

Blagov, Boris; Schmidt, Torsten C.

Article

Schätzung der Wirtschaftsentwicklung in NRW im dritten Quartal 2022: Ein Mixed-Frequency-Ansatz

RWI Konjunkturberichte

Provided in Cooperation with:

RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen

Suggested Citation: Blagov, Boris; Schmidt, Torsten C. (2022) : Schätzung der Wirtschaftsentwicklung in NRW im dritten Quartal 2022: Ein Mixed-Frequency-Ansatz, RWI Konjunkturberichte, ISSN 1861-6305, RWI - Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen, Vol. 73, Iss. 4, pp. 53-59

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/268905>

Standard-Nutzungsbedingungen:

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

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

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

Terms of use:

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

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

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

Boris Blagov und Torsten Schmidt

Schätzung der Wirtschaftsentwicklung in NRW im dritten Quartal 2022: Ein Mixed-Frequency-Ansatz

Kurzfassung: Zeitnahe Informationen über die wirtschaftliche Entwicklung sind auch für die Landespolitik von großer Bedeutung. Zusammenfassende Indikatoren für die wirtschaftliche Entwicklung im Land, wie das Bruttoinlandsprodukt (BIP) und die Bruttowertschöpfung (BWS), werden jährlich ermittelt. In diesem Beitrag wird ein Ansatz vorgestellt, mit dem das jährliche BIP für NRW mit Hilfe von höherfrequenten Indikatoren in Quartalswerte zerlegt werden kann. Das Modell kann anschließend genutzt werden, um Prognosen der Quartalswerte des BIP zu erstellen. Das Modell wird für die Schätzung der Wirtschaftsentwicklung in NRW bis zum Jahresende 2022 verwendet. Dabei zeigt sich, dass zum Zeitpunkt der Prognoseerstellung im November 2022 für NRW eine etwas schwächere wirtschaftliche Entwicklung zu erwarten war als für den Bund insgesamt.

Summary: Timely information about economic development is of great importance for economic policy at the state level. Indicators of economic development at the state level, such as gross domestic product and gross value added, are, however, compiled annually. This paper presents an approach to decompose the annual GDP for NRW into quarterly values using indicators with a higher frequency. The model can then be used to produce forecasts of quarterly GDP values. The model is used to estimate economic development in NRW up to the end of 2022. This shows that, at the time the forecast was prepared in November 2022, a somewhat weaker economic development was expected for NRW than for Germany as a whole.

Wirtschaftsentwicklung in NRW

1. Einleitung

Zeitnahe Informationen über die wirtschaftliche Entwicklung ist auch für die Landespolitik von großer Bedeutung. Die Corona-Pandemie, die damit verbundenen Lieferkettenprobleme und die stark gestiegenen Energiepreise haben verdeutlicht, dass wirtschaftspolitische Maßnahmen des Bundes länderspezifische Entwicklungen nicht immer ausreichend berücksichtigen und durch Maßnahmen des Landes ergänzt werden müssen. Zur Beobachtung der kurzfristigen Wirtschaftsentwicklung in Nordrhein-Westfalen (NRW) liegen zwar eine Vielzahl von Indikatoren, wie z.B. Industrieproduktion, Ausfuhren, Beschäftigte und Stimmungsindikatoren, vor. Zusammenfassende Indikatoren für die wirtschaftliche Entwicklung im Land, wie das Bruttoinlandsprodukt (BIP) und die Bruttowertschöpfung (BWS), werden aber nur jährlich ermittelt.

In diesem Beitrag wird ein Ansatz vorgestellt, mit dem das jährliche BIP für NRW mit Hilfe von höherfrequenten Indikatoren in Quartalswerte zerlegt werden kann. Das Modell kann anschließend genutzt werden, um Prognosen der Quartalswerte des BIP zu erstellen. Dazu werden monatliche Indikatoren verwendet, die verschiedene Aspekte des Wirtschaftsgeschehens in NRW abbilden. Der hier vorgestellte Ansatz ist eng verwandt mit dem Modell von Lehmann und Wikman (2022). Allerdings schätzen diese Autoren ein Modell für alle deutschen Bundesländer gleichzeitig. Aus diesem Grund ist die Zahl der für jedes einzelne Bundesland verwendeten Variablen beschränkt. Im Folgenden wird ein ähnliches Modell nur für NRW geschätzt, so dass mehr Monatsindikatoren für NRW im Modell berücksichtigt werden können.

Das Modell wird für die Schätzung der Wirtschaftsentwicklung in NRW bis zum Jahresende 2022 verwendet. Dabei zeigt sich, dass zum Zeitpunkt der Prognoseerstellung im November 2022 für NRW eine etwas schwächere wirtschaftliche Entwicklung zu erwarten war als für den Bund insgesamt. Das Modell kann folglich nützliche Informationen für die Wirtschaftspolitik des Landes NRW liefern.

2. Das Modell

Mixed-Frequency-VAR-Modelle haben in den vergangenen Jahren zunehmend an Bedeutung gewonnen, da sie die Möglichkeit bieten, mit Hilfe von Daten, die in einer höheren Frequenz zur Verfügung stehen, zeitnahe Informationen einzubeziehen (Ankargren et al., 2019; Chan et al., 2021; Consolo et al., 2021; Koop et al., 2020b, 2020a; McCracken et al., 2015; Schorfheide & Song, 2015). Da das BIP in NRW nur auf jährlicher Basis drei Monate nach Ablauf des jeweiligen Jahres verfügbar ist, bieten monatliche und vierteljährliche Daten wichtige zusätzliche Informationen über die wirtschaftliche Entwicklung des Landes.

Um die Entwicklung der gesamtwirtschaftlichen Produktion in NRW auch im Verlauf des Jahres verfolgen zu können, wird ein Bayesianisches Mixed-Frequency-VAR-Modell (NRW MF-VAR) geschätzt, das auf dem RWI MF-VAR-Modell für Deutschland basiert (Döhrn et al., 2018). Das Modell in Döhrn et al. (2018) enthält neben vierteljährlichen Daten für Deutschland auch verschiedene monatliche Indikatoren, die es uns ermöglichen, die Entwicklung der Wirtschaft durch eine Zerlegung des BIP auf Monatsebene zu verfolgen. Da die NRW-Produktion jedoch nur auf jährlicher Basis verfügbar ist, modifizieren wir das Modell, um jährliche und vierteljährliche Daten verwenden zu können.

Die grundlegende Annahme des NRW-MF-VAR-Modells ist, dass das BIP in NRW auf vierteljährlicher Basis entsteht, aber nur die aggregierten Jahreswerte beobachtet werden. Sei x_t^{NRW} das (unbeobachtete) vierteljährliche BIP in NRW und y_t^{NRW} das jährliche Produktionsniveau. Die Beziehung zwischen den jährlichen und den vierteljährlichen Werten ist dann gegeben durch

$$y_t^{NRW} = \frac{1}{4}(x_t^{NRW} + x_{t-1}^{NRW} + x_{t-2}^{NRW} + x_{t-3}^{NRW}). \quad (1)$$

Zwar ist das jährliche BIP die Summe der vierteljährlichen Werte, doch hilft die Konstruktion der annualisierten Summe zu vermeiden, dass das Modell nichtlinear wird. Bei der Berechnung der vierteljährlichen Wachstumsraten für das NRW-BIP sind beide Vorgehensweisen gleichwertig sind, so dass diese Aggregationsbeziehung in (1) generell gilt.

Während das vierteljährliche BIP nicht beobachtet werden kann, gibt es eine Vielzahl anderer Variablen, die auf vierteljährlicher Basis verfügbar und informativ für die Produktion in NRW sind. So sind das gesamtdeutsche BIP sowie auf Landesebene die Industrieproduktion und die Zahl der Beschäftigten wichtige Indikatoren. Indem wir alle Indikatoren und das vierteljährliche NRW-BIP in einem Vektor $x_t = [x_t^{IND}, x_t^{NRW}]'$ zusammenfassen, können wir ein VAR in folgender Form formulieren

$$x_t = \Phi_1 x_{t-1} + \dots + \Phi_p x_{t-p} + u_t, \quad (2)$$

wobei p die Anzahl der Lags im System ist, die wir auf 4 Quartale setzen, $\Phi_1 \dots \Phi_p$ die Zusammenhänge der Variablen darstellt und u_t ein Fehlerterm ist, der eine normale matrixvariante Verteilung mit einer Varianz-Kovarianz-Matrix Σ hat. Es ist zu beachten, dass x die vierteljährlichen Werte aller Variablen im System bezeichnet, unabhängig davon, ob sie beobachtet werden oder nicht. Der Vektor x_t beinhaltet insgesamt $n = n_a + n_q$ Variablen, von denen n_a die Anzahl der zu zerlegenden Variablen ist (in dem Modell nur das BIP von NRW, daher $n_a = 1$) und n_q die Anzahl der Indikatoren bezeichnet.

Wirtschaftsentwicklung in NRW

Ähnlich wie bei der Beziehung zwischen dem jährlichen Niveau des NRW-BIP (y_t^{nrw}) und den vierteljährlichen Werten x_t^{nrw} (Gleichung 1) ist es möglich, eine Messgleichung für die Indikatoren x_t^{ind} zu formulieren. Während das NRW-BIP nur einmal alle vier Quartale beobachtet wird und in eine vierteljährliche Reihe disaggregiert werden muss, werden die Indikatoren in jedem Quartal beobachtet. Da sie bereits in einer höheren Frequenz verfügbar sind, lässt sich eine redundante Berechnung vermeiden, indem das VAR so umformuliert wird, dass die Indikatoren als exogene Variablen behandelt werden. Ihre vergangenen Quartalswerte wurden bereits beobachtet.

Anschließend lässt sich die folgende VAR-Gleichung aufstellen

$$s_t = \Gamma_s s_{t-1} + \Gamma_g g_{t-1} + \Gamma_c + \Gamma_u u_{a,t}. \quad (3)$$

Mit $s_t = [x_t^{NRW} \ x_{t-1}^{NRW}, \dots, x_{t-p}^{NRW}]'$ werden die unbeobachtete Variable x_t^{NRW} und ihre Lags erfasst, und $g_t = [x_t^{IND}, x_{t-1}^{IND}, \dots, x_{t-p}^{IND}]'$ sammelt die Lags der Indikatoren x_t^{IND} . Der Fehlerterm $u_{q,t}$ ist ein Teil des Fehlerterms u_t und seine Varianz-Kovarianz-Matrix entspricht dem jeweiligen Block von Σ der die Varianz der Residuen der unbeobachteten Variable abbildet. Die Γ Matrizen stellen die Zusammenhänge zwischen den Variablen dar. Γ_s gibt die Dynamik zwischen dem BIP-Niveau in NRW im Quartal t und dessen vergangenen Werten an und Γ_g beinhaltet die Zusammenhänge zwischen den vergangenen Werten der Indikatoren und der NRW-Produktion und Γ_c die Konstante.

Gleichung (3) wird mit einer Messgleichung kombiniert, die die beobachteten jährlichen und vierteljährlichen Werte mit den unbeobachteten bzw. beobachteten vierteljährlichen Werten verbindet.

$$y_t = \Lambda_s s_t + \Lambda_g g_t + \Lambda_c + \Lambda_u u_{m,t}, \quad (4)$$

Wobei Λ_s die Beziehung zwischen der vierteljährlichen BIP-Reihe für NRW und den Indikatoren mit Hilfe der Aggregationsbedingung aus Gleichung (1) zusammenfasst. Λ_c ist die Konstante im Modell und Λ_g gibt die Beziehung zwischen den vierteljährlichen Indikatoren und ihren vergangenen Werten an. $u_{m,t}$ lässt einen Messfehler zu und wird ähnlich zu $u_{q,t}$ aufgestellt.

Das Modell, das durch die Gleichungen (3) und (4) beschrieben wird, enthält zwei Gruppen von Unbekannten. Zum einen müssen die Beziehungen zwischen den Variablen im VAR, also die Koeffizientenmatrizen, geschätzt werden. Zum anderen werden die unbeobachteten Werte des vierteljährlichen NRW-BIP zu bestimmen. Zur

Schätzung des Modells folgen wir Schorfheide und Song (2015), die eine bayesianische Schätzmethode für das MF-VAR-Modell vorschlagen.

Die Schätzung erfolgt auf der Basis, dass jede Gruppe von unbekanntem Größen – sowohl die Parameter als auch die unbeobachteten Werte – als zu schätzende Parameter behandelt werden kann. Schorfheide und Song (2015) schlagen die Verwendung des Gibbs-Samplers vor. Bei einem Satz von Koeffizientenmatrizen kann der Kalman-Filter auf die Gleichungen 3 und 4 angewendet werden, um das unbeobachtete vierteljährliche NRW-BIP zu schätzen. Bei gegebenen Zeitreihen für das vierteljährliche NRW-BIP wird das Modell zu einem einfachen VAR-Modell, und die Parameter der Koeffizientenmatrizen können mit bayesianischen VAR-Methoden geschätzt werden. Durch Iteration dieser beiden Schritte konvergiert das Modell zu den wahren Werten der unbekanntem Größen. Hier wird ein bayesianisches VAR-Modell verwendet, das auf einem Minnesota-Prior basiert, da sich dieser als besonders geeignet für Prognosen erwiesen hat (Banbura et al. 2010).

3. Daten

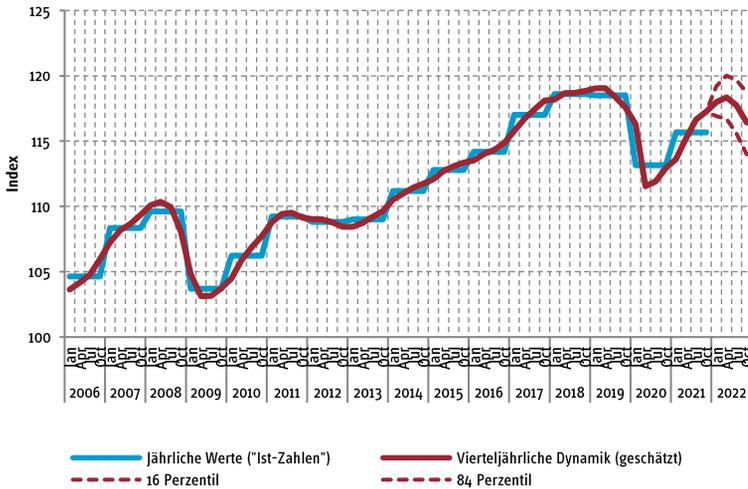
Insgesamt werden acht Variablen in dem MF-VAR verwendet – das jährliche NRW-BIP-Niveau und sieben vierteljährliche Indikatoren ($n_q = 7$). Davon sind sechs landesspezifische Variablen: Industrieproduktion (Auftragseingangindex), Baugenehmigungen, Anzahl der öffentlichen Stellen, Anzahl der Arbeitslosen, das ifo-Geschäftsklima und die Verbraucherpreise. Schließlich werden die Quartalswerte des BIP für Deutschland insgesamt einbezogen. Alle Variablen wurden saisonbereinigt und logarithmiert. Der Datensatz beginnt im Jahr 2005 und endet im dritten Quartal 2022.

4. Ergebnisse

Das Modell wird verwendet, um eine Prognose (Nowcast) für das dritte Quartal 2022 zu erstellen. Der letzte verfügbare Wert des jährlichen NRW-BIP liegt für das Jahr 2021 vor. Die Monatswerte für die Indikatoren lagen größtenteils bis Oktober 2022 vor. Die Ergebnisse für das vierteljährliche BIP in NRW werden im Schaubild 1 zusammen mit den Jahreswerten dargestellt. Die letzte Beobachtung ist der Wert für das Jahr 2021. Die BIP-Quartalswerte für das Jahr 2022 sind Prognosen. Mit den gestrichelten Linien wird die Prognoseunsicherheit angegeben. Es zeigt sich, dass ein Rückgang des BIP in NRW im dritten Quartal recht wahrscheinlich war.

Wirtschaftsentwicklung in NRW

Schaubild 1
NRW-Bruttoinlandsprodukt, vierteljährliche Dynamik und Jahreswerte



Eigene Berechnungen nach Angaben von IT.NRW. Prognose mit dem Mixed-Frequency-VAR-Modell.

Die Stärke des Rückgangs lässt sich anhand der Vorquartalsraten beurteilen. Aus der Modellprognose ergibt sich eine Veränderungsrate des BIP in NRW von -0,5% für das dritte Quartal. Die Verwendung zusätzlicher Variablen dürfte eine Erklärung dafür sein, dass der Rückgang geringer ausfällt als der vom ifo geschätzte. Allerdings handelt es sich in beiden Fällen um eine Schätzung einer Größe, die nicht beobachtet werden kann.

Literatur

Ankargren, S., M. Unosson und Y. Yang (2019), A Flexible Mixed-Frequency Vector Autoregression with a Steady-State Prior. <http://arxiv.org/abs/1911.09151>

Banbura, M., Giannone und L. Reichlin (2010), Large Bayesian Vector Auto Regressions, *Journal of Applied Econometrics* 25(1): 71-92.

Chan, J. C. C., A. Poon und D. Zhu (2021), Efficient Estimation of State-Space Mixed-Frequency VARs: A Precision-Based Approach. Working paper. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.11315>.

Consolo, A., C. Foroni und C.M. Hernández (2021), A Mixed Frequency BVAR for the Euro Area Labour Market, ECB Working Paper 2601. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3939315>

Döhrn, R., B. Blagov, G. Barabas, A. Fuest, P. Jäger, R. Jessen, M. Micheli und S. Rujin (2018), Die wirtschaftliche Entwicklung im Inland: Aufschwung setzt sich fort, Gefährdungen nehmen zu, *RWI Konjunkturberichte* 69(3): 21-56.

Lehmann, R. und I. Wikman (2022), Quarterly GDP Estimates for the German States, ifo Working Paper No. 370.

Koop, G., S. McIntyre J. Mitchell und A. Poon (2020a), Reconciled Estimates of Monthly GDP in the US. ESCoE Discussion Paper 2020-16

Koop, G., S. McIntyre, J. Mitchell und A. Poon (2020b), Regional output growth in the United Kingdom: More timely and higher frequency estimates from 1970, *Journal of Applied Econometrics* 35(2): 176-197. <https://doi.org/10.1002/jae.2748>

McCracken, M. W., M.T. Owyang und T. Sekhposyan (2015), Real-Time Forecasting with a Large, Mixed Frequency, Bayesian VAR, In: Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper Series. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2673962>

Schorfheide, F. und D. Song (2015), Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR model, *Journal of Business & Economic Statistics* 33(3): 366-380. <https://doi.org/10.1080/07350015.2014.954707>