



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M.FANNO"

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

"Shock di incertezza finanziaria e output globale: una verifica empirica"

RELATORE:

CH.MO PROF. Castelnuovo Efre

LAUREANDO: Favaro Francesco

MATRICOLA N. 1160991

ANNO ACCADEMICO 2020 – 2021

Indice

Introduzione	3
I protagonisti di questa analisi	4
L'incertezza finanziaria.....	4
La produzione industriale globale.....	5
L'analisi VAR	6
Costruzione del modello	6
La funzione di risposta d'impulso.....	7
Decomposizione della varianza	10
Ulteriori dettagli sul VAR.....	12
Conclusione	15
Bibliografia	16
Appendice	17

Introduzione

L'idea alla base di questa tesi è comprendere meglio come la produzione industriale globale reagisca ad uno shock di incertezza finanziaria, attraverso un'analisi effettuata con un modello autoregressivo vettoriale (VAR). Intuitivamente, come si è avuto modo di osservare anche durante l'attuale situazione pandemica causata dal COVID-19, a shock di incertezza finanziaria globale corrisponde una minore produzione industriale mondiale. In questa sede se ne offrirà una verifica empirica, poiché gli shock sono variazioni rapide ed intense di grandezze fisiche e si notano e comprendono meglio studiando i dati, e pertanto partendo appunto dai dati si svilupperà questo elaborato.

Si osserveranno, grazie alla funzione di risposta d'impulso, gli effetti di *global financial uncertainty shock* sulle variabili prese in esame. Queste saranno shock di domanda e offerta del petrolio, shock di politica monetaria e output industriale globale. Con GFU shock viene identificata una combinazione di restrizioni descrittive, di segno, di rapporto e di correlazione (come definito in Caggiano e Castelnuovo (2020)), e questa stima verrà utilizzata come valore per gli shock di incertezza finanziaria.

In seguito, per mezzo di una tabella con i risultati della *forecast error decomposition* della varianza delle diverse variabili si andrà ad analizzare quanto ognuna delle suddette variabili incida sulla world industrial production.

I dati su cui sono stati effettuate le verifiche dello shock di domanda e offerta del petrolio, così come quelli sulla produzione industriale globale provengono dalle stime di Baumeister, C. and J.D. Hamilton, in "*Structural Interpretation of Vector Autoregressions with Incomplete Identification: Revisiting the Role of Oil Supply and Demand Shocks*". I dati sugli shock economici sono di Silvia Miranda Agrippino (Miranda-Agrippino & Rey, 2020). Infine, i dati sulla world industrial production sono forniti dall'OECD.

Per ottenere i risultati sotto esposti è stato utilizzato il pacchetto statistico E-Views, strumento che fornisce accesso a validi strumenti statistici, modelli, serie storiche e previsioni.

I protagonisti di questa analisi

L'incertezza finanziaria

Come insegna la macroeconomia, “minor pessimismo circa il futuro può condurre ad un aumento del livello [...] di produzione” (Blanchard, et al., 2010). Di riflesso, ad un maggior pessimismo, causato in questo caso da una situazione di globale incertezza finanziaria, sarà accompagnata, si vedrà, una diminuzione del volume di produzione.

Che cosa influenza le variazioni di incertezza? Eventi negativi, che saranno espliciti anche più sotto, quali shock del prezzo del petrolio, attacchi terroristici e guerre sembrano in grado di incrementare il livello di incertezza. Si veda, al riguardo, (Bloom, 2009), dove sono analizzati 17 shock di incertezza dal 1962 al 2008, basati su variazioni nella volatilità del mercato azionario. Di questi, solo uno era scollegato da notizie negative, quelle cioè che riducono la crescita attesa.

Un paio di domande a questo punto possono nascere spontanee: un aumento dell'incertezza è problematico per il sistema economico? Perché un incremento in questa direzione porta ad una diminuzione di produzione? La letteratura teorica enfatizza alcuni canali negativi attraverso i quali l'incertezza possa influenzare la crescita, ma ne evidenzia anche due positivi (Bloom, 2014).

Partendo dai canali teorici negativi, uno è il risparmio precauzionale (*precautionary saving*) dei consumatori. Secondo questo intuitivo canale, a parità di altre condizioni, un aumento della varianza del reddito futuro atteso può portare ad una riduzione del consumo corrente, per permettere agli agenti del sistema economico di risparmiare per i *rainy days*. Con questi si intende periodi futuri in cui una possibile riduzione del reddito da lavoro porta ad una maggiore difficoltà a mantenere il consumo al livello desiderato dagli agenti. Questa riduzione dei consumi comporta perciò una contrazione dell'economia nel breve periodo, sebbene nel lungo termine gli effetti siano meno chiari (Bloom, 2014). Nella maggior parte delle economie aperte, parte di questo risparmio se ne va all'estero, riducendo la domanda interna. Si avrebbe così un effetto paralizzante sulla crescita di piccole nazioni con economie decisamente aperte a causa di questa fuga di moneta fuori dallo stato, secondo (Fernández-Villaverde, et al., 2011), in (Bloom, 2014).

Un altro canale di influenza negativo è il *wait-and-see*, per cui, in presenza di costi di installazione del capitale non reversibili, anche se solo parzialmente, le imprese riducono il livello di investimento in capitale produttivo, in attesa di maggiore profittabilità di tale investimento in futuro. L'incertezza, quindi, rende più caute le aziende nell'intraprendere

decisioni di investimento ed assunzione, che potrebbero rivelarsi scelte dispendiose da annullare in presenza di costi di aggiustamento (*ibidem*).

Infine, un ultimo canale negativo è quello della riduzione della liquidità in circolo nel sistema da parte delle imprese finanziarie. Queste riducono i prestiti ad imprese e famiglie, a causa del maggiore rischio in presenza di elevata incertezza, proprio mentre quest'ultime ne aumentano la domanda a scopo precauzionale. Grazie a questi tre canali è così possibile giustificare una previsione al ribasso dell'attività economica in situazioni ad alta incertezza, e questi stessi canali offrono a loro volta plausibili spiegazioni anche all'aumento dell'incertezza stessa.

D'altro canto, come detto prima, ci sono anche due meccanismi che potrebbero avere effetti positivi sulla crescita di lungo periodo. Sono infatti presenti, tra le altre cose, segnali che l'incertezza possa stimolare la ricerca e lo sviluppo, poiché aziende che si trovino di fronte ad un futuro più incerto, appaiono più disposte ad innovare (Bloom, 2014).

L'altro canale, chiamato Oi-Hartman-Abel effects, evidenzia la possibilità per le aziende di diventare amanti del rischio, se sono in grado di sfruttare buoni risultati e contratti per assicurarsi contro esiti negativi. Ad ogni modo, perché questa meccanica sia operativa, le aziende devono essere in grado di espandersi o contrarsi agevolmente in risposta a notizie positive o negative. Per questo, gli effetti Oi-Hartman-Abel non hanno una grande influenza sul breve periodo, ma le loro conseguenze sono invece visibili più distintamente nel medio e lungo termine.

La produzione industriale globale

Come spiega il sito dell'OECD, la produzione industriale si riferisce all'output degli stabilimenti industriali, comprendendo settori quali quello minerario, manifatturiero, elettricità, gas e vapore e climatizzazione (OECD, 2021). Come si misura questo indicatore? Attraverso un indice basato su un periodo di riferimento che esprime cambiamenti nel volume di produzione dell'output (*ibidem*).

Per l'analisi che segue sono stati considerati i dati dal luglio del 1992 al dicembre del 2010. Si è scelto di operare con dati mensili, in modo tale da offrire una frequenza sufficientemente elevata da garantirci un significativo aiuto nel distinguere tra shock di incertezza e shock finanziari di primo impatto (Caggiano & Castelnuovo, 2020). Sono pertanto compresi eventi quali la crisi del sistema monetario europeo (SME) del 1992, le crisi asiatica e russa del 1998, l'attacco terroristico dell'11 settembre 2001, la seconda guerra del Golfo nel 2003, i primi anni della crisi finanziaria globale del 2008 e la crisi greca del 2010. Tutti episodi noti di volatilità

finanziaria globale che corrispondono a picchi di GFU, come trovato in (Caggiano & Castelnuovo, 2020).

L'analisi VAR

Costruzione del modello

Prima di tutto: perché utilizzare un modello VAR? Per quattro compiti macroeconomici che il VAR svolge in ottima maniera: descrizione dei dati, inferenza strutturale, analisi delle policy e, soprattutto, previsioni.

Esistono tre differenti versioni di VAR. La prima è la forma ridotta. Questa forma esprime ogni variabile come una funzione lineare dei suoi propri valori passati (Stock & Watson, 2001). Non permette di fare analisi strutturali, come per esempio quelle basate su funzioni di risposta d'impulso, perché non affronta l'identificazione degli shock macroeconomici. Se le differenti variabili sono correlate tra loro, come è appunto usuale nei casi macroeconomici, anche i termini di errore saranno correlati nelle varie equazioni nella forma ridotta del modello (ibidem).

La seconda versione del VAR è quella ricorsiva. Questa forma include in maniera accorta alcuni valori simultanei come regressori in modo tale da costruire il termine di errore in ogni equazione regressiva tale che non sia correlato con l'errore delle equazioni precedenti. I risultati chiaramente dipendono quindi dall'ordine delle variabili: cambiarlo comporta variazioni nelle equazioni del modello, nei coefficienti e nei residui (ibidem).

Infine, c'è il VAR strutturale, il quale fa uso di teorie economiche per organizzare collegamenti simultanei tra le variabili. In questa forma sono necessarie quelle che Stock e Watson chiamano *identifying assumptions*, che permettono di interpretare causalmente le correlazioni (Stock & Watson, 2001). La forma strutturale è quella utilizzata in questo elaborato per ottenere i risultati di cui sotto, onde evitare il problema di correlazione tra i residui. È possibile accedere a questa forma del VAR approfittando della scomposizione di Cholesky, in modo tale da stimare in maniera corretta sia la funzione di risposta d'impulso che la decomposizione della varianza.

La funzione di risposta d'impulso

In ambito creazione di modelli macroeconomici, le funzioni di risposta d'impulso vengono utilizzate per analizzare come delle variabili endogene reagiscano agli shock, ovvero a degli impulsi esogeni, al momento stesso dello shock e nei periodi immediatamente successivi¹.

Ciò detto, entrando più nel dettaglio, la funzione di risposta d'impulso traccia la risposta dei valori correnti e futuri di ogni variabile per un aumento di un'unità nel valore corrente di uno degli errori del VAR, assumendo che questo errore ritorni a zero nei periodi seguenti e che tutti gli altri errori siano uguali a zero (Stock & Watson, 2001). Come si avrà modo di osservare, è quanto accade anche nel caso preso in esame. Sono inoltre indicate nei grafici le fasce a ± 1 standard error, per un intervallo di confidenza al 66% per ogni risposta d'impulso.

È stato scelto di costruire una funzione di risposta d'impulso, come detto, tipicamente calcolata per VAR ricorsivi e strutturali.

Stabilito quindi di operare con la forma strutturale, la forma ridotta del VAR è

$$Y = A(L)Y + \varepsilon$$

Per ottenere però un VAR in forma strutturale è necessario assumere che $\varepsilon = Bu$, dove u è il vettore degli shock strutturali, mentre B è la matrice che regola l'impatto di tali shocks sulle variabili endogene del VAR. È possibile osservare ciò sostituendo questa ultima espressione nel VAR. Si ottiene così la formula seguente:

$$Y = A(L)Y + Bu$$

Ora, per progredire da un VAR in forma ridotta ad uno strutturale, è necessario identificare i coefficienti della matrice B . Essendoci insufficienti informazioni per fare questo partendo dai dati, è necessario fare delle assunzioni, sia con il fine di combinare dati, che per recuperare la matrice B .

In questa sede si è presa come assunzione l'ipotesi di un'economia dalla struttura ricorsiva. Nel contesto così ottenuto, il primo shock del VAR ha un immediato impatto su tutte le altre variabili. Il secondo shock ha un impatto su tutte, ad esclusione della prima, che quindi non reagisce di impatto, nel periodo cioè dello shock. Il terzo, a sua volta, ha un impatto su tutte, tranne le prime due, e così via. Assunta quindi questa ricorsività, consistente con una B triangolare inferiore, cioè con elementi nulli al di sopra della diagonale principale, si può

¹ Per approfondire, si rimanda a (Lütkepohl, 2008).

procedere a recuperare la B come fattore di Cholesky della matrice di varianza-covarianza dei residui. Se ne ricava che

$$Y = A(L)Y + chol(\sigma_\varepsilon)u$$

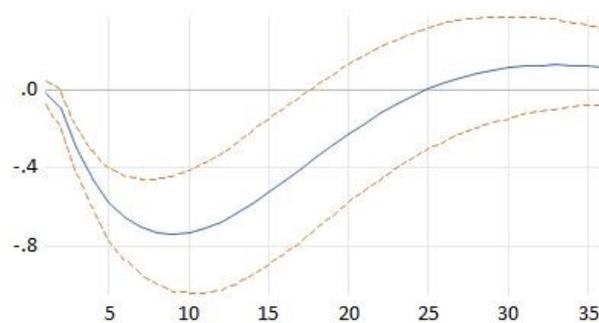
dove

$$B = chol(\sigma_\varepsilon)$$

Arrivati a questo punto, è ora possibile calcolare le funzioni di risposta d'impulso agli shock di interesse. Per riassumere, quindi, grazie a questa scomposizione e assumendo una struttura ricorsiva per l'economia, è possibile osservare attraverso l'output di una funzione di risposta d'impulso quanto l'indice GFU influenzi le altre variabili considerate.

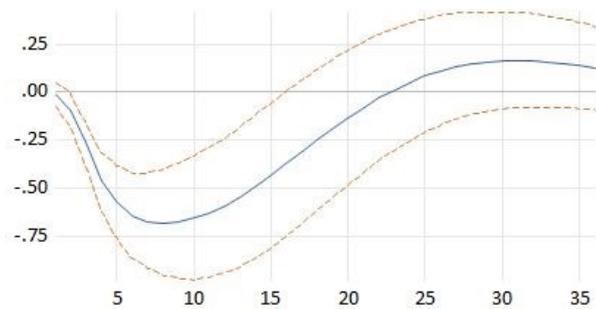
Per quanto riguarda ora la scelta del numero di ritardi, costruendo una funzione di risposta d'impulso con un numero di ritardi maggiore di due si ottengono i seguenti risultati.

Response of OECD_6NME_INDUSTRIAL_PRODUCTION to GFU



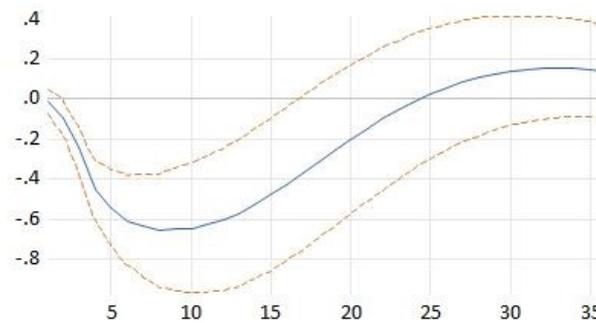
Per tre ritardi, la funzione di risposta della produzione industriale globale a shock di incertezza finanziaria ritorna a zero (e quindi a valori pre-shock) in un intervallo di tempo minore di 36 periodi, più precisamente a 25, quindi poco più di due anni.

Response of OECD_6NME_INDUSTRIAL_PRODUCTION to GFU



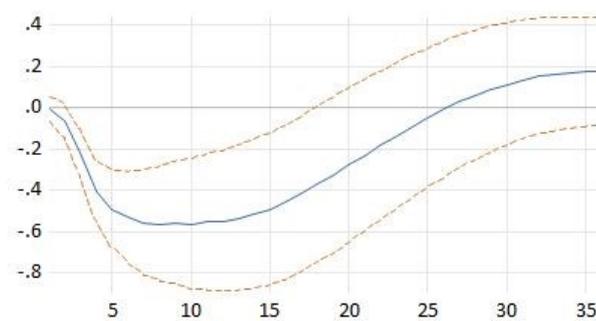
Se la scelta cade su quattro ritardi, si può osservare come la funzione ritorni a zero in un numero minore di periodi rispetto a quelli necessari con tre.

Response of OECD_6NME_INDUSTRIAL_PRODUCTION to GFU



Per cinque ritardi, il numero di periodi sufficienti diminuisce ulteriormente.

Response of OECD_6NME_INDUSTRIAL_PRODUCTION to GFU



In ultima istanza, per sei ritardi, contrariamente alla progressione di costante diminuzione finora osservata, i periodi necessari affinché la funzione ritorni a zero sono intorno al 26, addirittura maggiori a quelli visti nel primo caso, con tre ritardi.

La scelta è infine caduta sull'operare con una funzione con tre ritardi, come viene proposto da (Caggiano & Castelnuovo, 2020). Questa decisione è corroborata anche da un criterio statistico:

il test di Akaike. Infatti, osservando nella tabella sottostante, nella colonna AIC (criterio informativo di Akaike, appunto), il valore evidenziato per tre ritardi è il minore.

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: OIL_CONSUMPTION_DEMAND_SHOCKS OIL_SUPPLY_SH...
 Exogenous variables: C @TREND
 Date: 02/15/21 Time: 13:32
 Sample: 1992M07 2010M12
 Included observations: 214

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1978.019	NA	80.65941	18.57962	18.73691	18.64318
1	-1365.723	1184.535	0.333406	13.09087	13.64138*	13.31333*
2	-1324.489	77.84396	0.286607	12.93915	13.88288	13.32050
3	-1295.337	53.67376	0.275997*	12.90034*	14.23729	13.44059
4	-1279.778	27.91756	0.302051	12.98858	14.71876	13.68773
5	-1257.479	38.97172*	0.310738	13.01382	15.13722	13.87187
6	-1239.800	30.07043	0.334258	13.08225	15.59886	14.09918
7	-1228.474	18.73600	0.382203	13.21004	16.11988	14.38587
8	-1214.297	22.78900	0.426390	13.31119	16.61425	14.64592

Per questa analisi si è deciso, in conclusione, di lavorare con un numero di periodi pari a 36 mesi ed il VAR è stato stimato con un trend lineare. Come si vede dal grafico della risposta di impulso della *global financial uncertainty*, e come accennato poco sopra, già per un numero di periodi pari o superiore a 25 mesi la world industrial production ritorna a zero, e pertanto ai valori precedenti lo shock.

Decomposizione della varianza

	Oil demand shock	Oil supply shock	Monetary policy shock	GFU	WIP
Oil demand shock	90,60	0,13	0,92	5,37	2,98
Oil supply shock	10,07	71,84	2,52	10,08	5,50
Monetary policy shock	4,25	1,84	91,73	1,60	0,58
GFU	0,45	0,91	1,58	88,60	8,46
WIP	1,38	1,90	2,21	55,93	38,57

Nella tabella viene presentata la *variance decomposition of forecast errors*. Viene qui indicata la quantità di informazioni che ogni variabile apporta alle altre variabili nel modello autoregressivo; ossia quanta varianza dell'errore di previsione di ogni variabile possa essere spiegata da shock esogeni alle altre variabili in un definito orizzonte temporale, in questo caso 36 periodi. Come anticipato in precedenza, avendo utilizzato la forma strutturale del VAR si corregge la possibilità della correlazione dei residui.

Innanzitutto, spostandosi ora sul contenuto della tabella, è curioso osservare lo shock della domanda di petrolio. Essendo stimato già come shock, in linea teorica non dovrebbe essere a sua volta spiegato da altri shock. Eppure, come si evince dai dati della tabella, risulta comunque per almeno cinque punti percentuale (5.37%) spiegato da *global financial uncertainty shock*. La stessa cosa si può dire a sua volta per lo shock di offerta del petrolio ad un livello superiore, pari al 10.08%.

Dal grafico appare inoltre evidente come le due funzioni rispondano a shock di incertezza finanziaria nei primi tempi, per ritornare a valori pre-shock definitivamente al termine dei periodi considerati nell'analisi, intorno ai 36 mesi.

Per tornare ora al quesito iniziale: la produzione industriale globale è influenzata dagli shock di incertezza finanziaria?

Muovendosi con ordine, per quanto riguarda la varianza della produzione industriale globale, questa è spiegata in piccola parte da shock di domanda e offerta del petrolio (rispettivamente, l'1.38% e l'1.90%), e dagli shock delle politiche monetarie per una percentuale altrettanto piccola (il 2.21%). Al contrario di questi, però, gli shock di incertezza finanziaria spiegano una quota significativa della varianza, superiore alla metà: ben il 55.93%. Questo offre una risposta alla domanda posta all'inizio: shock di incertezza finanziaria influenzano la produzione industriale globale? I dati empirici confermano questa teoria, poiché più della metà della varianza della produzione industriale è spiegata da shock di incertezza finanziaria. Quanto trovato in questo elaborato si accorda quindi con le stime proposte in (Caggiano & Castelnuovo, 2020), secondo le quali la diminuzione di world industrial production sarebbe stata inferiore di una percentuale non indifferente (il 13%) nel periodo tra settembre 2008 e dicembre 2012 (anche se occorre precisare che questo periodo non è incluso nella sua totalità in questa tesi), se fossero stati assenti shock di incertezza finanziaria globale. Infine, la restante varianza è spiegata dalla stessa produzione industriale globale.

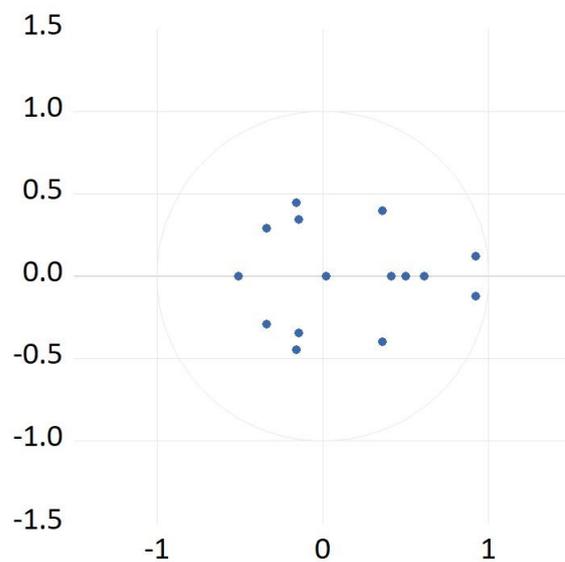
È ancora una volta interessante notare come la varianza del *forecast error* di ogni singola variabile sia spiegata dalla variabile stessa valori maggiori almeno del 70%, come nel caso degli shock di offerta del petrolio, per arrivare a picchi addirittura del 90%, come accade invece parlando degli shock di domanda di petrolio e di politiche monetarie, e con gli shock GFU leggermente al di sotto di tale soglia. L'unica vistosa eccezione è appunto la varianza del *forecast error* della produzione industriale globale, spiegata nemmeno al 40% dalla propria varianza. Questo perché, come visto, è spiegata per una maggiore percentuale da shock di GFU.

Ulteriori dettagli sul VAR

Attraverso il test della stazionarietà, possiamo valutare se la serie storica presa in esame sia stazionaria, ovvero asintoticamente stabile. Questo se le radici del suo polinomio caratteristico sono localizzate al di fuori del cerchio con raggio unitario. Se il VAR non fosse stabile, alcuni risultati, quali gli standard errors della risposta d'impulso, non sono validi (si veda (Lütkepohl, 1991)).

Nel caso di E-views, il software mostra l'inverso delle radici. Pertanto, se tutte le radici inverse si trovano all'interno del cerchio, in maniera equivalente, il modello è stazionario. Dal grafico sotto si evince come la serie analizzata in questo elaborato rientri in questa categoria.

Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



Grazie poi al test LM è possibile verificare come per tre ritardi non sia presente correlazione seriale: si deve quindi accettare l'ipotesi nulla.

VAR Residual Serial Correlation LM Tests

Date: 02/15/21 Time: 11:19

Sample: 1992M07 2010M12

Included observations: 219

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	26.16441	25	0.3989	1.048772	(25, 718.5)	0.3990
2	30.23917	25	0.2155	1.215514	(25, 718.5)	0.2156
3	27.36325	25	0.3380	1.097733	(25, 718.5)	0.3381

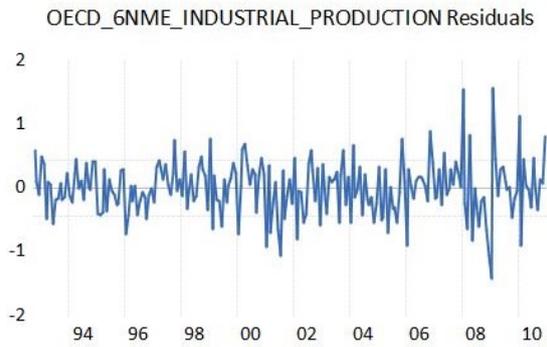
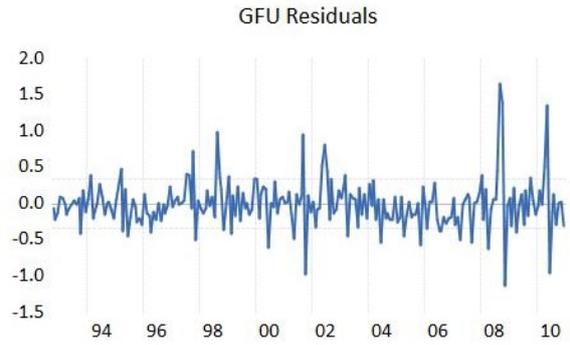
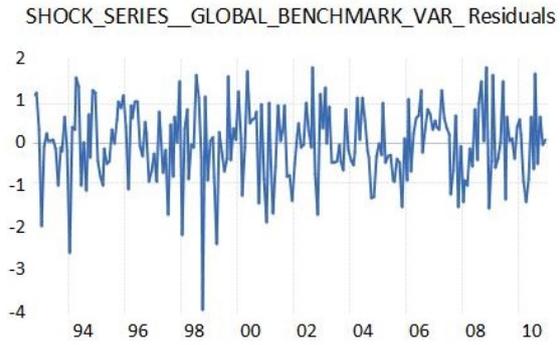
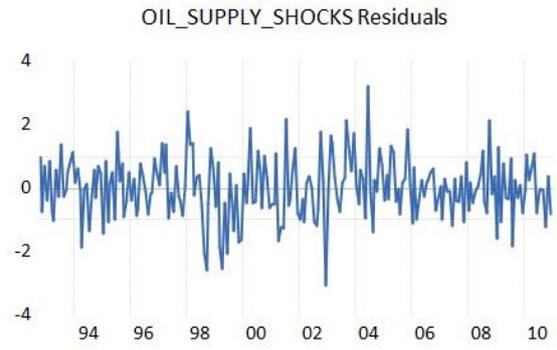
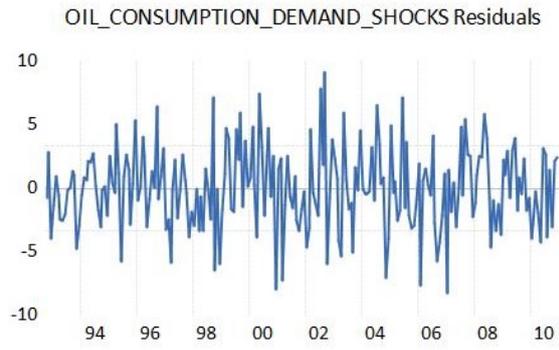
Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	26.16441	25	0.3989	1.048772	(25, 718.5)	0.3990
2	60.32876	50	0.1504	1.214791	(50, 860.8)	0.1507
3	88.14419	75	0.1423	1.184490	(75, 880.8)	0.1432

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

Per concludere questo breve paragrafo, analizzando i grafici dei residui del modello si può controllare come detti residui si distribuiscano in maniera casuale.

VAR Residuals



Conclusione

In apertura di questo elaborato ci si è chiesti se, come e quanto shock di incertezza finanziaria globale influenzino la produzione industriale mondiale. Definite in un primo momento entrambe le variabili, per rispondere a questa domanda si è proceduto a costruire un VAR strutturale, assumendo la ricorsività dell'economia. Grazie a questa assunzione si è potuta costruire una funzione di risposta d'impulso. Accettati infine GFU shocks come una stima accurata degli shock di incertezza finanziaria (Caggiano & Castelnuovo, 2020) ed analizzando i dati mensili da luglio 1992 a dicembre 2010 è stata fornita la conferma empirica alla supposizione di partenza. Come risultato si è quindi ricavato che shock di tipo GFU hanno un'influenza negativa sull'output globale, a riprova di quanto sostenuto nella letteratura recente e di ciò che intuitivamente si poteva ipotizzare prendendo le mosse dalla macroeconomia.

La varianza del *forecast error* dell'output globale, come è stato mostrato, è infatti spiegata per la maggior parte da shock di incertezza finanziaria. Gli shock sono fenomeni rilevanti e in questa sede si è ulteriormente dimostrata l'idea di come shock di incertezza finanziaria globale siano uno dei driver della produzione industriale globale.

Bibliografia

Blanchard, O., Amighini, A. & Giavazzi, F., 2010. *Macroeconomia*. VII a cura di Bologna: il Mulino.

Bloom, N., 2009. The impact of Uncertainty Shocks. *Journal of the Econometric Society*, 21 May, 77(3), pp. 623-685.

Bloom, N., 2014. Fluctuations in Uncertainty. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), pp. 153-176.

Caggiano, G. & Castelnuovo, E., 2020. *Global Uncertainty*, s.l.: s.n.

Fernández-Villaverde, J., Guerrón-Quintana, P., Rubio-Ramírez, J. F. & Uribe, M., 2011.

Risk Matters: The Real Effects of Volatility Shocks. *American Economic Review*, 101(6), pp. 2530-2561.

Lütkepohl, H., 1991. *Introduction to Multiple Time Series Analysis*. 1 a cura di s.l.:Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

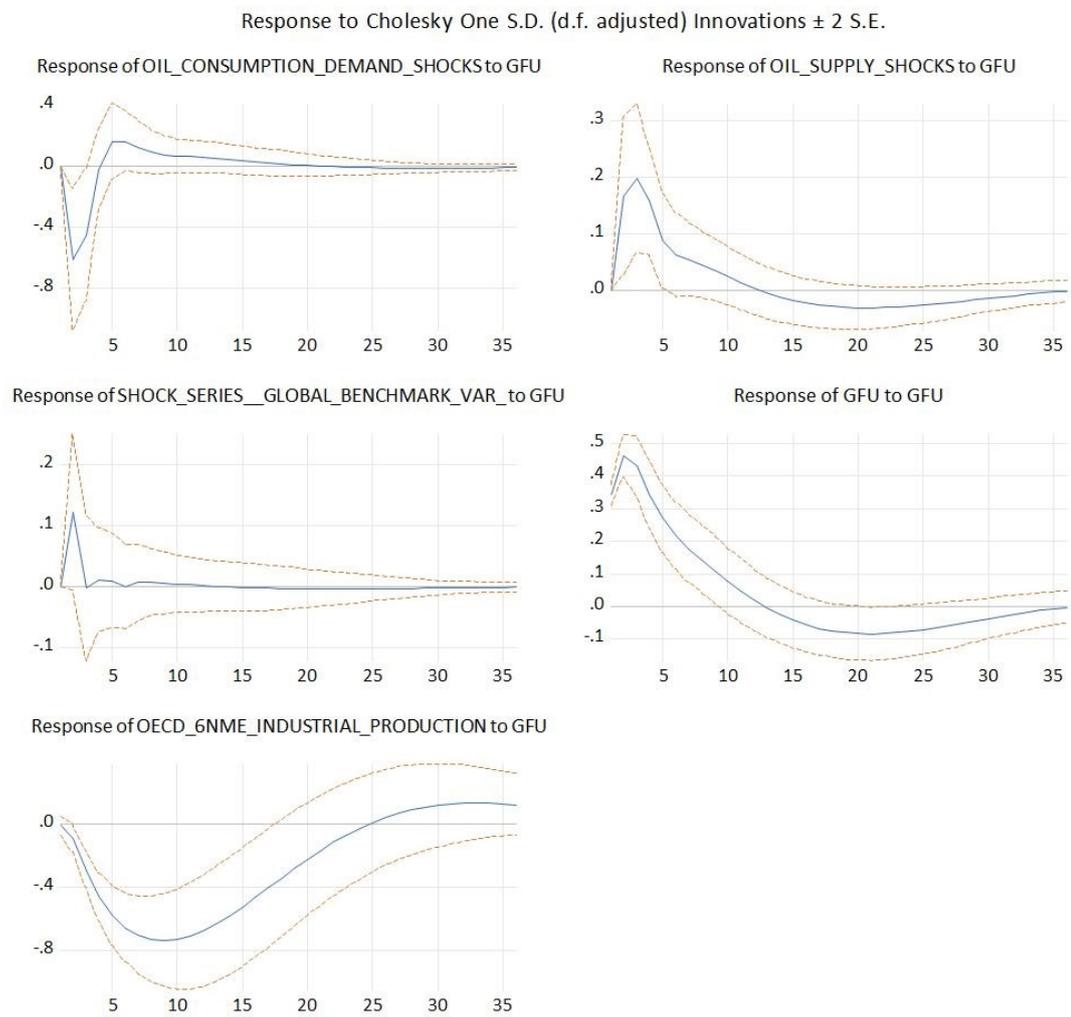
Lütkepohl, H., 2008. Impulse response function. *The New Palgrave Dictionary of Economics*, Volume 2, pp. 1-5.

Miranda-Agrippino, S. & Rey, H., 2020. US Monetary Policy and the Global Financial Cycle. *Review of Economic Studies*.

OECD, 2021. *Industrial production (indicator)OECD (2021), Industrial production (indicator)*. doi: 10.1787/39121c55-en. [Online]
Available at: <https://data.oecd.org/industry/industrial-production.htm>
[Consultato il giorno 14 Febbraio 2021].

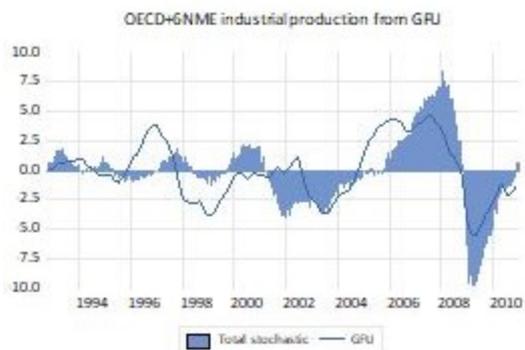
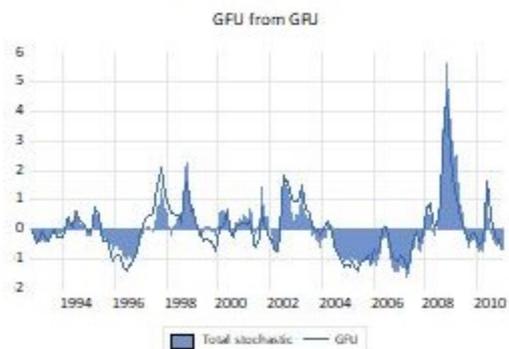
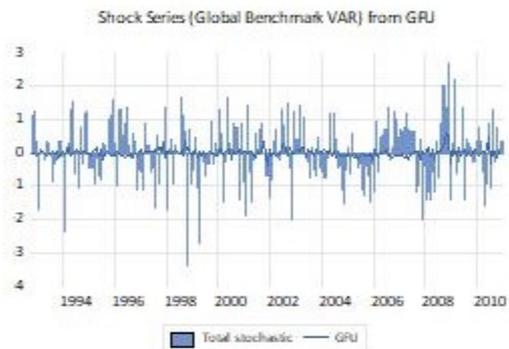
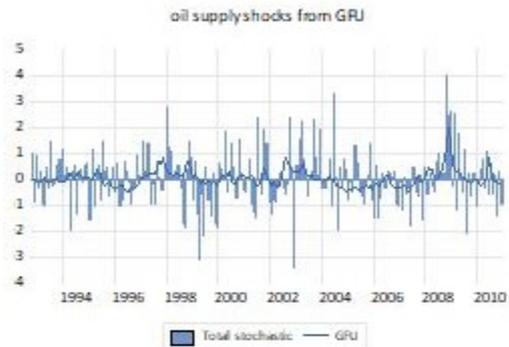
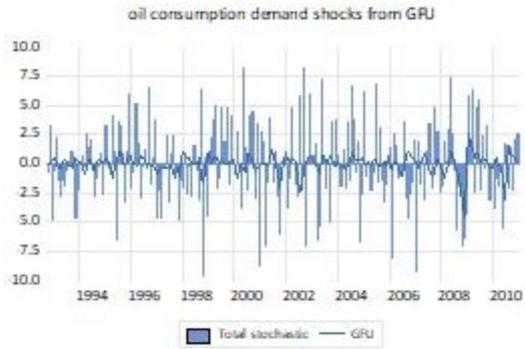
Stock, J. H. & Watson, M. W., 2001. Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, Autunno, pp. 101-115.

Appendice



Funzioni di risposta d'impulso rispetto a GFU, in 36 periodi e con 3 ritardi, di, in ordine dall'alto verso il basso e da sinistra a destra: shock di domanda del petrolio; shock di offerta del petrolio; shock di politica monetaria; GFU; produzione industriale globale.

Historical Decomposition using Cholesky (d.f. adjusted) Weights



Scomposizione storica di Cholesky.

Vector Autoregression Estimates
Date: 11/26/20 Time: 11:28
Sample (adjusted): 1992M10 2010M12
Included observations: 219 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

	OIL_CONSU...	OIL_SUPPL...	SHOCK_SE...	GFU	OECD_6NM...
OIL_CONSUMPTION_D...	-0.140800 (0.07479) [-1.88253]	-0.002595 (0.02232) [-0.11625]	-0.027331 (0.02092) [-1.30644]	0.001533 (0.00773) [0.19830]	0.019896 (0.00998) [1.99274]
OIL_CONSUMPTION_D...	-0.073121 (0.07527) [-0.97146]	0.006967 (0.02246) [0.31012]	-0.049177 (0.02105) [-2.33580]	0.001610 (0.00778) [0.20699]	-0.001057 (0.01005) [-0.10522]
OIL_CONSUMPTION_D...	0.066983 (0.07490) [0.89426]	0.008366 (0.02236) [0.37425]	0.027722 (0.02095) [1.32317]	0.010492 (0.00774) [1.35542]	-0.011965 (0.01000) [-1.19660]
OIL_SUPPLY_SHOCKS...	0.016415 (0.25157) [0.06525]	-0.005038 (0.07508) [-0.06709]	-0.048541 (0.07037) [-0.68983]	-0.011403 (0.02600) [-0.43860]	-0.023453 (0.03358) [-0.69837]
OIL_SUPPLY_SHOCKS...	-0.062421 (0.24836) [-0.25133]	-0.032876 (0.07412) [-0.44352]	-0.103133 (0.06947) [-1.48459]	-0.002980 (0.02567) [-0.11609]	-0.084748 (0.03315) [-2.55620]
OIL_SUPPLY_SHOCKS...	0.085792 (0.24962) [0.34369]	0.042746 (0.07450) [0.57378]	0.065128 (0.06982) [0.93279]	0.014762 (0.02580) [0.57225]	-0.052990 (0.03332) [-1.59024]
SHOCK_SERIES__GLO...	-0.278364 (0.25080) [-1.10992]	0.157833 (0.07485) [2.10862]	0.108399 (0.07015) [1.54524]	0.084184 (0.02592) [3.24800]	-0.059714 (0.03348) [-1.78359]
SHOCK_SERIES__GLO...	0.167906 (0.25476) [0.65909]	-0.022098 (0.07603) [-0.29064]	0.054488 (0.07126) [0.76466]	-0.051084 (0.02633) [-1.94032]	-0.065748 (0.03401) [-1.93330]
SHOCK_SERIES__GLO...	-0.160366 (0.25577) [-0.62700]	0.038930 (0.07633) [0.51000]	0.087840 (0.07154) [1.22783]	-0.020313 (0.02643) [-0.76847]	0.078056 (0.03414) [2.28614]
GFU(-1)	-1.749749 (0.66803) [-2.61927]	0.473040 (0.19938) [2.37260]	0.351037 (0.18685) [1.87866]	1.354841 (0.06904) [19.6246]	-0.236298 (0.08918) [-2.64977]
GFU(-2)	1.048342 (1.08676) [0.96465]	-0.218098 (0.32435) [-0.67242]	-0.571176 (0.30398) [-1.87900]	-0.618483 (0.11231) [-5.50684]	-0.197407 (0.14507) [-1.36073]
GFU(-3)	0.561974 (0.73382) [0.76582]	-0.007442 (0.21901) [-0.03398]	0.222331 (0.20526) [1.08318]	0.112859 (0.07584) [1.48819]	0.225359 (0.09796) [2.30053]

OECD_6NME_INDUST...	0.731683 (0.49322) [1.48347]	-0.448792 (0.14720) [-3.04877]	-0.112660 (0.13796) [-0.81662]	-0.064075 (0.05097) [-1.25706]	0.974583 (0.06584) [14.8019]
OECD_6NME_INDUST...	-1.704336 (0.69906) [-2.43805]	0.696049 (0.20864) [3.33618]	0.055435 (0.19553) [0.28351]	-0.020858 (0.07224) [-0.28871]	0.286273 (0.09332) [3.06768]
OECD_6NME_INDUST...	0.979325 (0.47927) [2.04338]	-0.255505 (0.14304) [-1.78626]	0.042647 (0.13406) [0.31813]	0.095546 (0.04953) [1.92906]	-0.312022 (0.06398) [-4.87697]
C	-1.693673 (3.47817) [-0.48694]	-0.408460 (1.03807) [-0.39348]	-0.984179 (0.97288) [-1.01161]	0.652237 (0.35945) [1.81453]	-1.430001 (0.46431) [-3.07984]
@TREND	0.003207 (0.02178) [0.14725]	0.000220 (0.00650) [0.03379]	0.003486 (0.00609) [0.57220]	-0.001766 (0.00225) [-0.78475]	0.013234 (0.00291) [4.55205]
R-squared	0.121049	0.186311	0.092883	0.896598	0.999225
Adj. R-squared	0.051429	0.121860	0.021032	0.888408	0.999164
Sum sq. resids	2224.815	198.1747	174.0650	23.76159	39.64686
S.E. equation	3.318725	0.990486	0.928282	0.342975	0.443025
F-statistic	1.738709	2.890753	1.292719	109.4718	16285.51
Log likelihood	-564.6076	-299.8060	-285.6016	-67.54790	-123.6055
Akaike AIC	5.311485	2.893205	2.763485	0.772127	1.284068
Schwarz SC	5.574564	3.156284	3.026564	1.035206	1.547147
Mean dependent	0.109969	-0.151869	-0.621887	4.154350	89.33163
S.D. dependent	3.407503	1.056980	0.938201	1.026706	15.32249
Determinant resid covariance (dof adj.)		0.182326			
Determinant resid covariance		0.121726			
Log likelihood		-1323.133			
Akaike information criterion		12.85966			
Schwarz criterion		14.17505			
Number of coefficients		85			

Output delle stime del modello VAR con trend lineare, 36 periodi, 3 ritardi.