

FIW Trade Indicator

Ökonometrisches Schätzmodell zum Nowcast des österreichischen Warenaußenhandels

Martin Ertl, Oscar Fernandez, Ines Fortin, Jaroslava Hlouskova,
Helmut Hofer, Sebastian Koch, Robert M. Kunst, Adrian Wende

Studie im Auftrag des
Bundesministeriums für Arbeit und Wirtschaft

 **Bundesministerium**
Arbeit und Wirtschaft



INSTITUT FÜR
HÖHERE STUDIEN
WIEN

Autor:innen

Martin Ertl, Oscar Fernandez, Ines Fortin, Jaroslava Hlouskova, Helmut Hofer, Sebastian Koch, Robert M. Kunst, Adrian Wende

Titel

FIW Trade Indicator

Ökonometrisches Schätzmodell zum Nowcast des österreichischen Warenaußenhandels

Kontakt

T +43 1 59991-209

E martin.ertl@ihs.ac.at

Institut für Höhere Studien – Institute for Advanced Studies (IHS)

Josefstädter Straße 39, A-1080 Wien

T +43 1 59991-0

F +43 1 59991-555

www.ihs.ac.at

ZVR: 066207973

DOI: 10.60739/IHS-6984

Die Publikation wurde sorgfältig erstellt und kontrolliert. Dennoch erfolgen alle Inhalte ohne Gewähr. Jegliche Haftung der Mitwirkenden oder des IHS aus dem Inhalt dieses Werks ist ausgeschlossen.

Abstract

Foreign trade of the Austrian economy is one of the economic sectors in which the public and economic policymakers benefit from additional, timely indicators. The monthly official foreign trade statistics on goods exports and imports are only published with a considerable time lag. In addition to these data, there is currently little timely, high-frequency information about the current development of Austrian goods exports and imports. The FIW Trade Indicator closes or shortens this information gap with nowcasts of the real and nominal Austrian goods exports and imports. This study describes the development of the nowcasting models used for this purpose. In order to determine which high-frequency data are particularly suitable for nowcasting goods exports and imports, we examine a comprehensive data set, with a focus on the transport sector. Before applying the nowcasting models, the monthly goods exports and imports are both seasonally and price adjusted. Then we estimate dynamic factor models and bridge equations. In an extensive evaluation of out-of-sample pseudo forecasts, we determine the models with the best forecast accuracy for nowcasting real and nominal goods exports and imports. The FIW Trade Indicator is thus an additional indicator that provides timely information on the real and nominal development of foreign trade.

Key words: nowcasting, foreign trade in goods, Austria

Zusammenfassung

Der Außenhandel der österreichischen Volkswirtschaft zählt zu jenen Wirtschaftsbereichen, in denen die Öffentlichkeit und die Wirtschaftspolitik von zusätzlichen zeitnahen Indikatoren profitieren. Die monatlichen Daten der offiziellen Außenhandelsstatistik zu den Warenexporten und -importen werden erst mit einem beträchtlichen Zeitversatz veröffentlicht. Neben diesen Daten existieren bis dato wenig zeitnahe, hochfrequente Informationen über die aktuelle Entwicklung der österreichischen Warenexporte und -importe. Der FIW Trade Indicator schließt bzw. verkürzt diese Informationslücke mit Nowcasts der realen und nominellen österreichischen Warenexporte und -importe. Die vorliegende Studie beschreibt die Entwicklung der Nowcasting-Modelle, welche dafür zum Einsatz kommen. Um zu ermitteln, welche hochfrequenten Daten sich für ein Nowcasting der Warenexporte und -importe besonders gut eignen, wird ein umfangreicher Datensatz untersucht, wobei insbesondere der Transportsektor eine wichtige Rolle spielt. Vor der Anwendung der Nowcasting-Modelle werden die monatlichen Warenexporte und -importe sowohl saisonal bereinigt als auch preisbereinigt. Danach werden dynamische Faktormodelle und Brückengleichungen geschätzt. In einer

umfangreichen Auswertung von Pseudoprognosen werden die Modelle mit der besten Prognosegüte für das Nowcasting der realen und nominellen Warenexporte und -importe ermittelt. Mit dem FIW Trade Indicator steht damit ein zusätzlicher Indikator zu Verfügung, der zeitnah über die reale und nominelle Entwicklung des Außenhandels Auskunft gibt.

Schlagwörter: Nowcasting, Warenaußenhandel, Österreich

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	6
2	Daten.....	7
2.1	Definition der Referenzzeitreihen.....	7
2.2	Datensatz der Prädiktorvariablen.....	8
2.3	Datenaufbereitung.....	10
3	Das Modell.....	11
4	Evaluierung der Nowcasting-Modelle.....	13
4.1	Methodik.....	13
4.2	Ergebnisse.....	15
4.3	Erste Schätzungen.....	21
5	Schlussfolgerungen.....	24
6	Verzeichnisse	25
6.1	Abbildungsverzeichnis.....	25
6.2	Tabellenverzeichnis.....	26
6.3	Literaturverzeichnis	27
7	Anhang.....	29
7.1	Anhang: Daten	29

1 Einleitung

Nowcasting ist definiert als die Prognose der Gegenwart, der sehr nahen Zukunft und der sehr nahen Vergangenheit (Banbura et al., 2013). Entscheidend für die Nowcast-Analyse ist die Nutzung zeitnaher Informationen über wirtschaftliche Schlüsselgrößen, wie z.B. das Bruttoinlandsprodukt (BIP), die normalerweise in geringerer Frequenz erhoben und/oder mit großer Verzögerung veröffentlicht werden. Nowcasting ist für die Wirtschaftspolitik von Bedeutung, weil es wichtige Statistiken zur aktuellen Wirtschaftslage liefert, wenn andere erst mit erheblicher Verzögerung zur Verfügung stehen. Dies gilt insbesondere für Statistiken, die vierteljährlich erhoben werden, wobei das BIP ein prominentes Beispiel ist. So wird etwa die erste offizielle Schätzung des BIP im Euroraum erst etwa sechs Wochen nach Ende des Referenzquartals veröffentlicht. Nowcasting kann auch für andere Zielvariablen, die bestimmte Aspekte der Wirtschaftslage offenbaren und damit von der Wirtschaftspolitik, den Medien oder auf den Finanzmärkten verfolgt werden, sinnvoll eingesetzt werden.

Der Außenhandel der österreichischen Volkswirtschaft zählt zu jenen Wirtschaftsbereichen, in denen die Öffentlichkeit und die Wirtschaftspolitik von zusätzlichen zeitnahen Indikatoren profitieren würden. Die monatlichen Daten der Außenhandelsstatistik zu den Warenexporten und -importen werden erst 70 Tage nach Ende des Referenzmonats veröffentlicht. Die Statistikbehörde sammelt und verarbeitet die Daten des Warenaußenhandels, wodurch ein beträchtlicher Zeitversatz bis zur öffentlichen Bereitstellung entsteht. Neben der Außenhandelsstatistik existieren bis dato wenig zeitnahe, hochfrequente Informationen über die aktuelle Entwicklung der österreichischen Warenexporte und -importe. Der Exportindikator der Österreichischen Nationalbank (OeNB) deckt zum Beispiel nur die nominellen Warenexporte ab.

Der FIW Trade Indicator soll diese Informationslücke schließen bzw. verkürzen und die realen und nominellen österreichischen Warenexporte und -importe nowcasten. Die vorliegende Studie beschreibt die Entwicklung des Nowcasting-Modells, welches für den FIW Trade Indicator zum Einsatz kommt. Um zu ermitteln, welche hochfrequenten Daten sich für ein Nowcasting der Warenexporte und -importe eignen, wird auf einen umfangreichen Datensatz aus realwirtschaftlichen und umfragebasierten Zeitreihen zurückgegriffen. Im Rahmen der Datenaufbereitung wird eine saisonale Bereinigung der Datenreihen vorgenommen. Außerdem werden die Daten preisbereinigt, wodurch nunmehr ein zusätzlicher Indikator zu Verfügung steht, der über die reale Entwicklung des Außenhandels Auskunft gibt. Insbesondere Daten aus dem Transportsektor spielen bei der Indikatorentwicklung eine wichtige

Rolle. Es werden dynamische Faktormodelle und Brückengleichungen geschätzt. In einer umfangreichen Auswertung von Pseudoprognosen werden Modelle mit der besten Prognosegüte für das Nowcasting der realen und nominellen Warenexporte und -importe ermittelt.

In Kapitel 2 werden die Referenzzeitreihen, die Prädiktorvariablen und die Datenaufbereitung dargestellt. In Kapitel 3 wird das Modell beschrieben. Kapitel 4 widmet sich der Evaluierung von unterschiedlichen Modellvarianten. In Kapitel 5 werden Schlussfolgerungen gezogen.

2 Daten

2.1 Definition der Referenzzeitreihen

Es werden Nowcasts für vier Zeitreihen erstellt, die im folgenden Referenzzeitreihen oder auch Zielvariablen genannt werden:

- monatliche nominelle Warenexporte,
- monatliche nominelle Warenimporte,
- monatliche reale Warenexporte,
- monatliche reale Warenimporte.

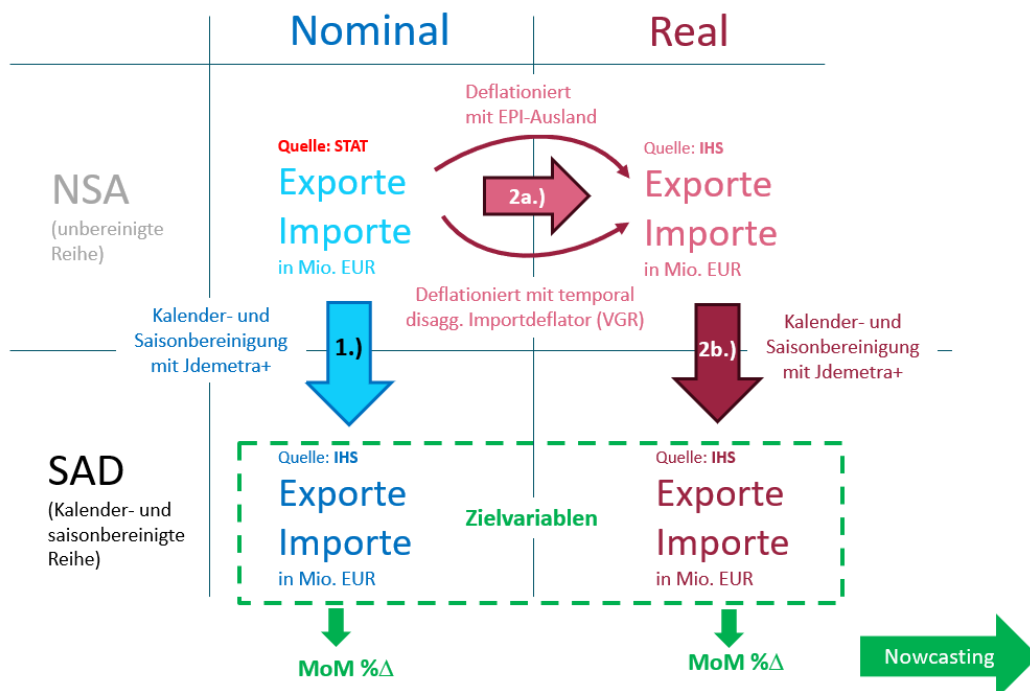
Damit der Informationsgehalt von monatlichen Veränderungsraten nicht durch etwaige saisonale Schwankungen beeinträchtigt wird, werden alle Zielvariablen in eine saison- und kalenderbereinigte Form gebracht. Da die Außenhandelsstatistik der Statistik Austria¹ weder saison- und kalenderbereinigte noch reale (preisbereinigte) Werte veröffentlicht, müssen die Zielvariablen zunächst erstellt werden. Hierbei wurde wie folgt vorgegangen (Abbildung 1):

Die von Statistik Austria veröffentlichten unbereinigten, nominellen Reihen werden im Arbeitsschritt 1 saison- und kalenderbereinigt. Für die Saisonbereinigung wird das von Eurostat offiziell empfohlene Tool JDemetra+ verwendet, das im Wesentlichen auf der TRAMO/SEATS Methode beruht. Dabei wurde auch eigens die verzerrende Wirkung der Covid19-Ausreißer analysiert und weitgehend behoben. Zur Erstellung

¹ In der von Statistik Austria veröffentlichten Außenhandelsstatistik wird nach dem Ursprungslandprinzip berichtet. Die von Eurostat berichtete Außenhandelsstatistik verwendet hingegen das Versendungslandkonzept. Dadurch können sich Unterschiede bei Importen und Exporten zwischen diesen beiden Datenquellen ergeben. Die vorläufigen Außenhandelsdaten eines jeden Monats werden 70 Tage nach Ende des jeweiligen Monats veröffentlicht. Erst ab Juni des Folgejahres werden keine Datenrevisionen der Außenhandelsstatistik mehr durchgeführt und erst damit werden die Datenreihen endgültig. Das bedeutet, dass die Werte für die einzelnen Monate des laufenden Jahres einer unterschiedlich hohen Anzahl an Revisionen unterliegen. So etwa wird der Jänner insgesamt 12-mal revidiert, während der Dezember nur ein Mal (und zwar im Juni des Folgejahres) revidiert wird.

der realen Referenzzeitreihen müssen die zugrundeliegenden nominellen Zeitreihen preisbereinigt werden (Arbeitsschritt 2a). Da für die Außenhandelsstatistik keine Deflatoren vorliegen, wird für die Preisbereinigung der Exporte der Erzeugerpreisindex für den Auslandsmarkt verwendet. Da für die Importe kein Pendant auf monatlicher Frequenz vorliegt, wird der Importpreisdeflator der VGR herangezogen. Da dieser nur in vierteljährlicher Frequenz erstellt wird, wird in einem eigenen Arbeitsschritt der vierteljährliche Deflator zuvor temporal disaggregiert.²

Abbildung 1: Transformation der Zielvariablen



Quelle: Eigene Darstellung. „MoM%Δ“ bezeichnet dabei die monatliche prozentuelle Veränderung.

2.2 Datensatz der Prädiktorvariablen

Im Folgenden wird das Datenset möglicher Prädiktorvariablen beschrieben, also jener Zeitreihen, die in das Nowcasting-Modell einfließen können. Ob sie im endgültigen Nowcast-Modell tatsächlich verwendet werden, wird im Abschnitt 4.1 diskutiert. Im Großen und Ganzen lassen sich zwei Typen von Prädiktorvariablen unterscheiden: realwirtschaftliche und umfragebasierte.

Im vorliegenden Kontext entstammen realwirtschaftliche Indikatoren oft dem Transportbereich, schlichtweg deswegen, da jede Ware, die gehandelt wird, auch

² Hierfür wurde die Methode nach Chow-Lin (maxlog) verwendet (Chow und Lin, 1971).

tatsächlich von den Erzeuger:innen zu den Käufer:innen transportiert werden muss. Da Importe und Exporte erst mit der Veröffentlichung der Außenhandelsstatistik, also 70 Tage nach Ende des Referenzmonats, veröffentlicht werden, eignen sich schnell verfügbare Zeitreihen besonders gut für das Nowcasting. So entwickelten bereits Fenz und Schneider (2009) auf Basis der österreichische LKW-Fahrleistung den OeNB-Exportindikator. Die Fahrleistung wird in Fahrzeugkilometern von Fahrzeugen über 3,5 Tonnen höchst zulässigen Gesamtgewicht auf Straßen des hochrangigen Straßennetzes in Österreich gemessen. Die Daten über die wöchentliche Fahrleistung liegen zeitnahe vor. Der deutsche LKW-Maut-Fahrleistungsindex misst die Fahrleistung auf gebührenpflichtigen Straßen in Deutschland. Die täglichen Daten werden zumeist donnerstags mit einem Zeitversatz von ca. 2 Wochen von DESTATIS veröffentlicht.³ Dieser Index weist eine hohe Korrelation mit den österreichischen Fahrleistungsdaten auf. Die österreichische Schienengüterverkehrsleistung erfasst die verrechnete tägliche Schienengüterverkehrsleistung in Gesamtbruttotonnen-Kilometer (GBTKM) auf dem gesamten österreichischen Schienennetz.⁴ In den RWI/ISL-Containerumschlag-Index gehen Daten zum Containerumschlag in 94 internationalen Häfen ein, auf die rund 64 % des weltweiten Containerumschlags entfallen. Da der internationale Handel im Wesentlichen per Seeschiff abgewickelt wird, lassen die Containerumschläge zuverlässige Rückschlüsse auf den Welthandel zu. Für ein Binnenland wie Österreich spielt die Güterschifffahrt auf Flüssen und Seen eine wichtigere Rolle. Über die Anzahl der Schleusungen der via donau - Österreichische Wasserstraßen GmbH kann die Aktivität auf der Donau nachverfolgt werden. Der Wiener Flughafen stellt Informationen über das Luftfrachtaufkommen gemessen in Tonnen bereit. Neben den einschlägigen Indikatoren der Transportaktivität wurden weitere Indikatoren für die aktuelle Wirtschaftsleistung, wie etwa die Industrieproduktion Österreichs und seiner Nachbarländer, in das Prädiktorvariablenset aufgenommen.

Umfragebasierte Indikatoren haben den Vorteil, dass sie meist schon vor Ablauf des Referenzmonats vorliegen. So veröffentlicht zum Beispiel die Bank Austria den Einkaufsmanagerindex (PMI) für Österreich. PMI-Subkomponenten umfassen etwa die Einschätzung der Produktion, der Neuaufträge, der Beschäftigung und der Lager. Sektorale Umfragen werden jeweils zum Monatsende von der DG ECFIN bereitgestellt. Neben dem Stimmungsindikator ESI, der fünf Wirtschaftsbereiche unterscheidet, gibt es eine Reihe an besonders interessanten (Sub)-indizes, wie etwa das Industrievertrauen, die Exportaufträge, die Produktionserwartungen, die Einschätzung der Auftragslage sowie die Beurteilung der Fertigwarenlager. Die

³ Askitas und Zimmermann (2011, 2013) sowie Döhrn (2011, 2013) diskutieren die Daten ausführlicher.

⁴ Aprigliano (2020) verwendet etwa zum Beispiel Schienenverkehrsdaten für Italien.

Umfragen unter Unternehmen und Verbraucher:innen werden im Auftrag der DG ECFIN in allen Ländern Europas durchgeführt. Teile der Umfragen für Österreich werden z.B. vom Österreichischen Wirtschaftsforschungsinstitut (WIFO) erstellt, das weitere Reihen veröffentlicht, wie etwa die Exportauftragsbestände. In Deutschland werden vergleichbare Umfragen vom ifo-Institut durchgeführt. Zumeist handelt es sich dabei aber um die gleiche Datenbasis wie die der DG ECFIN. Um die österreichischen Exportmärkte besser zu erfassen, wurden darüber hinaus eigene exportmarktgewichtete Umfrageindizes mit den wichtigsten österreichischen Außenhandelspartnern erstellt.⁵

Sofern die Daten nur in unbereinigter Form vorliegen, wurden sie mit der TRAMO/SEATS-Methode saison- und kalenderbereinigt. Falls die Prädiktorvariablen in einer höheren Frequenz als der monatlichen vorliegen, wurden diese vorher zeitlich aggregiert. In Tabelle 6 in Anhang 7.1 werden die Variablen zusammengefasst und deskriptive Statistiken dargestellt.

2.3 Datenaufbereitung

Der Datenvorbereitung und -transformation kommt eine zentrale Rolle zu. Dabei zählen die Saisonbereinigung, die Aggregation unterschiedlicher Frequenzen und die Behandlung unterschiedlicher Endbeobachtungen zu den wichtigsten Aufbereitungsschritten. Zunächst werden Zeitreihen, die nicht bereits in saisonbereinigter Form vorliegen, saisonal bereinigt. Dafür wird das Tool JDemetra+ (TRAMO/SEATS) verwendet. Bei der Datenaggregation werden alle Zeitreihen auf die monatliche Frequenz aggregiert. So werden höher frequente Datenreihen, wie wöchentlich verfügbare Daten über den Schienengütertransport oder die LKW-Fracht, auf die monatliche Frequenz gebracht. Für die Referenzzeitreihen und für jede realwirtschaftliche Prädiktorvariable, z_{it} , werden logarithmierte monatliche Differenzen gebildet:

$$x_{it} = \ln z_{it} - \ln z_{it-1}.$$

Umfragebasierte Datenreihen werden hingegen als einfache Differenzen definiert:

$$x_{it} = z_{it} - z_{it-1}.$$

Im nächsten Schritt werden alle Zeitreihen um Ausreißer bereinigt. Dabei spielt die Coronapandemie eine spezielle Rolle, die berücksichtigt werden muss. Das kann zum Beispiel dadurch erfolgen, dass man jene Beobachtungen, deren Distanz zum Median größer ist als die Interquartilsbandbreite, auf die Interquartilsbandbreite setzt (Stock und Watson, 2016). In ähnlicher Weise können alle Beobachtungen

⁵ Lehman (2021) untersucht etwa in einer rezenten Studie die Prognoseeigenschaften der verschiedenen umfragebasierten Indexreihen.

unterhalb des fünften (ersten) Perzentils auf das fünfte (erste) Perzentil und Beobachtungen über dem 95. (99.) Perzentil auf das 95. (99.) Perzentil der Verteilung der Variable gesetzt werden. Es stellt sich heraus, dass es ausreichend ist, die Beobachtungen außerhalb des ersten und des 99. Perzentil zu korrigieren, wenn man die markanten Ausreißer der Coronapandemie in der ersten Jahreshälfte 2020 erfassen möchte. Diese Methode zur Ausreißerkorrektur ist in der Literatur auch als Winsorizing bekannt.

Dem Randwertproblem („ragged edges“ oder „jagged edges“) kommt eine wichtige Bedeutung beim Nowcasting zu. Die fehlenden Endbeobachtungen können zum Beispiel auf einfache Weise mithilfe eines autoregressiven Modells, $AR(p)$, für die jeweilige Variable prognostiziert werden. In unserem Fall stellt sich heraus, dass für einen einmaligen monatlichen Nowcast im Laufe der jeweils ersten Woche bereits nahezu alle Endpunkte der letztlich verwendeten Datenreihen vorliegen, weshalb das Problem der „ragged edges“ keiner besonderen Aufmerksamkeit bedarf.

3 Das Modell

Eine einfache und häufig angewandte Methode des Nowcasting stellen Schätzungen sogenannter Brückengleichungen dar (Baffigi et al., 2004):

$$EXPORT_{real,t}^M = \alpha + \beta X_t^M + e_t.$$

Bei $EXPORT_{real,t}^M$ handelt es sich um die monatliche Zeitreihe der saisonbereinigten, realen Warenexporte. Die abhängige Variable sind alternativ die nominellen Warenexporte, $EXPORT_{nom,t}^M$, bzw. die realen oder nominellen Warenimporte, $IMPORT_{real,t}^M$ und $IMPORT_{nom,t}^M$. Bei X_t handelt es sich um einen Vektor, der die erklärenden Variablen (Prädiktorvariablen) enthält, α ist eine Konstante und e_t ist ein normalverteilter Störterm. Eine Voraussetzung für die Anwendung dieser Methode ist, dass alle Variablen in der gleichen Frequenz, M (monatlich), vorliegen, bzw. höherfrequente Datenreihen aggregiert wurden. Unser Schwerpunkt liegt in dynamischen Faktormodellen (DFM), Brückengleichungen führten allerdings oft ebenfalls zu guten Nowcasts und eignen sich als Vergleichsmaßstab. Dynamische Faktormodelle haben sich in der Literatur als eine der Benchmark-Methoden etabliert (Giannone et al., 2008, Banbura et al., 2013). Das Modell wird in einer Zustandsraumdarstellung wie folgt beschrieben:

$$\begin{aligned} X_t^M &= \Lambda F_t^M + E_t, \quad E_t \sim i.i.d. N(0, \Sigma_E) \\ F_t^M &= \phi(L)F_t^M + U_t, \quad U_t \sim i.i.d. N(0, \Sigma_U). \end{aligned}$$

Die erste Gleichung (Beobachtungsgleichung) beschreibt den Zusammenhang zwischen den beobachteten Variablen (in unserem Fall auch als Prädiktorvariablen

bezeichnet) in Vektor X_t und dem nicht beobachteten Zustand, F_t , sowie einem normalverteilten, seriell unkorrelierten Fehlerterm, E_t . Die zweite Gleichung (Zustandsgleichung) beschreibt die Dynamik des Systems als einen vektor-autoregressiven Prozess, wobei es sich bei L um den Lag-Operator handelt und U_t einen normalverteilten Fehlerterm darstellt. Das Modell wird mit dem Kalman-Filter geschätzt. Alternativ kann für die Innovationen, E_t , angenommen werden, dass sie einem autoregressiven Prozess folgen, was sich in unserer weiteren Analyse als vorteilhaft herausstellt,

$$E_t = \delta(L)E_t + v_t$$

wobei es sich bei v_t um einen nicht seriell korrelierten Fehlerterm handelt (Stock und Watson, 2016). Die Nowcasts erhält man durch eine Regression der realen Warenexporte, $EXPORT_{real,t}^M$, auf die monatlichen Faktorschätzungen, F_t^M , und einen autoregressiven Term:

$$EXPORT_{real,t}^M = \alpha + \beta F_t^M + \gamma EXPORT_{real,t-1}^M + e_t$$

Äquivalent kann die abhängige Variable der nominelle Warenexport sein, bzw. die realen oder nominellen Warenimporte. Diese Methode wurde in der Literatur auch als „Bridging with Factors“ bezeichnet (Baffigi et al., 2004).

Alternativ zum in der vorliegenden Studie gewählten Ansatz eines DFM würden sich Maschine-Learning (ML)-Methoden anbieten. Der von Stamer (2024) entwickelte Kiel Trade Indicator wendet ML auf den Containerschiffsverkehr an, um die Handelsströme (Importe und Exporte) von 75 Ländern und Regionen weltweit sowie den Welthandel insgesamt zu nowcasten. Da sich unser DFM auf Österreich konzentriert, wählen wir Prädiktorvariablen mit einem hohen Erklärungsgehalt für Österreich aus und greifen zudem auf längere Zeitreihen zurück. Aus methodischer Sicht sind sowohl das ML als auch DFM-Ansätze auf dem neuesten Stand der Wissenschaft. Dauphin et al. (2022) bieten eine kurze Diskussion der Vor- und Nachteile beider Ansätze. Der Vorteil unseres DFM-Ansatzes liegt zum einen in der besseren Interpretierbarkeit, da ML-Algorithmen in der Regel einer Black Box gleichkommen; zum anderen scheinen einige ML-Algorithmen im Vergleich zum DFM weniger robust gegenüber fehlenden Beobachtungen oder unvollständigen Datensätzen zu sein.

Der von Fenz und Schneider (2009) entwickelte OeNB-Exportfrühindikator verwendet Lkw-Fahrleistungsdaten zur Prognose der österreichischen Güterexporte auf Basis von einfachen autoregressiven Modellen. Wir nowcasten sowohl Güterexporte als auch Güterimporte und ziehen dafür die Verwendung einer größeren Anzahl von Prädiktorvariablen in Betracht (siehe Kapitel 2.2). Zudem nutzen wir mit unserem DFM-Ansatz eine aktuellere Methodik.

4 Evaluierung der Nowcasting-Modelle

4.1 Methodik

Zur Bestimmung der endgültigen Modellspezifikation werden Pseudoprognozen außerhalb der Schätzstichprobe auf ihre Prognosegüte überprüft („Pseudo-out-of-Sample“, „POOS“). Dabei werden 35 Varianten von Brückengleichungen und drei dynamische Faktormodelle mit unterschiedlichen Prädiktorvariablen untersucht. Die hohe Anzahl an Brückengleichungen soll bei der Auswahl der Kombinationen von Prädiktorvariablen bzw. bei der Auswahl jener Prädiktorvariablen, die zur Schätzung der Faktoren in den DFM herangezogen werden, unterstützen. Um die bei der Veröffentlichung der Warenexporte und -importe bestehende Zeitverzögerung (70 Tage) zu simulieren, werden Pseudoprognozen von Nowcasts für jeweils drei Monate geschätzt (1, 2 bzw. 3 „steps ahead“). Dabei werden expandierende Zeitfenster für die Schätzstichproben verwendet und monatliche Pseudoprognozen für drei strukturell unterschiedliche historische Perioden geschätzt: Prae-Covid (01/2018-12/2019), die gesamte Prognoseperiode (01/2018-08/2023) und Post-Covid (01/2022-08/2023). Die Schätzstichprobe beginnt im Februar 2011. Zum Beispiel werden die Modelle im Prae-Covid-Fall in der ersten Iteration mit Daten von 02/2011 bis 12/2017 geschätzt. Dann werden auf Basis der geschätzten Parameter Nowcasts für 01/2018 bis 03/2018 erzeugt. In der zweiten Iteration werden die Modelle mit Daten von 02/2011 bis 01/2018 (d. h. plus 1 Monat) geschätzt und wieder drei Nowcasts erzeugt (02/2018 bis 04/2018), usw. Dann werden die Nowcasts mit den tatsächlichen, realisierten Werten verglichen. Als Kriterien zur Beurteilung der Nowcasts werden die Quadratwurzeln der durchschnittlichen quadrierten Prognosefehler („Root Mean Squared Error“, „RMSE“) herangezogen. Das beschriebene Verfahren wird mit drei unterschiedlichen Datensätzen hinsichtlich der Ausreißerkorrektur angewandt: 1. ohne Ausreißerkorrektur, 2. mit Korrektur der Beobachtungen außerhalb des 5. und des 95. Perzentils und 3. mit Korrektur der der Beobachtungen außerhalb des 1. und des 99. Perzentils jeder Zeitreihe. Das gesamte Verfahren wird auf alle vier Referenzzeitreihen angewandt (saisonbereinigte, nominelle und reale Warenexporte und -importe). Eine Auswertung umfasst somit jeweils die Schätzung der Parameter von 38 Gleichungen für drei unterschiedliche Prognoseperioden mit drei unterschiedlichen Datensätzen hinsichtlich der Ausreißerkorrektur. Es werden im Laufe der Evaluierung mehrere Auswertungen mit unterschiedlichen Kombinationen von Prädiktorvariablen und Spezifikation des dynamischen Faktormodells durchgeführt.

Die in der Evaluierung insgesamt betrachteten Prädiktorvariablen wurden bereits in Kapitel 2.2 kurz beschrieben. Die geschätzten Modelle beruhen also auf Prädiktorvariablen, die sich in folgende Kategorien zusammenfassen lassen:

1. Transportdaten: Schienengüterverkehr (AT), LKW-Fahrleistung (AT), LKW-Fahrleistungsindex (DE), Güterschifffahrt der via donau (außerdem Elektrizitätsverbrauch),
2. Business and Consumer Surveys der Europäischen Kommission (DG ECFIN), außenhandelsgewichteter Durchschnitt der wichtigsten Handelspartner,
3. Geschäftsklimaindex, Index der unternehmerischen Erwartungen (AT),
4. Sachgüterindustrie (AT): Auftragsbestände, Geschäftsklimaindex, Index der unternehmerischen Erwartungen,
5. Umfragen in den Sparten der Sachgüterindustrie sowie Bau (AT): Auftragsbestände, Geschäftsklimaindex, Index der unternehmerischen Erwartungen,
6. Sonstige: Einkaufsmanagerindex (AT) und Subindizes für Produktionsleistung, Neuaufträge und Beschäftigung, ifo-Geschäftsklimaindex, Economic Sentiment Indicator (ESI) der Europäischen Kommission, Industrial Confidence Indicator der Europäischen Kommission, HWWI-Rohstoffpreisindizes.

Die im folgenden Unterkapitel ausgewerteten Modelle 1–5 enthalten Prädiktorvariablen der Kategorie 1. Die Modelle 6–8 enthalten Variablen der Kategorie 1 und Einkaufsmanagerindizes (bzw. deren Subkomponenten). Die Modelle 9–13 werden mit Prädiktorvariablen der 1. Kategorie und den Business and Consumer Survey-Variablen der DG ECFIN bzw. deren Subindizes geschätzt (Kategorie 2). Die Modelle 14–17 enthalten die Variablen der Kategorie 1 und den Geschäftsklimaindex, sowie die Einschätzung der aktuellen Situation bzw. die Erwartungen für die österreichische Wirtschaft (Kategorie 3). Die Modelle 18–21 werden mit Prädiktorvariablen der ersten Kategorie und den Umfragen in der heimischen Sachgütererzeugung geschätzt (Kategorie 4). In den Modellen 22–26 werden neben den Variablen der Kategorie 1 die Indizes der Subkategorien der Sachgütererzeugung (Vorprodukte, Investitionsgüter, dauerhafte Konsumgüter, nicht dauerhafte Konsumgüter, Nahrungsmittel, Kraftfahrzeuge, Konsumgüter) eingesetzt (Kategorie 5). Die Modelle 27–29 kombinieren die Variablen der ersten Kategorie mit den Stimmungsindikatoren der Europäischen Kommission für Österreich und wichtiger Handelspartner. Die Modelle 30 und 31 beinhalten neben den Variablen der ersten Kategorie die Geschäftsklimaindikatoren des ifo-Instituts

für Deutschland und die HWWI-Rohstoffpreisindizes. Das Modell 32 ist als autoregressives AR(1)-Modell ein einfaches Benchmark-Modell. Die Modelle 33 bis 35 werden mit unterschiedlichen Kombinationen von Transportvariablen, Stimmungsindikatoren und Geschäftsklimaindizes Österreichs und seiner wichtigsten Handelspartner geschätzt. Bei diesen drei Modellspezifikationen handelt es sich um Nowcasts basierend auf dynamischen Faktormodellen. In einer Reihe von ähnlichen Auswertungen (wie der hier dargestellten Variante) hat sich herausgestellt, dass ein einziger dynamischer Faktor bei den gewählten Kombinationen von Prädiktorvariablen ausreichend ist. Die Anzahl der beobachteten Variablen, aus denen ein gemeinsamer Faktor gezogen wird, ist vergleichsweise gering. Es hat sich auch herausgestellt, dass eine Spezifikation mit autokorreliertem Fehlerterm, wie im Kapitel 3 beschrieben, zu einer besseren Prognosegüte führt. Die endgültigen Modellspezifikationen für DFM enthalten somit jeweils einen dynamischen Faktor und autokorrelierte Fehlerterme. Die Regression, welche den Zusammenhang zwischen dem Faktor und den realen bzw. nominellen Warenexporten (Warenimporten) misst, enthält zudem sechs verzögerte Terme der zu erklärenden Variable.

4.2 Ergebnisse

Die folgenden Tabellen fassen die Ergebnisse der (out-of-sample) Pseudoprognosen für die vier Referenzzeitreihen zusammen (siehe Tabelle 1, Tabelle 2, Tabelle 3, und Tabelle 4). Sie zeigen die Prognosefehler (RMSE) für die 38 Modellvarianten mit drei unterschiedlich um Ausreißer korrigierten Datensätzen („Base“, „Winsor 95“, Winsor 99“) für jeweils drei unterschiedliche Prognoseperioden (1 prae-Covid, 2 gesamt, 3 post-Covid). Je geringer der durchschnittliche Prognosefehler (RMSE), desto besser die Prognose über die gesamte betrachtete Periode. Die Farbkodierung zeigt den Vergleich der Prognosegüte über die 38 Modelle (für eine gegebene Prognoseperiode und eine gegebene Ausreißerkorrektur), wobei grün das beste Modell bedeutet, rot das schlechteste Modell, gelb den Median und Farbabstufungen dazwischen die entsprechenden Reihungen dazwischen. Generell zeigt sich, dass die Transportvariablen allein bereits gut (Modelle 1–5) zur Schätzung von Nowcasts für den Warenaußenhandel geeignet sind. Die Eignung von Lkw-Fahrleistungsdaten für Exportindikatoren wurde bereits von Fenz und Schneider (2009) festgestellt und bestätigt sich in Tabelle 1 und in Tabelle 3 für die Nowcasts der realen und nominellen Warenexporte. Dabei schneiden Modelle mit Informationen aus dem Straßengüterverkehr etwas besser ab als jene mit Informationen aus dem Schienengüterverkehr. Zudem weisen auch die deutschen Daten über den Straßengüterverkehr einen relativ hohen Erklärungsgehalt für die österreichischen Güterexporte und -importe auf. Es zeigt sich außerdem, dass Informationen aus

Umfragen sowohl im Inland als auch bei den wichtigsten Handelspartnern einen eher geringen zusätzlichen Erklärungsgehalt aufweisen. Die Prognosefehler (RMSE-Werte) sind allerdings tendenziell für alle vier Referenzzeitreihen nach Hinzunahmen von umfragebasierten Prädiktorvariablen höher. Im Falle der realen und nominellen Güterimporte (Tabelle 2 und Tabelle 4) ergibt sich eine relativ eindeutige Präferenz für die dynamischen Faktormodelle (Modelle 36–38), während sich im Falle der realen und nominellen Güterexporte eine gemeinsame Betrachtung oder ein Vergleich einfacher Brückengleichungen (Modell 1, 3, 4) und der DFM-Modelle anbietet, da sie ähnlich gut abschneiden.

Ein einfaches Benchmark-Modell, nämlich der AR(1)-Prozess (Modell 32), welcher oft in Prognosestudien herangezogen wird, schneidet immer am schlechtesten ab. Im Durchschnitt liegt das Bestimmtheitsmaß der Brückengleichungen zwischen 0,5 und 0,6, d. h. die Schwankungen der Prädiktorvariablen erklären circa 50 % bis 60 % der Schwankungen der Güterexporte und -importe. Vergleicht man die Ergebnisse der drei verschiedenen Prognosefenster (prae-Covid, Gesamtperiode, post-Covid), dann zeigt sich, dass die außergewöhnlich hohen Covid-Schwankungen die Prognosen erschwert haben. D. h. es traten Schwankungen in den monatlichen Warenaußenhandelsdaten auf, die durch die gewählten Prädiktorvariablen nicht erklärt werden können, trotz der Korrektur um Ausreißer. Allerdings liegen die RMSE-Werte oft dicht beieinander, sowohl im Vergleich verschiedener Schätzperioden als auch im Vergleich der Modelle innerhalb einer Schätzperiode. Auf Basis der Schätzungen erweist sich prinzipiell eine Kombination von Transportvariablen des österreichischen und deutschen Straßen- und Schienengüterverkehrs, der Business and Consumer Surveys der DG ECFIN in den wichtigsten Handelspartnerländern und Umfragen in der heimischen Sachgüterindustrie am geeignetsten.

Tabelle 1: Reale Warenexporte (RMSE-Werte)

Model/ Window	Base			Winsor 95			Winsor 99		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	2.56	2.74	2.59	2.54	2.53	2.57	2.22	2.18	2.40
2	3.24	3.28	2.81	3.18	3.14	2.78	2.79	2.83	2.69
3	2.57	2.75	2.60	2.55	2.54	2.58	2.22	2.19	2.40
4	2.57	2.77	2.62	2.55	2.57	2.60	2.22	2.22	2.44
5	2.71	2.79	2.62	2.71	2.61	2.59	2.40	2.28	2.46
6	2.71	2.81	2.63	2.72	2.64	2.61	2.41	2.27	2.48
7	2.71	2.82	2.63	2.72	2.64	2.56	2.41	2.25	2.41
8	2.71	2.82	2.63	2.72	2.65	2.60	2.41	2.26	2.45
9	2.77	2.88	2.75	2.77	2.70	2.65	2.51	2.32	2.49
10	2.76	2.86	2.73	2.76	2.66	2.64	2.50	2.33	2.50
11	2.72	2.88	2.67	2.73	2.73	2.61	2.41	2.29	2.48
12	2.72	2.83	2.74	2.73	2.63	2.64	2.45	2.31	2.50
13	2.67	3.00	2.77	2.68	2.66	2.60	2.43	2.31	2.47
14	2.77	2.92	2.75	2.77	2.70	2.69	2.51	2.35	2.50
15	2.71	2.86	2.63	2.72	2.66	2.61	2.40	2.29	2.45
16	2.70	2.92	2.64	2.71	2.65	2.60	2.40	2.30	2.47
17	2.72	2.85	2.64	2.72	2.69	2.61	2.41	2.26	2.40
18	2.76	2.94	2.76	2.76	2.71	2.70	2.55	2.37	2.49
19	2.70	2.83	2.65	2.71	2.62	2.60	2.44	2.30	2.47
20	2.73	2.83	2.63	2.74	2.65	2.60	2.42	2.29	2.46
21	2.72	2.84	2.63	2.72	2.66	2.60	2.40	2.26	2.41
22	2.81	2.90	2.51	2.80	2.66	2.39	2.58	2.44	2.35
23	2.81	2.83	2.48	2.80	2.62	2.34	2.57	2.42	2.34
24	2.89	2.91	2.68	2.88	2.76	2.61	2.57	2.42	2.37
25	2.78	2.99	2.70	2.78	2.83	2.54	2.58	2.31	2.39
26	2.63	3.18	2.73	2.65	2.79	2.70	2.35	2.34	2.50
27	2.78	2.76	2.73	2.77	2.76	2.72	2.41	2.35	2.54
28	2.80	2.82	2.61	2.79	2.72	2.80	2.50	2.40	2.71
29	2.95	2.78	2.65	2.96	2.73	2.66	2.58	2.39	2.57
30	2.74	2.95	2.93	2.75	2.75	2.86	2.42	2.31	2.47
31	2.76	2.84	2.76	2.76	2.66	2.70	2.43	2.31	2.53
32	3.70	4.46	3.37	3.64	4.12	3.37	3.20	3.41	3.17
33	2.75	3.01	2.71	2.74	2.75	2.62	2.46	2.28	2.37
34	2.70	3.01	2.76	2.69	2.74	2.67	2.43	2.27	2.40
35	2.68	2.89	2.72	2.66	2.68	2.65	2.35	2.25	2.36
36	2.46	2.84	2.35	2.47	2.68	2.30	2.30	2.52	2.20
37	2.46	2.84	2.35	2.46	2.67	2.30	2.27	2.52	2.22
38	2.50	2.88	2.35	2.49	2.61	2.28	2.26	2.47	2.20

Tabelle 2: Reale Warenimporte (RMSE-Werte)

Model/ Window	Base			Winsor 95			Winsor 99		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	2.33	2.87	2.88	2.33	2.86	2.90	2.13	2.52	2.68
2	2.48	3.06	3.08	2.46	2.93	3.04	2.23	2.73	2.85
3	2.27	2.86	2.92	2.27	2.85	2.93	2.11	2.51	2.70
4	2.22	2.86	2.99	2.23	2.86	2.99	2.07	2.50	2.77
5	2.23	2.86	2.99	2.24	2.86	2.98	2.07	2.51	2.79
6	2.24	2.89	2.99	2.25	2.89	2.98	2.10	2.51	2.81
7	2.23	2.89	3.00	2.24	2.90	3.00	2.08	2.52	2.82
8	2.23	2.89	2.98	2.24	2.89	2.97	2.09	2.50	2.77
9	2.26	2.91	2.99	2.27	2.91	2.99	2.12	2.52	2.80
10	2.26	2.88	2.99	2.27	2.88	2.99	2.10	2.53	2.81
11	2.20	2.98	2.98	2.22	2.96	2.97	2.07	2.54	2.80
12	2.26	2.92	3.01	2.27	2.91	3.00	2.08	2.56	2.80
13	2.23	2.90	2.99	2.24	2.88	2.98	2.07	2.53	2.79
14	2.26	2.98	3.00	2.27	2.93	3.02	2.10	2.55	2.82
15	2.23	2.96	2.99	2.24	2.92	3.00	2.07	2.53	2.79
16	2.23	3.03	2.99	2.24	2.91	3.02	2.06	2.54	2.82
17	2.23	2.97	2.99	2.24	2.96	2.98	2.08	2.52	2.81
18	2.27	2.99	3.05	2.28	2.94	3.05	2.12	2.57	2.87
19	2.24	2.88	3.03	2.25	2.88	3.01	2.10	2.53	2.86
20	2.26	2.91	3.01	2.26	2.91	2.99	2.09	2.52	2.83
21	2.23	2.92	2.99	2.24	2.92	2.98	2.06	2.50	2.79
22	2.46	3.09	3.26	2.47	3.11	3.18	2.29	2.69	3.07
23	2.45	3.00	3.25	2.46	3.05	3.17	2.29	2.67	3.06
24	2.43	3.14	3.14	2.44	3.17	3.04	2.24	2.81	2.94
25	2.46	3.10	3.00	2.47	3.15	3.02	2.27	2.64	2.84
26	2.21	3.20	3.20	2.22	2.98	3.28	1.95	2.58	2.96
27	2.42	3.22	2.95	2.44	3.09	2.95	2.28	2.58	2.88
28	2.28	3.07	3.05	2.29	3.00	3.02	2.17	2.59	2.82
29	2.32	2.96	3.08	2.33	2.94	3.05	2.11	2.53	2.77
30	2.17	3.00	3.15	2.19	3.03	3.03	2.05	2.65	2.79
31	2.26	2.91	2.98	2.26	2.89	2.97	2.14	2.56	2.80
32	3.47	4.29	3.44	3.47	3.94	3.48	3.25	3.44	3.04
33	2.40	2.95	2.86	2.37	2.93	2.88	2.21	2.52	2.62
34	2.49	2.99	2.88	2.47	2.97	2.90	2.34	2.56	2.62
35	2.33	2.97	2.93	2.31	2.94	2.93	2.14	2.54	2.75
36	2.08	2.56	2.52	2.10	2.48	2.49	1.96	2.42	2.42
37	2.08	2.56	2.51	2.10	2.47	2.49	1.89	2.41	2.46
38	2.11	2.67	2.55	2.12	2.53	2.52	1.90	2.40	2.47

Tabelle 3: Nominelle Warenexporte (RMSE-Werte)

Model/ Window	Base			Winsor 95			Winsor 99		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	2.37	2.74	2.67	2.35	2.51	2.65	2.14	2.31	2.50
2	3.12	3.35	2.95	3.06	3.21	2.93	2.79	2.95	2.82
3	2.38	2.74	2.68	2.35	2.52	2.66	2.14	2.32	2.51
4	2.38	2.78	2.71	2.36	2.56	2.69	2.14	2.36	2.55
5	2.56	2.78	2.70	2.57	2.59	2.67	2.37	2.42	2.57
6	2.57	2.80	2.72	2.58	2.61	2.68	2.37	2.41	2.57
7	2.57	2.81	2.71	2.58	2.61	2.64	2.38	2.39	2.51
8	2.57	2.81	2.72	2.58	2.62	2.68	2.37	2.40	2.54
9	2.64	2.83	2.85	2.64	2.68	2.76	2.49	2.46	2.61
10	2.63	2.81	2.84	2.63	2.64	2.75	2.48	2.47	2.62
11	2.58	2.84	2.73	2.59	2.67	2.67	2.38	2.42	2.58
12	2.58	2.80	2.87	2.59	2.60	2.73	2.42	2.44	2.63
13	2.54	2.95	2.92	2.55	2.64	2.74	2.41	2.46	2.62
14	2.64	2.87	2.85	2.64	2.67	2.78	2.50	2.49	2.61
15	2.57	2.83	2.71	2.58	2.63	2.68	2.37	2.42	2.54
16	2.55	2.91	2.72	2.56	2.63	2.68	2.37	2.44	2.58
17	2.57	2.82	2.72	2.58	2.64	2.68	2.38	2.39	2.49
18	2.63	2.89	2.86	2.63	2.68	2.80	2.53	2.50	2.60
19	2.55	2.81	2.73	2.56	2.60	2.68	2.39	2.43	2.58
20	2.59	2.81	2.72	2.59	2.62	2.68	2.38	2.43	2.56
21	2.57	2.81	2.72	2.58	2.63	2.68	2.37	2.40	2.51
22	2.69	2.85	2.62	2.68	2.67	2.52	2.58	2.59	2.45
23	2.68	2.82	2.59	2.67	2.64	2.48	2.57	2.57	2.44
24	2.79	2.89	2.78	2.78	2.74	2.72	2.61	2.56	2.49
25	2.72	2.92	2.81	2.72	2.74	2.64	2.61	2.46	2.53
26	2.46	3.14	2.82	2.49	2.75	2.79	2.29	2.46	2.61
27	2.69	2.74	2.77	2.67	2.74	2.79	2.40	2.51	2.64
28	2.61	2.76	2.70	2.61	2.68	2.88	2.43	2.54	2.84
29	2.79	2.75	2.76	2.81	2.71	2.77	2.53	2.53	2.73
30	2.60	2.91	2.96	2.62	2.69	2.86	2.39	2.45	2.58
31	2.63	2.82	2.85	2.63	2.64	2.77	2.40	2.44	2.63
32	3.62	4.62	3.45	3.55	4.24	3.45	3.19	3.53	3.17
33	2.61	2.97	2.80	2.59	2.72	2.70	2.45	2.41	2.47
34	2.54	2.95	2.80	2.53	2.69	2.71	2.39	2.37	2.45
35	2.50	2.82	2.83	2.49	2.62	2.75	2.30	2.38	2.47
36	2.42	2.91	2.56	2.41	2.78	2.55	2.33	2.72	2.47
37	2.42	2.90	2.56	2.40	2.77	2.55	2.30	2.72	2.48
38	2.47	2.94	2.57	2.44	2.70	2.53	2.28	2.67	2.46

Tabelle 4: Nominelle Warenimporte (RMSE-Werte)

Model/ Window	Base			Winsor 95			Winsor 99		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	2.23	3.04	3.24	2.23	2.96	3.26	2.05	2.74	3.10
2	2.45	3.32	3.51	2.43	3.13	3.47	2.18	2.97	3.31
3	2.16	2.99	3.30	2.16	2.94	3.29	2.01	2.71	3.12
4	2.11	2.99	3.36	2.12	2.94	3.35	1.98	2.69	3.18
5	2.12	2.99	3.35	2.13	2.94	3.34	1.98	2.70	3.18
6	2.13	3.00	3.34	2.14	2.96	3.32	2.01	2.69	3.19
7	2.12	3.02	3.36	2.13	2.97	3.35	1.99	2.71	3.21
8	2.11	3.01	3.35	2.12	2.96	3.33	1.99	2.69	3.18
9	2.15	3.00	3.39	2.16	2.99	3.37	2.03	2.71	3.23
10	2.15	2.98	3.39	2.16	2.96	3.38	2.03	2.71	3.22
11	2.10	3.08	3.34	2.11	3.03	3.33	1.99	2.73	3.19
12	2.15	3.01	3.32	2.16	2.98	3.30	1.98	2.74	3.17
13	2.12	3.02	3.41	2.13	2.96	3.36	1.98	2.73	3.20
14	2.16	3.07	3.38	2.17	3.01	3.39	2.03	2.73	3.22
15	2.12	3.07	3.35	2.13	3.00	3.34	1.98	2.71	3.18
16	2.11	3.19	3.33	2.12	3.00	3.35	1.97	2.74	3.20
17	2.12	3.05	3.37	2.13	3.02	3.35	1.99	2.70	3.21
18	2.18	3.07	3.42	2.19	3.02	3.41	2.05	2.76	3.26
19	2.14	2.97	3.42	2.15	2.96	3.38	2.02	2.72	3.27
20	2.16	3.02	3.41	2.17	3.00	3.37	2.00	2.70	3.24
21	2.12	3.02	3.38	2.13	3.00	3.35	1.97	2.68	3.22
22	2.37	3.20	3.64	2.39	3.22	3.53	2.20	2.87	3.46
23	2.37	3.10	3.64	2.38	3.17	3.52	2.20	2.85	3.45
24	2.38	3.21	3.54	2.39	3.26	3.39	2.19	2.96	3.35
25	2.36	3.17	3.42	2.37	3.20	3.41	2.19	2.80	3.27
26	2.07	3.29	3.54	2.07	3.02	3.58	1.86	2.74	3.29
27	2.31	3.28	3.29	2.32	3.17	3.29	2.19	2.80	3.33
28	2.22	3.13	3.39	2.23	3.10	3.37	2.14	2.80	3.23
29	2.26	3.06	3.43	2.27	3.06	3.40	2.08	2.75	3.16
30	2.08	3.12	3.26	2.09	3.07	3.18	1.97	2.85	3.12
31	2.17	3.02	3.32	2.17	2.96	3.30	2.06	2.74	3.19
32	3.41	4.71	3.80	3.41	4.22	3.81	3.18	3.71	3.44
33	2.31	3.01	3.27	2.30	3.01	3.29	2.16	2.71	3.08
34	2.39	3.03	3.23	2.38	3.03	3.25	2.27	2.74	3.07
35	2.22	3.02	3.36	2.21	3.01	3.35	2.05	2.72	3.19
36	1.98	2.90	3.01	2.01	2.77	2.98	1.86	2.77	2.96
37	1.98	2.90	3.00	2.00	2.77	2.98	1.78	2.76	2.99
38	2.02	3.01	3.05	2.03	2.81	3.01	1.79	2.74	3.00

4.3 Erste Schätzungen

Tabelle 5 zeigt die ersten Schätzungen des FIW Trade Indicator (in % gegenüber dem Vergleichsmonat im Vorjahr), die während der Modellentwicklungsphase im Zeitraum zwischen Oktober 2023 und April 2024 vorgenommen wurden.

Laut dem Ergebnis für den FIW Trade Indicator Oktober 2023 hatten sich die Güterexporte und -importe zwischen Juli und September 2023 abgekühlt. Die nominellen Güterexporte dürften im Durchschnitt nur noch um 2,1 % gegenüber dem Vorjahr expandiert sein. Eine ähnliche Entwicklung wurde auf Basis des Indikators für die realen Güterexporte erwartet. Der FIW Trade Indicator für die nominellen Güterimporte lag im selben Zeitraum vor allem infolge fallender Importpreise im Durchschnitt um 4,9 % unter dem Vorjahreswert. Die kurzfristige Dynamik im Vergleich zum jeweiligen Vormonat wies im Einklang mit der heimischen Konjunkturabschwächung auf eine gedämpfte Entwicklung der Warenexporte und -importe hin.

Der FIW Trade Indicator signalisierte im Dezember 2023 für die Monate September bis November 2023 eine moderate Entwicklung der realen österreichischen Warenexporte. Die Warenexporte lagen im Durchschnitt um 0,9 % über den Vergleichsmonaten im Vorjahr. Hingegen sind die Warenimporte laut Nowcasts im Vorjahresvergleich gefallen. Im Durchschnitt ergab sich ein monatlicher Rückgang von 7,7 %. Infolge der Rezession der österreichischen Wirtschaft wurden wohl laut dem Nowcast weniger Güter aus dem Ausland nachgefragt.

Im Jänner 2024 signalisierte der FIW Trade Indicator für das Jahresende 2023 eine Abkühlung des Außenhandels. Für die Monate November und Dezember zeigte der Indikator einen durchschnittlichen Rückgang um 2,5 % gegenüber den Vergleichsmonaten im Jahr 2022 an. Für Dezember gab es Signale für einen noch stärkeren Rückgang. Infolge der schwachen heimischen Konjunktur setzte sich der Rückgang der Warenimporte in den letzten Monaten des Jahres 2023 voraussichtlich fort.

Die ersten drei Auswertungen (Oktober, Dezember, Jänner) wurden auf Basis von Brückengleichungen durchgeführt, die Transportvariablen mit Business and Consumer Surveys der DG ECFIN kombinieren (reale und nominelle Warenimporte) bzw. Transportvariablen mit dem Geschäftsklimaindex für Österreich beinhalten (reale und nominelle Warenexporte). Mit Februar 2024 wurde auf dynamische Faktormodelle umgestellt, wobei ein gemeinsamer dynamischer Faktor aus Transportvariablen des österreichischen und des deutschen Straßen- und Schienengüterverkehrs, der Business and Consumer Surveys der DG ECFIN in den wichtigsten Handelspartnerländern und Umfragen in der heimischen

Sachgüterindustrie gezogen wurde. Ab Februar ergab sich relativ konsistent ein Bild der Stabilisierung des Warenaußenhandels. Im Februar wurde im Durchschnitt ein Anstieg der realen Warenexporte von 2,7 % für Dezember 2023 und Jänner 2024 prognostiziert. Für die nominellen Warenexporte betrug der durchschnittliche Anstieg laut Nowcast 3,2 % (im Vergleich zur Vorjahresperiode). Bei den realen und nominellen Warenexporten setzte sich im selben Zeitraum ein sehr schwaches Bild fort.

In der Auswertung von März 2024 blieb das Gesamtbild des Warenaußenhandels sehr ähnlich. Im Durchschnitt signalisierte der FIW Trade Indicator für die Monate Dezember, Jänner und Februar einen Anstieg der realen und nominellen Warenexporte von 3,9 % bzw. 3,4 %. Für die realen und nominellen Warenimporte wurden Rückgänge von durchschnittlich 6,9 % bzw. 11,0 % prognostiziert.

Im letzten Monat der Testphase (April 2024) gab es ein erneutes Signal von Schwäche bei den Warenexporten. Im Durchschnitt der Monate Jänner bis März 2024 zeigte der Indikator für die realen und nominellen Warenexporte Werte von -1,7 % bzw. -2,7 %. Solche Schwankungen im Vergleich zu den vorangegangenen Nowcasts sind zwar überraschend, aber nicht außergewöhnlich. Die zugrundeliegenden nichtbereinigten Zeitreihen unterliegen teilweise starken Revisionen. Es empfiehlt sich, aufgrund der generell starken monatlichen Schwankungen Durchschnittswerte über zwei bis drei Nowcast-Monate zu betrachten, um zugrundeliegende Trends besser erkennen zu können. Um ein möglichst gutes Bild der Entwicklung der Außenwirtschaft zu bekommen, empfiehlt es sich auch, sowohl die Schwankungen gegenüber den Vergleichsmonaten im Vorjahr als auch gegenüber dem jeweils letzten Monat zu analysieren, da die Vorjahresbasis abnormalen Schwankungen unterliegen kann. Insbesondere nach der Coronapandemie haben Basiseffekte die Interpretation von wirtschaftlichen Kennzahlen oft verkompliziert.

Tabelle 5: Erste Schätzungen des FIW Trade Indicator (in %, yoy)

	07/2023	08/2023	09/2023	10/2023	11/2023	12/2023	01/2024	02/2024	03/2024	Modell
<i>Reale Exporte:</i>										
Oktober	2.7	2.3	2.9							BE
Dezember			1.3	0.6	0.8					BE
Jänner					-0.5	-4.5				BE
Februar						2.6	2.8			DFM
März						2.6	2.9	4.8		DFM
April							-2.6	1.5	-4.0	DFM
<i>Reale Importe:</i>										
Oktober	1.0	-0.5	-1.9							BE
Dezember			-9.1	-6.2	-7.9					BE
Jänner					-8.2	-12.2				BE
Februar						-5.8	-9.6			DFM
März						-5.8	-9.2	-5.6		DFM
April							-12.6	-8.3	-8.2	DFM
<i>Nominelle Exporte:</i>										
Oktober	2.7	1.4	2.2							BE
Dezember			0.3	-0.2	0.1					BE
Jänner					-0.8	-4.7				BE
Februar						3.4	2.9			DFM
März						3.5	3.1	5.0		DFM
April							-3.5	0.1	-4.6	DFM
<i>Nominelle Importe:</i>										
Oktober	-1.7	-4.3	-8.6							BE
Dezember			-14.4	-12.0	-13.8					BE
Jänner					-13.4	-17.2				BE
Februar						-10.7	-14.3			DFM
März						-13.2	-8.9	-11.0		DFM
April							-16.9	-12.2	-11.4	DFM

5 Schlussfolgerungen

Die Beobachtung des Außenhandels hängt von zeitnahen Daten ab, wird aber durch eine äußerst lückenhafte Datenlage erschwert. Gerade für die kleine, offene Volkswirtschaft Österreich spielen die Exporte eine wichtige Rolle bei der Einschätzung der aktuellen gesamtwirtschaftlichen Dynamik. Exporte und Importe lagen im Jahr 2023 bei jeweils rund 50 % des Bruttoinlandsprodukts. Eine zeitnahe Einschätzung der Entwicklung ist oft nicht möglich bzw. abhängig von Daten, die sich auf die Vergangenheit beziehen. Die Export- und Importdaten der volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung liegen maximal auf Quartalsfrequenz vor und werden mit beträchtlicher Zeitverzögerung veröffentlicht. Auch die Daten der Außenhandelsstatistik liegen der Öffentlichkeit erst mit beträchtlicher Verzögerung vor.

Der vom IHS entwickelte FIW Trade Indicator trägt dazu bei, die beschriebene Informationslücke zu schließen und ermöglicht eine schnellere Beobachtung der Entwicklung des Außenhandels. Er ergänzt somit ein lückenhaftes Bild, kann es aber nicht alleine zeichnen. Schon aufgrund der hohen monatlichen Schwankungen ist es ratsam, die gesamte Fülle der zur Verfügung stehenden Konjunkturindikatoren für den internationalen Handel der österreichischen Volkswirtschaft zu verfolgen. Der FIW Trade Indicator verdichtet Informationen über die Entwicklung des Warenaußenhandels, die einerseits der Transportsektor aufgrund seiner engen Verknüpfung mit dem Warenaußenhandel liefern kann und die andererseits in den heimischen und internationalen Umfragen enthalten sind. Durch die frühzeitige monatliche Veröffentlichung ist der FIW Trade Indicator eine der am frühesten verfügbaren Kennzahlen, die man regelmäßig verfolgen kann, um eine Bild über die Entwicklung des österreichischen Warenaußenhandels zu bekommen.

6 Verzeichnisse

6.1 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Transformation der Zielvariablen.....	8
--	---

6.2 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Reale Warenexporte (RMSE-Werte)	17
Tabelle 2: Reale Warenimporte (RMSE-Werte).....	18
Tabelle 3: Nominelle Warenexporte (RMSE-Werte).....	19
Tabelle 4: Nominelle Warenimporte (RMSE-Werte)	20
Tabelle 5: Erste Schätzungen des FIW Trade Indicator (in %, yoy)	23
Tabelle 6: Deskriptive Statistiken der Variablen	30

6.3 Literaturverzeichnis

- Aprigliano, V. (2020): A large Bayesian VAR with a block-specific shrinkage: A forecasting application for Italian industrial production, *Journal of Forecasting* 39 (8), 1291–1304
- Askatas, N. und K. Zimmermann (2011): The Toll Index: Innovation-based Economic Telemetry, IZA Policy Paper No. 31
- Askatas, N. und K. Zimmermann (2013): Nowcasting Business Cycles Using Toll Data, *Journal of Forecasting* 32 (4), 299–306
- Baffigi, A., Golinell, R. und G. Parigi (2004): Bridge models to forecast the Euro Area GDP, *International Journal of Forecasting* 30 (3), 447–460
- Banbura, M., Giannone D., Modugno, M. und L. Reichlin (2013): Now-casting and the real-time data flow, *Handbook of Economic Forecasting* 2, 195–237
- Chow, G und A. Lin (1971): Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series, *Review of Economics and Statistics* 53, 372–375
- Dauphin, J. F., Dybczak, K., Maneely, M., Taheri Sanjani, M., Suphaphiphat, N., Wang, Y., und H. Zhang (2022). Nowcasting GDP – A Scalable Approach Using DFM, Machine Learning and Novel Data, Applied to European Economies, IMF Working Paper 2022/52, International Monetary Fund
- Döhrn, R. (2011): Die Mautstatistik: keine "Wunderwaffe" für die Konjunkturanalyse, *Wirtschaftsdienst* 2011, Heft 12, 863–868
- Döhrn, R. (2013): Transportation Data as a Tool for Nowcasting Economic Activity - The German Road Pricing System as an Example, *Ruhr Economic Papers*, #395
- Fenz, G. und M. Schneider (2009): Ein Exportfrühindikator für Österreich auf Basis der Lkw-Fahrleistung, *Geldpolitik & Wirtschaft* Q1/09, OeNB
- Giannone, D., Reichlin, L., und D. Small (2008): Nowcasting. The realtime informational content of macroeconomic data, *Journal of Monetary Economics* 55 (4), 665–676
- Lehman, R. (2021): Forecasting exports across Europe: What are the superior survey indicators? *Empirical Economics* 60, 2429–2453
- Stamer, V. (2024): Thinking outside the container: A sparse partial least squares approach to forecasting trade flows, *International Journal of Forecasting*, im Erscheinen

Stock, J. und M. Watson (2016): Dynamic Factor Models, Factor Augmented Vector Autoregressions, and Structural Vector Autoregressions in Macroeconomics, Chapter 8 in Handbook of Macroeconomics, Volume 2A, 425–525

7 Anhang

7.1 Anhang: Daten

Tabelle 6: Deskriptive Statistiken der Variablen

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Total goods exports, nominal	150	.341	3.964	-18.548	9.754
Total goods imports, nominal	150	.288	3.956	-19.666	9.531
Total goods exports, real	150	.213	3.853	-17.794	9.35
Total goods imports, real	150	.167	2.668	-18.018	10.982
Rail Freight Transport	152	.007	3.577	-23.686	7.764
Truck mileage in DE	152	.106	2.998	-15.225	8.16
Truck mileage in AT	152	.143	3.258	-16.436	14.005
RWI Container Throughput	151	.232	1.568	-7.239	6.057
Air freight, vienna airport	151	-.221	5.155	-36.21	15.869
Passenger volume, vienna airport	147	2.007	20.185	-91.458	115.607
Electricity consumption AT	152	-.027	3.219	-8.424	15.246
Goods ships on Danube AT	152	-.197	20.13	-106.067	113.536
Passenger ships on Danube AT	138	-1.256	35.763	-368.783	136.697
PMI index	152	-.136	2.278	-14.17	8.837
PMI component: Output	152	-.12	3.787	-25.335	19.27
PMI component: New orders	152	-.197	3.832	-21.988	16.057
PMI component: Employment	152	-.111	2.194	-9.403	7.736
PMI component: Suppliers' delive	152	.118	3.383	-15.221	15.044
PMI component: Stocks of purchas	152	-.071	2.077	-5.017	5.134
Confidence Index	152	-.111	2.528	-20.298	7.651
Production trend, weighted	152	-.17	5.542	-37.734	22.028
Assess of order-book, weighted	152	-.119	3.231	-21.13	8.725
Assess of export order, weighted	152	-.118	2.872	-19.644	7.623
Assess of stocks, weighted	152	.086	1.392	-4.629	6.544
Production expectations, weighte	152	-.129	5.22	-33.24	30.551
Selling price expectations, weig	152	-.068	2.808	-8.638	8.429
Employment expectations, weighte	152	-.074	2.189	-14.764	4.984

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Gesamtwirtschaft - Klima	152	-.141	3.983	-35.582	15.03
Gesamtwirtschaft - aktuelle Lage	152	-.139	4.304	-38.728	16.686
Gesamtwirtschaft - Erwartungen	152	-.142	4.269	-32.463	16.363
Sachguetererzeugung - Auftragsbestaende	152	-.148	3.425	-23.19	10.81
Herstellung Vorprodukte - Auftragsbestände (AB)	152	-.216	4.01	-18.31	14.35
Herstellung Investitionsgueter - AB	152	-.072	4.377	-20.78	12.18
Herstellung dauerhafte Konsumgueter - AB	152	-.137	7.476	-37.74	21.43
Herstellung nicht dauerh. Konsumg. - AB	152	-.118	6.538	-31.38	17.9
Herstellung Nahrungsmittel - AB	152	-.041	8.895	-38.36	21.55
Herstellung Kraftfahrzeuge - AB	152	.027	15.957	-38.42	35.51
Herstellung Konsumgueter - AB	152	-.123	5.616	-33.52	15.67
Sachguetererzeugung - Klima	152	-.219	3.699	-27.095	15.672
Herstellung Vorprodukte - Klima	152	-.276	3.931	-22.261	19.333
Herstellung Investitionsgueter - Klima	152	-.185	4.542	-28.564	12.855
Herstellung dauerh. Konsumgueter - Klima	152	-.217	6.864	-40.432	18.065
Herstellung nicht dauerh. Konsumg. - Klima	152	-.13	5.432	-30.949	18.538
Herstellung Nahrungsmittel - Klima	152	-.028	6.628	-35.184	16.483
Herstellung Kraftfahrzeuge - Klima	152	-.255	12.419	-48.213	30.777
Herstellung Konsumgueter - Klima	152	-.157	5.046	-33.864	15.412
Sachguetererzeugung - Erwartungen	152	-.226	4.403	-29.657	13.907
Herstellung Vorprodukten - Erwartungen	152	-.27	4.44	-24.944	16.746
Herstellung Investitionsg. - Erwartungen	152	-.238	5.594	-31.493	14.473
Herstellung dauerh. Konsumg. - Erwart.	152	-.234	8.654	-43.069	29.591
Herstellung nicht dauerh. Konsumg. - Erw.	152	-.096	6.072	-32.833	20.058
Herstellung Nahrungsmittel - Erwartungen	152	-.01	7.698	-32.993	24.073
Herstellung Kraftfahrzeuge - Erwartungen	152	-.261	14.632	-44.489	37.646
Herstellung Konsumgueter - Erwartungen	152	-.141	5.942	-36.015	19.861
Bau - AB	152	.035	3.517	-20.83	8.82
Bau - Klima	152	-.034	4.397	-33.418	12.357

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Bau - Lage	152	-.045	6.247	-48.866	14.573
AT Economic Sentiment Indicator	152	-.179	4.427	-36.2	11.1
IT Economic Sentiment Indicator	150	.114	3.307	-19.2	12.2
FR Economic Sentiment Indicator	152	-.073	4.034	-35.9	12.5
NL Economic Sentiment Indicator	152	-.072	3.841	-38	11.3
CZ Economic Sentiment Indicator	152	-.091	4.339	-34.8	19.9
HN Economic Sentiment Indicator	152	-.043	3.929	-33.7	9.6
AT Industrial Confidence Indicat	152	-.139	3.45	-23.3	8
CZ Industrial Confidence Indicat	152	-.179	4.193	-25.5	27.5
FR Industrial Confidence Indicat	152	-.075	3.977	-33.6	15.2
IT Industrial Confidence Indicat	150	.04	1.972	-11.2	6.6
HN Industrial Confidence Indicat	152	-.068	4.244	-27.1	12.3
CZ Order Books	152	-.193	4.364	-20.2	28.2
FR Order Books	152	-.082	4.743	-35.8	11.4
IT Order Books	150	.253	2.521	-6.7	8.5
HN Order Books	152	-.138	7.242	-24.5	18.2
AT Order Books	152	-.154	4.861	-28.6	12.1
IFO Business Climate DE	152	-.283	4.733	-28.372	11.799
IFO Current Situation DE	152	-.236	4.744	-29.2	10.7
IFO Expectations DE	152	-.329	6.598	-42.991	28.262
HWWI Total EA Price Index	152	.094	8.859	-45.022	33.942
HWWI Total ex Energy EA Price In	152	.038	3.134	-8.252	9.244