

Online appendix Nauta et al. (2026)

Bayesiaans vector-autoregressiemodel (BVAR)

We gebruiken een structureel bayesiaans vector-autoregressiemodel (BVAR) om een energieschok van vijftig procent op de productie in bepaalde Nederlandse industriële sectoren te schatten, één sector tegelijk. Het raamwerk maakt gebruik van Minnesota-priors ($\lambda_1 = 0,2$, $\lambda_2 = 0,5$) op de vertraagde coëfficiënten en introduceert LKJ Cholesky-priors ($\eta = 2,0$) voor de foutstructuur. Er zijn drie maandelijks reeksen in elke analyse: een maatstaf voor energieprijzen afhankelijk van de sector, ofwel gasprijzen op basis van de Title Transfer Facility (TTF) of olieprijzen op basis van Brent ruwe olie; de sectorreeks zelf; en een proxy voor de wereldwijde economische activiteit die probeert de reële, wereldwijde vraag te meten (Kilian, 2009). Sectorproductie wordt gemeten op een index met 2021 = 100; olie werd gemeten in Amerikaanse dollars per vat, TTF in Amerikaanse dollars per miljoen Britse thermische eenheden; terwijl olieprijzen op basis van Brent ruwe olie een index is. De sector- en energiegegevens werden omgezet naar percentages, terwijl we zowel olieprijzen op basis van Brent ruwe olie in niveaus als in eerste-differentievorm hebben getest, waarbij we uiteindelijk kozen voor de eerste-differentievorm om beter aan te sluiten bij de andere gegevens. De in de analyse gebruikte gegevens beginnen in 2006 en eindigen in januari 2026. Ten slotte werden de gegevens gestandaardiseerd. Priors werden visueel getest en bleken de historische gegevens gemakkelijk te bevatten; kortom, de priors zijn zwak informatief.

Enkelvoudige Ljung-Box-tests werden gebruikt om residuele correlaties te testen. Voor olieprijzen op basis van Brent ruwe olie en elk van de sectoren slaagden Ljung-Box-tests er niet in de nulhypothese van nul-autocorrelatie te verwerpen; zowel olie als gas werden echter als grensgevallen beschouwd. Het model is goed gespecificeerd voor de kortetermijndynamiek die relevant is voor onze impuls-responsanalyse. Chow-tests vonden significante structurele breuken op 2020K3 (corona-lockdowns) en 2022 (Russische invasie/energiecrisis), maar geen significante breuk in 2016. Dit suggereert dat de systeembrede structurele verandering werd veroorzaakt door deze twee verstoringen en niet door de energiemarktverandering van 2016. Multivariate Ljung-Box-tests werden gebruikt om de significantie van VAR-residuen te testen. Hoewel univariate diagnostiek van de residuen acceptabel was op de korte horizonnen die in onze analyse worden gebruikt, suggereren multivariate tests dat er resterende cross-

vergelijkingsafhankelijkheid bestaat, waarschijnlijk toe te schrijven aan de buitengewone volatiliteit van de energiecrisisperiode 2021–2022. Dit versterkte onze keuze voor 2020 als regimebreuk – het model gedraagt zich anders aan weerszijden van die datum, zoals bevestigd door de Chow-test.

Wat betreft identificatie was onze Cholesky-ordening als volgt: een energieschok treedt eerst op, gevolgd door een BBP-schok en een industrieschok. Deze ordening was gebaseerd op onze wens om de effecten van een energieaanbodschok op sectorproductie te modelleren. Meer specifiek wordt aangenomen dat energieprijzen gelijktijdig exogeen zijn ten opzichte van wereldwijde activiteit en sectorproductie, terwijl beide laatstgenoemde kunnen reageren op energieschokken binnen dezelfde periode. In sommige gevallen selecteerden we alleen die posterior-trekkingen waarbij sprake was van een daling van het BBP, om te voorkomen dat vraagzijde-effecten op sectorproductie onze analyse zouden beïnvloeden. Onze resultaten werden echter niet significant beïnvloed door dit filter, mede omdat de BBP-reeks vraagzijde-effecten uitfiltert zoals het is ontworpen om te doen.

We hebben verschillende modellen getest op convergentie en overfitting. R-hat gaf aan dat de MCMC-ketens (*Markov Chain Monte Carlo*) convergeerden naar dezelfde verdeling, dat wil zeggen ze lagen dicht bij één; de effectieve steekproefomvang (ESS) gaf aan dat autocorrelatie geen probleem was en, ten slotte, de divergenties waren zoals gewenst nagenoeg nul. Voor overfitting toonden verschillende train/test-opsplitsingen aan dat de beschouwde modellen niet overfitten. Na vergelijking van verschillende vertragingen tot 12 met behulp van een LOO-benadering (*leave-one-out*) op onze stationaire gegevens, besloten we tot een conservatieve *vertraging* van 4 om problemen als gevolg van overfitting te vermijden. Bovendien was onze keuze voor de Minnesota-prior ingegeven door de zorg voor overfitting. Het aantal trekkingen bedraagt 16.000, met vier ketens en 4.000 trekkingen na het verwijderen van 2.000 inregelstappen. De sampler is de No-U-Turn Sampler (NUTS).

We waren ook geïnteresseerd in de vraag of we veranderingen in elasticiteit in verschillende perioden konden vaststellen. We modelleerden die veranderingen met behulp van dummyvariabelen voor de jaren 2016 en 2022. We modelleerden dit door een 'delta' toe te voegen aan de lag-coëfficiënten met een Normal-prior gecentreerd op nul, wat betekent dat de prior-aanname geen structurele verandering was. We kozen die twee jaren omdat in de energie-economische literatuur het jaar 2016 min of meer

wordt beschouwd als het laatste ‘normale’ jaar, terwijl 2022 het laatste jaar is voordat de Oekraïneoorlog de Europese energieprijzen verstoort.

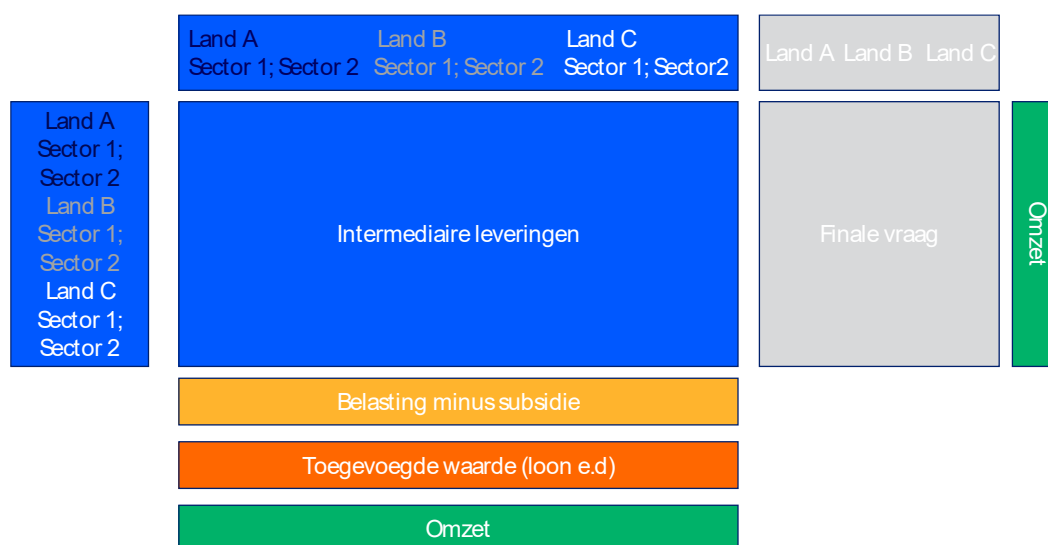
Leontief-model

Voor de doorrekening van waardeketen-prijseffecten gebruiken we de FIGARO-modellen van Eurostat voor het jaar 2023 (FIGARO, 2023). We gebruiken data van 50 landen met ieder 64 sectoren, dus een totaal van $n = 3.200$ sectoren.

Figuur A.1 is een stilistische weergave van een input-outputtabel. De rijen laten zien waaraan een sector zijn producten levert. Dit kan aan andere sectoren zijn of aan eindgebruikers in verschillende landen (opgedeeld in onder andere consumptie door huishoudens, overheidsconsumptie, investeringen en voorraden). Bij elkaar opgeteld levert dit de omzet van een sector op.

De kolommen laten zien welke halffabricaten of diensten een sector gebruikt om zijn producten te maken. Ook staat hier de toegevoegde waarde, de waarde die een sector toevoegt door het gebruik van arbeid en kapitaal. Hierbij wordt vervolgens de balans van belastingen minus subsidies opgeteld om zo ook hier op de omzet van een sector uit te komen. De tabellen zijn beschikbaar in lopende prijzen. Om structurele veranderingen te onderscheiden van prijseffecten passen we deflatie toe, wat we later in deze appendix verder toelichten.

Figuur A.1: Schematische weergave van een input-outputtabel



Bron: OECD, bewerking Rabobank 2026

De matrix van intermediaire leveringen is vierkant en de cel z_{ij} geeft de levering van sector i aan sector j aan. Een sector i maakt output x_j . Lees je de rij van sector i , dan zie je de afzet: waar gaat de output heen? Lees je de kolom van sector j , dan zie je de inkoop: welke inputs koopt j ? Het is hetzelfde getal, twee keer gelezen, wat in veel van de berekeningen die volgen van pas komt.

De totale output van sector i wordt verdeeld over leveringen z_{ij} aan andere sectoren en de finale vraag f_i (private consumptie, overheidsconsumptie, investeringen, voorraden). De rij-balans is:

$$x_i = z_{i1} + z_{i2} + \dots + z_{in} + f_i \quad (1)$$

Vanuit het kolom-perspectief koopt sector j inputs (halffabricaten en diensten) uit andere sectoren $i = 1, 2, \dots, n$, en voegt zelf waarde v_j (lonen, winst) toe:

$$x_j = z_{1j} + z_{2j} + \dots + z_{nj} + v_j \quad (2)$$

Een belangrijke aanname voor de berekeningen die volgen is dat de productietechnologie van alle sectoren vast ligt. Als sector j meer produceert, koopt die proportioneel meer van elke input in. Het aandeel van input i in de output van j is dus een constante, *de technische coëfficiënt*:

$$a_{ij} = \frac{z_{ij}}{x_j}, \quad z_{ij} = a_{ij} \cdot x_j$$

We substitueren dit in de rij-balans (1), de levering van sector i is nu een vast aandeel in het outputniveau van sector j :

$$x_i = a_{i1} \cdot x_1 + a_{i2} \cdot x_2 + \dots + a_{in} \cdot x_n + f_i \quad (3)$$

Dit geldt voor iedere sector, dus we krijgen n vergelijkingen met n onbekenden. We definiëren de volgende matrices:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad f = \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix}$$

Het systeem kan dan worden weergegeven in de matrix-notatie:

$$X = Ax + f$$

Deze kunnen we als volgt oplossen voor x :

$$\begin{aligned} x - Ax &= f \\ (I - A)x &= f \\ x &= (I - A)^{-1}f \end{aligned}$$

Hierbij is I de $n \times n$ identiteitsmatrix.

De matrix $L = (I - A)^{-1}$ is de Leontief-inverse. Element l_{ij} geeft de totale output die sector i moet leveren per euro finale vraag naar j . Dit totaal omvat de directe inkoop (a_{ij}) plus alle indirecte rondes door de toeleveringsketen. Per Nederlandse sector j extraheren we de rijen van de geanalyseerde sectoren.

Deflatie

De tabellen 4a en 4b zijn in lopende prijzen. Vergelijking van volumes over de tijd vereist deflatie, zodat veranderingen in A reële structurele verschuivingen weerspiegelen. De deflatie is rij-gebaseerd: rij i wordt gedeeld door de producentenprijsindex van sector i , omdat z_{ij} geprijsd is tegen de outputprijs van i . We hanteren een hiërarchie van deflatorbronnen per land en sector:

1. **EU/EER-landen:** Eurostat binnenlandse PPI en dienstensector-PPI
2. **VS:** BLS PPI (NAICS)
3. **Overige landen:** nationale PPI-bronnen
4. **CPI per COICOP:** consumentenzijde-proxy bij ontbrekende PPI
5. **BBP-deflator:** laatste terugvaloptie

Bij ontbrekende sectordata voor niet-EU-landen gebruiken we de EU-sectordeflator, geschaald met de verhouding nationale/EU-BBP-deflator. Voor de rest van de wereld (FIGW1) gebruiken we de EU-sectordeflator, geschaald met de Wereldbank-deflator voor lage- en middeninkomenslanden.

Eigenvector centrality

Er zijn verschillende manieren om de centraliteit van een sector te meten. Voor deze analyse hebben wij gekeken naar de *eigenvector centrality* berekend door de NetworkX package van Python (NetworkX, 2026).

De eigenvector centrality kijkt naar het belang van de sectoren waarmee een sector in verbinding staat. Staat een sector met belangrijke sectoren in verbinding, dan krijgt deze sector een hogere score. Je kunt het principe bijvoorbeeld ook toepassen op acteurs. Als een acteur veel interactie heeft met twee bekende regisseurs, dan krijgt deze acteur een hogere eigenvector centrality dan de acteur die veel interactie heeft met twintig figuranten. Ook al is het aantal interacties van de laatstgenoemde acteur hoger. Wij hebben gekeken naar vier verschillende varianten: inclusief en exclusief intra-sectorale leveringen (self-loops) en vanuit de afnemers- en leverancierskant, waarbij laatstgenoemde wordt aangeduid als 'reversed'. In tabel A.1 staat het overzicht van deze rankings voor de chemische industrie.

Tabel A.1. Overzicht ranking chemische industrie eigenvector centrality (EC)

<i>Overzicht rank chemische industrie</i>		
EC	2021	11
	2022	12
	2023	11
	2024	14
EC including self-loops	2021	5
	2022	4
	2023	3
	2024	7

EC reversed	2021	32
	2022	31
	2023	19
	2024	27
EC reversed including self-loop	2021	13
	2022	13
	2023	8
	2024	14

Beperkingen in analysemogelijkheden

Hoewel een netwerkanalyse veel informatie bevat over de afhankelijkheden van sectoren onderling, zijn er ook tekortkomingen waarmee we rekening moeten houden. Zo is deze analyse gebaseerd op een sectorniveau van de tweecijferige Standaard Bedrijfsintellingscodes (SBI). Met deze codes worden in de Nederlandse economie 81 sectoren onderscheiden. De input-outputdata die het CBS beschikbaar heeft, is op het niveau van die hoofdsectoren. Het is echter mogelijk dat een bepaalde deelsector in bijvoorbeeld de chemie – een sector die nu erg centraal staat – minder centraal staat dan een bepaalde deelsector in de papierindustrie, die nu minder centraal staat. Daarnaast zien we alleen de stromen tussen de sectoren in waardes en weten we niet precies om wat voor soort goederen of diensten het gaat. Als een bepaald onderdeel erg cruciaal is voor een sector, maar laag in waarde, dan zien we dat niet terug in deze data en wordt de onderlinge afhankelijkheid onderschat. Ook bekijken we de onderlinge stromen tussen bedrijven en niet van bedrijven naar consumenten. Verder zien we alleen de stromen tussen Nederlandse bedrijven en niet die van bedrijven uit het buitenland. Tot slot geeft een netwerkanalyse geen inzichten over substitutiemogelijkheden.

Alternatieve methodes

Er zijn verschillende andere manieren om de centraliteit van een sector te bepalen. De PageRank (2026) (gebruikt bijvoorbeeld door Google) en de Article Rank (2026) zijn twee varianten van de eigenvector-methode. We kiezen voor de meest algemene

meetmethode in plaats van een variant daarop. De PageRank en de Article Rank geven ongeveer dezelfde uitslag als de eigenvector centrality.

Daarnaast zijn er bijvoorbeeld ook nog de Degree Centrality (2026) en de Betweenness Centrality (2026). De Betweenness Centrality valt voor ons af, omdat deze geen rekening houdt met het gewicht van de verbinding tussen sectoren. De Degree Centrality kijkt naar het aantal inkomende of uitgaande (of beide) verbindingen en het gewicht van deze verbindingen. Maar deze methode houdt geen rekening met het belang van de sector waarmee het in verbinding staat. De eigenvector centrality doet dat wel en daarom gebruiken we deze methode.

Literatuur

Article Rank (2026) *Article Rank*. Te vinden op neo4j.com.

Betweenness Centrality (2026) *Betweenness Centrality*. Te vinden op neo4j.com.

Degree Centrality (2026) *Degree Centrality*. Te vinden op neo4j.com.

FIGARO (2023) *FIGARO tables: EU inter-country supply, use, and input-output tables*. Te vinden op ec.europa.eu.

Kilian, L. (2009) Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *The American Economic Review*, 99(3), 1053–1069.

NetworkX (2026) *Eigenvector_centrality_numpy*. NetworkX 3.6.1 documentation. Te vinden op networkx.org.

PageRank (2026) *PageRank*. Te vinden op neo4j.com.