorquartal in %,
 Stichtagsbezogene Werte



Quelle für die BIP-Schnellmeldung: Statistisches Bundesamt.
1 Preis-, saison- und kalenderbereinigt. **2** t bezeichnet das Ende des prognostizierten Quartals. Die erste Prognose wird 19 Wochen vor dem Quartalsende, also in t-19, erstellt.
 Deutsche Bundesbank

gekommen war.⁵⁾ Dies deutete darauf hin, dass sich die deutsche Wirtschaft möglicherweise etwas schneller erholte als zuvor erwartet. In diesem Umfeld erhöhten sich die Modellprognosen für das zweite Quartal. Im Einklang damit wurde auch die Experteneinschätzung ein wenig nach oben angepasst (auf 0,2 %).⁶⁾

Im April sah es sogar danach aus, dass die Aktivität der deutschen Wirtschaft zum Start des Jahres 2023 nicht wie zuvor erwartet abermals gesunken war, sondern etwas zugelegt haben könnte. Insbesondere die Industrieproduktion stieg auch im Februar kräftig, und die Nachfrageabschwächung schien angesichts stark steigender Auftragsgänge überwunden. Vor dem Hintergrund gut gefüllter Auftragsbücher und nachlassender Lieferengpässe war sogar ein vorübergehender Schub für die Industrie denkbar. Die Konjunkturfachleute leiteten daraus seinerzeit aber noch keine Aufwärtsrevision für das zweite Quartal ab.⁷⁾

Die Ende April vom Statistischen Bundesamt veröffentlichte Schnellmeldung für das BIP-Wachstum im ersten Vierteljahr 2023 lag mit einer Stagnation dann leicht unter den Erwartungen der Fachleute. Weitaus überraschender waren allerdings die kurze Zeit später veröffentlichten, außerordentlich schwachen Industriedaten für März. Insbesondere die stark gesunkenen Auftragsgänge ließen bezweifeln, dass der Tiefpunkt bei der industriellen Nachfrage tatsächlich bereits durchschritten worden war.⁸⁾ Zudem hatte sich gemäß ifo Umfragen das Geschäftsklima verschlechtert. Die Modellprognosen brachen angesichts dieser neuen Daten teilweise regelrecht ein. Ein gegensätzliches Signal kam hingegen vom WAI, der in dieser Phase weiterhin eine Expansion anzeigte.

Zwar wurde auch die Experteneinschätzung Anfang Mai zurückgestuft. Aber die Prognose wurde nur leicht auf 0,1% gesenkt.

Dabei spielte eine Rolle, dass der hohe Auftragsbestand und nachlassende Lieferengpässe die Effekte einer schwachen Nachfrage auf die Produktion weiter abfedern sollten.⁹⁾ Zudem erschien es nach wie vor wahrscheinlich, dass der private Konsum seine Talsohle durchschritten hatte, da die realen verfügbaren Einkommen dank der nachlassenden Inflation und spürbar steigender Löhne wohl nicht mehr sanken. Dies stützte offenbar auch den Dienstleistungssektor, für den die Umfrageergebnisse unter Unternehmen und Einkaufsmanagern Ende Mai tendenziell positiv ausfielen. Auch da die Indikatoren mit Bezug auf den Dienstleistungssektor in den Kurzfristprognosemodellen eher unterrepräsentiert sind, schien eine im Vergleich zu den Modellen positivere Sicht angemessen.¹⁰⁾ Auch den

5 Die auch für den Rücksetzer im Dezember verantwortlichen, vorübergehenden Faktoren hatten offensichtlich eine größere Bedeutung als zunächst gedacht. Möglicherweise legten Unternehmen im Produzierenden Gewerbe ihre Produktion angesichts des hohen Krankenstandes sowie der hohen Energiepreise und der Kalenderkonstellation mit ungewöhnlich vielen Arbeitstagen rund um die Feiertage früher oder länger still als sonst üblich. Zudem war die Witterung im Januar ungewöhnlich mild, nachdem der Dezember zum großen Teil noch von einer außergewöhnlich ungünstigen Witterung geprägt gewesen war. Daher könnte es im Bau nicht nur zu Auf-, sondern wohl auch zu Nachholwirkungen gekommen sein.

6 Angesichts der schwachen Auslandsnachfrage, der nach wie vor hohen Inflation sowie der weiteren geldpolitischen Straffung war eine wesentliche Verbesserung allerdings noch nicht in Sicht. Vgl.: Deutsche Bundesbank (2023b).

7 Zu dieser vorsichtigen Grundhaltung der Fachleute trug bei, dass sich das ifo Geschäftsklima aufgrund einer etwas gesunkenen Lageeinschätzung nur leicht verbesserte.

8 In der Folge wurde mit Veröffentlichung der VGR-Details am 24. Mai das BIP-Wachstum für das erste Vierteljahr 2023 spürbar abwärtsrevidiert (auf – 0,3 %).

9 Zwar verharrte die Industrieproduktion gemäß Anfang Juni veröffentlichter Daten im April nahezu auf dem aufwärtsrevidierten, aber immer noch gedrückten Stand vom März. Zudem gab der industrielle Auftragsgang weiter leicht nach. Allerdings stieg die Produktion von Pkw den nicht amtlichen Angaben des Verbandes der Automobilindustrie zufolge im Mai kräftig an.

10 Ähnliches gilt mit Blick auf den Staatskonsum, der in den Kurzfristprognosemodellen kaum erfasst wird. Für diesen war nach dem gemäß damaligem Datenstand überraschend starken Rückgang im ersten Quartal mit einer gewissen Gegenbewegung im zweiten Quartal zu rechnen.

am 31. Mai abgeschlossenen, neuen makro-ökonomischen Projektionen der Bundesbank lag für das zweite Quartal 2023 ein leichtes BIP-Wachstum zugrunde.¹¹⁾

Diese Einschätzung für das zweite Quartal änderte sich auch nicht, als Ende Juni ein deutlich eingetrübtes Geschäftsklima veröffentlicht wurde. Denn dies wurde hauptsächlich durch die Geschäftserwartungen getrieben, die vor allem das dritte Quartal betrafen. Außerdem signalisierten Umfragen ein weiteres Nachlassen der Lieferengpässe in Industrie und im Bau. Nach Eingang der harten Daten Anfang Juli verbesserten sich die meisten Modellprognosen etwas. Der industrielle Auftragseingang stieg wieder kräftig an, auch wenn er in der Grundtendenz weiter rückläufig blieb. Zudem zeigte sich der Arbeitsmarkt nach wie vor stabil. Daher blieb die Einschätzung, dass das reale BIP im zweiten Quartal wohl leicht gestiegen sei, unverändert bei 0,1%. Sie lag damit

noch etwas oberhalb der Spannweite der Modellprognosen.

Ende Juli veröffentlichte das Statistische Bundesamt in seiner Schnellmeldung eine Stagnation des BIP für das zweite Vierteljahr 2023. Das war geringfügig weniger als zuletzt von den Konjunkturfachleuten erwartet worden war. Für den Zeitraum von Anfang Februar bis Ende Juli insgesamt war ihre Einschätzung recht stabil, aber etwas zu optimistisch. Die Modelle waren hingegen erst deutlich zu optimistisch und danach lange deutlich zu pessimistisch. Diese Schwankungen waren beim Brückengleichungsmodell am wenigsten ausgeprägt.

11 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2023a).

mielage auf die Wirtschaft hingegen durch Modelle und Fachleute gut abgeschätzt. Für das erste Quartal 2022 blieben die Expertinnen und Experten dagegen angesichts fortbestehender Einschränkungen noch lange zu pessimistisch, während die Modelle eine zu starke Erholung anzeigten.

Der Beginn des russischen Angriffskrieges gegen die Ukraine im Februar 2022 führte zu einer sehr hohen Unsicherheit über die Wirtschaftsentwicklung. Die Spannweite der Modellprognosen nahm erneut stark zu. Aufgrund der erheblich eingetrübten Unternehmenserwartungen zeigten einige Modelle einen starken Wirtschaftseinbruch an. Dahinter stand die Sorge, dass es insbesondere im Zuge eines Stopps russischer Gaslieferungen nach Deutschland zu massiven Verwerfungen an den Energiemärkten kommen könnte, bis hin zu angeordneten Rationierungen. Diesen Risiken trug die Bundesbank zunächst mit Simulationen von adversen Risikoszenarien Rechnung.⁴³⁾ In der Basislinie

blieben die Konjunkturfachleute für das Sommerhalbjahr 2022 zugleich eher zuversichtlich und trafen damit die relativ robuste Entwicklung der deutschen Wirtschaft recht gut.

Als allerdings im Sommer klar wurde, dass Deutschland weitgehend ohne russische Gaslieferungen durch den anstehenden Winter kommen musste, trübten sich die Aussichten für das Winterhalbjahr 2022/23 ein. Die Modelle zeigten eine deutlich rückläufige Wirtschaftsleistung an, und die Fachleute korrigierten ihre Einschätzung kräftig nach unten. Im Monatsbericht September warnten sie vor einer erhöhten Rezessionsgefahr.⁴⁴⁾ In den kommenden Monaten zeichnete sich dann aber zunehmend ab, dass die deutsche Wirtschaft besser mit den geänderten Rahmenbedingungen zurechtkommen würde als zunächst befürchtet. Die Energiekrise bedeutete dennoch eine erhebliche

Nach Stopp russischer Gaslieferungen nach Deutschland sahen Modelle und Fachleute eingetrübten Ausblick für das Winterhalbjahr 2022/23

43 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2022a, 2022b).

44 Vgl.: Deutsche Bundesbank (2022c).

Stark erhöhte Prognoseunsicherheit mit Beginn des russischen Angriffskrieges gegen die Ukraine

Belastung. In der Dezember-Projektion wurde daher für das vierte Quartal 2022 ein BIP-Rückgang um 0,6 % veranschlagt. Für das erste Quartal 2023 wurde ein weiterer Rückgang (um 0,3 %) erwartet.⁴⁵⁾ Tatsächlich kam die deutsche Wirtschaft noch etwas besser durch den Winter als damals unterstellt.⁴⁶⁾ Die Industrie trotzte der Energiekrise und der schwächelnden Nachfrage dank nachlassender Lieferengpässe und eines hohen Auftragsbestandes. Eine Gasmanngelage wurde dank teilweise witterungsbegünstigter Einsparungen und erhöhter (Flüssig-)Gaslieferungen zunehmend unwahrscheinlich. Der Pessimismus der Unternehmen mit Blick auf die Zukunft nahm gemäß den Umfrageindikatoren breitflächig ab.

Fazit: Prognosemodelle bleiben wichtigstes Werkzeug für Konjunkturanalyse

Eine Evaluation der Kurzfristprognosemodelle anhand ihrer Prognosegüte zeigt, dass die angepassten Modelle für das laufende und gegebenenfalls das gerade abgelaufene Quartal im Mittel informative Prognosen für das Wirtschaftswachstum liefern (vgl. die Ausführungen auf S. 70 ff.). Das gilt sowohl im Zeitraum von 2010 bis 2019 als auch im Zeitraum von 2010 bis zum ersten Quartal 2023. Das angepasste Brückengleichungsmodell, welches insgesamt die höchste Treffsicherheit aufweist, schafft dies auch für die Prognosen ein Quartal voraus. Zudem hat sich die mit Ausbruch der Pandemie massiv verschlechterte Treffsicherheit der Modellprognosen seit Ende 2020 wieder erheblich verbessert. Damit unterstreichen die Evaluationsergebnisse die wichtige Rolle der Prognosemodelle als wertvolle Hilfsmittel für die praktische Konjunkturanalyse. Zugleich reicht die Prognosegüte aber noch nicht wieder an die Zeit vor der Corona-Pandemie heran. Das Expertenwissen der Konjunkturfachleute dürfte somit noch auf absehbare Zeit eine hervorgehobene Bedeutung behalten.

Treffsicherheit der Modellprognosen mit Ausbruch der Pandemie massiv verschlechtert und auch gegenwärtig noch nicht wieder so gut wie vor Pandemie

Sobald die deutsche Wirtschaft nachhaltig in ein ruhigeres Fahrwasser gelangt, dürfte sich die Güte der Prognosemodelle weiter verbessern. Zugleich sind die Arbeiten am Werkzeugkasten für die Kurzfristprognose mit den jüngsten Überarbeitungen nicht abgeschlossen. Eine regelmäßige Überprüfung und Anpassung der Modelle ist notwendig, um ihre Leistungsfähigkeit unter sich ändernden konjunkturellen Rahmenbedingungen zu erhalten.

Regelmäßige Überprüfung der Modelle weiterhin geboten

Der technologische Fortschritt ermöglicht zudem die Berücksichtigung neuer Daten und Methoden. Beispielsweise könnten zukünftig Medieninformationen mithilfe von computergestützter Textanalyse genutzt werden, um hochfrequente Konjunkturindikatoren zu generieren. Mit deren Hilfe können konjunkturelle Schwankungen zeitnah modellbasiert erfasst werden.⁴⁷⁾ Auch neu verfügbare Methoden, etwa im Bereich des maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz, können in die Konjunkturanalyse und -prognose einbezogen werden.⁴⁸⁾ Die Eignung solcher und anderer neuer Daten und Methoden für die Prognose des deutschen BIP zu überprüfen, bleibt eine ständige Aufgabe.

Berücksichtigung neuer Daten und Methoden in der Konjunkturprognose

⁴⁵ Für die Erwartung einer rückläufigen Wirtschaftsaktivität spielten vor allem die unmittelbaren Auswirkungen der Energiekrise eine Rolle, insbesondere die Kaufkraftverluste der privaten Haushalte aufgrund der hohen Inflation und die durch die hohen Energiepreise belastete Industrie. Hinzu kamen aber auch Bremseffekte einer schwachen Auslandsnachfrage für die Exportwirtschaft, von der hohen Unsicherheit und den gestiegenen Finanzierungskosten gedämpfte Investitionen sowie ein Rückgang des Staatskonsums angesichts auslaufender pandemiebezogener Ausgaben. Vgl.: Deutsche Bundesbank (2022d).

⁴⁶ Das Statistische Bundesamt meldete für das vierte Quartal 2022 zunächst einen BIP-Rückgang um 0,2 % und für das erste Quartal 2023 eine Stagnation. Für beide Quartale wurden die Angaben danach zwar noch merklich revidiert. Der jüngste Datenstand weist demnach in beiden Quartalen einen BIP-Rückgang auf. Dieser fällt aber milder aus als in der Dezember-Projektion erwartet.

⁴⁷ Vgl. inter alia: Thorsrud (2020) sowie Barbaglia et al. (2023).

⁴⁸ Vgl. inter alia: Babii et al. (2022) sowie Coulombe et al. (2022).

■ Literaturverzeichnis

Babii, A., E. Ghysels und J. Striaukas (2022), Machine Learning Time Series Regressions With an Application to Nowcasting, *Journal of Business & Economic Statistics*, 40 (3), S. 1094-1106.

Bai, J. und S. Ng (2002), Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models, *Econometrica*, 2002, 70, S. 191–221.

Barbaglia, L., S. Consoli und S. Manzan (2023), Forecasting with Economic News, *Journal of Business & Economic Statistics*, 41 (3), S. 708-719.

Carriero, A., T.E. Clark, M. Marcellino und E. Mertens (2022), Addressing COVID-19 Outliers in BVARs with Stochastic Volatility, *The Review of Economics and Statistics* 2022.

Chan, J.C.C. (2023), Comparing stochastic volatility specifications for large Bayesian VARs, *Journal of Econometrics*, 235 (2), S. 1419–1446.

Chow, G.C. und A. Lin (1971), Best Linear Unbiased Interpolation, Distribution, and Extrapolation of Time Series by Related Series, *The Review of Economics and Statistics*, 53 (4), S. 372–375.

Coulombe, P.G., M. Leroux, D. Stevanovic und S. Surprenant (2022), How is machine learning useful for macroeconomic forecasting? *Journal of Applied Econometrics*, 37 (5), S. 920–964.

Deutsche Bundesbank (2023a), Mühsame Erholung bei hoher, nur allmählich nachlassender Inflation – Perspektiven der deutschen Wirtschaft bis 2025, *Monatsbericht*, Juni 2023, S. 13–37.

Deutsche Bundesbank (2023b), Konjunktur in Deutschland, *Monatsbericht*, Februar 2023, S. 51–63.

Deutsche Bundesbank (2022a), Zu den möglichen gesamtwirtschaftlichen Folgen des Ukrainekriegs: Simulationsrechnungen zu einem verschärften Risikoszenario, *Monatsbericht*, April 2022, S. 15–31.

Deutsche Bundesbank (2022b), Perspektiven der deutschen Wirtschaft für die Jahre 2022 bis 2024, *Monatsbericht*, Juni 2022, S. 15–47.

Deutsche Bundesbank (2022c), Kurzberichte, *Monatsbericht*, September 2022, S. 5–15.

Deutsche Bundesbank (2022d), Perspektiven der deutschen Wirtschaft für die Jahre 2023 bis 2025, *Monatsbericht*, Dezember 2022, S. 17–45.

Deutsche Bundesbank (2021), Schätzung des monatlichen realen Bruttoinlandsprodukts für Deutschland und Anwendung in der kurzfristigen Konjunkturprognose, *Monatsbericht*, August 2021, S. 68–69.

Deutsche Bundesbank (2020a), Zur monatlichen Entwicklung der gesamtwirtschaftlichen Produktion im Euroraum, *Monatsbericht*, Mai 2020, S. 22.

Deutsche Bundesbank (2020b), Ein wöchentlicher Aktivitätsindex für die deutsche Wirtschaft, *Monatsbericht*, Mai 2020, S. 71–73.

Deutsche Bundesbank (2020c), Kurzberichte, Monatsbericht, April 2020, S. 5–15.

Deutsche Bundesbank (2020d), Konjunktur in Deutschland, Monatsbericht, Mai 2020, S. 71–73.

Deutsche Bundesbank (2020e), Perspektiven der deutschen Wirtschaft für die Jahre 2020 bis 2022, Monatsbericht, Juni 2020, S. 15–34.

Deutsche Bundesbank (2019), Kurzberichte, Monatsbericht, Oktober 2019, S. 5–12.

Deutsche Bundesbank (2018a), Modelle zur kurzfristigen Konjunkturprognose: eine Aktualisierung, Monatsbericht, September 2018, S. 15–29.

Deutsche Bundesbank (2018b), Konjunktur in Deutschland, Monatsbericht, November 2018, S. 46–55.

Eraslan, S. und T. Götz (2021), An unconventional weekly economic activity index for Germany, *Economics Letters*, 2021, 204, 109881.

Eraslan, S. und M. Reif (2023), A latent weekly GDP indicator for Germany, Deutsche Bundesbank Technical Paper, im Erscheinen.

Eraslan, S. und M. Schröder (2023), Nowcasting GDP with a pool of factor models and a fast estimation algorithm, *International Journal of Forecasting*, 39 (3), S. 1460–1476.

Götz, T. und K. Hauzenberger (2021), Large mixed-frequency VARs with a parsimonious time-varying parameter structure, *Econometrics Journal*, 24 (3), S. 442–461.

Haertel, T., B. Hamburg und V. Kusin (2022), The macroeconomic model of the Bundesbank revisited, Deutsche Bundesbank Technical Paper, 01/2022.

Koop, G. und D. Korobilis (2014), A new index of financial conditions, *European Economic Review*, 71, S. 101–116.

Lenza, M. und G. E. Primiceri (2022), How to estimate a vector autoregression after March 2020, *Journal of Applied Econometrics*, 37 (4), S. 688–699.

Lewis, D. J., K. Mertens und J. H. Stock (2020), Weekly Economic Index, <https://www.newyorkfed.org/research/policy/weekly-economic-index>.

Ollech, D. (2023), Economic analysis using higher-frequency time series: challenges for seasonal adjustment, *Empirical Economics*, 64 (3), 1375–1398.

Pinkwart, N. (2018), Short-term forecasting economic activity in Germany: a supply and demand side system of bridge equations, Diskussionspapier der Deutschen Bundesbank, Nr. 36/2018.

Raftery, A. E., M. Kárný und P. Ettler (2010), Online Prediction Under Model Uncertainty via Dynamic Model Averaging: Application to a Cold Rolling Mill, *Technometrics*, 52:1, S. 52–66.

Schorfheide, F. und D. Song (2021), Real-time forecasting with a (standard) mixed-frequency VAR during a Pandemic, NBER Working Paper No. 29535, Dezember 2021.

Schorfheide, F. und D. Song (2015), Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR, *Journal of Business and Economic Statistics*, 33 (3), S. 366–380.

Thorsrud, L.A. (2020), Words are the New Numbers: A Newsy Coincident Index of the Business Cycle, *Journal of Business & Economic Statistics*, 38 (2), S. 393–409.

Woloszko, N. (2020), Tracking activity in real time with Google Trends, OECD Economics Department Working Papers, No. 1634.

Work stream on Eurosystem modelling (2021), Review of macroeconomic modelling in the Eurosystem: current practices and scope for improvement, Box 15, Bundesbank pandemic scenarios in the June 2020 BMPE, ECB Occasional Paper, No 267.