

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES



PONTIFICIA
UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DEL PERÚ

Choques Fiscales y Fluctuaciones Económicas en el Perú: Una Aplicación
Empírica acerca del Rol de los Componentes TVP y SV en modelos SVAR

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PARA OBTENER EL GRADO DE BACHILLER EN
CIENCIAS SOCIALES CON MENCIÓN EN ECONOMÍA

AUTOR:

Meléndez Holguín, Alexander Leonid

ASESOR:

Rodríguez Briones, Gabriel Hender

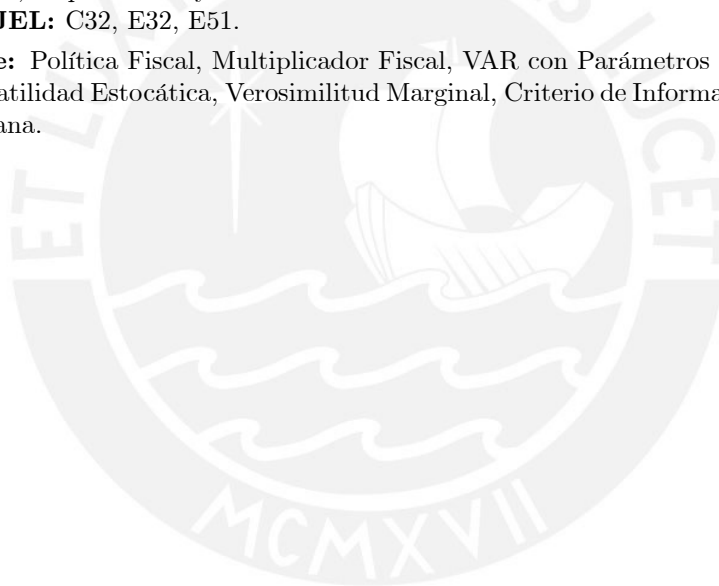
2019

Abstract

Analizamos el impacto de la política fiscal en la actividad económica peruana y cómo ha cambiado en el periodo de estudio usando un modelo VAR con parámetros cambiantes en el tiempo y con volatilidad estocástica (TVP-VAR-SV). Tomando el modelo más general, restringimos la variación de cada uno de ellos para examinar si es necesario que todos los parámetros cambien a través del tiempo. Para determinar cuál de todos los modelos es favorecido por los datos, utilizamos técnicas de selección de modelos basadas en métodos Bayesianos, tales como el Criterio de Información de Desviación (DIC) y la verosimilitud marginal calculada por cross entropy. Los resultados nos indican que es determinante la inclusión de volatilidad estocástica. Sin embargo, no hay un modelo claramente seleccionado, pues la diferencia entre los distintos tipos de modelos TVP-VAR-SV y el CVAR-SV, dada por el factor de Bayes (BF), es muy reducida. Los resultados indican que los choques del gasto público sobre el crecimiento del PBI ha cambiado a través del periodo de estudio, el cual llegó a su máximo entre 2007-2009, pero luego ha tenido un comportamiento decreciente. Los resultados de los choques del ingreso público sobre el crecimiento del PBI son positivos, pero estadísticamente nulos. Además, la participación de los choques fiscales contribuyen de manera diferente a través del tiempo en la variabilidad de las predicciones del crecimiento del PBI, indicando que según el contexto, el gasto fiscal tiene una mayor o menor importancia y peso, mientras que por el lado del ingreso fiscal, si bien cambia a través del tiempo, su peso es muy reducido.

Clasificación JEL: C32, E32, E51.

Palabras clave: Política Fiscal, Multiplicador Fiscal, VAR con Parámetros Cambiantes en el Tiempo con Volatilidad Estocástica, Verosimilitud Marginal, Criterio de Información de Desviación, Economía Peruana.



Índice

1. Introducción
2. Revisión de la Literatura
3. Metodología
 - 3.1. Modelo Empírico
 - 3.2. Algoritmo de Estimación: Gibbs Sampling
 - 3.3. Método de Entropía Cruzada
 - 3.4. Deviance Information Criterion (DIC)
4. Resultados Empíricos
 - 4.1 Datos
 - 4.2 Priors
 - 4.3 Resultados
5. Conclusiones



1 Introducción

La teoría económica nos indica que el principal objetivo de implementar una posición de política fiscal expansiva es estimular positivamente la actividad económica, sin embargo, esto no se cumple en todos los países. De acuerdo con la teoría Keynesiana, un aumento en el gasto fiscal generaría un aumento en la demanda agregada, y en un contexto con precios rígidos, la producción también aumentaría. Sin embargo, en el contexto no Keynesiano, esto no es necesariamente cierto, ya que depende del nivel de deuda del país (deuda como porcentaje del PBI), del ciclo económico en el que es implementada, de la sensibilidad de la inversión privada a un aumento del gasto público. Además, la importancia que la política fiscal puede tener para una economía depende de la estructura económica que se han aplicado en un país tales como la liberalización del comercio, las restricciones crediticias, el tamaño de la industria local, el régimen cambiario, el nivel de inflación, rigidez en el mercado laboral, entre otros.

La economía peruana en los últimos 25 años ha tenido ciclos económicos tanto positivos como negativos. Los positivos se debieron principalmente al auge del precio de las materias primas, la entrada de capitales a la economía y a la reestructuración de la economía en los años noventa. Por otro lado, los shocks negativos se debieron a eventos como la crisis asiática de 1997 (Velarde y Rodríguez, 2001), el Fenómeno El Niño de 1998 (Cepal, 1999) o la crisis económica financiera mundial en 2008 (Yamada y Castro, 2010). En relación con estos eventos, las leyes a la política fiscal han sido modificadas en el tiempo, por ejemplo, en 1999 se aplicó la medida de una regla fiscal formulada a partir de variables observables, mientras que en 2013 esa implementación fue modificada por una regla fiscal estructural. Debido al cambio en la estructura institucional de la política fiscal y los eventos previamente mencionados, podemos tener indicios de que el impacto de la política fiscal en la actividad económica ha cambiado a través del tiempo.

En la misma línea, la situación fiscal entre 2000 y 2017 ha tenido diferentes comportamientos, ver Rojas y Vasallo, (2018). Según los autores, la política fiscal mantuvo una posición procíclica antes de la crisis financiera de 2008, mientras que desde 2009 ha tenido una posición contracíclica con tendencia a ser acíclica. Asimismo, empíricamente, Mendoza y Melgarejo (2006) encuentran que la política fiscal ha sido más efectiva sobre la actividad económica real entre 1990-2006 que durante 1980-1989. Mientras que otros estudios que analizan los efectos similares de la política fiscal como Sánchez y Galindo (2013), Salinas y Chuquilin (2013), encuentran que la política fiscal es más efectiva en épocas de recesión. Guevara (2018) argumenta que los choques fiscales y el multiplicador tuvieron un impacto con tendencia creciente sobre la actividad económica desde 1993 hasta 1998, pero a partir de 1999 ha tenido una tendencia decreciente.

Debido a los hallazgos mencionados, el presente estudio busca analizar el impacto que ha tenido la política fiscal en el PBI y la inflación mediante el gasto e ingreso público no financiero a través

de un enfoque de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-VAR-SV) entre los años 1993Q2 y 2018Q1. Este enfoque econométrico permite analizar el impacto de la política fiscal en las variables de estudio de una manera más profunda, ya que los choques que impactan en las economías cambian a través del tiempo debido a modificaciones en la estructura económica o política. De esta manera, logra capturar los impactos incluso al tener diferentes regímenes de política fiscal y monetaria en el país dentro del periodo analizado.

Al permitir que los parámetros del VAR y de la volatilidad cambien a través del tiempo podemos realizar un análisis exhaustivo y diferenciar entre una política fiscal más efectiva en su objetivo de impulsar a la economía o si el crecimiento de la economía se ha debido principalmente a un tema de suerte que tiene muy poca relación con las políticas que se han implementado en el país. Además, a través de instrumentos Bayesianos comparamos entre diferentes modelos que parten del modelo TVP-VAR-SV con ciertas restricciones para analizar todo tipo de parámetros cambiantes en el tiempo y seleccionar el que represente de mejor forma el comportamiento de la economía peruana. Los dos criterios de selección de modelos que se utilizan son el Deviance Information Criterion (DIC) y la verosimilitud marginal calculada por cross entropy.

El presente artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2, se discute la literatura referente a estudios teóricos y empíricos de política fiscal. En la sección 3, se presentan los modelos, se explica el DIC y la verosimilitud marginal, calculada por cross entropy, . En la sección 4 detallamos los datos y los resultados empíricos. Finalmente, en la sección 5 proporcionamos las conclusiones.

2 Revisión de la Literatura

Esta sección está dividida en dos partes. La primera abarca la literatura relacionada a estudios teóricos, mientras que la segunda está relacionada a los estudios empíricos; además, en la segunda se incluyen los análisis empíricos realizados para la economía peruana.

En la literatura teórica, el estudio que introdujo el análisis de los efectos de los choques fiscales fue Barro (1974), quien argumenta que el impacto del gasto público y de impuestos dependen del grado de equivalencia ricardiana que se da en la economía. Señala que una política fiscal expansiva dada por el lado del gasto público financiado por impuestos o deuda generará que en el futuro el gobierno decida aumentar sus ingresos, de tal manera que ambos efectos sean compensados y, por lo tanto, el ingreso permanente y el consumo permanezcan inalterados.

Desde otra perspectiva, Aiyagari, Christiano y Eichenbaum (1992), y Baxter y King (1993) señalan que una política fiscal expansiva genera un efecto adverso sobre la riqueza de los consumidores, ya que el aumento del PIB genera una subida en los precios, lo cual produce una caída en el salario real de los consumidores, por lo que deben aumentar su oferta de trabajo, generando que la caída en los salarios reales sea aún más fuerte que cuando el trabajo se realiza en un contexto en

el que no hay salarios rígidos. También señalan que los cambios permanentes en el gasto público pueden tener un gran impacto en la actividad económica y que es más probable que el multiplicador del gasto fiscal sea más grande que la unidad a largo plazo y no a corto plazo.

Devereaux (1996), estima un modelo de equilibrio general que incorpora competencia imperfecta y rendimientos crecientes a escala. Los autores argumentan que el aumento del gasto público genera un mayor número de empresas en actividad económica, lo cual provoca un aumento en la demanda de mano de obra, de esta forma aumentan los salarios reales, generando un efecto positivo en el consumo. Por su parte, Mankiw (2000) señala que hay contextos que reducen la probabilidad de que se cumpla la equivalencia ricardiana: pronóstico imperfecto, restricciones de liquidez y horizonte de vida corto para los agentes económicos. Por otro lado, un enfoque diferente en el que se introducen las rigideces nominales, los modelos keynesianos encuentran que la política fiscal se difunde sobre la actividad económica de una manera distinta. Linneman y Schabert (2003) encuentran que una medida expansiva de la política fiscal genera un aumento en la demanda del mercado. Por este motivo, para equilibrar la oferta y la demanda, las empresas deciden producir más, por lo que deben exigir un mayor nivel de mano de obra. Este aumento de la demanda en el mercado laboral genera que aumenten los salarios reales y, de esta forma, el ingreso de los consumidores tenderá a aumentar, generando un efecto multiplicador más fuerte en la economía.

Sin embargo, Bilbiie, Ghironi y Melitz (2005) utilizando un modelo de equilibrio general estocástico dinámico (DSGE) argumenta que un aumento del gasto público, en un contexto de competencia imperfecta y rendimientos crecientes a escala, genera un aumento en la producción debido a una mayor demanda de mano de obra solo cuando la elasticidad de la oferta de mano de obra es elevada, de no ser así el aumento en el gasto público (ya sea transitorio o permanente) puede provocar una caída en la inversión privada la cual genera una desaceleración de la actividad económica y, además produce una reducción de la riqueza de las familias, lo cual desincentiva el consumo agudizando el efecto negativo. En la misma línea de estudio, Galí, López-Salido y Vallés (2007) realizan un análisis más completo al identificar los resultados que da un modelo sin restricciones de liquidez y otro cuando las incorporas. Los autores argumentan que las rigideces nominales, aunque generan un efecto multiplicador positivo, es reducido. Al hacer las estimaciones, introduciendo restricciones de liquidez en la economía, los resultados indican que el multiplicador es mucho más elevado, cercano a la unidad.

El punto de referencia de la literatura empírica es Barro (1981), el autor propone un modelo en forma reducida para estimar los efectos de choques de política fiscal y del multiplicador sobre la actividad económica de Estados Unidos. De esta manera, se encuentra que ambos tienen diferentes impactos en el PIB, el primero atenúa el efecto positivo del segundo. Ramey y Shapiro (1997), mediante un enfoque de análisis narrativo, señalan que la política fiscal expansiva genera un efecto positivo sobre el PBI, sin embargo, el consumo privado en bienes durables y no duraderos disminuye.

Blanchard y Perroti (2002) miden el efecto de la política fiscal sobre el PIB dado por el lado del gasto y otro de los impuestos utilizando un enfoque de estudio VAR/evento mixto estructural. Encuentran que un aumento en el gasto público tiene un efecto positivo en la actividad económica, mientras que un aumento en el ingreso fiscal tiene un efecto negativo. Además, la inversión disminuye en gran proporción debido al aumentos de los dos instrumentos fiscales. Perotti (2005) analiza la política fiscal en 5 países de la OCDE utilizando un vector autorregresivo estructural (SVAR). El autor muestra que el multiplicador fiscal es positivo, pero disminuye a través del tiempo, especialmente después de 1980, cuando es menor a uno. Además, una disminución en los impuestos no es más efectivo que los choques positivos del gasto y, además, su efecto sobre el PIB y sus componentes son en su mayoría negativos después de 1980.

Los esquemas de identificación mencionados anteriormente se construyen a partir de suposiciones sobre la exogeneidad de las variables. Sin embargo, Mountford y Uhlig (2009) usan un VAR usando métodos bayesianos para estimar tanto los shocks de ingreso como los shocks de gasto sobre la actividad económica estadounidense, pero usan un nuevo enfoque al imponer restricciones de signos, propuesto por Uhlig (2005). Obtienen los impulsos-respuestas de tres escenarios: aumento de gasto financiado por déficit, reducciones de impuestos financiadas por el déficit y una expansión equilibrada del gasto presupuestario. Los autores encuentran que el segundo escenario es el que más contribuye al aumento de la economía, ya que con cada dólar que se corta el ingreso público aumenta cinco dólares el PIB total. Sin embargo, la expansión de la política fiscal no solo desalienta la inversión local, sino también la extranjera y por esta razón el multiplicador es menor a la unidad. Por otro lado, Auerbach y Gorodnichenko (2012) critican los modelos VAR y DSGE, mencionados anteriormente, porque no pueden capturar la asimetría de los efectos de la política fiscal en diferentes regímenes. Analizan los efectos en dos regímenes: auge y recesión, para esto utilizan un modelo VAR con transición suave (SVAR). Los autores encuentran que una política fiscal expansiva tiene un mayor efecto en la economía cuando ocurre en una recesión que cuando ocurre en un auge.

Lo anterior analiza el signo (positivo o negativo) de un choque de política fiscal y del multiplicador, pero no estiman los cambios en el tiempo de dicho choque. En consecuencia, Kirchner Cimadomo y Hauptneier (2010) critican que los modelos VAR no pueden estimar la evolución del impacto de la política fiscal sobre la actividad económica durante el periodo analizado, por lo cual su estudio se basa en un TVP-VAR-SV. La posibilidad de que estos cambien con el tiempo se debe a las reformas estructurales en los años de estudio. Además, señalan que los STVAR tienen un defecto especial: la cantidad de regímenes los impone el econometrista y no existe un criterio general para seleccionarlos. Estiman los efectos fiscales a través del tiempo, lo que permite señalar cuáles son las variables que explican el multiplicador. Sus resultados muestran que el efecto multiplicador de la política fiscal en la eurozona es positivo pero con una tendencia decreciente y que a medida que el crédito y la deuda aumentan con respecto al PIB, generan una disminución en el multiplicador.

Los hallazgos de Kirchner, Cimadomo y Hauptmeier (2010) son criticados por Berg (2015). El autor argumenta que sus resultados tienen un error de especificación, ya que solo captura los shocks imprevistos, sin embargo, los shocks de política fiscal son, en general, anunciados anticipadamente por las autoridades públicas. Por esta razón, llevan a cabo un análisis con series temporales centradas en las proyecciones hechas por las instituciones para el modelo. Berg (2015) sostiene que la sostenibilidad fiscal es la variable que más contribuye a la variabilidad del multiplicador en la economía alemana. Además, concluye diciendo que no hay un resultado claro para el signo del multiplicador. Boiciuc (2015) analiza los efectos de la política fiscal tanto del lado del gasto público como de los ingresos sobre el PIB de Rumania. Obtiene sus resultados a través del método TVP-VAR-SV y lo que encuentra es que la política fiscal tiene un impacto débil en la actividad económica y que durante el período de estudio los parámetros no han cambiado significativamente.

Existen pocos estudios realizados para la economía peruana relacionados con la estimación del impacto de los choques de la política fiscal a través del tiempo y sus efectos sobre la actividad económica peruana. Mendoza y Melgarejo (2006) estiman un VAR estructural (SVAR) y lo que encuentran es que un aumento en el gasto público de 1% impacta positivamente en el PIB en 0.22%. Además, dividen la muestra en 1980-1990 y 1990-2006, y encuentran que el impulso fiscal vinculado a la primera submuestra tiene un impacto débil en la actividad económica real, mientras que en la segunda tiene un impacto más fuerte debido a la solidez económica del periodo. Asimismo, lo hecho por Auerbach y Gorodnichenko (2012) es retomado por Sánchez y Galindo (2013) estimando un STVAR. Los autores encuentran que el efecto multiplicador del gasto es mucho mayor en los escenarios de recesión que en el de auge económico. Por otro lado, Salinas y Chuqilin (2013) enriquecen el estudio de Sánchez y Galindo (2013) descomponiendo el gasto público en dos partes: gasto de capital y gasto corriente. Los resultados muestran que el primero tiene un efecto más fuerte en la actividad económica que el anterior.

Rojas y Vasallo (2018) analizan el comportamiento de la política fiscal dividiendo el periodo de estudio. La primera etapa (2000-2008, pre crisis financiera) tuvo una posición procíclica, en este sentido hubo una correlación de 0.69 entre el impulso fiscal y el ciclo económico, mientras que durante la segunda etapa (2009-2017 post crisis financiera) tuvo una posición contracíclica teniendo una correlación de -0.51. Además, el impulso fiscal puede ser desagregado en ingreso estructural y en gasto público. De esta manera, encuentran que la posición procíclica entre 2001 y 2005 se debió tanto al manejo del ingreso estructural como del gasto público de política, aunque en 2007 y 2008 solo se debió al gasto fiscal. Posteriormente, la posición contracíclica que se produjo durante 2009-2017 se debió principalmente a los ingresos estructurales, mientras que el gasto fiscal experimentó un cambio en 2009 al pasar de tener una posición procíclica a tener una posición acíclica en promedio.

Todos los artículos mencionados anteriormente, para el caso peruano, analizan los impactos de la política fiscal, pero ninguno de ellos implementa un estudio con parámetros cambiantes en

el tiempo. El único en abordar este tipo de investigación es Guevara (2018), quien analiza el impacto de la política fiscal en el tiempo utilizando un TVP-VAR SV. Para examinar si esta metodología es favorecida por los datos, realiza la prueba de Cogley y Sargent (2001), la prueba de Kolmogorov y Smirnov y la prueba t, y sus resultados confirman el uso del modelo. Guevara (2018) encuentra que el impacto del impulso fiscal en el período 1993-1998 fue aumentando a través del tiempo, mientras que en el período 1999-2017 tuvo una tendencia decreciente. Además, a través de regresiones, muestra que el ratio deuda-PIB es la variable que tiene el mayor impacto en la variabilidad del multiplicador. Sin embargo, el autor no hace un estudio en profundidad de cuáles son los parámetros que cambian a través del tiempo, tampoco da un argumento sólido que demuestre que todos los parámetros son realmente variables en el tiempo. Debido a esto, siguiendo la metodología de Chan y Eisenstat (2018), comparamos diferentes modelos que tienen ciertas restricciones del modelo utilizado en Guevara (2018) para analizar los parámetros cambiantes y no permitir la sobre parametrización en los modelos.

3 Metodología

3.1 El Modelo Empírico

En esta parte desarrollamos el modelo empírico basado en Chan y Eisenstat (2018). Inicialmente consideramos el modelo más general y posteriormente especificamos los demás modelos incluyendo ciertas restricciones en los parámetros y en la volatilidad. En este sentido, presentamos \mathbf{y}_t el cual es un vector de dimensión $n \times 1$. La siguiente ecuación es un TVP-VAR-SV:

$$\mathbf{B}_{0,t}\mathbf{y}_t = \boldsymbol{\mu}_t + \sum_{i=1}^p \mathbf{B}_{i,t}\mathbf{y}_{t-i} + \boldsymbol{\epsilon}_t, \quad (1)$$

donde $\boldsymbol{\epsilon}_t \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_t)$, $t = 1, 2, \dots, T$, $\boldsymbol{\mu}_t$ es un vector de interceptos cambiantes en el tiempo de dimensión $n \times 1$, $\mathbf{B}_{0,t}$ es una matriz que contiene los coeficientes de los efectos contemporáneos, cuya diagonal solo tiene unos y debe ser una matriz $n \times n$ triangular inferior, $\mathbf{B}_{i,t}$ es una matriz $n \times n$ que contiene los parámetros de las variables rezagadas, y $\boldsymbol{\epsilon}_t$ es la innovación heterocedástica donde $[\boldsymbol{\Sigma}]_{ij} \neq 0$ para cada $i \neq j$ y con diferente $\exp(h_t)$ para cada variable. El logaritmo de las volatilidades $\mathbf{h}_t = (h_{1t}, \dots, h_{nt})$ son modeladas como un proceso marcha aleatoria:

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{h}_{t-1} + \boldsymbol{\zeta}_t, \quad (2)$$

donde $\boldsymbol{\zeta}_t \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_h)$, considerando que la condición inicial \mathbf{h}_0 debe ser estimada juntamente con los parámetros.

Separamos los parámetros cambiantes en el tiempo en dos grupos. El primer grupo contiene a los interceptos y los coeficientes del VAR relacionado con los rezagos de las variables, de esta forma el vector de este grupo es denotada como un $k_\beta \times 1$ y $\mathbf{B}_t = \text{vec}((\boldsymbol{\mu}_t, \mathbf{B}_{1t}, \mathbf{B}_{2t}, \dots, \mathbf{B}_{nt})')$. El segundo

grupo contiene los parámetros cambiantes en el tiempo de la matriz de efectos contemporáneos \mathbf{W}_t , la cual refiere a los elementos de la diagonal principal de la matriz $\mathbf{B}_{0,t}$ ordenado por filas. El vector de este grupo es denotado como un vector $k_\gamma \times 1$. Note que $k_\beta = n(np + 1)$ y $k_\gamma = n(n - 1)/2$. Una vez que los grupos están definidos, podemos reescribir (1) como sigue:

$$\mathbf{y}_t = \tilde{\mathbf{X}}\boldsymbol{\beta}_t + \mathbf{W}_t\boldsymbol{\gamma}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t,$$

donde $\boldsymbol{\epsilon}_t \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_t)$, $\tilde{\mathbf{X}}_t = \mathbf{I}_n \otimes (1, \mathbf{y}'_{t-1}, \dots, \mathbf{y}'_{t-p})$, el operador \otimes es el producto de Kronecker, y \mathbf{W}_t es una matriz de dimensión $n \times k_\gamma$ que contiene a los coeficientes de la matriz de efectos contemporáneos. Adicionalmente \mathbf{W}_t debe ser una matriz triangular inferior como $\mathbf{B}_{0,t}$.

Finalmente, reescribimos el modelo explicado y los llevamos a la forma de un modelo genérico espacio-estado:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{X}_t\boldsymbol{\theta}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t. \quad (3)$$

El siguiente proceso marcha aleatoria modela los comportamientos de los parámetros cambiantes en el tiempo $\boldsymbol{\theta}_t$.

$$\boldsymbol{\theta}_t = \boldsymbol{\theta}_{t-1} + \boldsymbol{\eta}_t, \quad (4)$$

donde $\boldsymbol{\eta}_t \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_\theta)$, considerando que la condición inicial $\boldsymbol{\theta}_0$ debe ser estimado juntamente con los parámetros.

Siendo el TVP-VAR-SV el modelo más general, presentamos modelos con restricciones para examinar cuál de todos los grupos de parámetros contribuyen a los efectos cambiantes en el tiempo. Comenzamos examinando la contribución de la volatilidad estocástica, es por esto que presentamos un modelo en el que solo cambian los parámetros del VAR, pero el impacto de las innovaciones es homocedástico (TVP-VAR) y otro en el que los parámetros del VAR permanecen constantes mientras hay heterocedasticidad en las innovaciones (CVAR-SV). Para obtener un análisis más exhaustivo de los parámetros cambiantes, utilizamos la metodología de Chan y Eisenstat (2018) y aprovechamos la separación en grupos de los parámetros. En este sentido, se plantea un modelo que restringe el cambio de los coeficientes de las variables rezagadas $\boldsymbol{\beta}_t$ (TVP-VAR-R1-SV), luego otro que restringe que los coeficientes de la matriz de efectos contemporáneos $\boldsymbol{\gamma}_t$ sean constantes en el tiempo (TVP-VAR-R2-SV), cabe resaltar que este modelo fue usado en el trabajo de Cogley and Sargent (2005), además consideramos otro modelo en el que todos los parámetros son constantes con excepción de los interceptos (TVP-VAR-R3-SV). Estos modelos son presentados en la Tabla 1.

Finalmente, consideramos modelos con cambio de régimen, similar a Sims y Zha (2006), en el cual cada parámetro se encuentra en un régimen específico, el cual denotamos como RS-VAR y es modelado de la siguiente manera:

$$\mathbf{B}_{ost}\mathbf{y}_t = \boldsymbol{\mu}_{s_t} + \sum_{i=1}^p \boldsymbol{\theta}_{i,s_t}\mathbf{y}_{t-i} + \boldsymbol{\epsilon}_t, \quad (5)$$

donde $\boldsymbol{\epsilon}_t \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{s_t})$, $s_t \in \{1, \dots, r\}$, en el cual r denota el número de regímenes. Al igual que los modelos presentados anteriormente, el RS-VAR también considera restricciones en los parámetros. El primero restringe los coeficientes del VAR $\boldsymbol{\theta}_t = (\boldsymbol{\beta}'_t, \boldsymbol{\gamma}'_t)$ siendo constantes a través de regímenes (RS-VAR-R1), mientras que el segundo mantiene los parámetros de la matriz $\boldsymbol{\Sigma}_h$ constantes a través de regímenes (RS-VAR-R2).

3.2 Algoritmo de Estimación: Gibbs Sampling

Separamos cada grupo de parámetros para poder estimarlos individualmente condicionados a las actualizaciones de todos los demás grupos. Los draws que usamos están basados en Chan y Jeliazkov (2009), posteriormente extendido en Chan y Eisenstat (2018). Los modelos TVP-VAR-SV son estimados de acuerdo al siguiente algoritmo:

1. Se obtienen los draws mediante un muestreo sucesivo de $(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\Sigma}_\theta, \boldsymbol{\Sigma}_h, \boldsymbol{\theta}_0, \mathbf{h}_0) \sim N(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{K}_\theta^{-1})$, en el cual la media es $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{K}_\theta^{-1}(\mathbf{H}'_\theta \mathbf{S}_\theta^{-1} \mathbf{H}_\theta \boldsymbol{\alpha}_\theta + \mathbf{X}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{y})$ y la matriz inversa de la varianza se denota como $\mathbf{K}_\theta = \mathbf{H}'_\theta \mathbf{S}_\theta^{-1} \mathbf{H}_\theta + \mathbf{X}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{X}$, donde $\boldsymbol{\alpha}_\theta = \mathbf{H}_\theta^{-1} \hat{\boldsymbol{\alpha}}_\theta$.
2. Después, mediante las distribuciones condicionales de los elementos de la matriz diagonal $\boldsymbol{\Sigma}_\theta$, obtenemos los draws para $(\sigma_{\theta_i}^2 | \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}_0, \mathbf{h}_0) \sim IG(v_{\theta_i} + \frac{T}{2}, S_{\theta_i} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\theta_{it} - \theta_{i,t-1})^2)$ para todo i ; los hiperparámetros v_{θ_i} y S_{θ_i} son definidos en la sección 4.2.
3. De igual manera, mediante las distribuciones condicionales de los elementos de la matriz diagonal $\boldsymbol{\Sigma}_h$, obtenemos los draws para $(\sigma_{h_j}^2 | \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}_0, \mathbf{h}_0) \sim IG(v_{h_j} + \frac{T}{2}, S_{h_j} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (h_{jt} - h_{j,t-1})^2)$ para todo j ; los hiperparámetros v_{h_j} y S_{h_j} son definidos en la sección 4.2.
4. Obtenemos los draws para la condición inicial $\boldsymbol{\theta}_0$ dado por $(\boldsymbol{\theta}_0 | \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\Sigma}_\theta, \boldsymbol{\Sigma}_h) \sim N(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_0, \mathbf{K}_{\boldsymbol{\theta}_0}^{-1})$, donde $\mathbf{K}_{\boldsymbol{\theta}_0} = \mathbf{V}_\theta^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_\theta$ y $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_0 = \mathbf{K}_{\boldsymbol{\theta}_0}^{-1}(\mathbf{V}_\theta^{-1} \mathbf{a}_\theta + \boldsymbol{\Sigma}_\theta^{-1} \boldsymbol{\theta}_1)$;
5. Obtenemos los draws para la condición inicial \mathbf{h}_0 dado por $(\mathbf{h}_0 | \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\Sigma}_\theta, \boldsymbol{\Sigma}_h) \sim N(\tilde{\mathbf{h}}_0, \mathbf{K}_{\mathbf{h}_0}^{-1})$, donde $\mathbf{K}_{\mathbf{h}_0} = \mathbf{V}_h^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_h$ y $\tilde{\mathbf{h}}_0 = \mathbf{K}_{\mathbf{h}_0}^{-1}(\mathbf{V}_h^{-1} \mathbf{a}_h + \boldsymbol{\Sigma}_h^{-1} \mathbf{h}_1)$;
6. Los pasos 1-5 se repiten N veces.

3.3 Método de Entropía Cruzada

El factor de Bayes (BF) habitualmente es usado para comparar modelos Bayesianos. Este factor es simbolizado por un ratio $p(\mathbf{y}|M_i)/p(\mathbf{y}|M_j)$, el numerador equivale a la verosimilitud marginal del modelo i y el denominador equivale a la verosimilitud marginal del modelo j . La estimación de la verosimilitud marginal se realiza a través de la integración de la función de verosimilitud en relación a las distribuciones prior, la cual se denota como $p(\mathbf{y}) = \int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}$.

Chan y Eisenstat (2015) presentan el estimador a través del método de entropía cruzada, el cual tiene como base al importance sampling en el cual $\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_N$ representan los draws independientes que se consiguen de la densidad de importancia $g(\cdot)$. Chan y Eisenstat (2015) proponen el siguiente estimador para hallar la verosimilitud marginal:

$$\hat{p}_{IS}(\mathbf{y}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_n)p(\boldsymbol{\theta}_n)}{g(\boldsymbol{\theta}_n)}, \quad (6)$$

la densidad de importancia $g(\boldsymbol{\theta}_n)$ nos permite obtener $\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_N$ que vienen a ser los draws independientes. Luego, se selecciona la densidad de importancia que garantiza una varianza igual a cero. Si la densidad posterior es $g^* = g(\boldsymbol{\theta}) = p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}) = p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_n)p(\boldsymbol{\theta}_n) = p(\mathbf{y})$ y el importance sampling es g^* se llega a la siguiente expresión:

$$\hat{p}_{IS}(\mathbf{y}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_n)p(\boldsymbol{\theta}_n)}{g(\boldsymbol{\theta}_n)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_n)p(\boldsymbol{\theta}_n)}{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}_n)p(\boldsymbol{\theta}_n)/p(\mathbf{y})} = p(\mathbf{y}), \quad (7)$$

Se elige un g que esté convenientemente aproximado a g^* , de modo que la varianza del estimador sea la menor posible. En este sentido, Chan y Eisenstat (2015) proponen un conjunto paramétrico $F = \{f(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{v})\}$, el cual depende del vector de parámetros \mathbf{v} , de esta manera seleccionamos la importance density $f(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{v}^*)$, perteneciente a F , de tal forma que g sea aproximado significativamente a g^* . La distancia de entropía cruzada es usada para medir la cercanía entre densidades. De esta manera se realiza la minimización de \mathbf{v}_{ce}^* .

$$\mathbf{v}_{ce}^* = \arg \min \left(\int g^*(\boldsymbol{\theta}) \log g^*(\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta} - p(\mathbf{y})^{-1} \int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) \log f(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{v}) d\boldsymbol{\theta} \right), \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_{ce}^* = \arg \max \left(\int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) \log f(\boldsymbol{\theta}; \mathbf{v}) d\boldsymbol{\theta} \right),$$

cuyo estimador es

$$\mathbf{v}_{ce}^* = \arg \max \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \log f(\boldsymbol{\theta}_n; \mathbf{v}), \quad (9)$$

mediante la densidad posterior conseguimos los draws $\boldsymbol{\theta}_1; \dots; \boldsymbol{\theta}_L$. Por lo tanto, recapitulamos el cálculo de la verosimilitud marginal a través del método de entropía cruzada de la siguiente manera:

1. Resolvemos el problema de entropía cruzada minimizando (6) utilizando los L draws posteriores una vez obtenidos, de esta manera optimizamos la densidad del importance sampling $g^*(\boldsymbol{\theta})$
2. Aleatorizamos $\boldsymbol{\theta}_1; \dots; \boldsymbol{\theta}_L$ de la densidad $g(\cdot; \hat{\mathbf{v}}_{ce}^*)$, de esta manera obtenemos la verosimilitud mediante el estimador de entropía cruzada.

3.4 Deviance Information Criterion (DIC)

Debido a que el resultado del factor de Bayes cambia de gran forma debido a las distribuciones que se les asignan a las priors, Spiegelhalter, et al. (2002) introducen un nuevo criterio de selección para modelos bayesianos, el deviance information criterion (DIC). El DIC realiza un trade-off entre complejidad del modelo y ajuste del modelo. Como su nombre lo dice, el DIC consiste en la desviación, el cual se denota como en Chan y Grant (2016):

$$D(\boldsymbol{\theta}) = -2 \log f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta}) + 2 \log h(\mathbf{y}), \quad (10)$$

donde el primer término es la función de verosimilitud y el segundo término es una función únicamente de los datos. La complejidad del modelo se define como el número efectivo de parámetros que tiene el modelo p_D , el cual es denotado como

$$p_D = \overline{D(\boldsymbol{\theta})} - D(\tilde{\boldsymbol{\theta}}), \quad (11)$$

donde $\overline{D(\boldsymbol{\theta})} = -2E_{\theta}[\log f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})|\mathbf{y}] + 2 \log h(\mathbf{y})$ es la desviación media posterior y $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ es un estimado de $\boldsymbol{\theta}$ que usualmente representa a la media posterior. Entonces, la suma de la desviación media posterior y el número efectivo de parámetros nos da como resultado el DIC:

$$DIC = \overline{D(\boldsymbol{\theta})} + p_D. \quad (12)$$

Debido a que $h(\mathbf{y})$ no depende de los parámetros, se asume que $h(\mathbf{y}) = 1$ para simplificar la estimación. De esta forma reemplazamos en

$$\begin{aligned} DIC &= 2\overline{D(\boldsymbol{\theta})} - D(\tilde{\boldsymbol{\theta}}), \\ DIC &= -4E_{\theta}[\log f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})|\mathbf{y}] + 2 \log f(\mathbf{y}|\tilde{\boldsymbol{\theta}}), \end{aligned} \quad (13)$$

Por lo tanto, el primer término de la ecuación anterior representa la media de las log-verosimilitudes $f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ sobre los draws posteriores de $\boldsymbol{\theta}$. Estimamos el set de parámetros con la finalidad de alcanzar el mayor valor posible de $f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})f(\boldsymbol{\theta})$, en el cual $f(\boldsymbol{\theta})$ representa la densidad de las priors, de esta manera aproximamos la media posterior $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Por último, la expresión final del DIC es la siguiente:

$$DIC = -4E_{\theta}[\log f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})|\mathbf{y}] + 2 \log f(\mathbf{y}|\hat{\boldsymbol{\theta}}). \quad (14)$$

Existen diferentes tipos de DIC que se pueden ver en Chan y Grant (2016,). Sin embargo, elegimos el DIC más eficiente identificado por los mismos autores, el cual minimiza los errores estándares y reduce el valor final del DIC al incrementar el número de parámetros.

4 Resultados Empíricos

4.1 Datos

Las variables son el índice S&P GSCI, el PBI a precios constantes del año 2007, el gasto no financiero del gobierno central y el ingreso no financiero del gobierno central (en este orden las variables son introducidas al VAR). La primera variable fue obtenida a través de la plataforma Bloomberg, mientras que las tres restantes fueron obtenidas de la página web del Banco Central de Reserva del Perú. El ingreso y el gasto no financiero del gobierno central son deflactados usando el índice de precios del consumidor con base 2009=100. Luego, mediante el método Census X-13, desestacionalizamos el PBI real, el ingreso fiscal y el gasto fiscal. Las series en niveles cubren el periodo 1992Q2-2018Q1, mientras que las series en tasas de crecimiento que son introducidas al VAR comienzan en el 1993Q2, lo que nos da un total 101 observaciones.

En la Figura 1 se visualiza la evolución en logaritmos del índice S&P GSCI, el PBI real, el gasto del Gobierno y el ingreso del Gobierno a través del periodo de muestra. Las últimas tres variables presentan una tendencia positiva con algunas desacelerizaciones durante épocas de crisis. La variable de commodities también tiene una tendencia positiva, sin embargo, a partir de la crisis subprime no tiene una tendencia clara. La Figura 2 representa las tasas de variación anuales de las variables. Se puede apreciar que el gasto del Gobierno se mueve en el mismo sentido que el PBI hasta el año de la crisis subprime; luego, en la mayoría de los años, tienen movimientos contracíclicos. El ingreso del Gobierno casi siempre sigue el comportamiento del PBI, sin embargo, durante el periodo de muestra podemos notar que la proporcionalidad en la que el ingreso sigue al PBI varía a través del tiempo. Por ejemplo, en la crisis de 1999, el ingreso cae en 8% aunque la caída del PBI fue menor al 1%, mientras que en la crisis del 2009, el ingreso llega a tener una caída de hasta 20%, sin embargo, el PBI cae menos de 1%. Mientras que cuando los ingresos han aumentando, lo han hecho a tasas mayores que la del crecimiento del PBI; no obstante, esto no se cumple durante mediados del 2014 y mediados del 2017, ya que la desacelerización del PBI fue suficiente para tener tasas decrecientes del ingreso del Gobierno.

4.2 Priors

Las priors de las condiciones iniciales $\boldsymbol{\theta}_0$ y \mathbf{h}_0 son normalmente distribuidas: $\boldsymbol{\theta}_0 \sim N(\mathbf{a}_\theta, \mathbf{V}_\theta)$ y $\mathbf{h}_0 \sim N(\mathbf{a}_h, \mathbf{V}_h)$. Además, asumimos como en Chan and Eisenstat (2018) que las matrices de covarianza del error de perturbación para las ecuaciones de estado son diagonales, esto es, $\boldsymbol{\Sigma}_\theta = \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \dots, \sigma_{\theta_{k_\theta}}^2)$ y $\boldsymbol{\Sigma}_h = \text{diag}(\sigma_{h_1}^2, \sigma_{h_2}^2, \dots, \sigma_{h_n}^2)$. Los elementos de la diagonal de $\boldsymbol{\Sigma}_\theta$ y $\boldsymbol{\Sigma}_h$ son independientemente distribuidos de la siguiente manera: $\sigma_{\theta_i}^2 \sim IG(\nu_{\theta_i}, S_{\theta_i})$, $\sigma_{h_j}^2 \sim IG(\nu_{h_j}, S_{h_j})$, $i = 1, \dots, k_\theta$, $j = 1, \dots, k_h$.

El set de parámetros tienen las siguientes medias y varianzas $\mathbf{a}_\theta = \mathbf{0}$, $\mathbf{V}_\theta = 10 \times \mathbf{I}_{k_\theta}$, $\mathbf{a}_h = \mathbf{0}$,

$\mathbf{V}_h = 10 \times \mathbf{I}_n$. En cuanto a los grados de libertad, imponemos pequeños valores: $\nu_{\theta_i} = \nu_{h_j} = 5$. Además, asumimos que $\sigma_{h_j}^2 = 0.1^2$, mientras que la prior de la media de las varianzas para los coeficientes de las variables rezagadas del VAR y los interceptos son 0.01^2 y 0.1^2 , respectivamente.

4.3 Resultados

Todos los modelos contaron con 10 cadenas paralelas y en cada una de ellas se realizaron 11000 simulaciones, de las cuales las 1000 primeras fueron eliminadas. Se tomaron 1 de cada 10 simulaciones, lo cual nos da un total de 10000 simulaciones. De este total se estimaron la verosimilitud marginal calculada por cross entropy y el DIC.

La Tabla 2 presenta tres tests que examinan la evolución en el tiempo de los coeficientes y de la volatilidad para el modelo TVP-VAR-SV, y si es necesario incluir restricciones. Luego de haber estimado el modelo TVP-VAR-SV, las simulaciones que se realizaron para los coeficientes de los interceptos, de la matriz de efectos contemporáneos, de la matriz de variables rezagadas y de la volatilidad son evaluados por el test de Traza, el test de Kolgomorov-Smirnov y el t -test. Los resultados del test de Traza, que calcula si existe una diferencia significativa entre la traza de la matriz de varianzas prior y la traza de la matriz de varianzas posterior, indica que la primera (0.16) es mayor al límite superior (0.06) del intervalo calculado para la segunda, lo cual nos indica que no se debería realizar la modelización de la varianza cambiante en el tiempo. El test de de Kolgomorov-Smirnov y el t -test evalúan en dos periodos distintos a lo largo de la muestra si cada coeficiente puede provenir de la misma distribución o de distribuciones con la misma media (t -test). Hemos seleccionado tres fechas específicas en el periodo de estudio y se compararon las distribuciones de los coeficientes en 1993Q4 (inicio de la muestra) con las de 2005Q4 (mitad de la muestra), y luego las de 2005Q4 con las de 2018Q2 (final de la muestra). Los resultados indican que, a diferencia del test de Traza, todos los parámetros de la volatilidad cambian a través del tiempo con excepción de una en el periodo 2005Q4 del t -test. En cuanto a los coeficientes de la matriz de efectos contemporáneos ambos test nos indican que todos deben ser modelados variantes en el tiempo, mientras que para los interceptos y los coeficientes de la matriz de variables rezagadas, más de la mitad deberían ser cambiantes en el tiempo. También se realizó un ejercicio de robustez al cambiar una de las fechas de comparación: reemplazamos el periodo 2005Q4 con 2003Q4. Los resultados son muy similares a los previamente realizados, poco menos de la mitad son constantes a través del tiempo.

En el mismo sentido, en la Figura 3 se observan las medianas de las posterior de los coeficientes de los interceptos y de la matriz de variables rezagadas para cada punto del periodo de muestra en el modelo TVP-VAR-SV. Podemos notar que existe variación en el tiempo de algunos parámetros, principalmente en los interceptos en cada una de las ecuaciones. Los resultados señalan que los rezagos de las variables estudiadas tienen impactos diferentes a través del tiempo, la variabilidad de los parámetros a través del tiempo es más grande en las ecuaciones del ingreso fiscal y del PBI,

mientras que en la ecuación del S&P GSCI y del gasto fiscal es menos notorio. Sin embargo, los resultados obtenidos en la Tabla 2 y en la Figura 3 no nos dan los argumentos suficientes para seleccionar un modelo que describa de manera más precisa la relación entre las variables analizadas

Luego de los resultados previos que confirman la modelación de parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica, estimamos cada uno de los modelos restantes y calculamos sus respectivos criterios de selección: la verosimilitud marginal y el DIC, los cuales se muestran en la Tabla 3 y en la Tabla 4. En la Tabla 3 podemos ver la media de la la verosimilitud marginal calculada por cross entropy, la desviación estándar y el ranking para los 13 modelos presentados, de los cuales siete tienen o no parámetros cambiantes en el tiempo y con o sin volatilidad estocástica, y 6 modelos con cambio de régimen. Las estimaciones nos señalan que los modelos con peor rendimiento son los modelos con cambio de régimen. Entre los otros siete modelos que estimamos los peores son el TVP-VAR y el CVAR (puesto 6 y 7 respectivamente) precisamente los que no tienen SV, lo cual va en la misma línea de los resultados que mostraron el test de Kolmogorov-Smirnov y el t -test, aunque no es notorio que modelar parámetros cambiantes en el tiempo sea imprescindible, ya que al comparar el TVP-VAR y el CVAR el factor de Bayes a favor del primero es solo 4.95. La importancia de la SV queda más claro al ver los resultados para los modelos TVP-VAR-SV y CVAR-SV (puesto 4 y 3 respectivamente), los cuales se alejan en gran medida de sus polos opuestos que no incluyen SV. Esto nos indica que es indispensable modelar la SV para VARs que estudien la economía peruana. Entre todos los modelos, el que tiene un mejor rendimiento según el DIC y los datos es el TVP-VAR-R1-SV; sin embargo, la diferencia entre el primero y el quinto en el ranking es de 12.18 según el Factor de Bayes (BF), por lo que no hay un modelo claramente seleccionado.

La Tabla 4 presenta el cálculo del DIC para cada uno de los modelos excluyendo a los modelos con cambio de régimen, los cuales contienen múltiples modas de las distribuciones posteriores de los parámetros y dificultan el cálculo del DIC, además de su bajo rendimiento en la Tabla 3. Los resultados del DIC son similares a los obtenidos por la verosimilitud marginal por cross entropy aunque con algunas diferencias, ya que el modelo que se ajusta mejor con los datos es el CVAR-SV según el DIC, el cual ocupa el segundo lugar según el $\log\text{-ML}_{CE}$ (algo similar ocurre con el TVP-R1-SV que ocupa el primer lugar según el $\log\text{-ML}_{CE}$, mientras que según el DIC queda en tercer lugar en el ranking); no obstante, el modelo TVP-VAR-R3-SV y el TVP-VAR-R1-SV, lo siguen muy de cerca con diferencias de 5.7 y 9.2 respectivamente, lo cual nos indica al igual que el $\log\text{-ML}_{CE}$ que no hay un ganador definitivo. Debido a esto, procedemos a analizar los cinco primeros modelos según la verosimilitud marginal, estos son el TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-R2-SV, CVAR-SV, TVP-VAR-SV y TVP-VAR-R3-SV. Cabe resaltar que cuatro de estos cinco modelos también se encuentran entre los cinco primeros modelos según el DIC con excepción del TVP-VAR-SV, el CVAR-SV será utilizado como benchmark posteriormente.

Debido a estos resultados, los cuales resaltan la importancia de la modelación de la volatili-

dad estocástica, es importante examinar como se comporta la varianza a través del tiempo. La Figura 4 grafica la evolución de las desviaciones estándares de las innovaciones en cada una de las cuatro ecuaciones para cinco modelos diferentes: TVP-VAR-SV, CVAR-SV, TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-R2-SV y TVP-VAR-R3-SV. Podemos observar que la desviación estándar en la ecuación del crecimiento del Índice de commodities tiene un comportamiento creciente llegando a su nivel más alto en el 2008, luego presenta una tendencia decreciente hasta el final del periodo de muestra. Este continuo incremento de la volatilidad se da en periodos de la crisis rusa-asiática 1997-1999, el inicio de ciclo de los commodities en el 2003 (Radetzki, 2006) y llega a su máximo en el periodo de la crisis subprime. La tendencia decreciente se explica a la tranquilidad de los mercados internacionales después de la crisis internacional y el fin del ciclo de los commodities. La desviación estándar en la ecuación de gasto fiscal presenta un comportamiento decreciente hasta 1998, el cual se estabiliza hasta el 2003, a partir del 2004 tiene un comportamiento creciente, llegando a sus niveles más altos entre 2006 y 2010. Estos niveles se explican por las medidas tomadas por el gobierno para contrarrestar los impactos de la crisis financiera internacional (Yamada y Castro, 2010). Después de este periodo ha tenido una tendencia decreciente, debido a que es un periodo de estabilidad posterior a la crisis subprime y, además, se implementó la Ley de Fortalecimiento de la Responsabilidad y Transparencia Fiscal que ayudó a tener un gasto público más organizado. Para la ecuación del crecimiento del PBI la volatilidad tiene una tendencia negativa desde el inicio de la muestra hasta el final de la muestra, aunque en el periodo 1997-2000 aumenta ligeramente debido el fenómeno de “El Niño” y la crisis rusa-asiática. Durante los años 2007-2010 la volatilidad no tiene una tendencia decreciente, lo cual pudo haber sido generado por la crisis subprime que generó incertidumbre global. Si bien fue una de las crisis más grandes de los últimos años, llegaron flujos grandes de capitales de corto y largo plazo, lo cual impulsó la inversión privada. Un comportamiento muy similar tiene la volatilidad en la ecuación de ingreso fiscal, aunque a partir del 2015 ha tenido una tendencia positiva. La importancia de estos resultados serán resaltados posteriormente al analizar la descomposición de la varianza del error de prección del crecimiento del PBI.

Se han obtenido las funciones impulso-respuesta (IRF) para cada uno de los modelos estimados, tanto para cada punto en el tiempo del periodo de estudio como una mediana para todo el periodo analizado. En la Figura 5 mostramos la mediana de las respuestas del crecimiento del ingreso fiscal y del crecimiento del PBI ante un choque de gasto.

La IRF del crecimiento del PBI muestra un impacto diferenciado en el tiempo, un comportamiento positivo en todos los modelos, cuyo efecto tiene a cero cuando se acerca al último horizonte (20 trimestres). Inicialmente el efecto del gasto público sobre el PBI se reduce ligeramente, lo cual estaría explicado por las reformas estructurales implementadas por el Gobierno entre 1990-1995. A partir de este periodo, el efecto empieza a aumentar y llega a su máximo entre 2007-2009 (en la

mayoría de modelos) debido a la política contracíclica del Gobierno para neutralizar el impacto de los mercados internacionales, luego el efecto disminuye. No obstante, los modelos TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-SV y TVP-VAR, muestran una respuesta negativa del crecimiento del PBI a partir del año 2014. La posible causa de estos comportamientos extraños sería por el declive que tuvo la inversión privada que se dio en el año 2014 y que duró hasta el inicio del 2017. La caída de la inversión minera debido a la caída del precio de los commodities, que tiene un gran peso en la inversión privada, fue una de las peores en al menos 50 años. Los demás modelos tienen respuestas positivas, pero con diferentes magnitudes y fluctuaciones en el tiempo. El peor de los modelos (TVP-VAR) nos indica que el efecto del gasto público alcanzó un máximo en el inicio del periodo y tuvo un comportamiento de decreciente a lo largo del tiempo, algo poco creíble con los hechos estilizados.

Se han obtenido las funciones impulso-respuesta (IRF) para cada uno de los modelos estimados, tanto para cada punto en el tiempo del periodo de estudio como una mediana para todo el periodo analizado. En la Figura 6 mostramos la mediana de las respuestas del crecimiento del gasto fiscal y del crecimiento del PBI ante un choque de ingreso.

La IRF del crecimiento del PBI tiene una respuesta neutral ante un choque de ingresos, esto debe a la manera en la que introducimos las variables al VAR. Sin embargo, contrario a lo que señala la teoría económica, en los horizontes posteriores se notan respuestas positivas. Estas respuestas positivas son prácticamente iguales en el modelo CVAR-SV y el TVP-VAR-R3-SV (el cambio en los interceptos no cambian los resultados de las IRF). Mientras que en los demás modelos la respuesta del crecimiento de PBI en diferentes horizontes no son los mismos, incluso en el modelo TVP-VAR-R2-SV llegan a tener respuestas negativas a partir del horizonte 12, pero en todos los modelos el efecto se diluye al llegar al último horizonte. Estos resultados pueden explicarse a la alta tasa de informalidad del Perú, y por ende, una recaudación fiscal reducida. Por lo tanto, al haber mayores ingresos debido a un choque positivo de impuestos generaría un aumento en la recaudación, por lo que el Gobierno tiene más recursos para gastar, y este efecto puede ser más fuerte que el aumento de los impuestos.

En la Figura 7 se muestra la media de las IRF del crecimiento del PBI y del crecimiento del ingreso ante un choque de gasto para todo el periodo de muestra de color negro y usamos el CVAR como benchmark de color rojo. La media de la IRF del crecimiento del PBI se encuentra entre 0.10 y 0.20 en todos los modelos. En casi todos los modelos el CVAR estaría sobreestimando la respuesta del PBI, excepto en los modelos TVP-VAR-SV y TVP-VAR en los cuales las IRF son las mismas a las del CVAR. Cabe resaltar que la IRF del CVAR se encuentra dentro de las bandas de confianza de las IRF de cada modelo. Conforme avanzan los horizontes, la respuesta del crecimiento del PBI se diluye a 0.

En la Figura 8 presentamos la media de las IRF del crecimiento del PBI y del crecimiento del

gasto ante un choque de ingreso para todo el periodo de muestra de color negro y otra vez usamos el CVAR como benchmark de color rojo. La media de la IRF del crecimiento del PBI se encuentra entre 0 y 0.05 en todos los modelos, es decir, el impacto es practicamente nulo. La respuesta del PBI en el modelo CVAR es prácticamente el mismo comparado con cada modelo, solo se muestran pequeñas diferencias en el TVP-VAR-SV y TVP-VAR en los horizontes del 2 al 6 en los cuales el CVAR sobreestima la respuesta, pero en cada uno de los modelos las IRF tienen a cero al transcurrir los horizontes.

En el mismo sentido, en la Figura 9 observamos las diferentes respuestas del crecimiento del PBI y del crecimiento de los ingresos ante un choque positivo del gasto fiscal para los periodos 1994Q1, 1999Q1, 2003Q1, 2008Q4, 2010Q1 y 2018Q1. En los periodos seleccionados ocurrieron crisis económicas (crisis asiática y rusa en 1998, la Gran Recesión 2007-2008 y la crisis europea en 2010), cambio de política monetaria (Metas Explícitas de Inflación en 2002) y épocas de estabilidad de las variables económicas.

La IRF para 1994Q1 tiene una magnitud pequeña en el crecimiento del PBI lo cual está relacionado a la tendencia decreciente que tuvo el déficit fiscal que inició en 1990 como medida de reestructuración de la economía que venía con deudas inmensas heredadas de los gobiernos anteriores. El sostenimiento de una rigurosa disciplina fiscal se permaneció siendo un elemento esencial en el desenvolvimiento del programa de estabilización. Para el segundo periodo analizado (1999Q1) la IRF es prácticamente la misma a la de la anterior fecha analizada, lo cual se debe a que la política de gastos del gobierno central estuvo atento a la desacelerización de la demanda interna (producto de la crisis ruso-asiática que generó incrementos en la tasa de interés), por lo que a pesar de que esto trajo consigo una reducción de los ingresos del gobierno, se decidió no reducir significativamente el gasto, de este modo se mantuvo, en lo posible, las metas de ejecución sujeto a las leyes implementadas. En cuanto a la tercera fecha seleccionada (2003Q1), en la mayoría de los modelos la IRF es tiene una mayor magnitud que las dos fechas anteriores mencionadas. Esto se da en un contexto de estabilidad económica, en el que la inflación ha sido controlada por la implementación de la MEI, por lo cual el choque de gastos toma una mayor importancia en el crecimiento del PBI. Además, durante el 2003, la política fiscal tuvo como meta afianzar el asentamiento del presupuesto del Gobierno. Esto se logró mediante la disminución del déficit fiscal, llevando a cabo lo establecido por la Ley de Responsabilidad y Transparencia Fiscal. La disminución del déficit se explicó por la aceleración de la economía y el aumento de tasas impositivas que incrementaron la recaudación del Estado, lo cual dio les mayor capacidad de aplicar un estímulo fiscal positivo por el lado del gasto para atender demandas sociales.

Otro periodo analizado es el 2008Q4, contexto en la que se produce la Gran Recesión, aunque la crisis se da por el lado financiero también involucra al sector inmobiliario y de construcción. Las IRF nos dicen que en este periodo la magnitud del choque del gasto sobre el crecimiento del PBI es

más fuerte, incluso su impacto tarda más en diluirse. Además este mayor impacto está relacionado que a partir del 2009 el impulso fiscal cambió de ser acíclico a ser contracíclico.

Igualmente, en el periodo 2010Q1, la IRF es muy similar a la del 2008Q4 aunque en los modelos TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-SV y TVP-VAR la magnitud es ligeramente menor, pero aún así es mayor a las primeras tres fechas seleccionadas. Esto se da en un contexto en el cual las perspectivas de recuperación económica, después de la crisis subprimes, son positivas; sin embargo, aún hay incertidumbre por las grandes deudas generadas por los países europeos. Estos resultados indican que ante choques internacionales adversos, el gasto fiscal es importante para contrarrestar sus efectos en el crecimiento del PBI. La IRF de 2008Q4 y 2010Q1 va en la misma línea de lo encontrado por Sanchez y Galindo (2013). Los autores indican que, para el caso peruano, el multiplicador fiscal es más efectivo en épocas de recesión que en época de auge.

Finalmente, analizamos el periodo 2018Q1, periodo de estabilidad macroeconómica. Las IRF presentan comportamientos diferentes entre modelos. La IRF del TVP-VAR-R1-SV muestra una respuesta negativa del crecimiento del PBI de -0.04%, mientras que los modelos TVP-VAR-SV y TVP-VAR muestran una respuesta casi nula (0.06% y 0% respectivamente). Así mismo, los modelos CVAR-SV, TVP-VAR-R3 y TVP-VAR-R2 tienen un impacto positivo más fuerte (0.15%, 0.10% y 0.19% respectivamente). Los resultados de los tres primeros modelos mencionados estaría relacionado a la gran caída de la inversión privada que inicio en el año 2014 producido por la caída del precio de las materias primas, y los retrasos del gasto del gobierno por reconstruir las zonas afectas por el Fenómeno “El Niño” el año anterior. No obstante, el aumento del gasto fiscal se debió principalmente por gasto en remuneraciones e inversión. Lo primero está relacionado al aumento de las remuneraciones a profesores y a profesionales de la salud; mientras que lo segundo se debe a una mayor ejecución de las obras viales de los Juegos Panamericanos y del proyecto Línea 2 del Metro de Lima y Callao.

En las Tablas 5 y 6 observamos los resultados de la descomposición de varianza (FEVD, por sus siglas en inglés) del PBI para los choques de gasto fiscal e ingreso fiscal para cada uno de los modelos, incluimos seis puntos diferentes en el periodo analizado y diferentes horizontes seleccionados; asimismo, en la Figura 11 presentamos la media de la FEVD de cada uno de los choques para cada modelo. Se observa que en el modelo TVP-VAR-R1-SV los choques de gasto tienen una participación cercana al 35% en las fluctuaciones del crecimiento del PBI (durante todos los horizontes), el cual aumenta entre 2003 y 2007, pero durante 2008-2009 disminuye debido al aumento en la participación de los choques externos debido a la crisis subprime. Luego de este periodo los choques de gasto recuperación aumentan su participación (30%). En cuanto a los modelos CVAR-SV, TVP-VAR-R3-SV y TVP-VAR-R2-SV la contribución de los choques de gasto está entre 15 y 20% hasta el año 2005, ya que en los dos primeros modelos la contribución aumenta a aproximadamente 32%, mientras que en el último aumenta un poco menos (alrededor de 25%). Cabe resaltar

que en los tres modelos la participación de los choques externos tiene un comportamiento creciente a partir del año 2000, el cual no le quita peso a los choques de gasto. En el modelo TVP-VAR-SV la contribución de los choques de gasto es mayor que en los modelos anteriores (35%) hasta el 2009, año en el cual el choque externo alcanza una contribución de alrededor de 80% debido a la caída de la crisis internacional. Luego de ese año la participación de los choques de gasto aumentan, pero no logran alcanzar el peso que tenían en el periodo previo de la crisis. Además la contribución de los choques de gasto aumentan ligeramente conforme aumentan los horizontes. El TVP-VAR es el modelo que indica que los choques de gasto contribuyen cerca de 50% a las fluctuaciones del crecimiento del PBI; sin embargo, a partir de la crisis subprime los choques de gasto disminuyen drásticamente su contribución a alrededor de 20% y tienen un ligero aumento desde el año 2015.

Por el lado del gasto fiscal, la contribución del ingreso fiscal es practicamente nula, solo en los modelos CVAR-SV, TVP-VAR-R3-SV y TVP-VAR-R2-SV entre los años 1994 y 1998 a partir del horizonte 12 la contribución aumenta ligeramente a 2%, pero luego de 1999 regresa a ser muy cercano a 0%. Esto está relacionado a que las leyes de tributación no han tenido cambios resaltantes en el periodo de estudio, y además, es complejo que contribuyan a la fluctuación del crecimiento, ya que no son choques inesperados debido a que para cambiar las leyes de tributación son anunciados anticipadamente y tienen que pasar por largos procesos burocráticos para que sean modificados.

En la Figura 12 presentamos las descomposiciones históricas del crecimiento del PBI para cada uno de los modelos con el objetivo de medir la partición en valores reales de las variables analizadas. Los resultados son muy parecidos en los siete modelos. En un inicio los choques de gasto son importantes para el crecimiento del PBI, pero en el periodo 1997-2005 la contribución es pequeña y en la mayoría de años contribuyen negativamente. No es hasta el periodo 2006-2007 que los choques de gasto aumentan su participación (de manera positiva), diluidos en el año 2009 por la contribución negativa del choque externo, entrando nuevamente a terreno positivo en el año 2010. No obstante, el crecimiento de los gastos fiscales perdieron otra vez importancia hasta el año 2016, en el que se puede notar que tienen un aumento en la contribución del crecimiento del PBI de manera netiva hasta fines del 2017.

En cuanto a la contribución del ingreso fiscal, los resultados son muy parecidos a los de la descomposición de la varianza del PBI. En todos los modelos la contribución es pequeña y además contribuye negativamente en periodos de crisis como en 1999-2000 (crisis rusa-asiática) y 2009 (crisis sub-prime). La participación es un poco más notoria en el modelo CVAR. A partir del año 2010 la contribución del ingreso fiscal practicamente desaparece.

En la Figura 17 se observa como se comportan las desviaciones estándares de las innovaciones de la ecuación del crecimiento del gasto corriente y del gasto de capital para los cinco modelos que incluyen volatilidad estocástica. Podemos notar, que en ambas ecuaciones, la varianza de los modelos siguen un comportamiento muy similar y, además, la volatilidad en el crecimiento del gasto

de capital es más grande que el del gasto corriente, lo cual va de acorde con la teoría económica.

Inicialmente, la volatilidad del gasto corriente inicia en un punto alto (12%), pero va disminuyendo hasta sus niveles más bajos entre 1998 y 2004. Esto se debe a la reducción de la participación del Gobierno en la economía. La nueva Constitución de 1993 mencionaba que el Gobierno solo debía cumplir un rol subsidiario de la economía, por ende, se privatizaron las empresas públicas, lo cual redujo el gasto en remuneraciones, ya que disminuyó el número de personas que trabajaban para el Gobierno. Es a partir de 2005 que se ve un aumento mucho más claro el aumento de la volatilidad del crecimiento del gasto corriente, llegando a niveles máximos entre 2008-2009 (13,5%). El inicio de este comportamiento se debió a aumentos del gasto en remuneraciones por aumentos salariales a los trabajadores del sector Salud y Educación. Además, aumentó el gasto en transferencias debido mayores recursos entregados los gobiernos subnacionales por concepto de Fondo de Compensación Municipal y canon minero y petrolero; también los gobiernos subnacionales comenzaron a embolsar fondos por concepto de regalías mineras. Durante 2008-2009, el aumento de la volatilidad del gasto corriente se debió al incremento en gasto en remuneraciones, gasto en transferencias corrientes y gasto en bienes y servicios, principalmente de los Ministerios de Defensa, Salud y del de Transportes y Comunicaciones. Estas medidas se debieron principalmente para contrarrestar el efecto externo negativo (crisis subprime) que iba a tener sobre el PBI. Una vez superada esta etapa, la volatilidad ha tenido un comportamiento decreciente.

En cuanto al gasto de capital inició teniendo un comportamiento creciente hasta 2009 aproximadamente. Esto es explicado debido a leyes que permitieron incorporar al presupuesto fuentes de financiamiento de endeudamiento externo, el cual sirvió para financiar parcialmente el Programa de Fortalecimiento de los Servicios de Salud (Decreto Supremo 53-93-EF). Además, se aprobaron medidas para financiar el equipamiento y mecanización del sector agrícola en los lugares con menores recursos económicos en el país, así como también el impulso de actividades productivas en zonas marginales y rurales. Un porcentaje de este gasto fue financiado por organismos financieros internacionales. Luego de este periodo hay una disminución hasta 2013-2014 que hay un ligero aumento. Esto se debió al mayor gasto en formación bruta de capital para los principales proyectos de inversión del Gobierno como las concesiones viales, obras relacionadas con la construcción de la Línea 2 y Ramal Avenida Faucett-Gambeta del Metro de Lima Callao, entre otros. Posteriormente, su comportamiento regresa a ser decreciente.

En la Figura 18 mostramos la mediana de la respuesta del crecimiento del PBI ante un choque de gasto corriente. En todos los demás modelos con excepción del TVP-VAR-R1-SV, el impacto en el primer horizonte es negativo (aunque muy cercano a cero) y entre los horizontes 4 y 8 se ve un impacto positivo, que al igual que el TVP-VAR-R1-SV empieza a incrementarse a partir de 2002, pero su impacto no disminuye al pasar los años. Un hecho extraño con las IRF del modelo TVP-VAR-SV, las cuales nos dicen que entre 1994 y 2005 el aumento del crecimiento del gasto

corriente afecta negativamente al crecimiento del PBI en los primeros horizontes y el impacto se incrementa entre los horizontes 5 y 10. Mientras que el modelo TVP-R1-SV muestra la IRF con mayor impacto negativo inicial y en entre los horizontes 5 y 10, es solo a partir del 2002 que la IRF entra a terreno positivo, alcanzan un máximo (0,80%) entre 2008-2009, sin embargo esta tiene una tendencia negativa luego de este periodo pasando a ser negativo entre 2012-2018.

En la Figura 19 mostramos la mediana de la respuesta del crecimiento del PBI ante un choque de gasto de capital. En todos los modelos la IRF en el primer horizonte para cada periodo es positivo (promediando cada modelo la IRF estaría en 0,20%); sin embargo, al segundo o tercer horizonte la IRF entra en terreno negativo, aunque podemos notar que entre 2005 y 2013 este efecto negativo se reduce significativamente (en algunos casos llega a ser 0). El TVP-VAR-R1-SV y el TVP-VAR-SV indican que estas IRF negativas entre los horizontes 2 y 3 se dan entre 2014-2018 (además, son los que mayor impacto nativos tienen), mientras que los demás modelos indican que este efecto no solo se dio entre 2014-2018, sino que también entre 1994 y 2005.

En la Figura 20 se muestra la media de las IRF del crecimiento del PBI ante un choque de gasto corriente para todo el periodo de muestra de color negro y usamos el CVAR como benchmark de color rojo. Los resultados son muy parecidos a la Figura 18. Las IRF de todos los modelos son negativos en el horizonte uno (aunque muy cercanos a cero). Para los modelos CVAR-SV, TVP-VAR-R3-SV y TVP-VAR-R2-SV las IRFs después del horizonte uno son positivas y llegan a tender a cero en los horizontes 6, 10 y 11 respectivamente; a su vez, el CVAR subestima las IRF luego del segundo periodo. En cuanto al TVP-VAR-R1-SV y el TVP-VAR-SV los resultados son muy parecidos, la IRF es negativa, y solo en el segundo periodo pasa a ser positiva, ya que luego regresa a ser negativa para tender a cero posteriormente, además el CVAR estaría sobreestimando la IRF. No obstante, ningún modelo muestra una IRF significativa, ya que las bandas de confianza son muy anchas y se encuentran tanto en terreno positivo como negativo.

En la Figura 21 se muestra la media de las IRF del crecimiento del PBI ante un choque de gasto de capital para todo el periodo de muestra de color negro y usamos el CVAR como benchmark de color rojo. En todos los modelos la IRF del primer horizonte está muy cerca a 0,20%, sin embargo, a partir del segundo periodo la IRF pasa a ser negativa hasta el periodo que llegan a tender a cero, excepto el modelo TVP-VAR-R3-SV que regresa a terreno positivo entre el cuarto y décimo horizonte, luego tiende a cero. El modelo CVAR sobreestima los modelos TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-R2 y TVP-VAR-SV, mientras que lo mismo sucede inicialmente para los modelos CVAR-SV y TVP-VAR-R2-SV, aunque en los horizontes seis y cinco respectivamente, el CVAR pasa a subestimarlos. Estos resultados indicarían que un aumento del crecimiento del gasto de capital aumenta el crecimiento del PBI en el corto plazo, pero que en el largo plazo impactaría negativamente en la actividad económica.

5 Conclusiones

La finalidad de este trabajo es evaluar el impacto de los choques fiscales, especialmente por el lado del gasto fiscal, en el crecimiento del PBI utilizando modelos VAR desde dos perspectivas: con parámetros constantes y con parámetros cambiantes en el tiempo, además de la inclusión de la SV. Los resultados empíricos con datos recogidos desde 1993Q4-2018Q2 de la economía peruana evidencian que, a través de criterios de selección bayesianos como el DIC y la verosimilitud marginal calculada por cross entropy, un modelo con volatilidad estocástica es claramente superior a los que asumen homocedasticidad en la varianza, mientras que no hay una notoria predominancia por los parámetros constantes o cambiantes en el tiempo, ya que según el DIC el modelo seleccionado es el CVAR-SV, mientras que según la verosimilitud marginal es el TVP-VAR-R1-SV. Además, una vez graficados los parámetros estimados para el TVP-VAR-SV, notamos que los interceptos son cambiantes en el tiempo para cada una de las ecuaciones; asimismo, los parámetros de las variables rezagadas para la ecuación del crecimiento del ingreso fiscal y del PBI también muestran evidencia de ser cambiantes en el tiempo; sin embargo, para la ecuaciones del crecimiento del S&P GSCI y del gasto fiscal los parámetros estimados no tienen un cambio pronunciado.

Posteriormente, se presentó el comportamiento de las desviaciones estándar de las innovaciones para las cuatro ecuaciones en las cuales observamos que el motivo más importante por el que hubo cambios en las relaciones entre las variables son las fluctuaciones de los choques durante el periodo de estudio, además del cambio en la política del gasto fiscal al pasar de tener un comportamiento cíclico a uno contracíclico en su esfuerzo por estabilizar las fluctuaciones de la actividad económica.

Por estos motivos, los resultados demuestran que aunque no hay una evidencia clara de la modelación de parámetros cambiantes en el tiempo, el cambio en la volatilidad de los choques en el periodo de análisis es el aportante primordial en el estudio de la influencia de los gastos fiscales sobre el PBI, dicho de otra manera, la evolución del impacto de los choques a través del tiempo es lo que direcciona el entorno de la actividad económica peruana.

References

- [1] Aiyagari, S. R., Christiano, L. J. and Eichenbaum, M. (1992), “The output, employment, and interest rate effects of government consumption,” *Journal of Monetary Economic* **30(1)**, 73-86.
- [2] Auerbach, A. J. and Gorodnichenko, Y. (2012), “Measuring the output responses to fiscal policy,” *American Economic Journal: Economic Policy* **4(2)**, 1-27.
- [3] Barro, R. J. (1974), “Are government bonds net wealth?,” *Journal of Political Economy* **82(6)**, 1086-1117.

- [4] Barro, R. J. (1981), "Output effects of government purchases," *Journal of Political Economy* **89(6)**, 1086-1121.
- [5] Baxter, M., and King, R. G (1993), "Fiscal policy in general equilibrium," *The American Economic Review* **83(3)**, 315-334.
- [6] Berg, T. O. (2015), "Time varying multipliers in Germany," *Review of Economics* **66(1)**, 13-46.
- [7] Bilbiie, F., Ghironi, F. and Melitz, M. J. (2005), "Business cycles and firm dynamic," In 2005 *Meeting Papers* Vol. 842. Society for Economic Dynamics.
- [8] Blanchard, O. and Perotti, R. (2002), "An empirical characterization of the dynamic effects of changes in government spending and taxes on output," *The Quarterly Journal of Economics* **117(4)**, 1329-1368.
- [9] Boiciuc, I. (2015), "The effects of fiscal policy on emerging economies. A TVP-VAR approach," *South-Eastern Europe Journal of Economics* **1**, 75-84.
- [10] CEPAL (1999), "Efectos macroeconómicos del fenómeno El Niño de 1997-1998: su impacto en las economías andinas," LC/MEX/R. 688.
- [11] Chan, J. C. C. and Eisenstat, E. (2015), "Marginal likelihood estimation with the cross-entropy method," *Econometric Reviews* **34(3)**, 256-285.
- [12] Chan, J. C. C. and Eisenstat, E. (2018), "Bayesian model comparison for time-varying parameter VARs with stochastic volatility," *Journal of Applied Econometrics* **33(4)**, 509-532.
- [13] Chan, J. C. C, Eisenstat, E. and Strachan, R. W. (2016), "Stochastic model specification search for time-varying parameter VARs," *Econometric Reviews* **35(8-10)**, 1638-1665.
- [14] Chan, J. C. C. and Grant, A. (2016), "On the Observed-Data Deviance Information Criterion for Volatility Modeling," *Journal of Financial Econometrics* **14(4)**, 772-802.
- [15] Chan, J. C. C. and Jeliazkov, I. (2009), "Efficient simulation and integrated likelihood estimation in state space models," *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation* **1(1)**, 101-120.
- [16] Cogley, T. and Sargent, T. J. (2001), "Evolving post-world war II US inflation dynamics," *NBER Macroeconomics Annual* **16**, 331-388.
- [17] Cogley, T. and Sargent, T. J. (2005), "Drifts and volatilities: monetary policies and outcomes in the post WWII US," *Review of Economic Dynamics* **8(2)**, 262-302.

- [18] Devereux, M. B., Head, A. C. and Lapham, B. J. (1996), “Monopolistic competition, increasing returns, and the effects of government spending,” *Journal of Money, Credit and Banking* **28(2)**, 233-254.
- [19] Galí, J., López-Salido, J. D. and Vallés, J. (2007), “Understanding the effects of government spending on consumption,” *Journal of Applied Econometrics* **32(4)**, 764-782.
- [20] Guevara, C. (2018), “El impacto del gasto público en la actividad económica real: un análisis a través del tiempo”. Manuscript, First place in the Consejo Fiscal’s contest.
- [21] Karagyozyova-Markov, K., Deyanov, G. and Iliev, V. (2013), “Fiscal Policy and Economic Growth in Bulgaria,” Discussion Papers DP/90/2013, Bulgarian National Bank.
- [22] Kirchner, M., Cimadomo, J. and Hauptmeier, S. (2010), “Transmission of government spending shocks in the euro area: time variation and driving forces,” ECB Working Paper Series 1219.
- [23] Linnemann, L. and Schabert, A. (2003), “Fiscal policy in the new neoclassical synthesis,” *Journal of Money, Credit and Banking* **35(6)**, 911-929.
- [24] Mankiw, G. (2000) “The Savers–Spenders Theory of Fiscal Policy,” *American Economic Review* **90(2)**, 120-125.
- [25] Mendoza, W. and Melgarejo, K. (2008), “La efectividad de la política fiscal en el Perú: 1980-2006,” Departamento de Economía PUCP, Documento de Trabajo 262.
- [26] Mountford, A. and Uhlig, H. (2009), “What are the effects of fiscal policy shocks?,” *Journal of Applied Econometrics* **24(6)**, 960-992.
- [27] Perotti, R. (2004), “Estimating the effects of fiscal policy in OECD countries,” Working Paper 276, IGIER, Bocconi University.
- [28] Primiceri, G. E. (2005), “Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy,” *The Review of Economic Studies* **72(3)**, 821-852.
- [29] Ramey, V. A. and Shapiro, M. D. (1998), “Costly capital reallocation and the effects of government spending,” In *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* **48**, 145-194.
- [30] Rodríguez, M. and Velarde, M. (2001), “Efectos de la crisis financiera internacional en la economía peruana 1997-1998,” Documento de Trabajo 36, Universidad del Pacífico y CIES.
- [31] Rojas, C. and Vasallo R. (2018), “Posición fiscal y ciclo económico,” Nota de Discusión N° 001-2018-CF/ST, Secretaría Técnica del Consejo Fiscal.

- [32] Salinas, C. and Chuquilín, M. (2013), “Las asimetrías de la política fiscal en una economía emergente: el caso del Perú, 1992-2013,” Fondo Editorial, Universidad del Pacífico.
- [33] Sánchez, W. and Galindo, H. (2013), “Multiplicadores asimétricos del gasto público y de los impuestos en el Perú,” Documento de Trabajo 2802, Ministerio de Economía y Finanzas.
- [34] Sims, C. A. and Zha, T.(2006), “Were there regime switches in U.S. monetary policy?,” *American Economic Review* **96(1)**, 54-81.
- [35] Spiegelhalter, D., Best, N. G., Carlín, B. P. and vander Linde, A. (2002), “Bayesian measures of model complexity and fit,” *Journal of the Royal Statistical Society Series B* **64(4)**, 583-639.
- [36] Uhlig, H. (2005), “What are the effects of monetary policy on output? Results from an agnostic identification procedure,” *Journal of Monetary Economics* **52(2)**, 381-419.
- [37] Yamada, G., Castro, J. and Beltran, A. (2013), “La viabilidad de un sistema de crédito educativo en el Perú,” Documento de discusión DD/13/11, Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico.

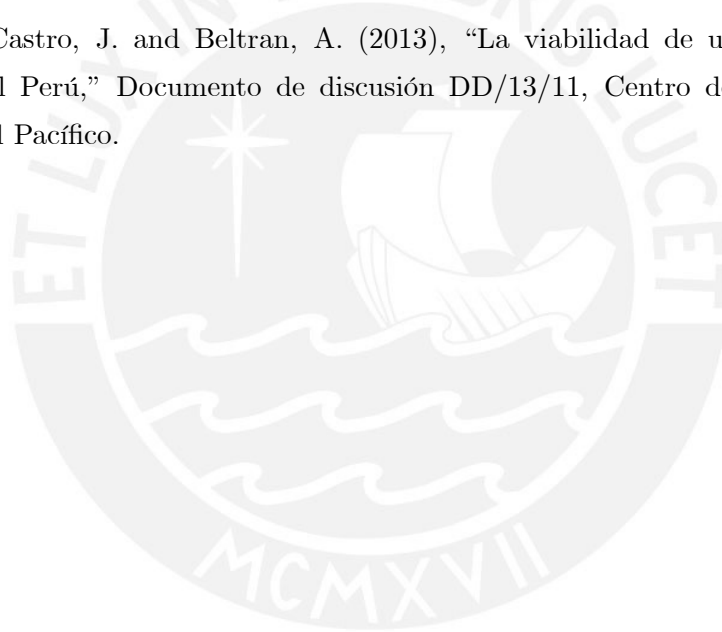


Table 1. List of Competing Models

Model	Characteristics
TVP-VAR-SV	Time-varying parameter VAR with SV in Equation (2)-(4).
TVP-VAR	Same as TVP-SV but $\mathbf{h}_t = \mathbf{h}_0$.
TVP-VAR-R1-SV	Same as TVP-SV but $\boldsymbol{\beta}_t = \boldsymbol{\beta}_0$.
TVP-VAR-R2-SV	Same as TVP-SV but $\boldsymbol{\gamma}_t = \boldsymbol{\gamma}_0$.
TVP-VAR-R3-SV	Same as TVP-SV but only the intercepts are time varying.
CVAR-SV	Same as TVP-SV but $\boldsymbol{\beta}_t = \boldsymbol{\beta}_0$ and $\boldsymbol{\gamma}_t = \boldsymbol{\gamma}_0$.
CVAR	Constant coefficients VAR with $\boldsymbol{\theta}_t = \boldsymbol{\theta}_0$ and $\mathbf{h}_t = \mathbf{h}_0$.
RS-VAR	Regime-Switching VAR in Equation (5).
RS-VAR-R1	Same as RS-VAR but $(\mathbf{B}_{0j}, \mathbf{B}_{1j}, \dots, \mathbf{B}_{pj})$ are the same across regimes.
RS-VAR-R2	Same as RS-VAR but \sum_j are the same across regimes.



Table 2. Tests for Time Variation Coefficients and Volatility

Kolmogorov-Smirnov test			
A			
1993Q4-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q4-2003Q4	2003Q4-2018Q2
6/6	6/6	6/6	6/6
B			
1993Q4-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q4-2003Q4	2003Q4-2018Q2
28/36	27/36	26/36	29/36
H			
1993Q4-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q4-2003Q4	2003Q4-2018Q2
4/4	4/4	4/4	4/4
<i>t</i> -test			
A			
1993Q4-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q4-2003Q4	2003Q4-2018Q2
6/6	6/6	6/6	6/6
B			
1993Q2-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q2-2003Q4	2003Q4-2018Q2
28/36	22/36	24/36	27/36
H			
1993Q2-2005Q4	2005Q4-2018Q2	1993Q2-2003Q4	2003Q4-2018Q2
4/4	3/4	4/4	4/4

A represents the coefficients of contemporaneous relationships, B are the coefficients associate to interceptsand lagged variables and H are the variances of innovations.

Table 3. Log marginal likelihood estimates for various time-varying VARs

Model	log-ML _{CE}	SD	Rank
TVP-VAR-SV	-1416.8	0.10	5
TVP-VAR-SV	-1476.3	0.06	6
TVP-VAR-R1-SV	-1414.3	0.14	1
TVP-VAR-R2-SV	-1416.6	0.04	4
TVP-VAR-R3-SV	-1415.9	0.08	3
CVAR-SV	-1415.2	0.01	2
CVAR	-1477.0	0.01	7
RS-VAR-2	-1490.6	0.0356	9
RS-VAR-R1-2	-1485.8	0.0992	8
RS-VAR-R2-2	-1508.2	0.4706	11
RS-VAR-3	-1509.8	0.1256	12
RS-VAR-R1-3	-1491.9	0.0571	10
RS-VAR-R2-3	-1519.7	0.5503	13

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno Central, 4 variables 1992Q2-2018Q2).

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-1416.8	0.10	5	2635.1	0.22	6	44.0	0.41
TVP-VAR	-1476.3	0.06	6	2652.1	0.14	7	41.1	0.25
TVP-VAR-R1-SV	-1414.3	0.14	1	2604.2	0.50	3	47.9	0.24
TVP-VAR-R2-SV	-1416.6	0.04	4	2626.0	0.48	5	43.6	0.46
TVP-VAR-R3-SV	-1415.9	0.08	3	2602.6	0.53	2	48.9	0.26
CVAR-SV	-1415.2	0.01	2	2596.6	1.25	1	48.9	0.11
CVAR	-1477.0	0.01	7	2619.2	1.08	4	44.7	0.07

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno Central, 4 variables 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-1565.6	0.06	4	2922.7	1.02	5	44.4	0.47
TVP-VAR	-1641.3	0.12	6	2967.2	0.67	7	41.7	0.98
TVP-VAR-R1-SV	-1564.9	0.05	2	2896.6	0.20	3	48.0	0.11
TVP-VAR-R2-SV	-1564.8	0.04	1	2912.3	0.57	4	43.6	0.46
TVP-VAR-R3-SV	-1565.9	0.06	5	2894.5	0.41	2	48.9	0.26
CVAR-SV	-1565.3	0.03	3	2888.6	0.27	1	48.9	0.11
CVAR	-1648.9	0.01	7	2952.6	0.14	6	49.4	0.20

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno General, 4 variables 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log- ML_{CE}	<i>s.e</i>	Rank	DIC	<i>s.e</i>	Rank	p_D	<i>s.e</i>
TVP-VAR-SV	-1524.4	0.05	5	2842.5	0.82	5	44.5	0.37
TVP-VAR	-1602.5	0.05	6	2897.4	0.82	7	43.0	0.36
TVP-VAR-R1-SV	-1523.2	0.05	1	2814.2	0.34	3	48.3	0.16
TVP-VAR-R2-SV	-1523.6	0.12	3	2832.8	1.18	4	45.3	0.49
TVP-VAR-R3-SV	-1524.2	0.04	4	2811.1	0.17	2	49.5	0.08
CVAR-SV	-1523.3	0.02	2	2803.8	0.23	1	49.2	0.12
CVAR	-1607.6	0.01	7	2877.3	0.16	6	45.1	0.08

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno Central, 5 variables 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2111.9	0.10	5	3903.0	1.28	5	66.3	0.40
TVP-VAR	-2211.0	1.07	7	3953.3	13.8	7	62.6	1.95
TVP-VAR-R1-SV	-2107.9	0.10	3	3860.0	0.59	3	73.0	0.25
TVP-VAR-R2-SV	-2109.0	0.20	4	3883.1	0.94	4	67.6	0.49
TVP-VAR-R3-SV	-2106.5	0.08	2	3846.9	0.49	2	75.4	0.21
CVAR-SV	-2105.5	0.03	1	3840.3	0.40	1	75.2	0.21
CVAR	-2210.1	0.01	6	3903.4	0.17	6	68.3	0.08

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno General, 5 variables 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2032.9	0.12	5	3746.9	1.13	5	66.3	0.56
TVP-VAR	-2122.0	0.15	6	3785.6	1.09	7	63.9	0.67
TVP-VAR-R1-SV	-2028.8	0.11	3	3704.7	0.27	3	73.3	0.12
TVP-VAR-R2-SV	-2031.4	0.20	4	3733.0	1.57	4	67.4	0.41
TVP-VAR-R3-SV	-2028.4	0.13	2	3694.7	0.55	2	75.2	0.23
CVAR-SV	-2027.4	0.03	1	3686.4	0.23	1	74.8	0.13
CVAR	-2127.8	0.01	7	3752.9	0.17	6	68.5	0.09

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno Central, 5 variables usando demanda interna 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2150.8	0.13	2	3977.5	0.73	5	66.2	0.28
TVP-VAR	-2237.1	0.67	6	3994.0	8.68	7	63.7	2.20
TVP-VAR-R1-SV	-2151.8	0.12	3	3954.1	0.37	3	73.8	0.17
TVP-VAR-R2-SV	-2150.5	0.13	1	3968.7	1.08	4	68.5	0.57
TVP-VAR-R3-SV	-2152.8	0.20	5	3946.7	0.49	2	75.4	0.23
CVAR-SV	-2152.4	0.04	4	3942.9	0.27	1	75.7	0.16
CVAR	-2245.5	0.01	7	3970.2	0.26	6	68.8	0.13

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno General, 5 variables usando demanda interna 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2073.0	0.07	1	3828.1	1.01	5	67.7	0.52
TVP-VAR	-2155.3	0.09	6	3845.4	0.97	6	66.0	0.47
TVP-VAR-R1-SV	-2074.2	0.09	3	3801.0	0.56	3	73.7	0.28
TVP-VAR-R2-SV	-2073.8	0.15	2	3818.7	1.17	4	68.5	0.65
TVP-VAR-R3-SV	-2076.5	0.09	5	3798.3	0.55	2	74.6	0.29
CVAR-SV	-2076.3	0.05	4	3793.3	0.15	1	74.6	0.06
CVAR	-2163.3	0.03	7	3819.6	0.23	7	68.8	0.11

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno Central, 5 variables usando precio del cobre 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2176.8	0.15	5	4018.8	1.17	5	67.2	0.42
TVP-VAR	-2401.4	2.50	7	4142.5	2.80	7	59.9	2.41
TVP-VAR-R1-SV	-2170.2	0.13	3	3966.0	0.45	3	74.9	0.19
TVP-VAR-R2-SV	-2172.2	0.20	4	3993.8	1.28	4	69.1	0.42
TVP-VAR-R3-SV	-2166.5	0.11	2	3941.8	0.51	2	77.9	0.16
CVAR-SV	-2165.3	0.11	1	3935.2	0.33	1	77.8	0.18
CVAR	-2302.3	0.02	6	4064.8	0.27	6	67.9	0.14

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 4. Log marginal likelihood and DIC estimates for various time-varying VARs (Gobierno General, 5 variables usando precio del cobre 1991Q1-2018-Q2)

MODEL	log-ML _{CE}	s.e	Rank	DIC	s.e	Rank	p _D	s.e
TVP-VAR-SV	-2094.7	0.11	5	3858.3	1.14	5	67.9	0.49
TVP-VAR	-2268.4	3.55	7	3986.1	7.66	6	65.5	1.47
TVP-VAR-R1-SV	-2085.2	0.11	3	3798.7	0.58	3	74.4	0.27
TVP-VAR-R2-SV	-2092.5	0.14	4	3838.4	1.14	4	68.1	0.33
TVP-VAR-R3-SV	-2083.5	0.07	2	3780.0	0.39	2	76.3	0.17
CVAR-SV	-2082.5	0.04	1	3772.1	0.32	1	76.1	0.16
CVAR	-2211.6	0.01	6	3897.8	0.26	7	67.9	0.13

Note: Each log marginal likelihood estimate is based on 10,000 evaluations of the integrated likelihood, where the importance sampling density is constructed using 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. Each DIC estimated (and the corresponding numerical standard error) is computed using 10 parallel chains; each consists of 10,000 posterior draws after a burn-in period of 1,000. The integrated likelihood is evaluated every 10th post burn-in draw – a total of 10,000 evaluations.

Table 5. Mean Variance Decomposition of GDP Growth. Fiscal Spending Shocks (in %)

TVP-VAR-R1-SV							CVAR-SV					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	25.82	23.14	35.29	15.96	19.54	34.68	17.78	12.39	20.29	28.36	28.72	32.89
4	27.42	25.03	36.71	16.35	20.04	35.38	22.36	15.77	23.04	30.32	31.04	34.74
8	27.88	25.82	36.86	16.88	20.76	35.65	24.78	17.57	24.51	31.73	32.68	35.90
12	27.90	26.04	36.72	17.03	20.99	35.70	24.94	17.65	24.53	31.85	32.88	35.95
16	27.93	26.26	36.68	17.03	21.01	35.72	24.93	17.62	24.49	31.84	32.90	35.95
20	27.94	26.37	36.66	17.00	20.99	35.72	24.94	17.63	24.50	31.84	32.92	35.97

TVP-VAR-R3-SV							TVP-VAR-R2-SV					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	13.77	11.39	17.17	22.91	24.24	26.51	18.20	14.47	17.27	19.00	22.04	26.89
4	17.51	14.34	19.55	24.53	26.14	28.77	19.20	15.58	18.02	20.71	24.63	28.09
8	18.64	15.98	20.97	25.72	27.53	30.60	20.41	16.24	17.92	22.28	26.36	28.80
12	19.85	16.09	21.03	25.80	27.65	30.77	20.78	16.34	17.82	22.64	26.83	29.76
16	19.88	16.10	21.02	25.80	27.65	30.79	20.97	16.36	17.80	22.82	27.05	30.54
20	19.88	16.10	21.01	25.79	27.64	30.78	21.04	16.34	17.80	22.97	27.18	31.17

TVP-VAR-SV							TVP-VAR					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	38.81	31.37	43.88	15.66	21.61	30.04	46.84	57.68	54.22	22.16	23.73	27.70
4	38.12	31.21	43.74	16.54	21.97	29.57	44.84	55.09	53.84	23.02	24.53	28.03
8	37.19	30.81	42.02	17.50	22.62	29.78	41.84	53.00	52.19	24.36	25.48	28.13
12	36.87	30.73	41.71	17.65	22.91	30.18	41.29	52.84	51.92	24.73	25.78	28.39
16	36.76	30.69	41.65	17.70	23.03	30.46	40.99	52.80	51.87	24.88	25.87	28.49
20	36.70	30.67	41.65	17.75	23.14	30.68	40.90	52.80	51.84	24.95	25.92	28.60

Note: The Mean Variance Decomposition of GDP Growth for CVAR for the horizons 2, 4, 8, 12, 16, 20 is 39.66, 40.71, 41.19, 41.13, 41.11 and 41.10 respectively.

Table 6. Mean Variance Decomposition of GDP Growth. Fiscal Income Shocks (in %)

TVP-VAR-R1-SV							CVAR-SV					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	0.55	0.75	0.48	0.04	0.06	0.52	0.75	0.81	0.69	0.21	0.19	0.43
4	1.23	2.15	1.09	0.11	0.15	0.94	1.99	2.19	1.89	0.58	0.52	1.13
8	2.18	4.22	1.69	0.22	0.26	1.25	3.68	4.09	3.50	1.09	0.94	2.13
12	2.48	4.81	1.81	0.26	0.30	1.34	4.22	4.67	3.98	1.26	1.06	2.43
16	2.59	4.98	1.85	0.28	0.32	1.37	4.36	4.80	4.10	1.29	1.09	2.49
20	2.69	5.07	1.86	0.30	0.33	1.39	4.40	4.83	4.12	1.30	1.09	2.50
TVP-VAR-R3-SV							TVP-VAR-R2-SV					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	0.80	0.74	0.60	0.18	0.17	0.42	1.46	0.75	0.43	0.10	0.12	0.39
4	2.37	2.20	1.76	0.48	0.47	1.16	4.29	2.15	1.25	0.36	0.34	1.90
8	4.40	4.10	3.26	0.86	0.86	2.11	8.02	4.22	2.32	0.81	0.73	2.92
12	4.97	4.63	3.68	0.96	0.97	2.37	9.26	4.81	2.51	0.99	0.87	3.41
16	5.16	4.81	3.82	0.99	1.01	2.46	9.63	4.98	2.57	1.06	0.90	3.80
20	5.25	4.89	3.86	1.01	1.03	2.49	9.80	5.07	2.59	1.11	0.92	4.09
TVP-VAR-SV							TVP-VAR					
Horizon	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1	1994Q1	1999Q1	2003Q1	2008Q4	2010Q1	2018Q1
2	0.95	0.61	0.39	0.06	0.11	0.29	0.57	0.53	0.62	0.49	0.60	0.99
4	3.18	1.87	1.13	0.19	0.26	0.81	0.90	1.15	0.49	0.77	0.88	1.85
8	5.32	3.16	2.02	0.42	0.49	1.38	1.50	1.95	0.77	1.06	1.23	2.51
12	5.98	3.40	2.36	0.47	0.56	1.64	1.76	2.19	1.06	1.20	1.37	2.75
16	6.15	3.50	2.53	0.49	0.58	1.79	1.89	2.29	1.20	1.27	1.42	2.87
20	6.22	3.57	2.62	0.50	0.59	1.89	1.96	2.33	1.27	1.31	1.44	2.94

Note: The Mean Variance Decomposition of GDP Growth for CVAR for the horizons 2, 4, 8, 12, 16, 20 is 1.03, 1.81, 2.50, 2.70, 2.77 and 2.80 respectively.

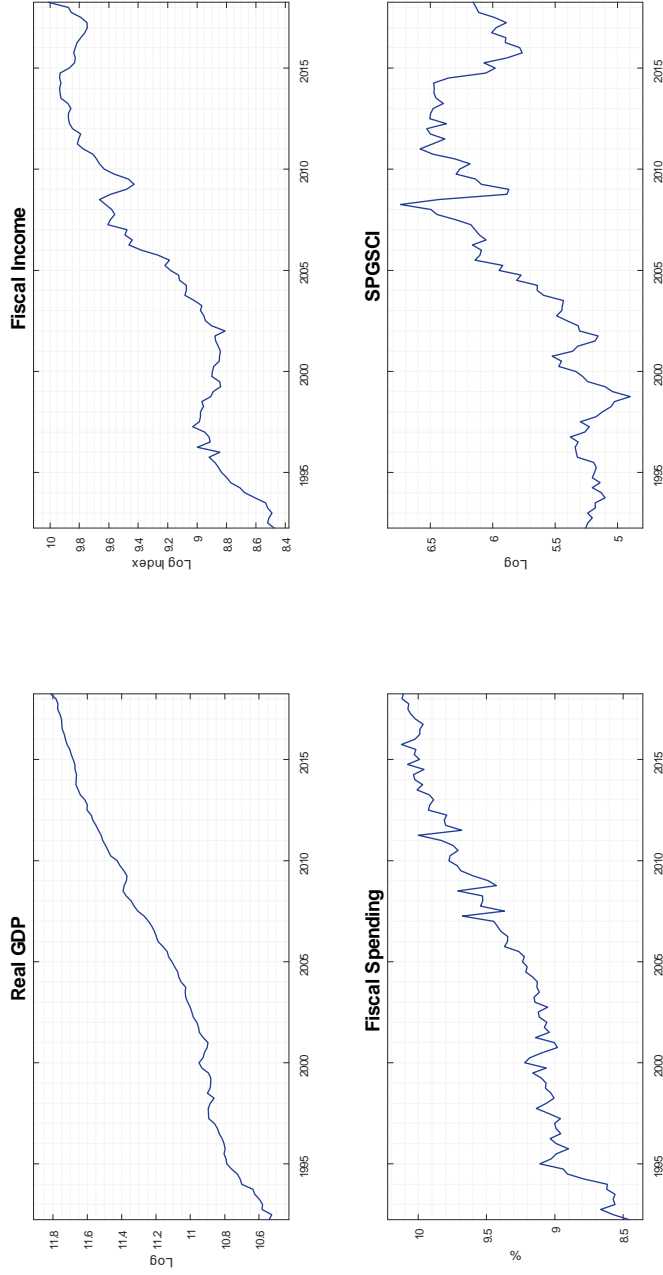


Figure 1: Time Series in Levels: Sample 1992Q2 - 2018Q2

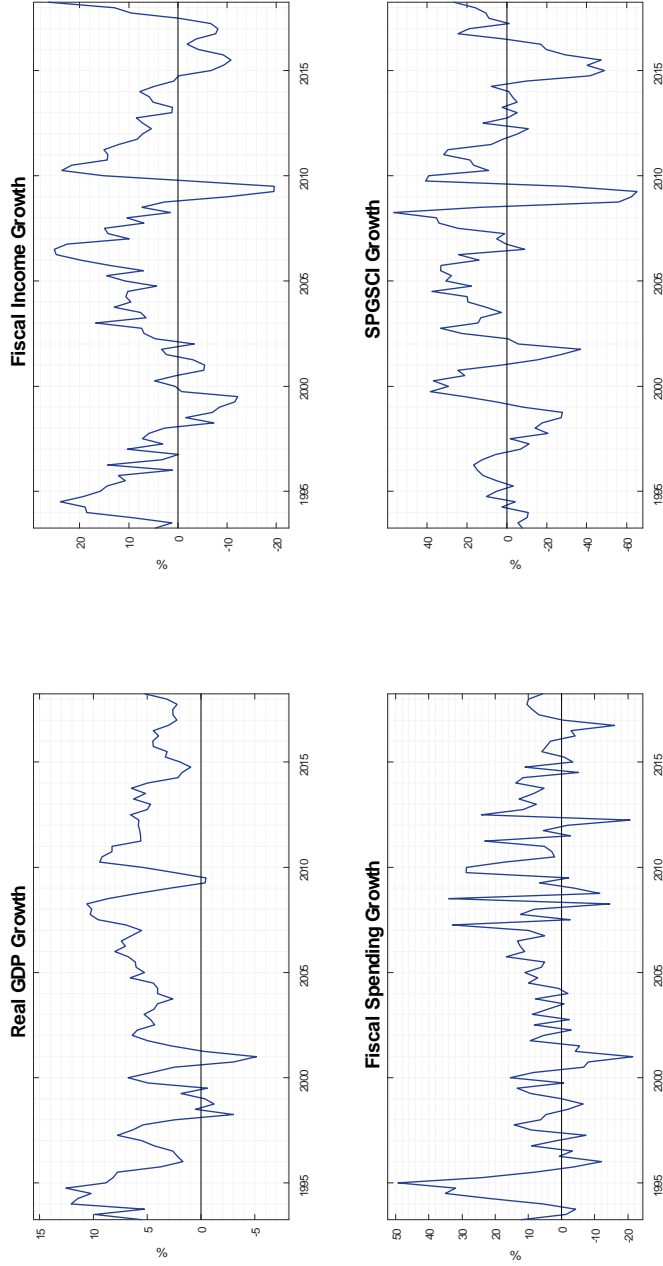


Figure 2: Time Series in Annual Growth Rates: Sample 1993Q2 - 2018Q2

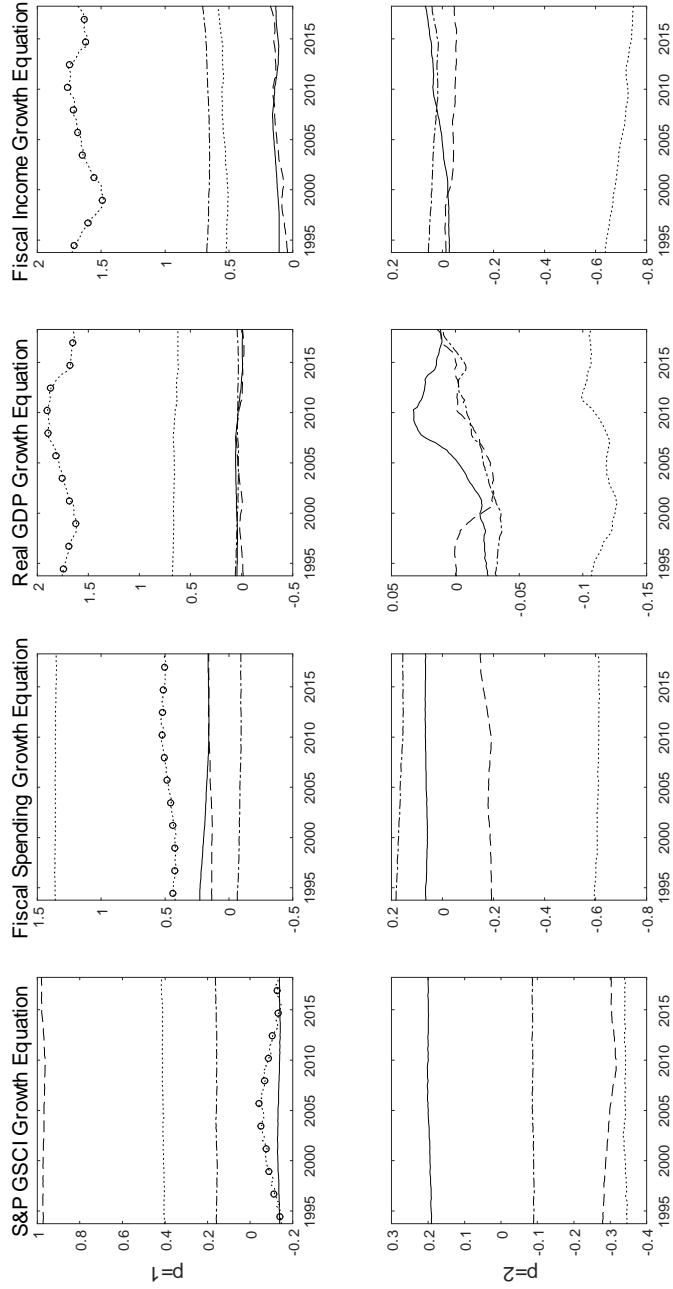


Figure 3: Evolution of the Parameter in β_t the TVP-VAR-SV Model. Dotted line with circles represent the intercepts in each equation, dashed line is the coefficient associated with the lagged variable of the S&P GSCI Index, the solid line is the coefficient associated with the lagged variable of the Fiscal Spending, dotted line is the coefficient associated with the lagged variable of the Fiscal Income and dashed-dotted line is the coefficient associated with the lagged variable of the Real GDP.

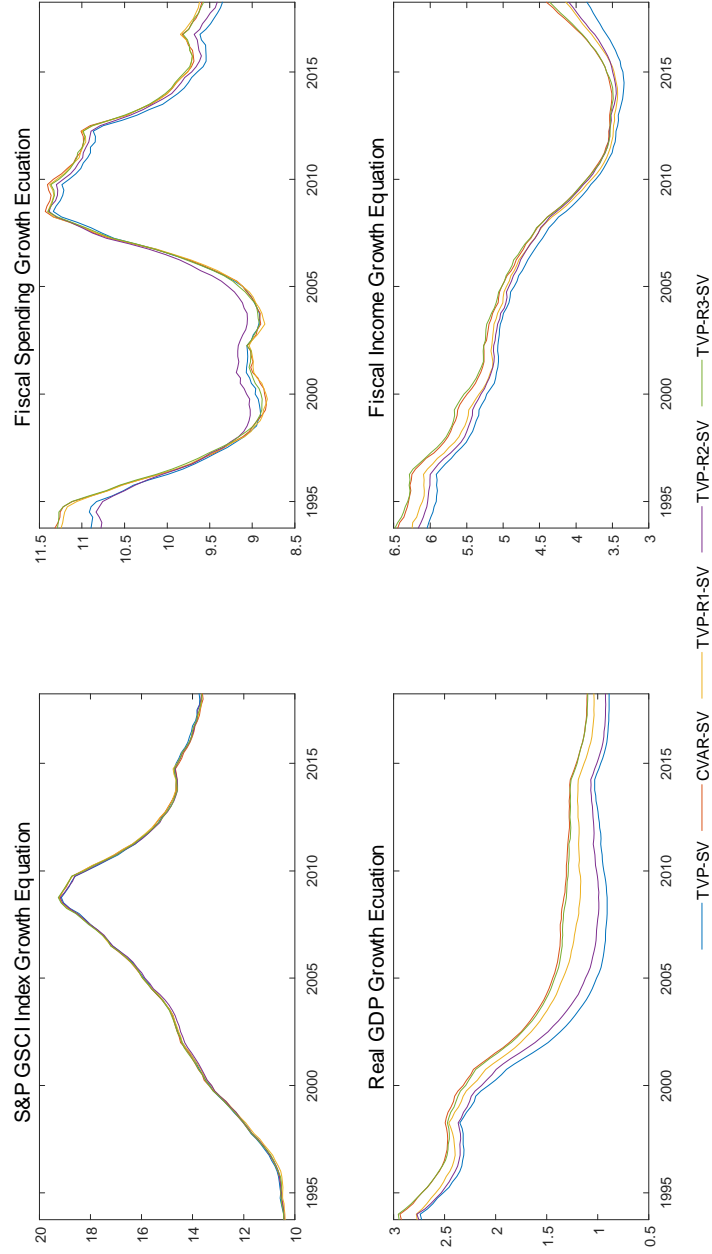


Figure 4: Standard Deviation of the Innovations in each Equation for the TVP-VAR-SV, CVAR-SV, TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-R2-SV and TVP-VAR-R3-SV Models, Median Values.

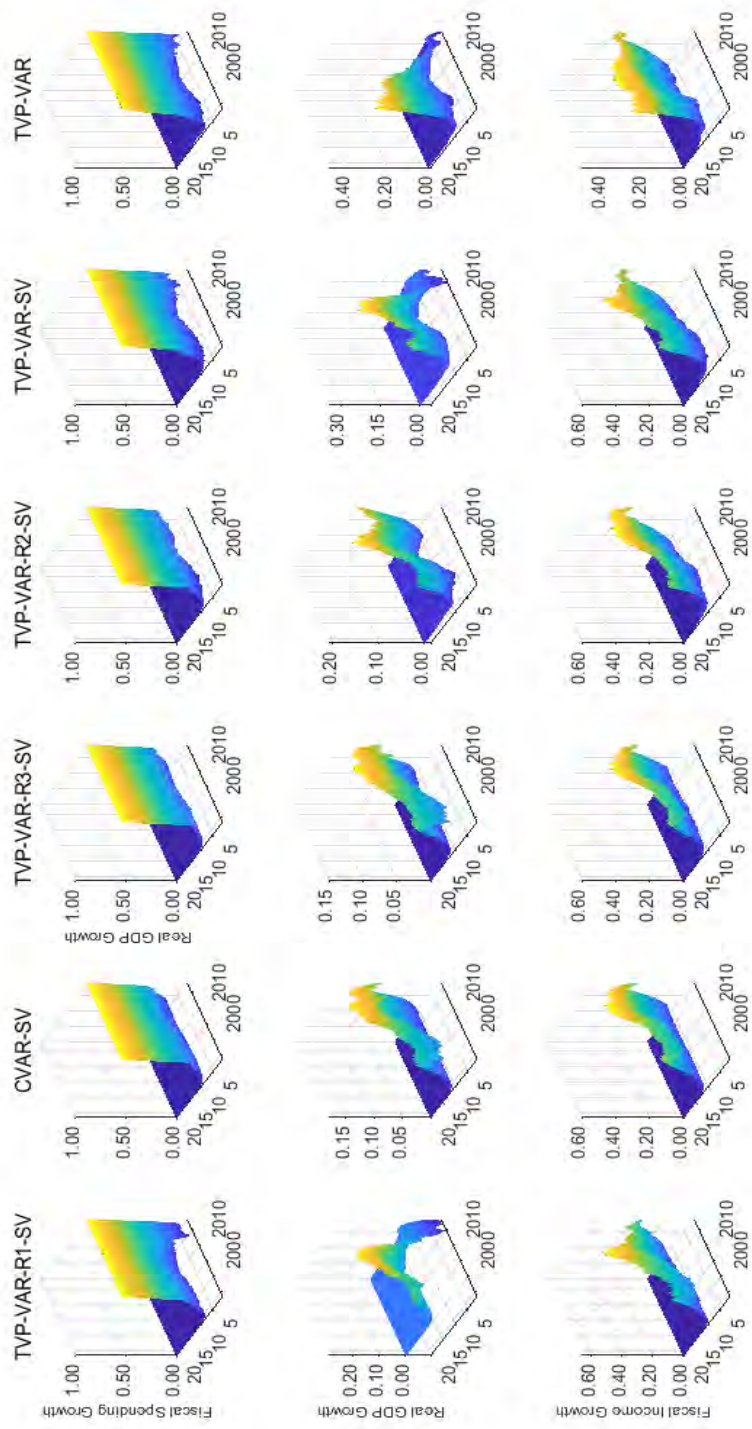


Figure 5: Time-Varying Responses: Median Time-Varying IRF to a Fiscal Spending Shock. The shock is normalized to increase the Fiscal Spending growth by 1% at each point in the sample period.

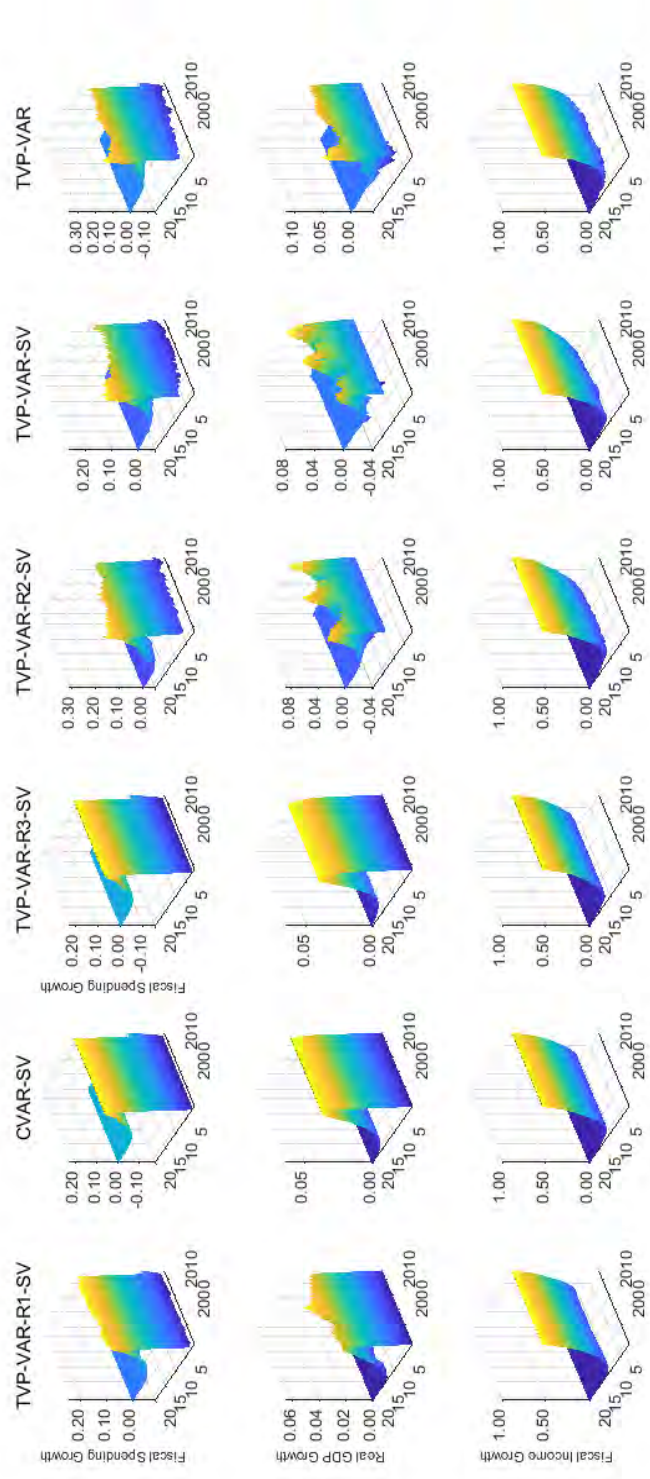


Figure 6: Time-Varying Responses: Median Time-Varying IRF to a Fiscal Income Shock. The shock is normalized to increase the Fiscal Spending growth by 1% at each point in the sample period.

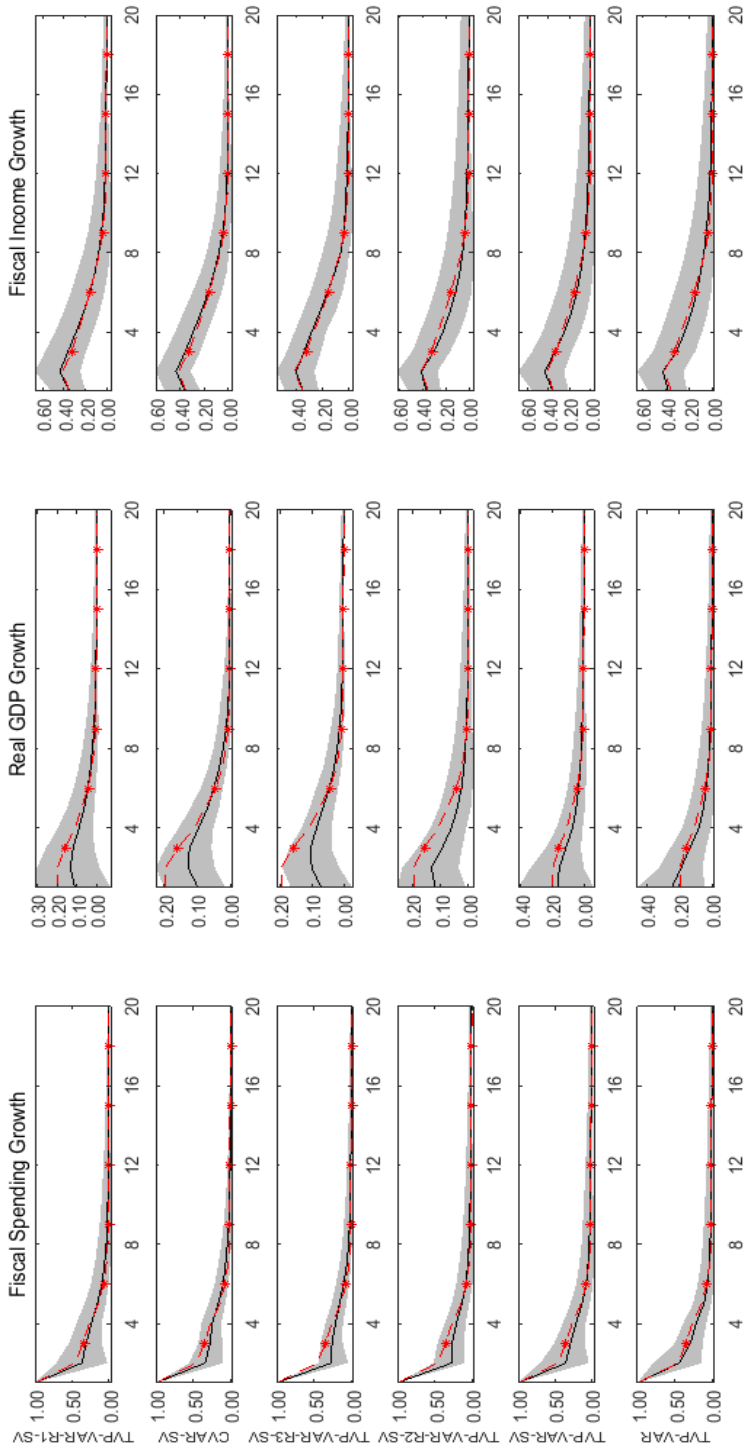


Figure 7: Time-Varying Impulse Responses to an Fiscal Spending Shock. The solid black line represents the model and the shaded area its 68% error band; as a benchmark, the dashed red line with “*” marker represents the CVAR Model.

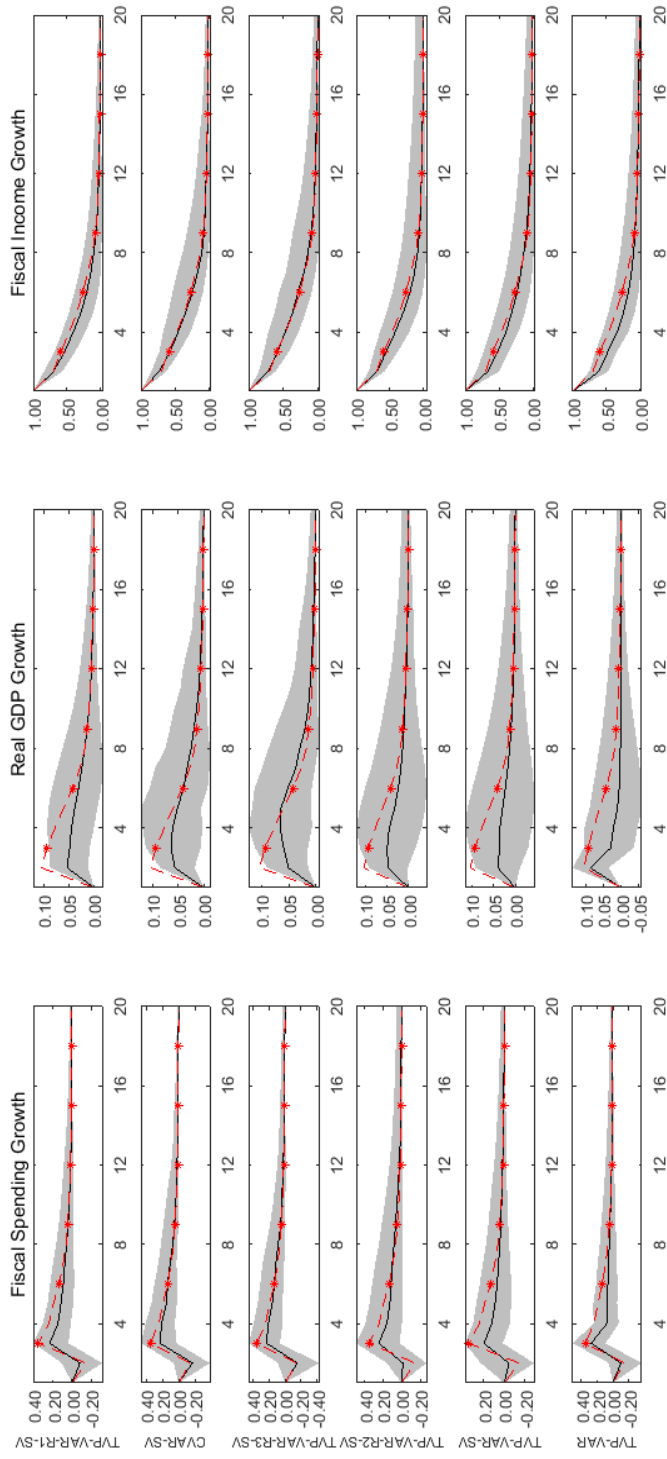


Figure 8: Time-Varying Impulse Responses to an Fiscal Income Shock. The solid black line represents the model and the shaded area its 68% error band; as a benchmark, the dashed red line with “*” marker represents the CVAR Model.

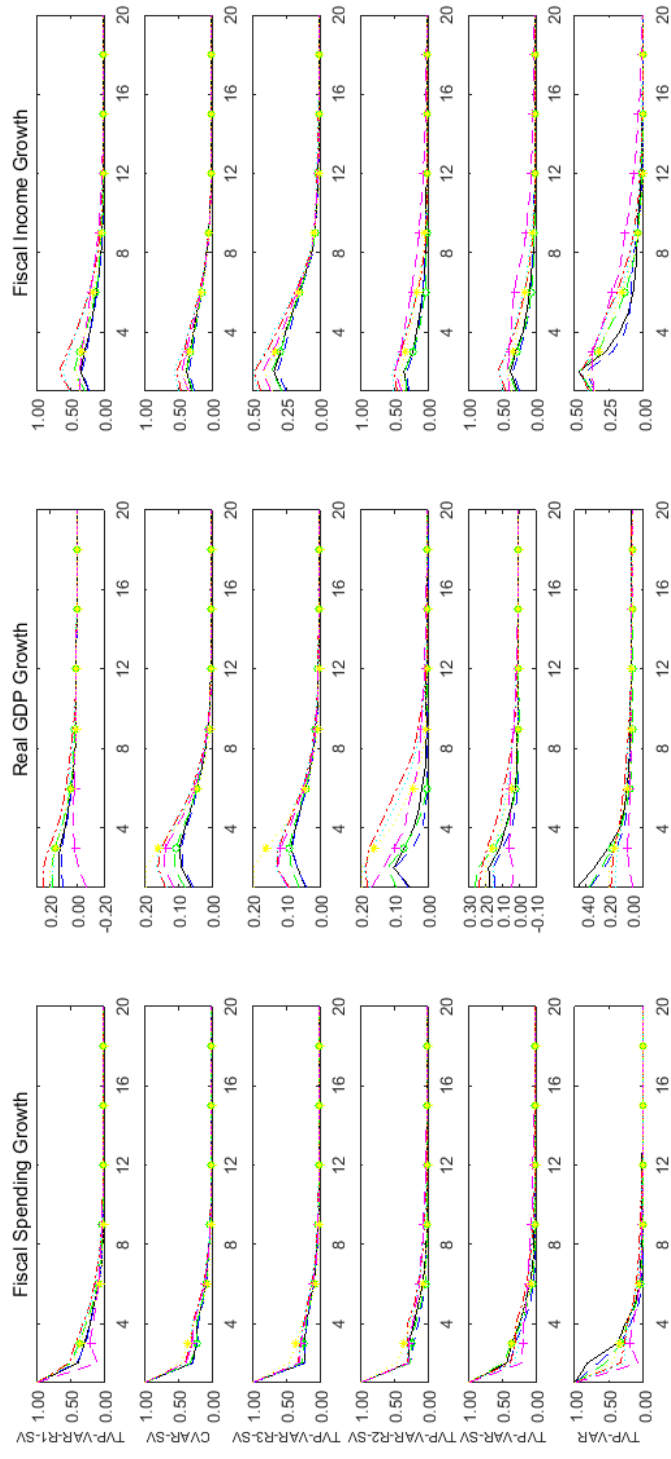


Figure 9: Impulse Responses at Different Time Periods to a Fiscal Spending Shock: 2018Q1 - dashed magenta line and plus sign marker; 2010Q1 - dotted cyan line; 2008Q4 - dashed-dotted red line; 2003Q1 - dashed green line and circle marker; 1999Q1 - dashed blue line; 1994Q1 - solid black line; CVAR Model - dotted yellow line and star marker; Median Values.

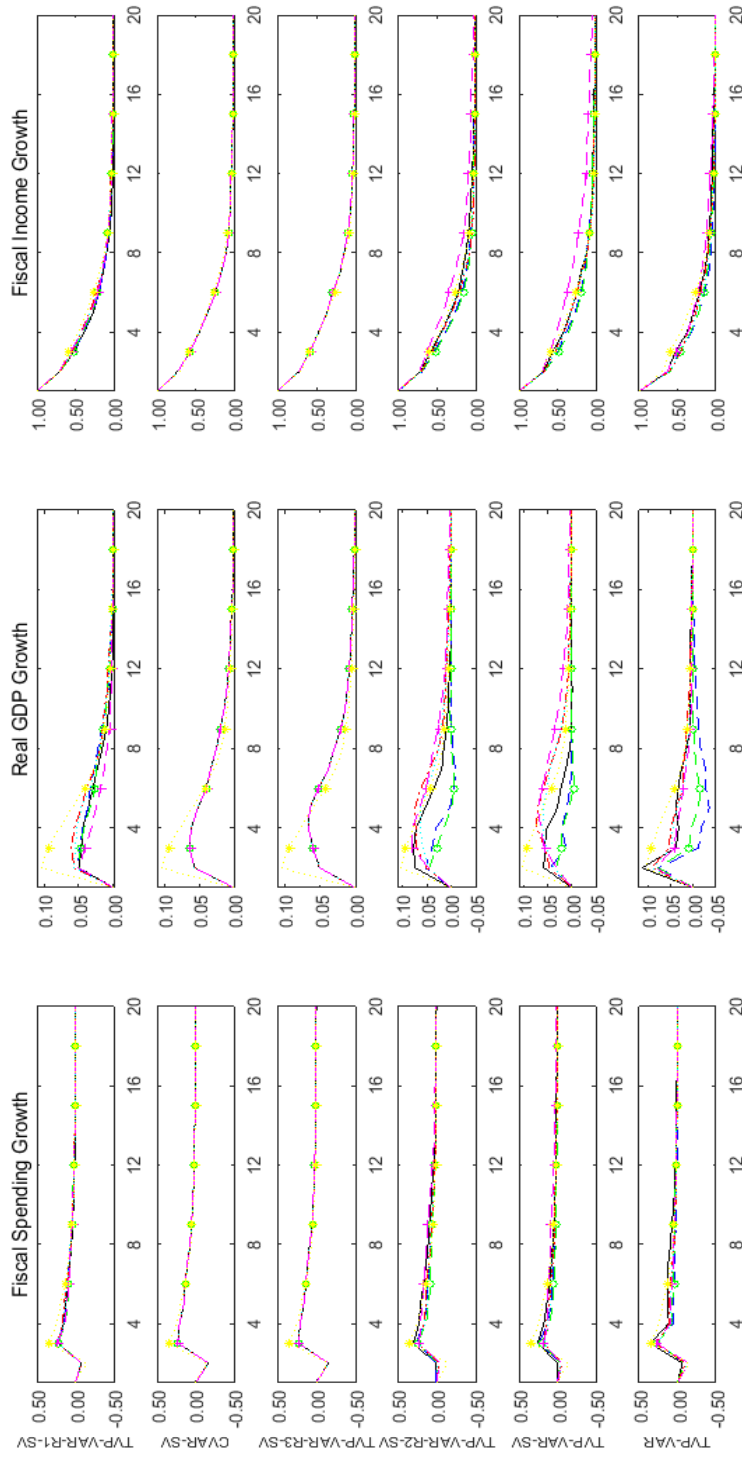


Figure 10: Impulse Responses at Different Time Periods to a Fiscal Income Shock: 2018Q1 - dashed magenta line and plus sign marker; 2010Q1 - dotted cyan line; 2008Q4 - dashed-dotted red line; 2003Q1 - dashed green line and circle marker; 1999Q1 - dashed blue line; 1994Q1- solid black line; CVAR Model - dotted yellow line and star marker; Median Values.

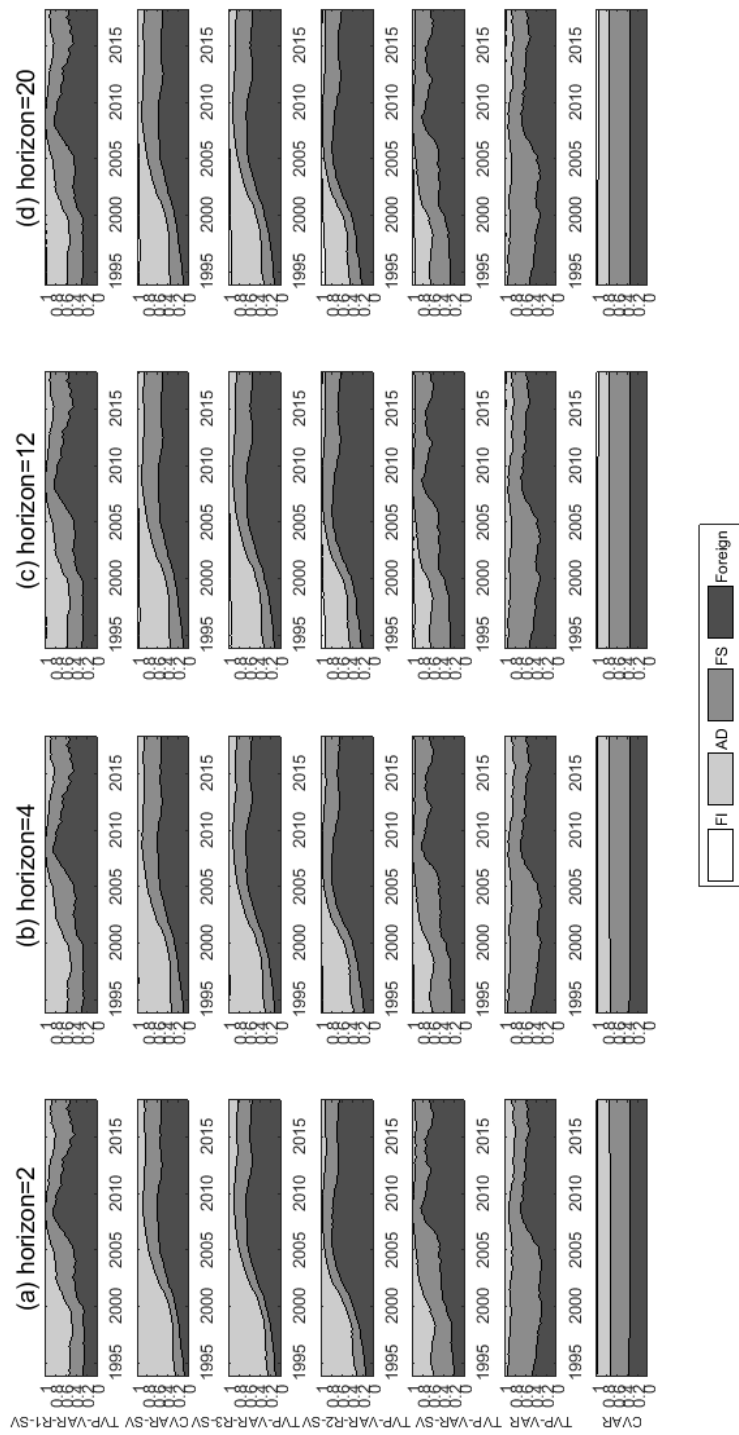


Figure 11: Time Evolution of the Variance Decomposition of Real GDP Growth for all the Models at Different Horizons

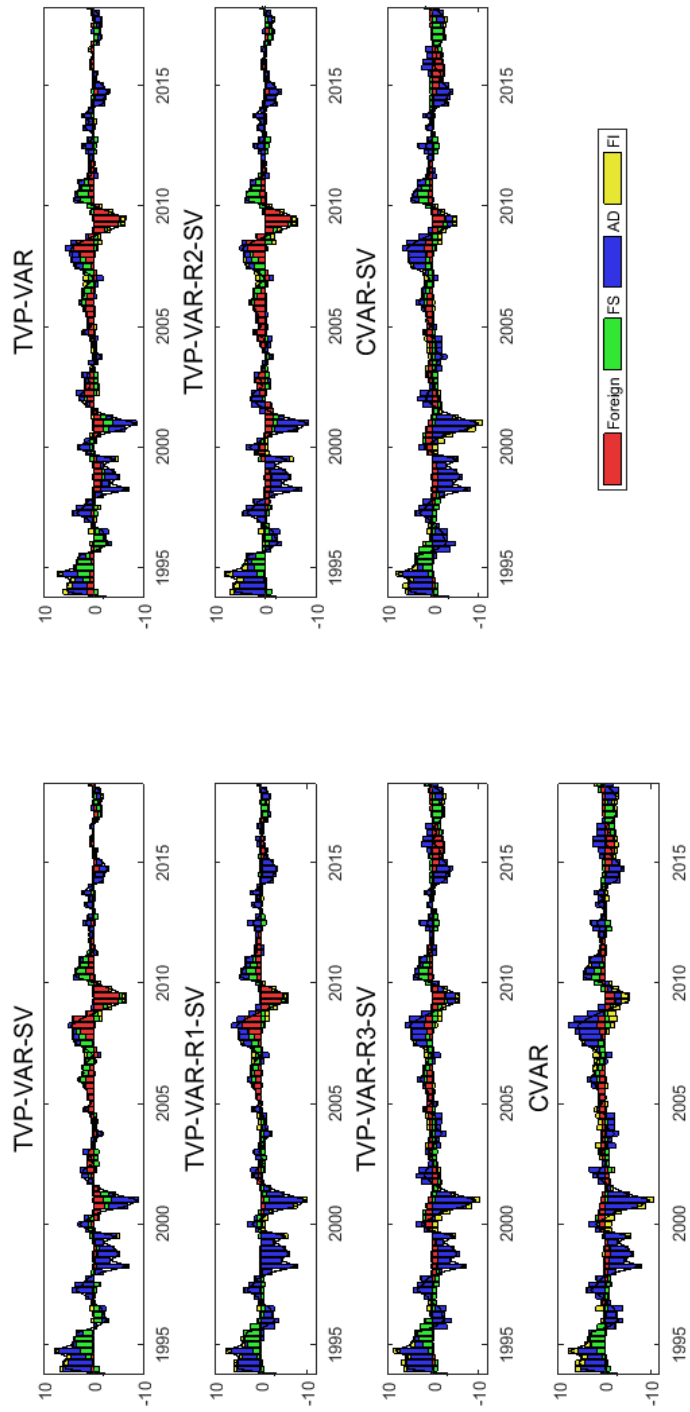


Figure 12: Historical Decomposition of GDP Growth for all the models. Foreign indicates Foreign Shocks, FS indicates Fiscal Spending Shocks, FI indicates Fiscal Income Shocks and AD indicates Aggregate Demand Shocks.

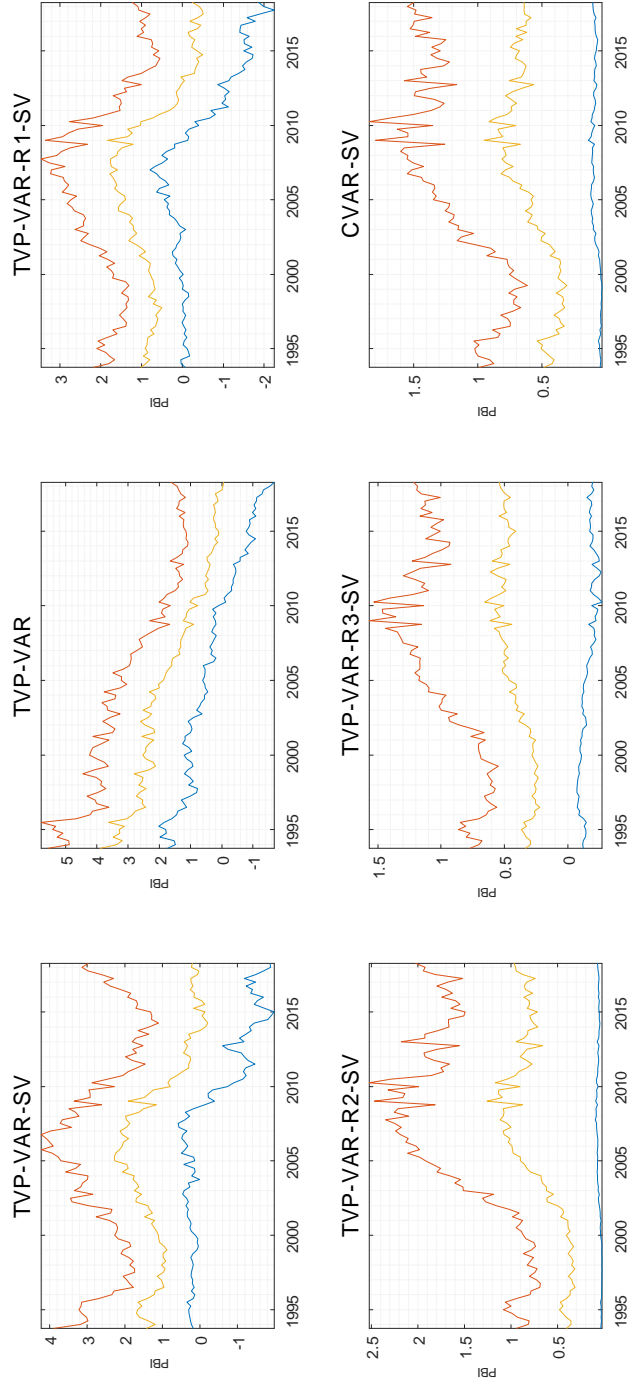


Figure 13: Time Evolution of the Impact Fiscal Spending Multiplier. The area containing the red line and blue line its 68% error band. The Impact Multiplier of the CVAR Model is 1.19 and it has a 68% error band between 0.54 and 1.74.

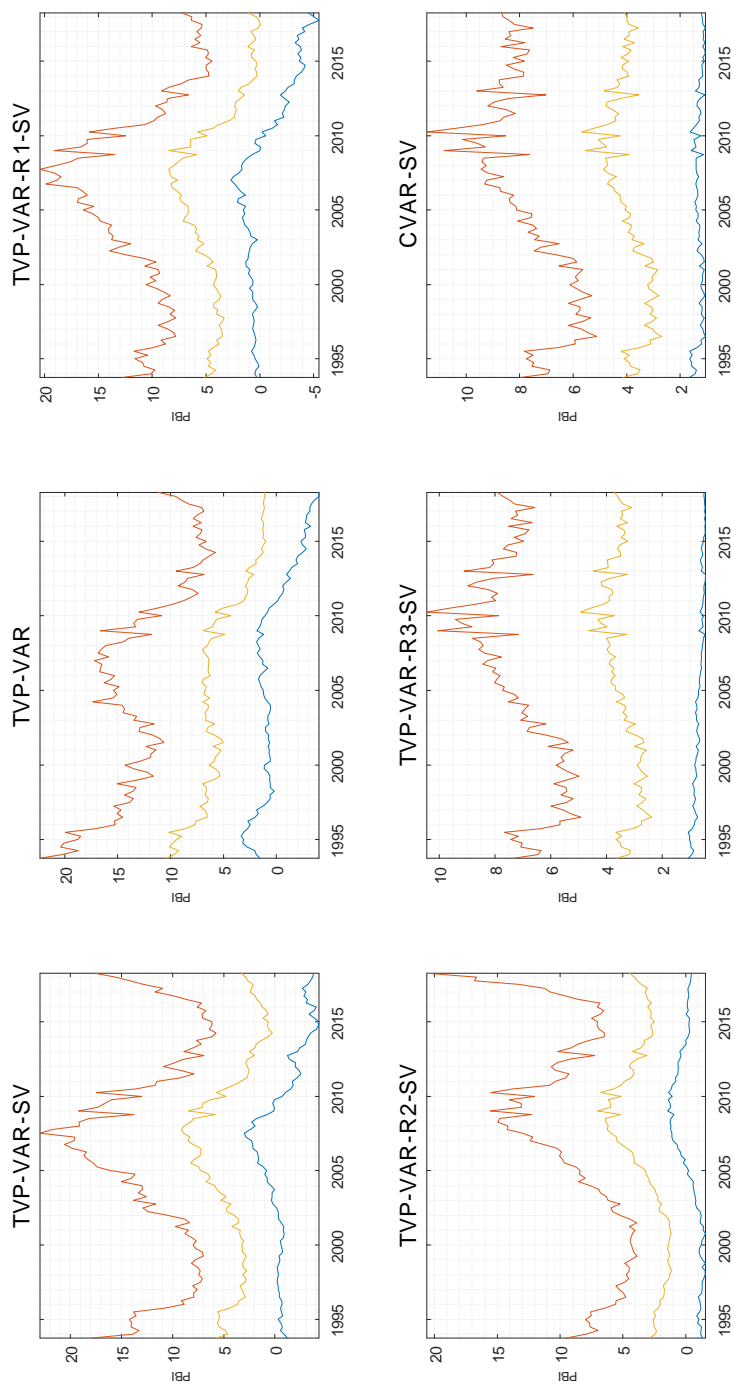


Figure 14: Time Evolution of the Cumulative Fiscal Spending Multiplier. The area containing the red line and blue line its 68% error band. The Cumulative Multiplier of the CVAR Model is 5.15 and it has a 68% error band between 2.1 and 9.1.

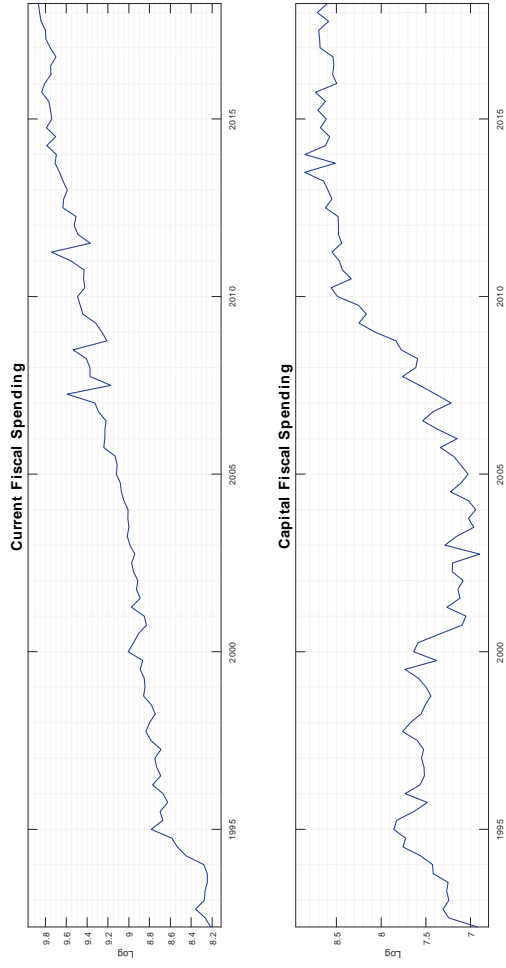


Figure 15: Current Fiscal Spending and Capital Fiscal Spending in Levels: Sample 1992Q2 - 2018Q2

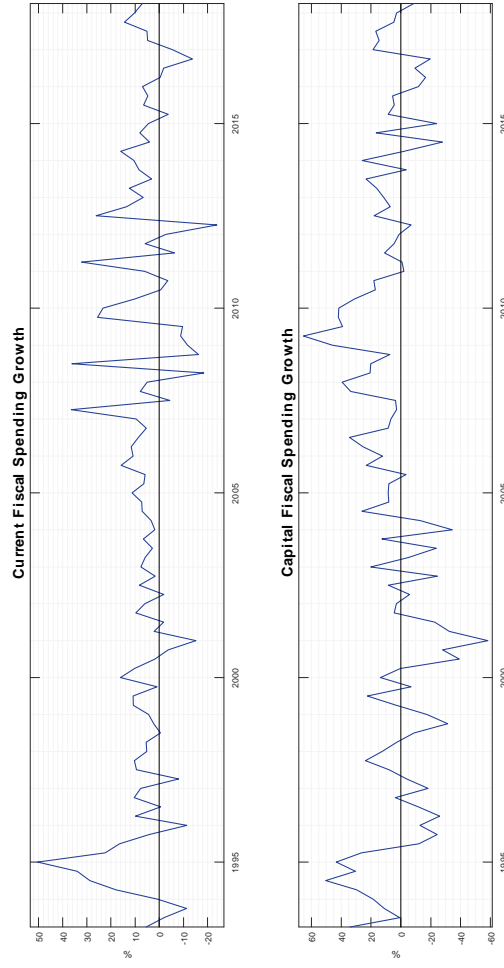


Figure 16: Current Fiscal Spending and Capital Fiscal Spending in Annual Growth Rates: Sample 1993Q2 - 2018Q2

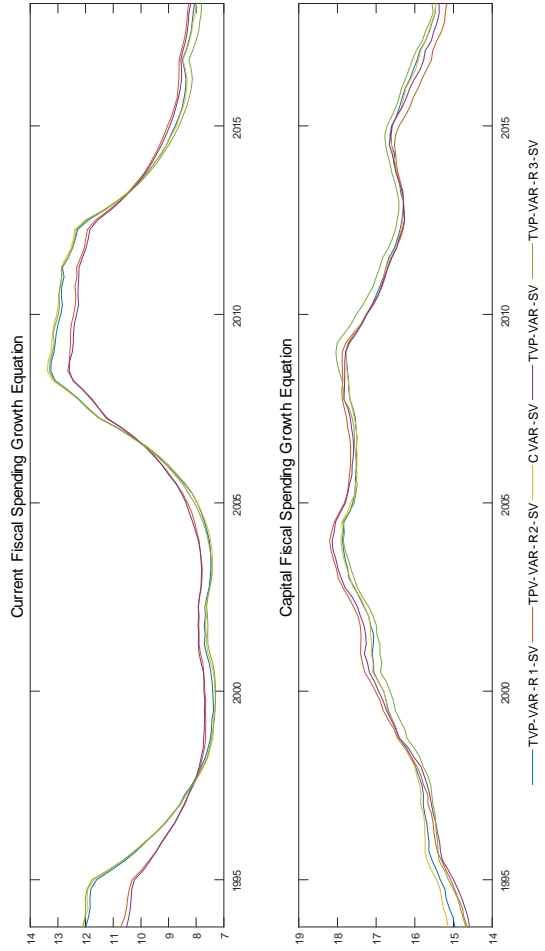


Figure 17: Standard Deviation of the Innovations in Current Fiscal Spending Growth Equation and Capital Fiscal Spending Growth Equation for the TVP-VAR-SV, C-VAR-SV, TVP-VAR-R1-SV, TVP-VAR-R2-SV and TVP-VAR-R3-SV Models, Median Values.

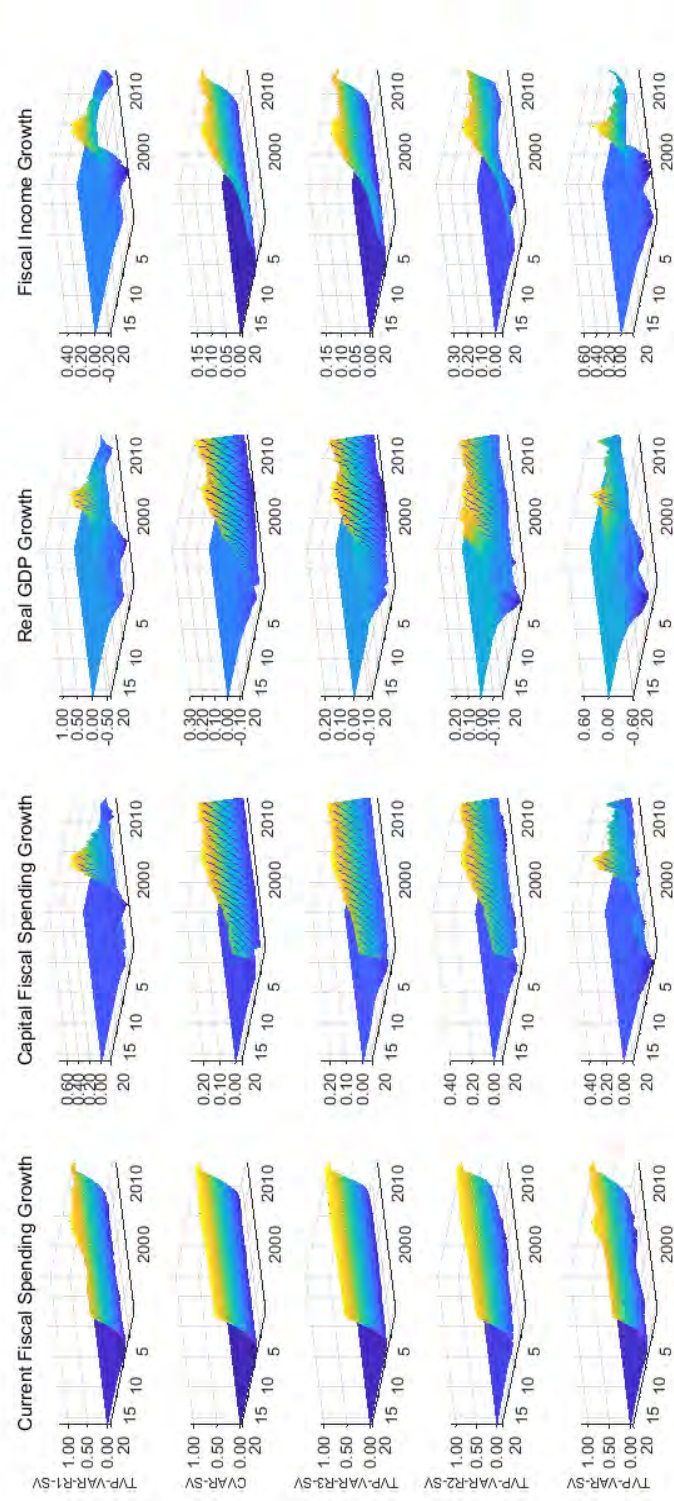


Figure 18: Time-Varying Responses: Median Time-Varying IRF to a Current Fiscal Spending Shock. The shock is normalized to increase the Fiscal Spending growth by 1% at each point in the sample period.

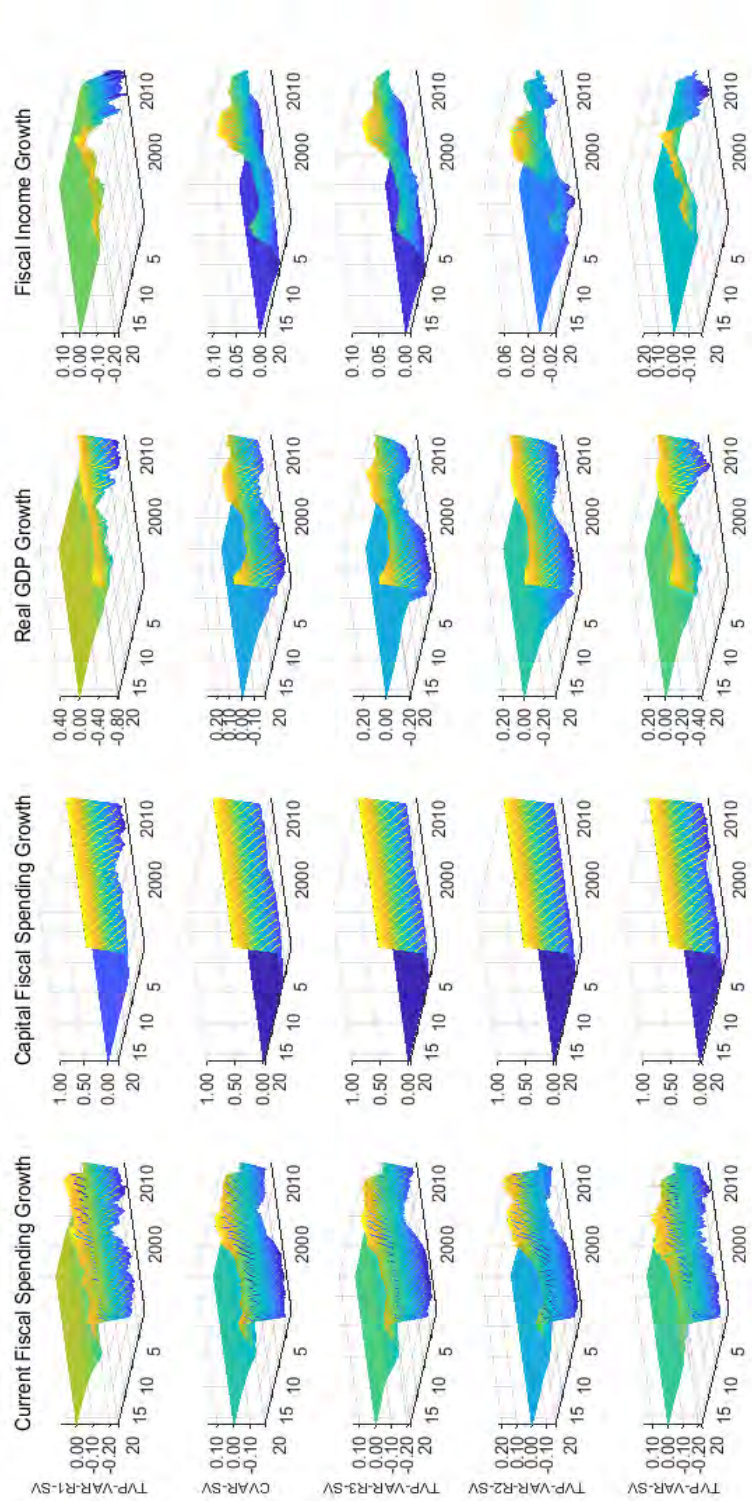


Figure 19: Time-Varying Responses: Median Time-Varying IRF to a Capital Fiscal Spending Shock. The shock is normalized to increase the Fiscal Spending growth by 1% at each point in the sample period.

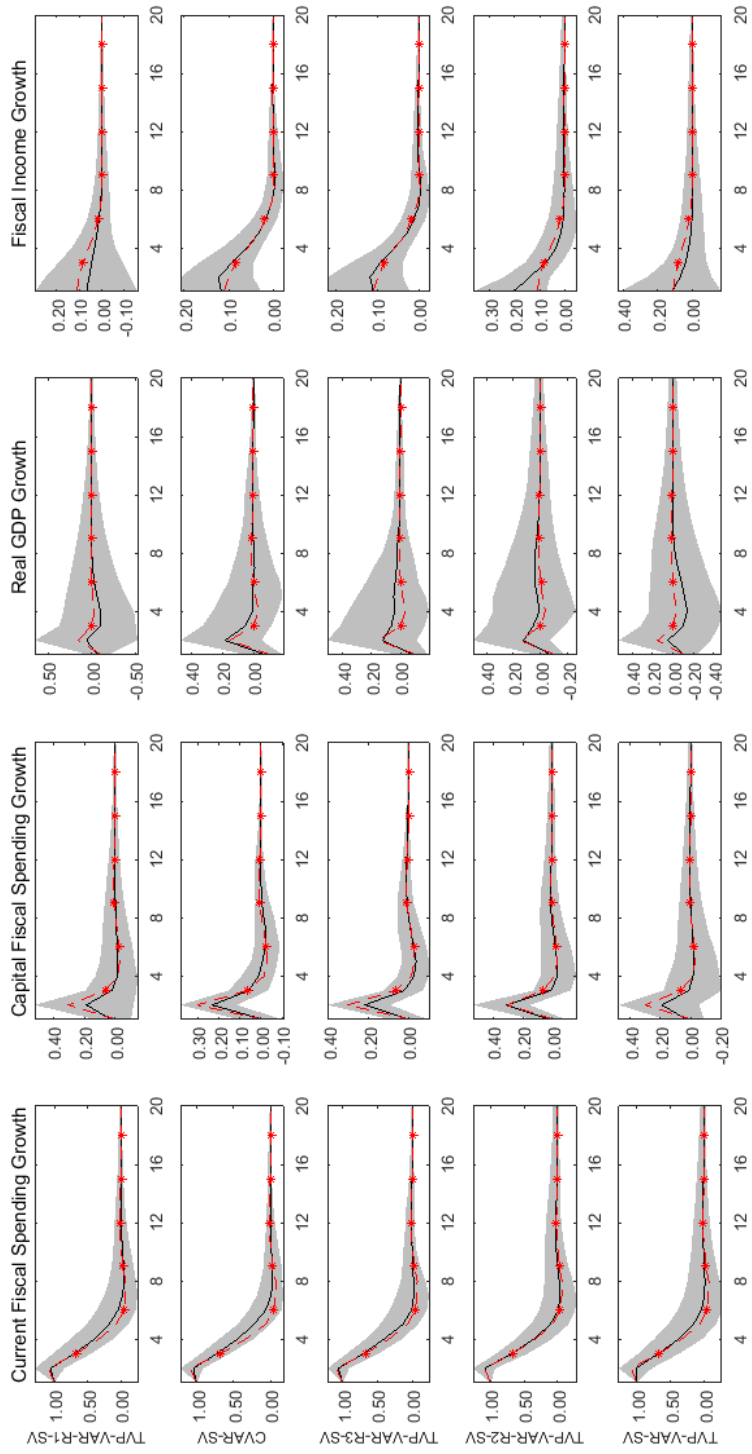


Figure 20: Time-Varying Impulse Responses to an Current Fiscal Spending Shock. The solid black line represents the model and the shaded area its 68% error band; as a benchmark, the dashed red line with “*” marker represents the CVAR Model.

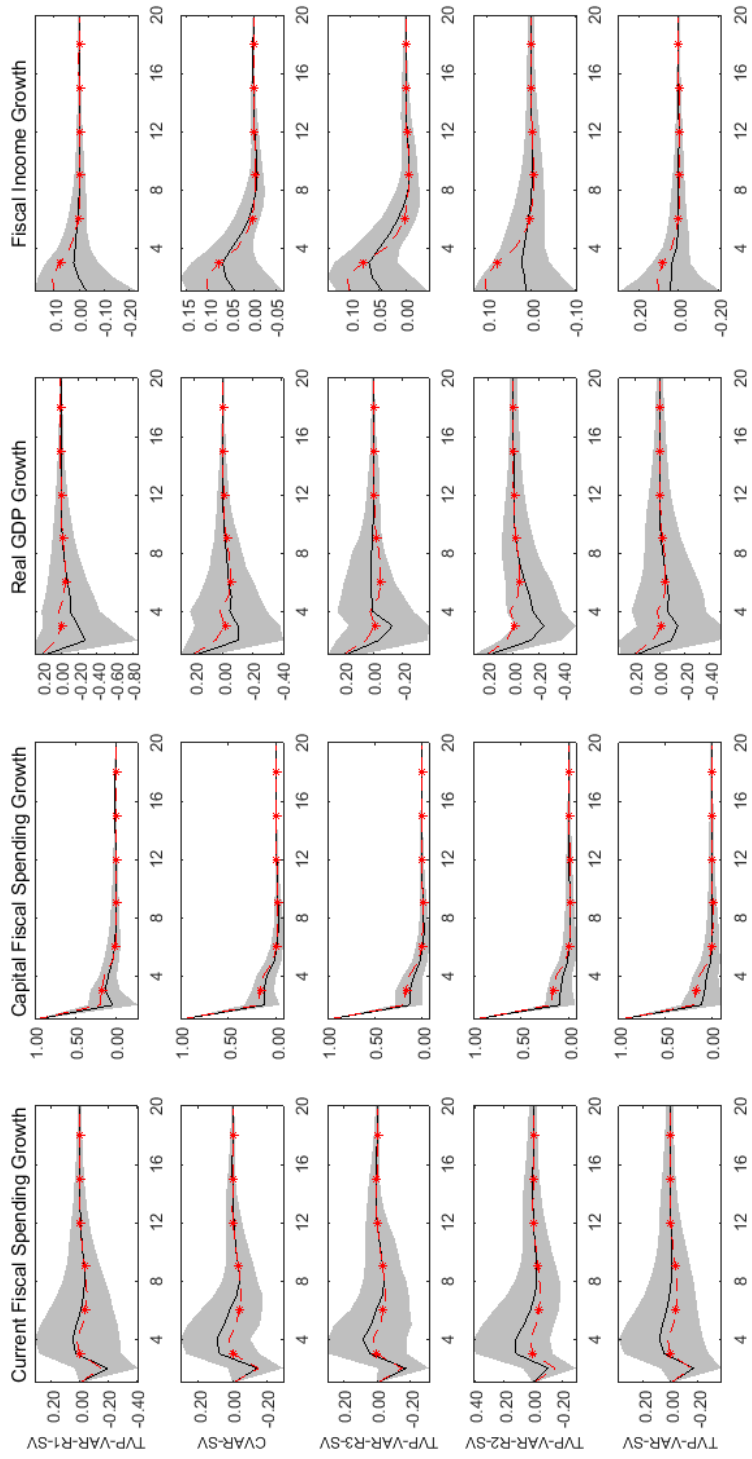


Figure 21: Time-Varying Impulse Responses to an Capital Fiscal Spending Shock. The solid black line represents the model and the shaded area its 68% error band; as a benchmark, the dashed red line with “*” marker represents the CVAR Model.

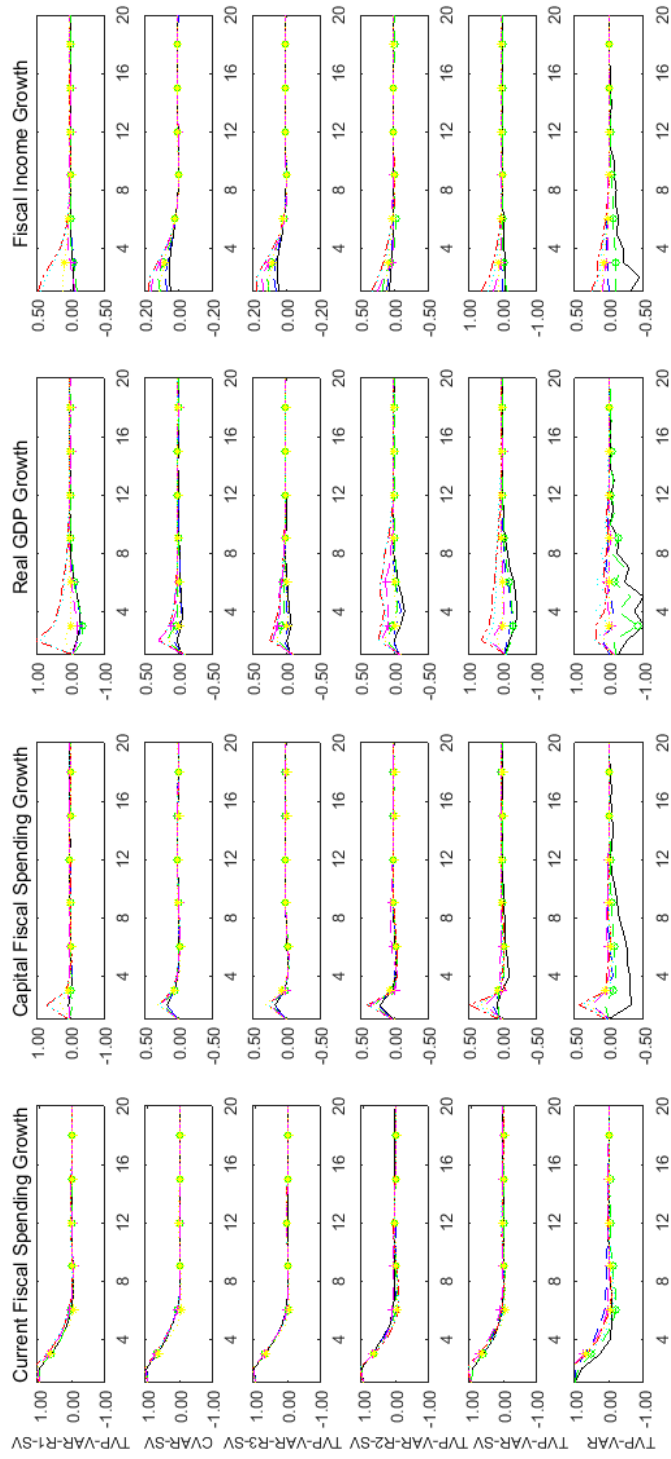


Figure 22: Impulse Responses at Different Time Periods to a Current Fiscal Spending Shock: 2018Q1 - dashed magenta line and plus sign marker; 2010Q1 - dotted cyan line; 2008Q4 - dashed-dotted red line; 2003Q1 - dashed green line and circle marker; 1999Q1 - dashed blue line; 1994Q1- solid black line; CVAR Model - dotted yellow line and star marker; Median Values.

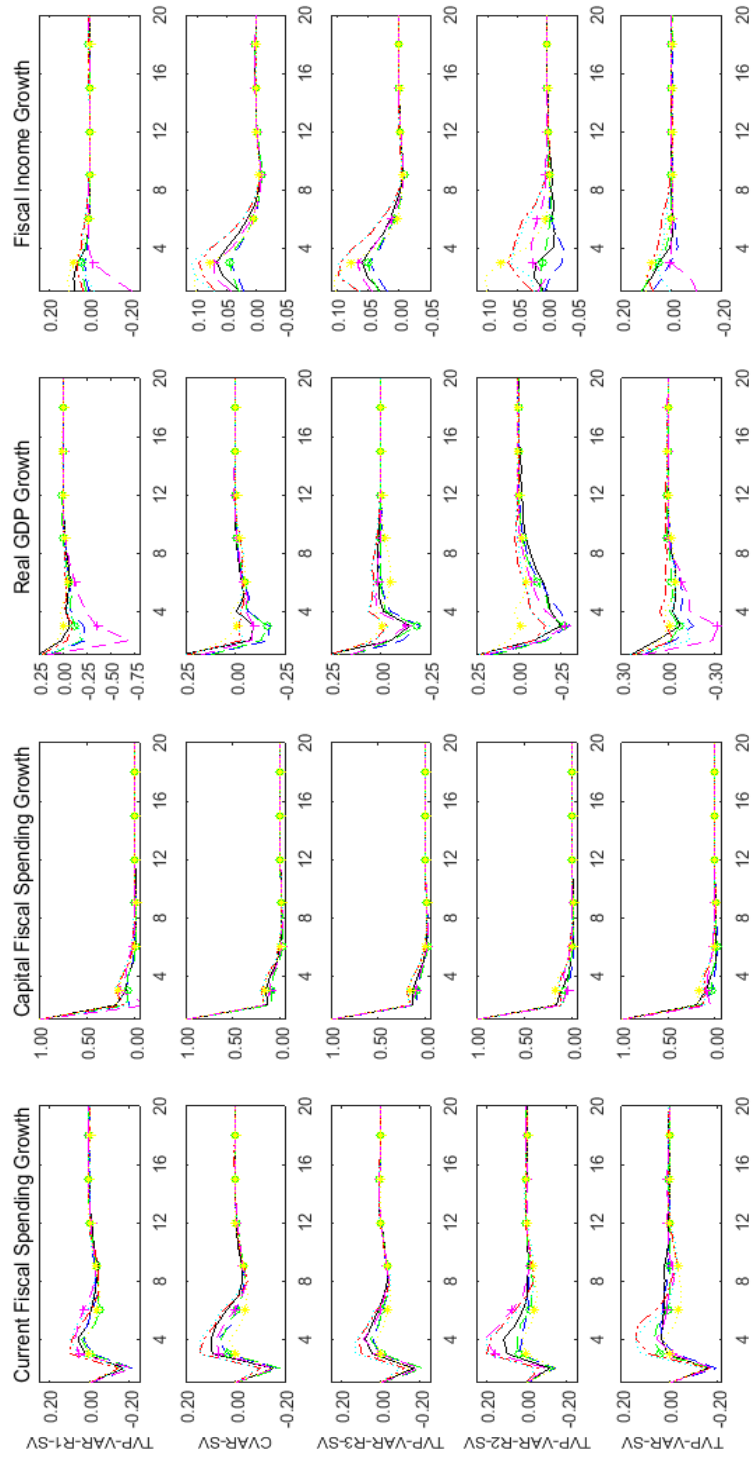


Figure 23: Impulse Responses at Different Time Periods to a Capital Fiscal Spending Shock: 2018Q1 - dashed magenta line and plus sign marker; 2010Q1 - dotted cyan line; 2008Q4 - dashed-dotted red line; 2003Q1 - dashed green line and circle marker; 1999Q1 - dashed blue line; 1994Q1- solid black line; CVAR Model - dotted yellow line and star marker; Median Values.