

# OeNB-Konjunkturindikator

Richard Sellner<sup>1</sup>

*Das vorliegende Dokument beschreibt den neuen OeNB-Konjunkturindikator, der zukünftig für die OeNB-Prognosen des realen BIP-Wachstums (gegenüber dem Vorquartal) des laufenden und nachfolgenden Quartals herangezogen wird. Die Prognose erfolgt mittels eines dynamischen Faktormodells. Dabei wird aus dem realen BIP-Wachstum und einer Reihe an vor- bzw. gleichlaufenden monatlichen Konjunkturindikatoren ein gemeinsamer latenter Faktor (Konjunktur) extrahiert, welcher mittels der aktuellen Informationen und der Modelldynamik für den Prognosehorizont fortgeschrieben wird. Bei der Wahl der monatlichen Konjunkturindikatoren wurde berücksichtigt, dass alle wichtigen Sektoren abgedeckt sind und dass neben gängigen Stimmungsindikatoren auch rasch verfügbare und kaum Datenrevisionen unterliegende reale Aktivitätsindikatoren verwendet werden. Die Prognosen werden mit Ende des zweiten bzw. Anfang des dritten Monats eines Quartals erstellt. Damit ist einerseits eine hinreichende Informationsbasis für das laufende Quartal verfügbar und andererseits noch ein gewisser „Neuigkeitsgehalt bzw. Informationsvorsprung“ bis zur Veröffentlichung der VGR-Schnellschätzung durch das WIFO etwa zwei Monate darauf gegeben.*

## Motivation

Mit dem Ausbruch der COVID-Pandemie kam es im Zuge der Verhängung und Aufhebung von Lockdowns zu massiven kurzfristigen Einbrüchen und darauffolgenden Erholungen der Wirtschaftsleistung. Bis dahin übliche Kurzfristprognosemodelle, die Entwicklungen von vorlaufenden monatlichen Konjunkturindikatoren auf das Wirtschaftswachstum übertrugen, konnten diese starken Schwankungen nicht zeitgerecht vorhersagen. Deshalb entwickelte die OeNB den wöchentlichen BIP-Indikator, der auf hochfrequenten (wöchentlichen) Daten wie etwa Kartenzahlungstransaktionen, LKW-Fahrleistung oder Stromverbrauch basiert (siehe Fenz und Stix, 2020).

Mit dem Ende der Pandemie rückte der Bedarf nach wöchentlich aktualisierten Prognosen in den Hintergrund. Zudem verloren diese Modelltypen an Attraktivität, da das Signal, das aus hochfrequenten Daten extrahiert werden kann, in wirtschaftlich ruhigeren Zeiten meist äußerst schwach ist. Aus diesem Grund tritt nun an Stelle des Mitte 2022 eingestellten wöchentlichen OeNB BIP-Indikators ein neuer OeNB-Konjunkturindikator. Der Fokus dieses Modells liegt darauf ein ökonomisch interpretierbares Prognosenarrativ zu liefern und dabei eine möglichst breite Abdeckung der wirtschaftlichen Sektoren bzw. Verwendungskategorien zu bieten. Im Folgenden werden die methodischen Details des neuen OeNB-Konjunkturindikators erläutert.

---

<sup>1</sup> Oesterreichische Nationalbank, Referat Konjunktur (REFKO), richard.sellner@oenb.at.

## Dynamisches Faktormodell mit gemischten Frequenzen

Die zu prognostizierende Zielvariable ist die Wachstumsrate des saison- und arbeitstagbereinigten realen Bruttoinlandsprodukts gegenüber dem Vorquartal für das jeweils laufende und darauffolgende Quartal. Zur Prognose werden vor- bzw. gleichlaufende monatliche Konjunkturindikatoren, wie etwa die LKW-Fahrleistung, offene Stellen oder Stimmungsindikatoren der Sektoren Industrie bzw. Dienstleistungen verwendet (ebenfalls saison- und arbeitstagbereinigt). Da das reale BIP nur quartalsweise verfügbar ist und die monatlichen Indikatoren eine unterschiedliche Publikationsverzögerung aufweisen, steht man ökonometrisch vor dem Problem von fehlenden Daten. So wird das BIP nur am Ende eines Quartals beobachtet und am aktuellen Rand fehlen monatliche Variablen je nach Ausmaß ihrer Publikationsverzögerung.

Ein in der empirischen Literatur oft angewandtes Modell ist das dynamische Faktormodell mit gemischten Frequenzen, spezifiziert als Zustandsraummodell (vgl. Mariano und Murasawa, 2003). Ähnliche Modelle wie das im Folgenden beschriebene werden bereits für den Euroraum (Cascaldi-Garcia et al., 2023) bzw. Österreich (siehe Glocker und Kaniowski, 2020) eingesetzt. Für den neuen OeNB-Konjunkturindikator wird die gemeinsame konjunkturelle Dynamik des BIP-Quartalswachstums ( $y_{BIP,t}$ ) und der monatlichen Konjunkturindikatoren mittels eines gemeinsamen monatlichen latenten Faktors ( $f_t$ ), den variablenspezifischen Faktorladungen (bspw.  $\lambda_{BIP}$ ) und variablenspezifischen idiosynkratischen Komponenten ( $\varepsilon_{BIP,t}$ ) beschrieben. Alle Variablen gehen in standardisierter Form ( $z_t = \frac{(x_t - E(x_t))}{SD(x_t)}$ ) ins Modell ein. Für das BIP-

Wachstum ergibt sich folgende Gleichung:

$$y_{BIP,t} = \frac{1}{3}\lambda_{BIP}f_t + \frac{2}{3}\lambda_{BIP}f_{t-1} + \lambda_{BIP}f_{t-2} + \frac{2}{3}\lambda_{BIP}f_{t-3} + \frac{1}{3}\lambda_{BIP}f_{t-4} + \varepsilon_{BIP,t}. \quad (1)$$

Ist der Faktor als monatliches Wachstum zu interpretieren, dann kann die Quartalswachstumsrate des BIP wie in Gleichung (1) beschrieben mittels einer triangulären oder Zeltaggregation erfolgen (siehe Mariano und Murasawa, 2003). Der gemeinsame Faktor folgt einem autoregressiven Prozess 1. Ordnung und die idiosynkratischen Komponenten („Fehlerterme“) einem Prozess 2. Ordnung:

$$f_t = \phi f_{t-1} + \zeta_t, \quad \zeta_t \sim N(0, \sigma_\zeta^2), \quad (2)$$

$$\varepsilon_{BIP,t} = \frac{1}{3}u_{BIP,t} + \frac{2}{3}u_{BIP,t-1} + u_{BIP,t-2} + \frac{2}{3}u_{BIP,t-3} + \frac{1}{3}u_{BIP,t-4}, \quad (3)$$

$$u_{BIP,t} = \gamma_{BIP,1,t}u_{BIP,t-1} + \gamma_{BIP,2,t}u_{BIP,t-2} + \tau_{BIP,t}, \quad \tau_{BIP,t} \sim N(0, \sigma_{\tau,BIP}^2). \quad (4)$$

Wird eine monatliche Referenzreihe als monatliches Wachstum einer dahinterliegenden Größe interpretiert (bspw. monatliche Wachstumsrate der LKW-Fahrleistung oder der offenen Stellen) dann wird die Entwicklung durch (5) und (6) beschrieben:

$$y_{LKW,t} = \lambda_{LKW}f_t + u_{LKW,t}, \quad (5)$$

$$u_{LKW,t} = \gamma_{LKW,1,t}u_{LKW,t-1} + \gamma_{LKW,2,t}u_{LKW,t-2} + \tau_{LKW,t}. \quad (6)$$

Weist der Indikator hingegen auf ein Wachstum gegenüber dem Vorjahr hin (wie bspw. die Konjunkturindikatoren der EU (ESI) in Niveaus wie in Camacho und Pérez-Quirós, 2010 ausgeführt), dann läßt der monatliche Wachstumsfaktor wie in (7):

$$y_{ESI,t} = \lambda_{ESI} \sum_{l=0}^{11} f_{t-l} + u_{ESI,t}. \quad (7)$$

Das Modell lässt sich als Zustandsraummodell darstellen und die Parameter (Faktorladungen, AR-Koeffizienten und Fehlervarianzen) können mit Hilfe des Kalman Filters über Maximierung der Likelihood geschätzt werden (vgl. Durbin und Koopman, 2012):

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{Z}\mathbf{a}_t + \mathbf{v}_t, \quad \mathbf{v}_t \sim N(\mathbf{0}, H), \quad (8)$$

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{T}\mathbf{a}_{t-1} + \boldsymbol{\eta}_t, \quad \boldsymbol{\eta}_t \sim N(\mathbf{0}, Q), \quad (9)$$

wobei  $\mathbf{y}_t$  den Vektor mit allen Variablen inklusive des realen BIP und  $\mathbf{a}_t$  die latenten Zustände (der gemeinsame Faktor und ggf. auch die autokorrelierten idiosynkratischen Komponenten) bezeichnet. Mittels der Matrix  $\mathbf{Z}$  werden die latenten Zustände auf die Beobachtungen projiziert und über die Matrix  $\mathbf{T}$  wird die Dynamik der latenten Größen über die Zeit modelliert. Die Residuenvektoren  $\mathbf{v}_t$  und  $\boldsymbol{\eta}_t$  haben Mittelwert 0 und diagonale Kovarianzmatrizen  $H$  und  $Q$ .

## Variablenauswahl

Idealerweise werden zur Prognose der österreichischen Konjunktur Referenzreihen verwendet, 1) die für einen möglichst langen Zeitraum vorliegen, 2) die mit keiner oder einer möglichst geringen zeitlichen Verzögerung verfügbar sind, 3) die keinen oder nur geringfügigen Datenrevisionen unterliegen, 4) die gegeben ihre Erfassungsmethodik als zuverlässig gelten und 5) die über eine stabile und ökonomisch plausible Vor- oder Gleichlaufeigenschaft mit der Zielvariable über die Zeit verfügen (siehe Ozyildirim, 2017 oder Glocker und Kaniovski, 2019).

Bestehende empirische Studien der OeNB über konjunkturelle Vorlaufindikatoren des österreichischen BIP identifizierten (siehe Schneider und Spitzer, 2004; Cervena und Schneider, 2010) etwa offene Stellen, das Verhältnis von Arbeitslose zu offenen Stellen, den ESI Stimmung Indikator für den Bausektor, die Aktienindizes Dow Jones/DAX/NASDAQ, Exporte von Maschinen und Fahrzeugen, Gesamtexporte, ifo Geschäftsklima und Erwartungsindex, der nominell effektive Wechselkurs NEER, PKW-Zulassungen, Kredite an Unternehmen und Haushalte, Europäischer Indikator der wirtschaftlichen Aktivität (ESI), Einkaufsmanagerindex (PMI), PMI USA. Glocker und Kaniovski (2020) verwendeten als Benchmark für ihre Cluster-DFM Methode ein dynamisches Ein-Faktormodell mit folgenden Konjunkturindikatoren: Erwartungen Bau, Erwartungen Sachgütererzeugung, Erwartungen Dienstleistungen, Einkaufsmanagerindex, Auftragsbestand Sachgütererzeugung, Beschäftigung, offene Stellen, Einzelhandelsumsätze und LKW-Fahrleistung.

Die Auswahl der Variablen für den OeNB-Konjunkturindikator berücksichtigt die oben ausgeführten optimalen Eigenschaften<sup>2</sup> von Konjunkturindikatoren, die in vergangenen Studien identifizierten Indikatoren und die empirischen Korrelationen in den vorliegenden Daten.

Die empirischen Korrelationen zwischen dem realen BIP-Wachstum und den monatlichen Variablen wurden anhand der um die eigene Autokorrelation („pre-whitening“) bereinigten Zeitreihen berechnet. Dabei werden die Referenzvariablen zunächst einer bestimmten Transformation unterzogen (logarithmiert, Prozentveränderung zum Vormonat/Vorjahr, Differenz zum Vormonat/Vorjahr). Um den zeitlichen Vorlauf zu bestimmen wird die Variable im nächsten Schritt um eine bestimmte Anzahl an Monaten nach vorne bzw. hinten verschoben. Danach wird die Referenzreihe mittels der oben dargestellten Zeitaggregation auf Quartalswerte aggregiert. Abschließend werden zur Bereinigung der Autokorrelation die Residuen eines ARIMA-Modells (automatische Selektion auf Basis des AIC) der Referenzreihe extrahiert. Die so entstandene Zeitreihe wird mit den ARIMA-Residuen der Wachstumsrate des BIP gegenüber dem Vorquartal korreliert. Dieser Schritt wird für verschiedene Datentransformationen und zeitliche

---

<sup>2</sup> Auf Basis dieser Kriterien entfallen Referenzreihen wie etwa die Industrieproduktion (Publikationsverzögerung von 45 Tagen und durch hohe Datenrevisionen ausgezeichnet) oder die monatliche Registerbeschäftigung (läuft der Wirtschaftsleistung ein paar Monate nach).

Verschiebungen berechnet. Ist eine Referenzreihe als Vorjahresveränderung zu interpretieren erfolgt die Aggregation mittels eines einfachen Durchschnitts der drei Monate des betreffenden Quartals und die Korrelation wird mit der um Autokorrelation bereinigten BIP-Wachstumsrate gegenüber dem Vorjahresquartal berechnet. Auf Basis dieses Prozederes wurde ermittelt, ob ein zeitlicher Vor-, Gleich- oder Nachlauf vorliegt und falls ein Vorlauf vorliegt um wieviel Monate.

Für die aktuelle Version des OeNB-Konjunkturindikators wurden folgende Variablen ausgewählt: die Stimmungsindikatoren der Europäischen Union (ESI) der Sektoren Industrie (ein Monat Vorlauf), Dienstleistungen und Einzelhandel (ein Monat Vorlauf) und als Aktivitätsindikatoren die LKW-Fahrleistung der ASFINAG (ein Monat Vorlauf) und die offenen Stellen laut AMS. Die LKW-Fahrleistung und die offenen Stellen werden als prozentuelle Veränderung zum Vormonat über Gleichung (5) modelliert. In Anlehnung an die Argumentation in Camacho und Pérez-Quirós (2010), dass bei der Auswahl der Fragen der „Business and Consumer Survey“ (ESI) auf eine möglichst hohe Korrelation der Stimmungsindikatoren mit der jährlichen Veränderungsrate der Referenzreihe geachtet wurde, werden die drei ESI-Stimmungsindikatoren als Niveau über Gleichung (7) modelliert.

### Schätzergebnisse des Zustandsraummodells

	Parameter	Standardfehler	t-Wert
Faktorladung LKW Fahrleistung	0,14	0,03	4,9
Faktorladung offene Stellen	0,22	0,04	4,9
Faktorladung Stimmung Dienstleistungen	0,06	0,01	5,9
Faktorladung Stimmung Industrie	0,06	0,01	5,9
Faktorladung Stimmung Einzelhandel	0,03	0,01	2,7
Faktorladung BIP	0,16	0,03	5,7
Faktor Autokorrelation	0,84	0,05	15,7
AR(1) LKW Fahrleistung	-0,63	0,07	-8,6
AR(2) LKW Fahrleistung	-0,27	0,07	-3,7
AR(1) offene Stellen	-0,06	0,07	-0,9
AR(2) offene Stellen	0,08	0,07	1,2
AR(1) Stimmung Dienstleistungen	0,46	0,08	6,1
AR(2) Stimmung Dienstleistungen	0,14	0,07	2,0
AR(1) Stimmung Industrie	0,55	0,07	8,1
AR(2) Stimmung Industrie	0,25	0,06	3,9
AR(1) Stimmung Einzelhandel	0,41	0,06	6,8
AR(2) Stimmung Einzelhandel	0,26	0,06	4,3
AR(1) BIP	0,18	0,46	0,4
AR(2) BIP	-0,53	0,20	-2,6

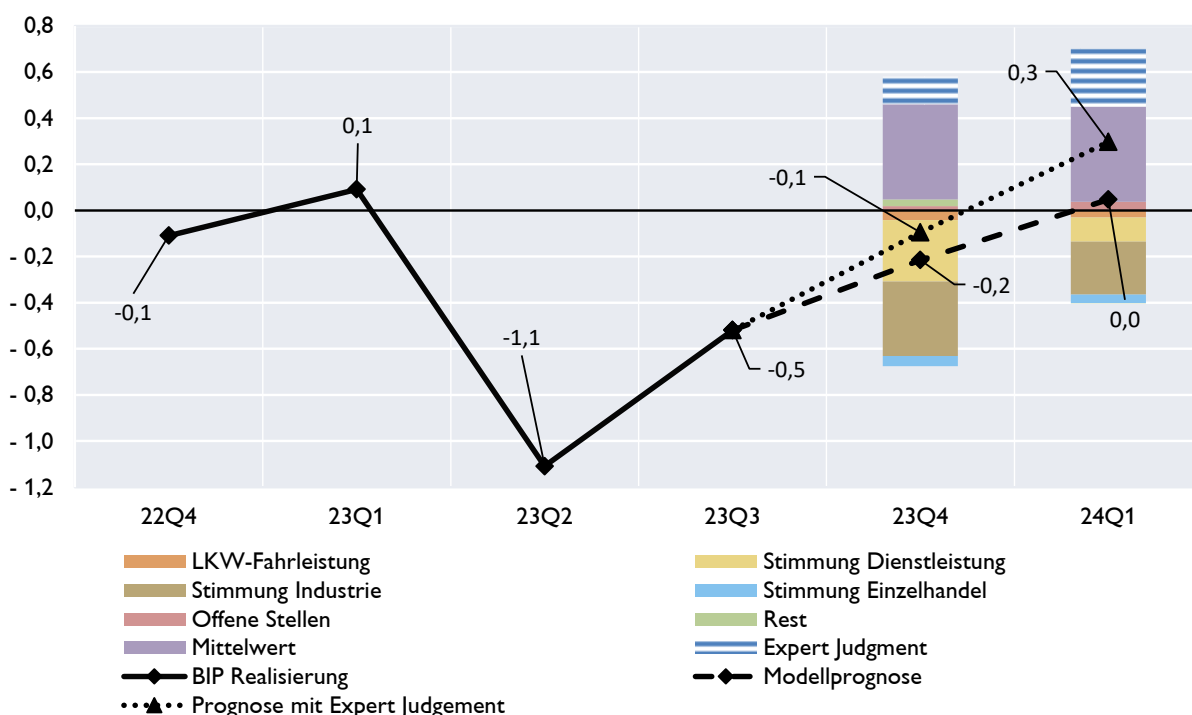
Quelle: OeNB.

## Prognose und Zerlegung der Prognose

Die Parameter für das oben beschriebene Modell wurden für den Zeitraum Jänner 1999 bis Dezember 2019 optimiert. Die Prognosen erfolgen, indem der Kalman Filter/Smother mittels der optimierten Parameter und dem aktuellen Datenstand bis zum dritten Monat des nächsten Quartals fortgeschrieben wird. Da das Modell mittels standardisierter Daten optimiert wurde, werden so ebenfalls standardisierte Daten prognostiziert. Harvey und Koopman (2003) folgend können die Beiträge der einzelnen Variablen auf den dynamischen Faktor und damit auch auf die Prognose der BIP-Wachstumsrate zerlegt werden.<sup>3</sup>

### Reales BIP (saison- und arbeitstagbereinigt)

Veränderung zum Vorquartal in %



Quelle: OeNB-Konjunkturindikator. Datenstand 5.12.2023.

Diese Beiträge mit der Standardabweichung skaliert summieren sich auf die prognostizierte Abweichung des BIP-Wachstums von seiner durchschnittlichen Wachstumsrate. Daher wird neben den Beiträgen der einzelnen Konjunkturindikatoren auch der Mittelwert des BIP-Wachstums der Optimierungsperiode 1999-2019 ausgewiesen. Zudem wird die Modellprognose gegebenenfalls um eine Experteneinschätzung ergänzt, um im Modell nicht berücksichtigte

<sup>3</sup> Mittels der Methode in Banbura, Giannone und Reichlin (2010) lassen sich auch die Unterschiede zwischen zwei Prognose in neue Information durch neue Daten bzw. Datenrevisionen zerlegen.

Faktoren wie diskretionäre wirtschaftspolitische Maßnahmen abzubilden. Die Komponente „Rest“ enthält die Beiträge des BIP-Wachstums auf die Prognose. Die zum Zeitpunkt der Prognose verfügbaren realisierten BIP-Wachstumsraten tragen über ihren Einfluss auf den gemeinsamen autokorrelierten Faktor und ihre autokorrelierte idiosynkratische Komponente (siehe Gleichungen 3 und 4) zur eigenen Prognose bei.

## Referenzen

**Banbura, M., Giannone, D. und L. Reichlin. 2010.** Nowcasting. ECB Working Paper No. 1275, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1717887>.

**Camacho, M. und G. Pérez-Quirós 2010.** Introducing the euro-sting: short-term indicator of euro area growth. *J Appl Econom* 25(4):663–694.

**Cascaldi-Garcia D., Ferreira, T. R. T., Giannone, D. und M. Modugno. 2023.** Back to the present: Learning about the euro area through a now-casting model. *International Journal of Forecasting*. ISSN 0169-2070, <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.04.005>.

**Cervena, M. und M. Schneider. 2010.** Short-term forecasting GDP with a DSGE model augmented by monthly indicators. *OeNB Working Papers* 163.

**Durbin, J. und S. J. Koopman. 2012.** *Time Series Analysis by State Space Methods*. Oxford University Press. Second Edition.

**Fenz, G. und H. Stix. 2020.** Monitoring the economy in real time with the weekly OeNB GDP indicator: background, experience and outlook. *Monetary Policy and the Economy*, Q4/20–Q1/21, S. 17–40.

**Glocker, C. und S. Kaniovski. 2019.** An evaluation of business cycle indicators for the Swiss economy. *Grundlagen für die Wirtschaftspolitik* Nr. 6., Staatssekretariat für Wirtschaft SECO, Bern.

**Glocker, C. und S. Kaniovski. 2020.** Macroeconometric Forecasting using a Cluster of Dynamic Factor Models. *WIFO Working Paper* 614/2020.

**Harvey, A. C. und S. J. Koopman. 2003.** Computing Observation Weights for Signal Extraction and Filtering, *Journal of Economic Dynamics & Control* 27 (1317-1333).

**Mariano, R. S. und Y. Murasawa. 2003.** A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *J. Appl. Econ.*, 18: 427-443. <https://doi.org/10.1002/jae.695>.

**Ozyildirim, A. 2017.** Business Cycle Indicator Approach at The Conference Board, Chapter 8 in: Handbook on Cyclical Composite Indicators, ed. by G.L. Mazzi. The Conference Board. ISBN 978-92-79-66129-7.

**Schneider, M. und M. Spitzer. (2004).** Forecasting Austrian GDP using a generalized dynamic factor model. OeNB Working Papers 89.