

Regresión Avanzada Proyecto Final

Alejandra Lelo de Larrea Ibarra 00012433 Laura López Santibañez Jácome 000144088

Dante Ruiz Martínez 000183340

10 de diciembre del 2018

Resumen

Agregar un resumen al final.

Índice

1. Introducción	2
1.1. Problema	2
1.2. Objetivo	4
1.3. Hipótesis	4
2. Datos	5
2.1. Descripción de los datos	5
2.2. Análisis exploratorio de los datos	5
3. Estimación de Modelos	8
3.1. Datos Originales	9
3.1.1. Modelo de Regresión Clásico	9
3.1.2. GLM Estático	10
3.1.3. GLM Dinámico	13
3.1.4. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 10$)	16
3.1.5. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100$)	19
3.1.6. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100000$)	22
3.2. Datos Estandarizados	25
3.2.1. Modelo de Regresión Clásico	25
3.2.2. GLM Estático	26
3.2.3. GLM Dinámico	28
3.2.4. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 10$)	31
3.2.5. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100$)	34
3.2.6. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 1000$)	37
3.3. Datos Transformados	40
3.3.1. MRLMN sin Intercepto	42
3.3.2. GLM Estático sin Intercepto con Datos Transformados	44
3.3.3. GLM Dinámico sin Intercepto con Datos Transformados	46
3.3.4. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 10$)	50
3.3.5. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 100$)	53
3.3.6. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 1000$)	56
3.4. Comparación de Modelos	59
4. El Mejor Modelo	61
5. Consideraciones Finales	61
6. Fuentes de Consulta	61

7. Apéndice	61
7.1. Código Bugs	61
7.1.1. Modelo Estático con Intercepto	61
7.1.2. Modelo Dinámico con Intercepto	62
7.1.3. Modelo Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento	62
7.1.4. Modelo Estático Sin Intercepto	63
7.1.5. Modelo Dinámico Sin Intercepto	64
7.1.6. Modelo Dinámico Sin intercepto y con suavizamiento	64

1. Introducción

El precio internacional del petróleo experimentó una caída significativa en 2014 en plena recuperación de la crisis internacional financiera. Esta caída en los precios del crudo afectó a las principales economías productoras de este hidrocarburo, entre ellos a México. El objetivo de este trabajo es proporcionar una explicación empírica al comportamiento de los precios internacionales del petróleo durante la crisis petrolera de 2014-2016, a partir de variables macroeconómicas. Para lograr este propósito se utiliza un enfoque de modelos lineales generalizados con series de tiempo.

El trabajo se encuentra organizado en cinco secciones: en la primera sección se describe el contexto de la crisis petrolera del 2014-2016, el objetivo del proyecto y las hipótesis del problema; en la segunda sección se lleva a cabo un análisis exploratorio de los datos; en la tercera sección se estiman diferentes modelos; en la cuarta sección se comparan resultados de los modelos ajustados y se presenta el mejor; y finalmente se presentan las conclusiones del trabajo.

1.1. Problema

El precio del petróleo se determina en el mercado a través de la interacción de la oferta y la demanda. La mayoría de estas transacciones tienen lugar en el mercado de futuros. Sin embargo, las fuerzas del mercado están influenciadas por los siguientes factores: la importancia que tiene el petróleo en nuestras economías, el sentimiento del mercado, la concentración de poder monopólico en distintas partes de la cadena de valor y la geopolítica¹. En la actualidad, el crudo es la principal fuente de energía para la transportación, la generación de electricidad y calefacción. Asimismo, es una de las principales materias primas en la producción de químicos, fertilizantes y plásticos².

Desde la perspectiva del consumidor, si el precio del petróleo sube, el precio de los bienes y servicios se incrementa porque tanto los costos de producción y de transportación aumentan. Por otro lado, desde la perspectiva de países productores de petróleo, si el precio del crudo se incrementa, estos pueden balancear sus déficits presupuestales, incrementar el gasto público y la inversión en capital físico.

Antes de que estallara la crisis financiera internacional de 2008-2010, la economía mundial había experimentado un aumento sostenido en el precio internacional del petróleo. Por ejemplo, el precio del West Texas Intermediate (WTI), una mezcla de crudo producida en Texas y Oklahoma, y que sirve como precio de referencia para otras mezclas, llegó a cotizar en un máximo de 140 dólares por barril (dls/barril) en junio de 2008.

Como consecuencia la crisis financiera y económica del 2008-2010, el precio del petróleo se desplomó, el WTI cotizó en enero de 2009 en su precio mínimo de 41.68 dls/barril.³ En este sentido, el precio del WTI se depreció 70 %. Esta caída en los precios del petróleo provocó déficits fiscales, reducción en el gasto de gobierno y pérdidas para las empresas petroleras tanto privadas como públicas. Después de alcanzar este precio mínimo, el precio del petróleo se recuperó, el WTI alcanzó un precio 105 dls/barril en junio de 2014, un nivel aún muy debajo de los 140 dls/barril antes de la crisis financiera internacional.

En el periodo de junio de 2014 a enero de 2016, en plena recuperación de la crisis financiera internacional, el precio del petróleo volvió a caer, el precio del WTI pasó de 105 dls/barril a 33.62 dls/barril respectivamente, una depreciación de 67 %. De esta manera, los precios internacionales del petróleo bajaron aún más que durante la crisis financiera.

¹Kosakowski, P. (2018) & Bos, J. (2015)

²The Economist. (2016)

³Marzo, M. (2015)



A continuación, se proporciona una breve explicación de las principales causas en la caída de los precios del petróleo de 2014-2016:

- Independencia energética en Estados Unidos. La producción de petróleo no convencional obtenido mediante la técnica de fracturación hidráulica (fracking por sus siglas en inglés) convirtió al país Americano de ser el principal importador de energía, al productor más grande de petróleo y gas del mundo. Cientos de yacimientos de petróleo están utilizando la fracturación hidráulica para producir millones de barriles desde 2011, a un precio muy por debajo de lo que solían comprar a varios países, de la OPEP.⁴
- Cambio de objetivos de la OPEP. Esta organización internacional conformada por 15 países, entre los cuales Arabia Saudita, Kuwait, Irán, Irak y Venezuela son fundadores, concentra el 40 % de la oferta mundial de petróleo.⁵ Históricamente, este cartel ajustaba su producción de crudo para estabilizar el precio internacional del petróleo en una banda de 100-110 dls/barril. Sin embargo, en 2015 tomó una decisión radical de no recortar su producción para incrementar el precio del petróleo. Por el contrario, con el fin de desincentivar la producción de petróleo no convencional a través del fracking, han aumentado su producción para mantener bajos los precios internacionales y recortar el margen de ganancias de las empresas Americanas. Los costos de producción del fracking relativamente más costosos que los costos de producción convencional de los países de la OPEP. Por otro lado, hay quienes suponen que Arabia Saudita esta explotando su liderazgo con el beneplácito de Estados Unidos para desestabilizar las economías de Rusia e Irán.
- La desaceleración económica de China. La segunda mayor economía del mundo y el principal consumidor de energía en el mundo está creciendo menos que en años anteriores. Asimismo, la economía de este país se está transformando a una más orientada hacia los servicios y mix energético más limpio.⁶
- El levantamiento de sanciones comerciales a Irán. Durante este periodo se levantaron sanciones comerciales a Irán por su programa nuclear que le impedían comerciar con el mercado internacional. De esta manera, cuando se levantaron las sanciones, Irán volvió a poner a exportar petróleo, aumentando la oferta mundial, lo que presionó el precio internacional del crudo a la baja.
- La apreciación del dólar estadounidense. Un dólar más fuerte suele tener un impacto negativo sobre el precio del petróleo ya que la demanda acostumbra a disminuir en aquellos países importadores que ven minado el poder adquisitivo de su moneda.⁷

⁴IEA, (2017)

⁵Kosakowski , P. (2018) & Bos, J. (2015)

⁶IEA, (2017) & Marzo, M. (2015)

⁷Marzo, M. (2015)

Como resultado causas anteriores, durante el periodo de 2014-2016 hubo una sobreoferta de petróleo en el mercado que se ha mantenido hasta 2018. Después del periodo de estudio el precio internacional del petróleo se recupera de manera lenta, pero aún no es posible determinar cuando volverá la economía mundial a experimentar precios altos. Lo que si es seguro es que en los próximos años el precio del hidrocarburo seguirá siendo más barato que en años anteriores.⁸

1.2. Objetivo

Explicar la crisis del precio internacional del petróleo en el periodo 2014-2016 ajustando diferentes modelos lineales generalizados, con variables explicativas y series de tiempo.

1.3. Hipótesis

Considerando el contexto del problema, se seleccionaron las siguientes variables macroeconómicas por su relevancia, disponibilidad de información e intuición para explicar el problema de la crisis del precio del petróleo.

Variable de respuesta:

- West Texas Intermediate (WTI). Precio de los contratos de futuros de esta mezcla de crudo producida en Texas y Oklahoma que sirve como precio de referencia para otras mezclas.

*Variables explicativas:

- JPM Dollar Index (JPM Dollar Index). Un dólar más fuerte tiene una relación negativa con el precio internacional del petróleo porque al reducirse el poder adquisitivo de los países importadores de petróleo la demanda disminuye.
- Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index (VIX).
- Producción Total de Petróleo de la OPEP (Prod. OPEP). Si la OPEP incrementa su producción, el precio internacional del petróleo baja. En ese sentido esperamos una relación negativa.
- Demanda mundial del petróleo (Dem. Petróleo). Si la economía mundial o de las economías más grandes se desacelera el precio internacional del crudo disminuye. Esperamos una relación negativa.
- Tasa de Largo Plazo de Estados Unidos (TBILL-10YR). La tasa de interés de los bonos del tesoro de Estados Unidos son un proxy del comportamiento de la inversión a largo plazo. Asimismo, muchas de las tasas de interés internacionales están asociadas al comportamiento del TBILL. Se espera que ante una caída en los precios del petróleo haya un desincentivo en inversión física y proyectos en el sector petrolero.⁹
- Tasa de Corto Plazo de Estados Unidos (TBILL-1YR). La tasa de referencia a 1 año es un indicador del rendimiento de las inversiones a corto plazo. Se espera que haya una relación negativa con esta variable.

Modelo:

- Debido a la complejidad del problema que se quiere explicar, esperamos que los modelos lineales generalizados ofrezcan una mayor flexibilidad para explicar el comportamiento de los represores a lo largo del tiempo.

⁸International Energy Agency. (2018).

⁹The Economist. (2016)

2. Datos

2.1. Descripción de los datos

Tabla 1: Resumen de los Datos

Código	Variable	Unidades	Fuente	Ticker
WTI	West Texas Intermediate	Dólares por barril	Bloomberg	CL1 Comdty
JPM Dollar Index	JPM Dollar Index	Unidades	Bloomberg	FXJPEMCI Index
VIX	Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index	Unidades	Bloomberg	VIX Index
Prod. OPEP	Producción Total de Petróleo de la OPEP	Millones de barriles por día	Bloomberg	OPCRTOTL Index
Dem. Petróleo	Demanda Total de Petróleo de la OPEP	Millones de barriles por día	Bloomberg	OPCBRTOT Index
TBILL-10YR	Tasa de Largo Plazo de Estados Uni- dos	Por ciento	FRED	DGS10
TBILL-1YR	Tasa de Corto Plazo de Estados Uni- dos	Por ciento	FRED	DGS1

Se tienen observaciones mensuales del West Texas Intermediate (WTI), del JPM Dollar Index, del Chicago Board Options Exchange SPX Volatility Index (VIX), de la producción y demanda de petróleo por parte de la OPEP, así como las tasas de corto y largo plazo en Estados Unidos. La tabla 1 resume las fuentes de información de los datos a utilizar en este trabajo. La muestra contiene 225 observaciones que corresponden al periodo de enero del 2000 a septiembre del 2018. Para estimar los modelos se utiliza el periodo comprendido entre enero del 2000 a junio del 2018; mientras que el horizonte de pronóstico va de julio a septiembre del 2018. La siguiente sección muestra un análisis exploratorio de los datos.

2.2. Análisis exploratorio de los datos

La variable WTI representa el precio de los contratos de futuros del petróleo crudo (para contratos de 1000 barriles). Como se puede apreciar en la figura 1, desde el inicio de la muestra y hasta antes de la crisis financiera del 2008, el precio del WTI presentaba una tendencia creciente. Posteriormente, durante la crisis presentó una caída significativa pasando de 140 dólares por barril a menos de 50 dólares por barril. Después de dicha crisis, el precio del WTI se recuperó alcanzando en algunos periodos precios superiores a los 100 dólares por barril. Sin embargo, en el primer trimestre del 2014 y hasta finales del 2015 (periodo de interés, marcado con la barra gris) volvió a presentar una caída drástica llegando a aproximadamente 36 dólares por barril. Dicha caída se ha revertido en los últimos, pero no parece regresar a los niveles previos al 2014 e incluso podría tratarse de un cambio estructural.

Tabla 2: Estadísticas Descriptivas de las Variables de Estudio

	WTI	JPM Dollar Ind.	VIX	Prod. OPEP	Dem. Petrleo	TBILL-10YR	TBILL-1YR
Mediana	60.57	92.05	17.47	29.95	86.20	3.56	1.24
Media	62.69	89.76	19.67	29.87	87.41	3.51	1.86
Moda	101.58	107.07	13.29	28.08	84.70	2.30	0.12
Varianza	726.88	163.02	64.80	4.38	52.46	1.53	3.40
Desv.Est.	26.96	12.77	8.05	2.09	7.24	1.24	1.84
Coef. Var.	0.43	0.14	0.41	0.07	0.08	0.35	0.99
Min	19.44	60.91	9.51	24.10	73.80	1.50	0.10
Max	140.00	112.43	59.89	34.14	101.30	6.66	6.33
Rango	120.56	51.52	50.38	10.04	27.50	5.16	6.23

La figura 2 muestra la serie de tiempo de cada una de las variables explicativas que se van a utilizar en la estimación de los modelos; por su parte, la tabla 2 muestra algunas estadísticas descriptivas de las mismas.

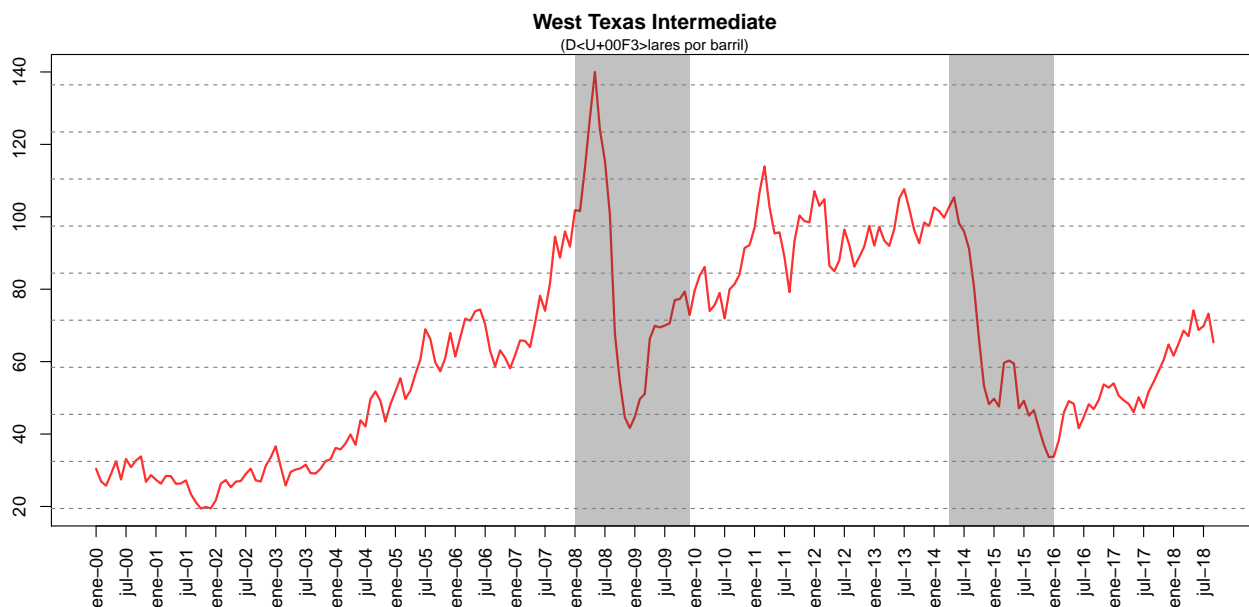


Figura 1: Serie de Tiempo del precio del West Texas Intermediate

El JPM Dollar Index, figura 2 a) representa el índice del tipo de cambio del dólar americano respecto a las monedas de algunas economías emergentes. En este sentido, es una medida de la fortaleza del dólar. Cabe destacar que existen otros indicadores similares (como el DXY), pero que ponderan por el tipo de cambio de las economías avanzadas que, en su mayoría, no son productoras de petróleo por lo que el impacto en el precio del WTI sería menor. Desde 2002 y previo a la crisis del 2008, el dólar presentó una fortaleza creciente frente a las economías emergentes; mientras que durante la crisis del 2008 se debilitó de manera importante. A pesar de haber tenido una rápida recuperación en el periodo post-crisis, desde el 2011 el JPM Dollar Index presentó su mayor caída (en el periodo muestral) manteniéndose relativamente estable desde inicios del 2016, pero volviendo a debilitarse en este último año.

La figura 2 b) muestra la serie de tiempo del VIX, el cual refleja una estimación de la volatilidad futura del mercado basada en el promedio ponderado de las volatilidades implícitas para una amplia gama de precios de ejercicio. La serie del VIX presenta valores altos al inicio de la muestra y, como era de esperarse, presenta un gran pico en la crisis financiera del 2008 pues es el momento de mayor incertidumbre en los mercados a lo largo de periodo muestral. Cabe destacar que durante el periodo de interés la estimación de la volatilidad futura del mercado se mantuvo relativamente estable.

La producción total de petróleo por parte de los países miembros de la OPEP se puede encontrar en la figura 2 c). De manera general, se puede apreciar una tendencia creciente a lo largo de todo el periodo muestra, aunque con algunos episodios de baja en la producción del crudo. Es interesante destacar que, durante la crisis financiera del 2008, la producción de petróleo por parte de la OPEP tuvo una fuerte caída; mientras que en el periodo de interés, la producción de petróleo se incremento a un ritmo elevado, llegando a máximos históricos a finales del 2016. De hecho, en la literatura, el incremento en la oferta del petróleo se reconoce como una de las principales causas de la caída de los precios de crudo.

La figura 2 d) muestra la serie de tiempo de la demanda de petróleo tanto por parte de países miembros de la OPEP como de los no miembros de la misma. Análogo al caso de la producción de petróleo, la demanda de este commodity se ha incrementado a lo largo de toda la muestra. Además, esta serie parece tener un componente estacional, incrementándose la demanda por petróleo en los meses de invierno y disminuyendo durante el verano. Durante el periodo de interés destaca un incremento de la demanda en el segundo semestre del 2015; sin embargo este no es el incremento más pronunciado de toda la muestra. Posiblemente, esta variable ayude a capturar tendencia en la estimación de los modelos.

La gráfica de la serie de tiempo de la tasa de largo plazo de Estados Unidos (Bono del Tesoro a 10 años) se

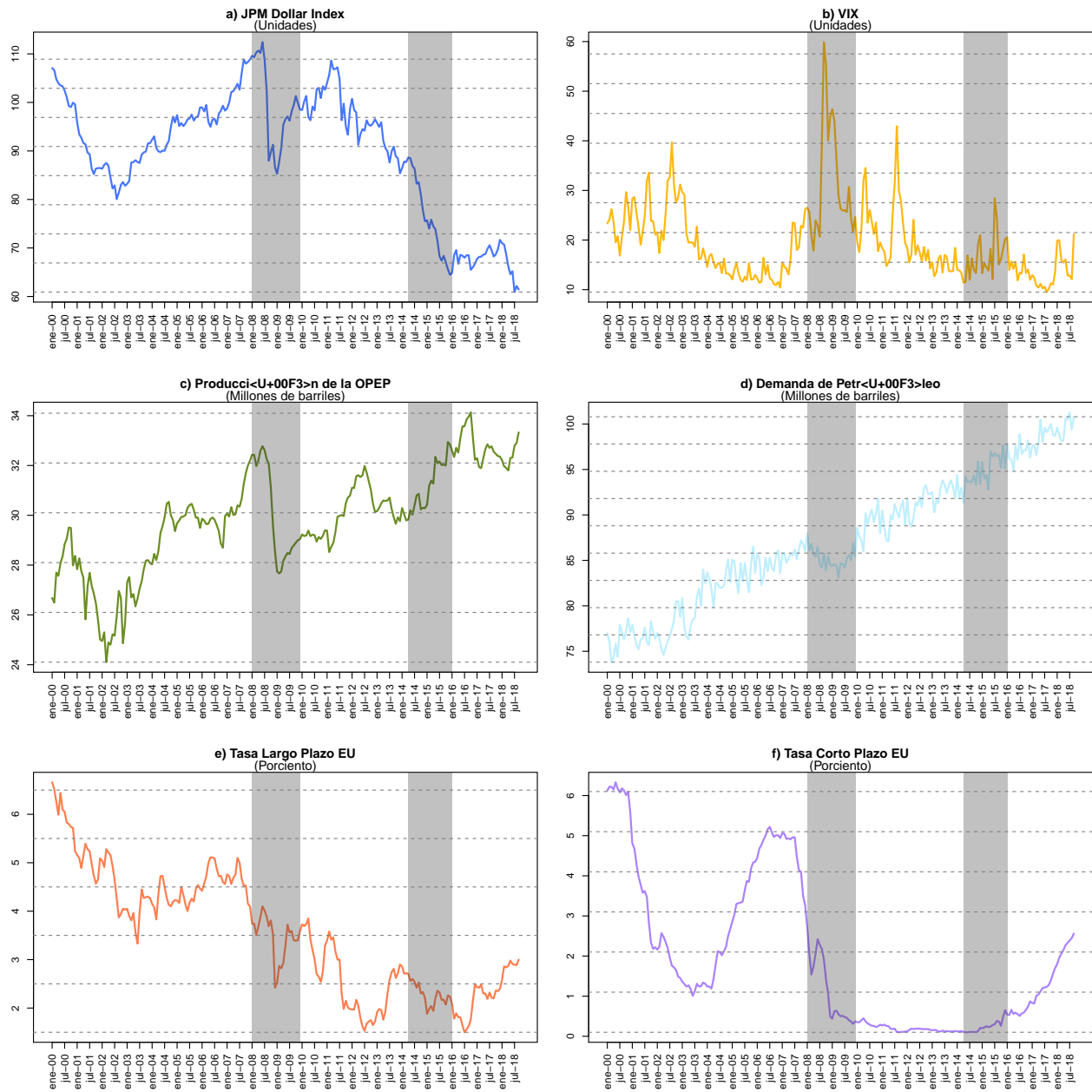


Figura 2: Serie de Tiempo de los Regresores

puede encontrar en la figura 2 e). En general, la tasa de largo plazo ha disminuido a lo largo de la muestra, representando que se esperaban tasas de corto plazo menores a las observadas. A diferencia del resto de los indicadores, la tasa de largo plazo no muestra un comportamiento marcadamente distinto durante la crisis del 2008 (existen otros periodos con caídas similares a las del 2008 e incluso mayores). Durante el periodo de interés, esta tasa no muestra un comportamiento extraordinario. Sin embargo, en los últimos dos años se ha presentado un incremento de la tasa de largo plazo; lo cual, está en línea con la expectativa de normalización de la política monetaria de Estados Unidos.

Por último, la figura 2 f) muestra la evolución del Bono del Tesoro a un año de Estados Unidos; es decir, de la tasa de corto plazo. Se puede observar que entre el año 2000 y 2004, la tasa de corto plazo disminuyó significativamente pasando de niveles superiores al 6 %, a niveles cercanos al 1 %. Entre el 2004 y mediados del 2006, se dio un fuerte incremento en esta tasa alcanzando niveles cercanos al 5 % y manteniéndose estable en este nivel por un par de años. Ante la crisis del 2008, la tasa de corto plazo comenzó con un ciclo de expansión de la política monetaria para fomentar el consumo y la inversión. Estados Unidos mantuvo su tasa de corto plazo cerca del cero desde el 2009 y hasta finales del 2015 con la finalidad de reactivar la economía. Finalmente, ante las señales de recuperación económica, y como se aprecia en la gráfica, a partir del 2016 se inicio un ciclo de alzas de tasas de interés para normalizar la política monetaria de dicho país, lo que se refleja en una tasa de corto plazo mayor hacia finales de la muestra.

Tabla 3: Matriz de correlaciones de las variables de estudio

	WTI	JPM Dollar Ind.	VIX	Prod. OPEP	Dem. OPEP	TBILL-10YR	TBILL-1YR
WTI	1.00	0.38	-0.14	0.46	0.44	-0.42	-0.35
JPM Dollar Ind.	0.38	1.00	0.19	-0.34	-0.56	0.50	0.34
VIX	-0.14	0.19	1.00	-0.34	-0.37	0.16	-0.04
Prod. OPEP	0.46	-0.34	-0.34	1.00	0.82	-0.62	-0.23
Dem. OPEP	0.44	-0.56	-0.37	0.82	1.00	-0.84	-0.56
TBILL-10YR	-0.42	0.50	0.16	-0.62	-0.84	1.00	0.84
TBILL-1YR	-0.35	0.34	-0.04	-0.23	-0.56	0.84	1.00

La tabla 3 muestra la matriz de correlaciones de todas las variables en la muestra. En particular estamos interesados en conocer la correlación de cada uno de los regresores con el precio del WTI. Ninguna variable tiene una correlación superior a 0.5 con la variable de interés, sin embargo varias de ellas podrían considerarse altas. El índice del dólar, el nivel de producción de la OPEP y la demanda del Petróleo tiene una correlación alta y positiva con el WTI (0.3823844, 0.4564846, y 0.4431912 respectivamente); por lo que esperaríamos que en los distintos modelos a estimar, estas variables fueran significativas y con coeficiente positivo. Tanto la tasa de largo como la de corto plazo tienen una correlación alta, pero negativa, con el precio del petróleo (-0.4230761 y -0.3541499), por lo tanto. Por último el VIX tiene una correlación negativa pero muy pequeña con el WTI -0.1392221 por lo que podría no ser una variable significativa a la hora de estimar los modelos.

3. Estimación de Modelos

Como se mencionó con anterioridad, uno de los objetivos de este proyecto es analizar la crisis de los precios del petróleo entre el 2014 y 2016. En esta sección se procede a estimar distintos modelos de regresión para analizar si las variables de la muestra tienen impacto en el precio del WTI y, en particular, conocer la forma en que cada una de las variables explicativas incidió en ésta durante el periodo de interés.

La estimación de los modelos se hace en tres bloques: utilizando los datos originales, estandarizando los datos y transformando los datos (secciones 3.1, 3.2 y 3.3). Para cada uno de estos bloques se estiman al menos un modelo de regresión lineal normal clásico (con enfoque frecuentista), un modelo lineal generalizado estático, un modelo dinámico y un modelo dinámico con suavizamiento. A lo largo de cada una de las secciones se hace referencia a las razones por las cuales se decide estimar uno u otro modelo, los valores DIC y pseudo- R^2 obtenidos, así como los problemas que se presentaron en cada paso. Por último, al final de la sección se realiza una comparación de los modelos. Cabe mencionar que se presenta la estimación del modelo de regresión lineal normal clásico únicamente con la finalidad de comparar los modelos bayesianos que hemos visto en clase;

ya que, en muchas ocasiones, una regresión lineal frecuentista es la primera opción que viene al a mente al estimar modelos de regresión.

3.1. Datos Originales

En esta sección se utilizan los datos originales; es decir, sin ningún tipo de escalamiento o transformación para estimar los distintos modelos.

3.1.1. Modelo de Regresión Clásico

Como primer modelo, y con fines de comparación, se estima una regresión lineal múltiple (con enfoque frecuentista) ya que, en la mayoría de los casos, ésta sería la primer opción a utilizar. El modelo a estimar se define como

$$WTI_t = \beta_0 + \beta_1 JPM_t + \beta_2 VIX_t + \beta_3 ProdOPEP_t + \beta_4 DemPet_t + \beta_5 TBILL10_t + \beta_6 TBILL1_t + \epsilon_t \quad (1)$$

Tabla 4: Coeficientes Estimados Para el Modelo (1)

	Estimaci<U+00F3>n	Desv. Est.	Valor t	Valor-p
Intercepto	-394.79	30.20	-13.07	0.00
JPM Dollar Ind.	1.94	0.08	24.74	0.00
VIX Ind.	-0.02	0.11	-0.18	0.86
Prod. OPEP	1.57	0.81	1.95	0.05
Dem. OPEP	2.77	0.31	8.79	0.00
TBILL-10YR	0.61	2.14	0.29	0.78
TBILL-1YR	-3.65	1.06	-3.43	0.00

Como se puede apreciar en la tabla 4, todos los regresores son significativos al 95 % de confianza salvo el VIX y la tasa de largo plazo. En cuanto a los regresores que sí son significativos, el signo de los coeficientes coincide con lo esperado a partir de la matriz de correlaciones. En este sentido, ante un incremento de una unidad en el JPM Dollar Index, el precio del WTI se incrementaría en 1.94 dólares por barril; un incremento de un millón de barriles producidos llevaría a un incremento del precio del WTI de 1.57 dólares por barril, un incremento de un millón de barriles en la demanda del petróleo estaría asociado a un incremento en el precio del WTI de 2.77 dólares por barril y un incremento de un punto porcentual en la tasa de tasa de corto plazo disminuiría el precio del WTI en -3.65 dólares por barril. Este modelo tiene un coeficiente de $R^2 = 0.81$; es decir, el modelo explica un 81.3 % de la varianza de los datos. Este valor servirá para comparar con el valor de la pseudo R^2 de los modelos bayesianos.

La figura 3 muestra el ajuste y la predicción del modelo de regresión lineal clásico. El modelo replica de forma correcta la dinámica general del precio del WTI; sin embargo hay momentos en los que sobrestima o subestima el valor observad. En cuanto al horizonte de pronóstico, el modelo subestima el precio del petróleo por aproximadamente 22 dólares por barril.

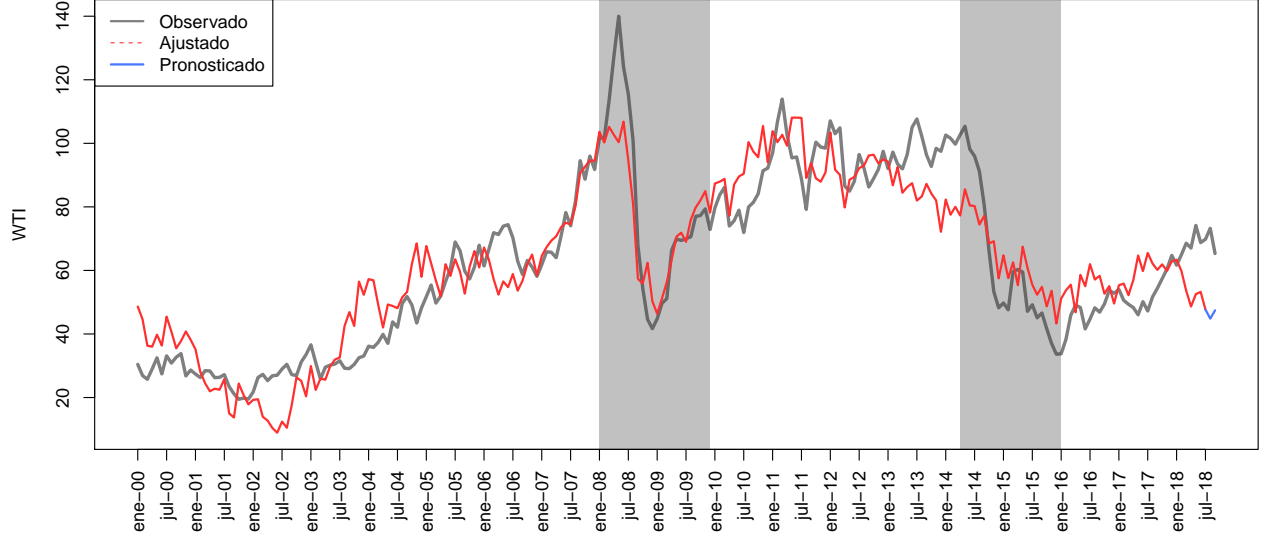


Figura 3: Ajuste y Prediccin: Modelo (1)

3.1.2. GLM Estático

El segundo modelo a estimar es un modelo lineal generalizado normal estático; de hecho, este modelo coincide con un Modelo de Regresión Normal Lineal. El modelo está definido como:

$$\begin{aligned}
 WTI_t &\sim N(\mu_t, \tau_i) \\
 \mu_t &= \beta_0 + \beta_1 JPM_t + \beta_2 VIX_t + \beta_3 ProdOPEP_t + \beta_4 DemPet_t + \beta_5 TBILL10_t + \beta_6 TBILL1_t \\
 \tau_i &= \tau
 \end{aligned} \tag{2}$$

Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_j \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.thin=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 1807.701$ y una pseudo- $R^2 = 0.79$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 79.2 % de la varianza de los datos.

Tabla 5: Coeficientes Estimados para el Modelo (2)

	Media	Mediana	Moda	2.5 %	97.5 %	Prob.
Intercepto	-182.94	-183.24	-185.96	-231.03	-133.32	0.00
JPM Dollar Ind.	1.84	1.84	1.81	1.67	2.00	0.00
VIX Ind	-0.29	-0.29	-0.19	-0.52	-0.06	0.01
Prod. OPEP	0.52	0.53	0.10	-1.18	2.20	0.27
Dem. OPEP	1.26	1.26	1.39	0.63	1.87	0.00
T-Bill 10YR	-10.76	-10.75	-9.10	-14.77	-6.89	0.00
T-Bill 1YR	-0.82	-0.83	-1.28	-2.93	1.31	0.23

La tabla 5 muestra los coeficientes estimados para este modelo. Como estimadores puntuales se tienen la media (bajo pérdida cuadrática), la mediana (bajo pérdida absoluta) y la moda (bajo pérdida vecindad); además se incluye la estimación por intervalos. Como se puede apreciar, los estimadores puntuales de la media y la mediana son muy parecidos para todos los coeficientes; mientras que el estimador puntual de la moda es el que más difiere en todos los casos. Todos los regresores son significativos — y sus respectivos

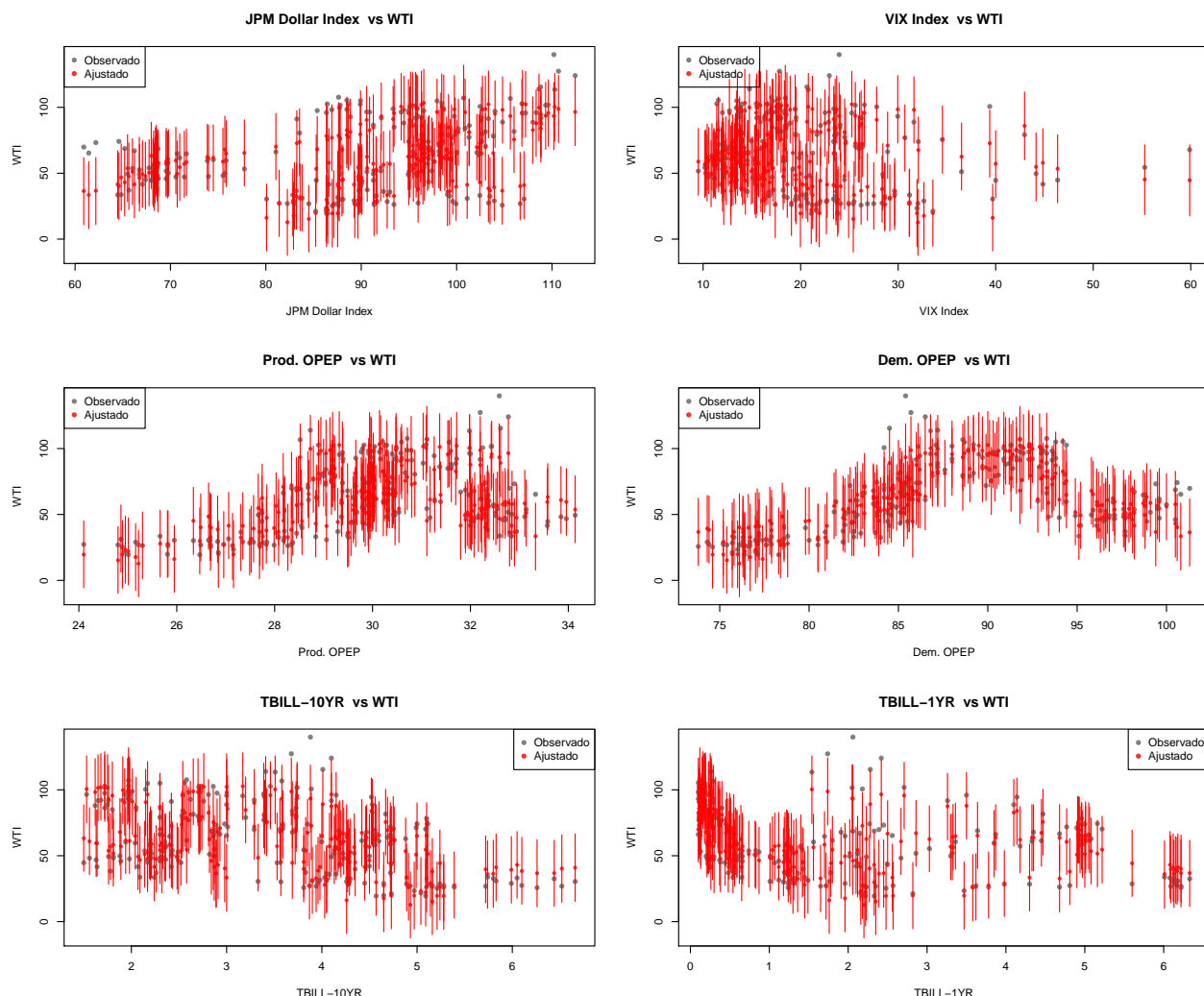


Figura 4: Regresores vs WTI: Modelo (2)

intervalos de probabilidad no contienen al cero — salvo los correspondientes al nivel de producción de la OPEP y a la tasa de corto plazo. Estos resultados contrastan con los del modelo de regresión lineal clásico.

De esta manera, para los coeficientes significativos se tiene que un incremento de una unidad en el índice del dólar (todo lo demás constante) estará relacionado con un incremento de 1.84 dólares por barril en el precio del WTI; un incremento de una unidad en el índice de volatilidad conlleva a una disminución de 0.29 dólares por barril en el precio del petróleo, un incremento de un millón de barriles en la demanda del petróleo incrementará su precio en 1.26 dólares por barril y un incremento de un punto porcentual en la tasa de largo plazo estará relacionado con una disminución de 10.76 dólares por barril en el precio del WTI.

La figura 4 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores es muy alta y que muchas observaciones quedan fuera de las bandas de predicción.

Por último, la figura 5 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. El modelo captura de forma correcta la evolución del precio del WTI en la mayoría de los periodos; sin embargo, en algunos momentos la predicción sobrestima o subestima el verdadero valor como es el caso de la crisis del 2008 y, sobre todo, del periodo de interés. Si bien el pronóstico fuera de muestra tiene una tendencia que coincide

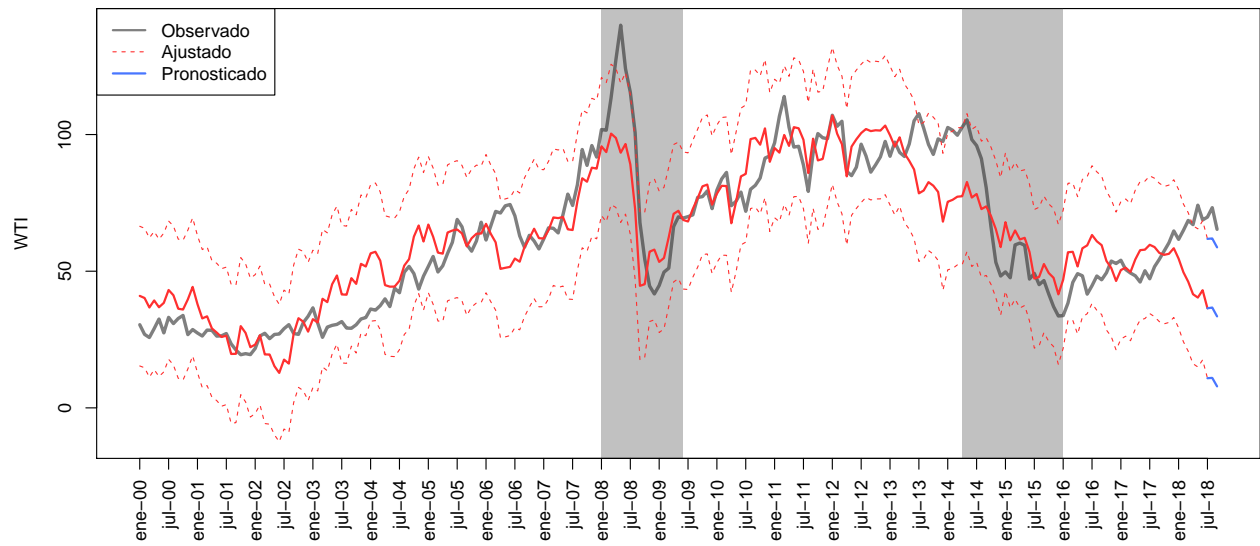


Figura 5: Ajuste y Prediccin: Modelo (2)

con lo observado, el valor observado se sale de la banda de predicción.

3.1.3. GLM Dinámico

Dado que el modelo estático parece no replicar correctamente la dinámica del WTI en algunos momentos del tiempo, como tercer modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \quad (3)$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$ y $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 y ω_0 se utilizan distribuciones gamma no informativas; es decir $\epsilon_0 \sim gamma(0.1, 0.1)$ y $\omega_0 \sim gamma(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena (n.thin=1). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 22587.06$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 100 % de la varianza de los datos.

La figura 6 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones ahora es mínima y que prácticamente todas las predicciones coinciden con los valores observados. Esto podría estar hablando de problemas de sobre ajuste en el modelo o de problemas numéricos en JAGS.

La figura 7 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo está sobreajustando a los datos. Este replica de manera exacta la evolución del precio del WTI a lo largo de la muestra y el ancho del intervalo de predicción es mínimo. En contraste, la predicción para el tercer trimestre del 2018 es muy mala y los intervalos de predicción muy anchos ya que el modelo no es capaz de generalizar los patrones importantes.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelos, ninguno de los coeficientes salen significativos en ningún momento del tiempo. Esto se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de la mayoría de los coeficientes es plana, salvo con unos pequeños picos en la crisis del 2008 para los primeros cuatro regresores.

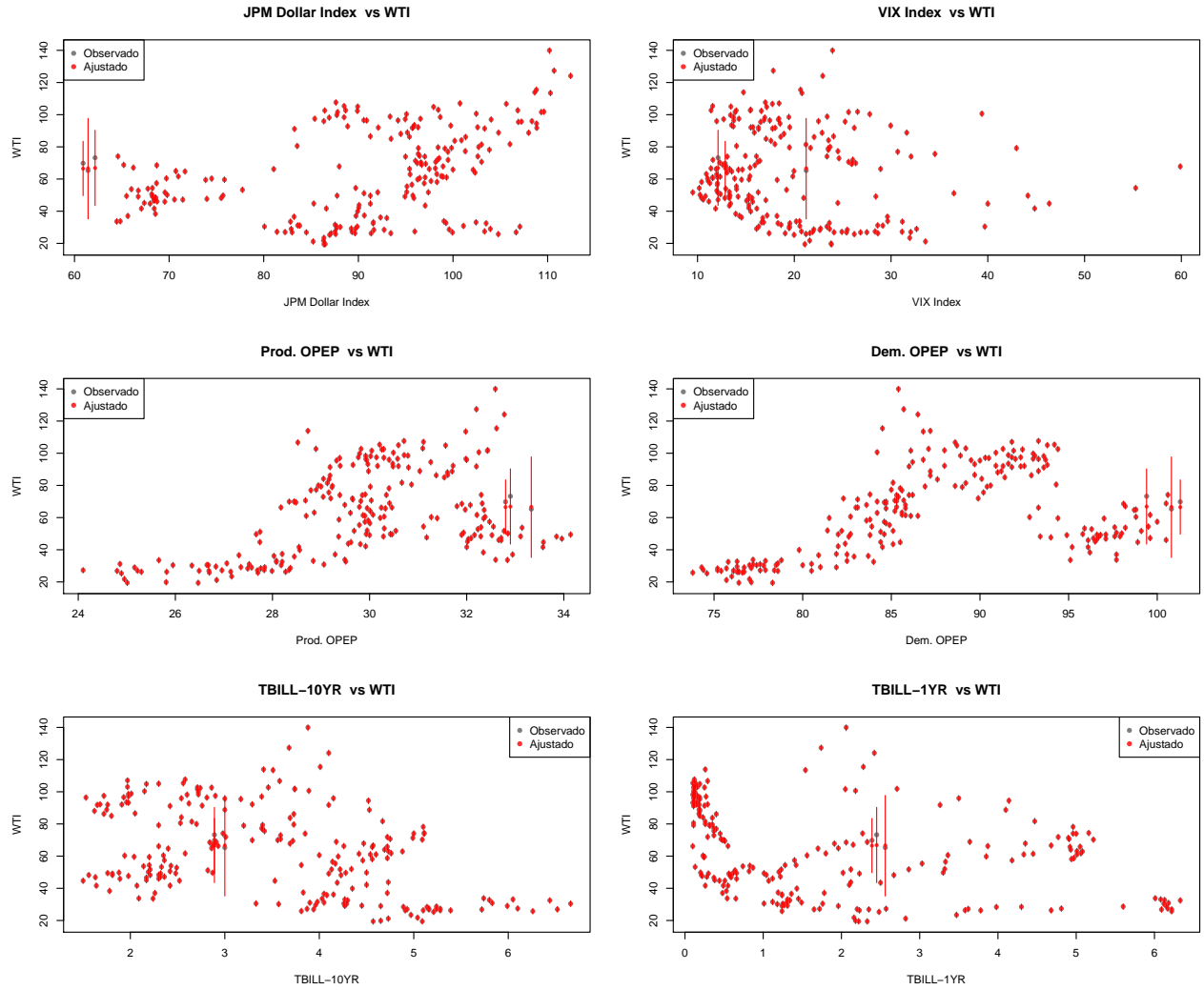


Figura 6: Regresores vs WTI: Modelo (3)

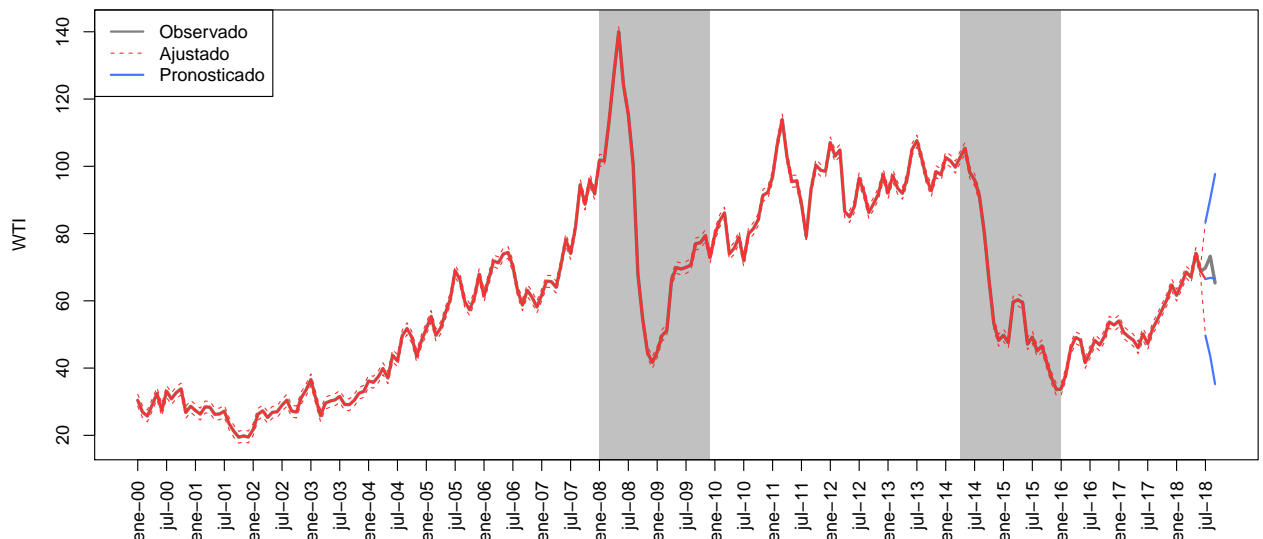


Figura 7: Ajuste y Prediccin: Modelo (3)

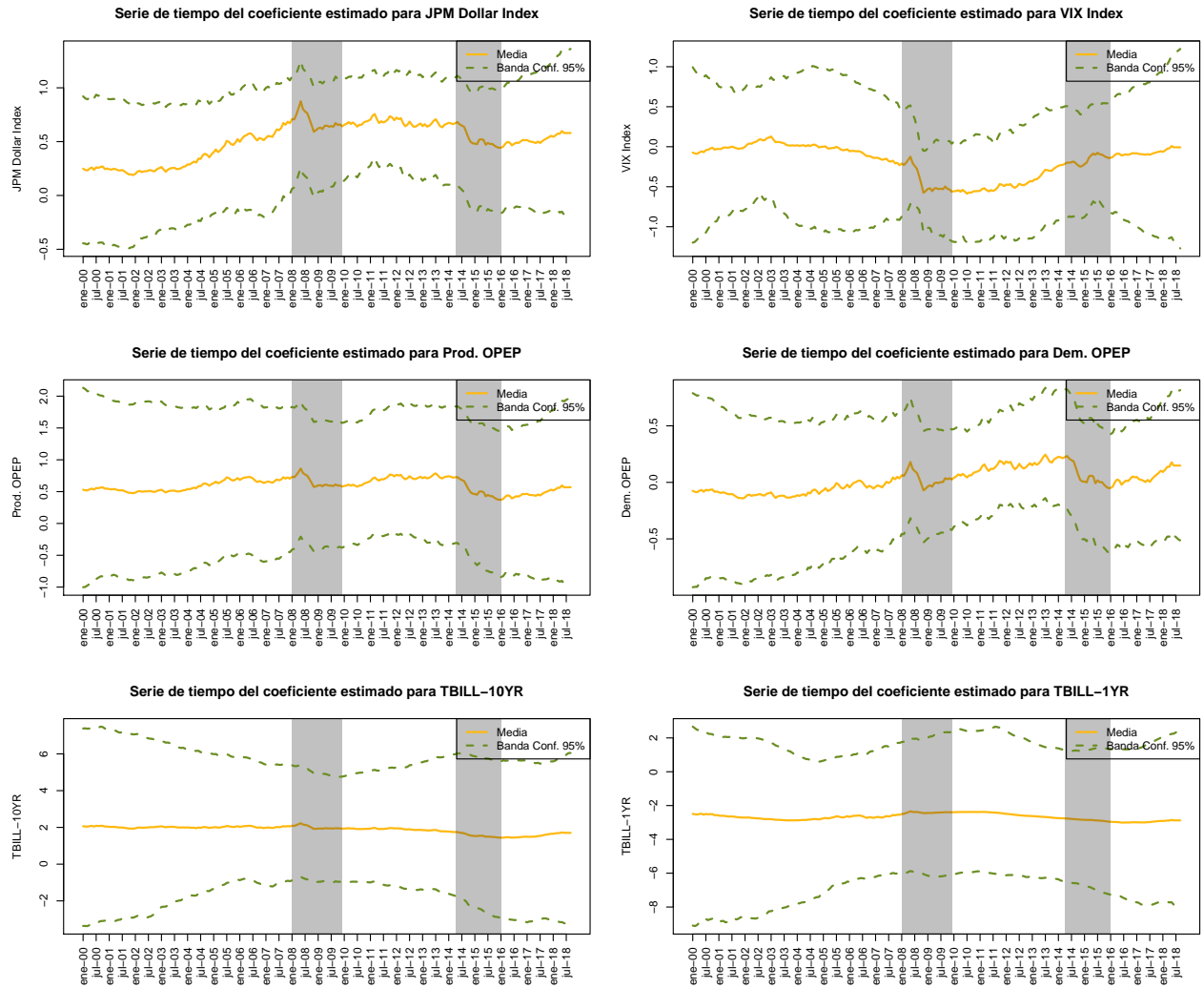


Figura 8: Coeficientes Estimados: Modelo (3)

3.1.4. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 10$)

Dado que el modelo dinámico presenta sobre ajuste, los regresores no son significativos y el DIC no tiene sentido respecto al modelo estático, como cuarto modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico con intrcepto estático y suavizamiento definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \tag{4}$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \tag{5}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 10$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena (`n.thin=1`). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 384.2853$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 100% de la varianza de los datos.

La figura ?? muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones sigue siendo mínima y que prácticamente todas las predicciones coinciden con los valores observados. Esto podría estar hablando de problemas de sobre ajuste en el modelo o de problemas numéricos en JAGS por lo que el valor de $\lambda = 10$ parece ser insuficiente.

La figura 10 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo está sobreajustando a los datos. Este replica de manera exacta la evolución del precio del WTI a lo largo de la muestra y el ancho del intervalo de predicción es mínimo. En contraste, la predicción para el tercer trimestre del 2018 captura la subida de julio a agosto del 2018, pero mantiene esta tendencia que es contraria a los ultimos dos meses de horizonte de pronóstico. Además, los intervalos de predicción muy anchos ya que el modelo no es capaz de generalizar los patrones importantes.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, sólo el JPM Dollar Index y el VIX son significativos para algunos momentos del tiempo. Esto se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de la mayoría de los coeficientes oscila al rededor del cero. Sin embargo, en el periodo de interés la serie del coeficiente de JPM Dollar Index muestra una fuerte caída, significando que su impacto en el precio del WTI disminuyó entre el 2014 y el 2016 al igual que con la demanda del petróleo y la tasa de largo plazo.

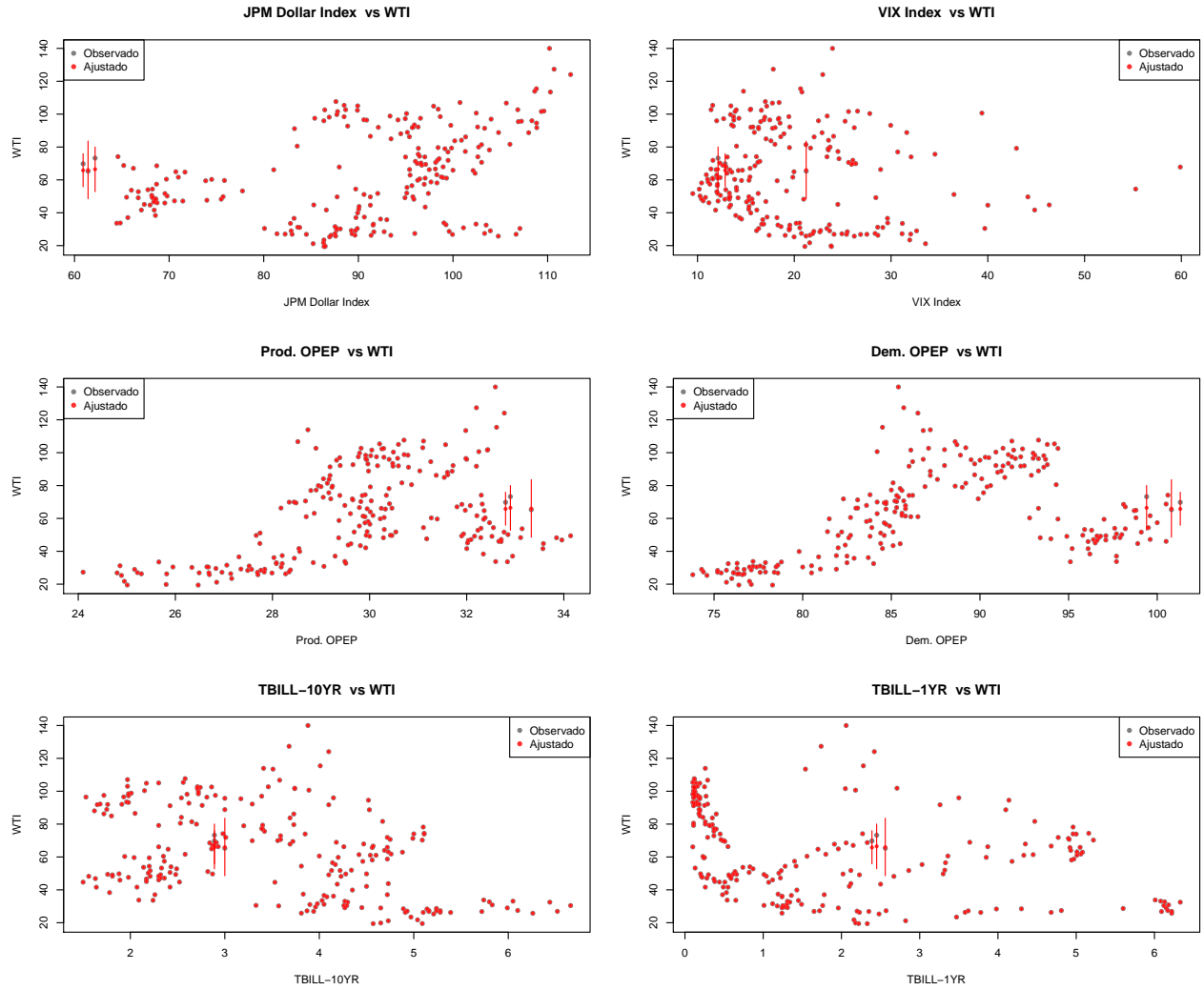


Figura 9: Regresores vs WTI: Modelo (4)

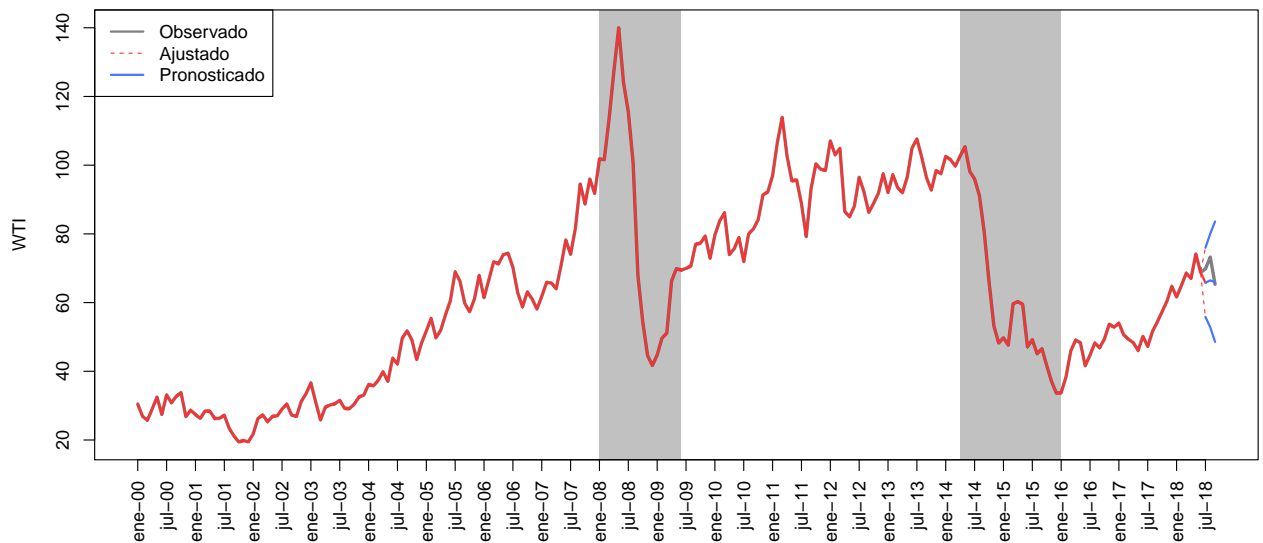


Figura 10: Ajuste y Prediccin: Modelo (4)

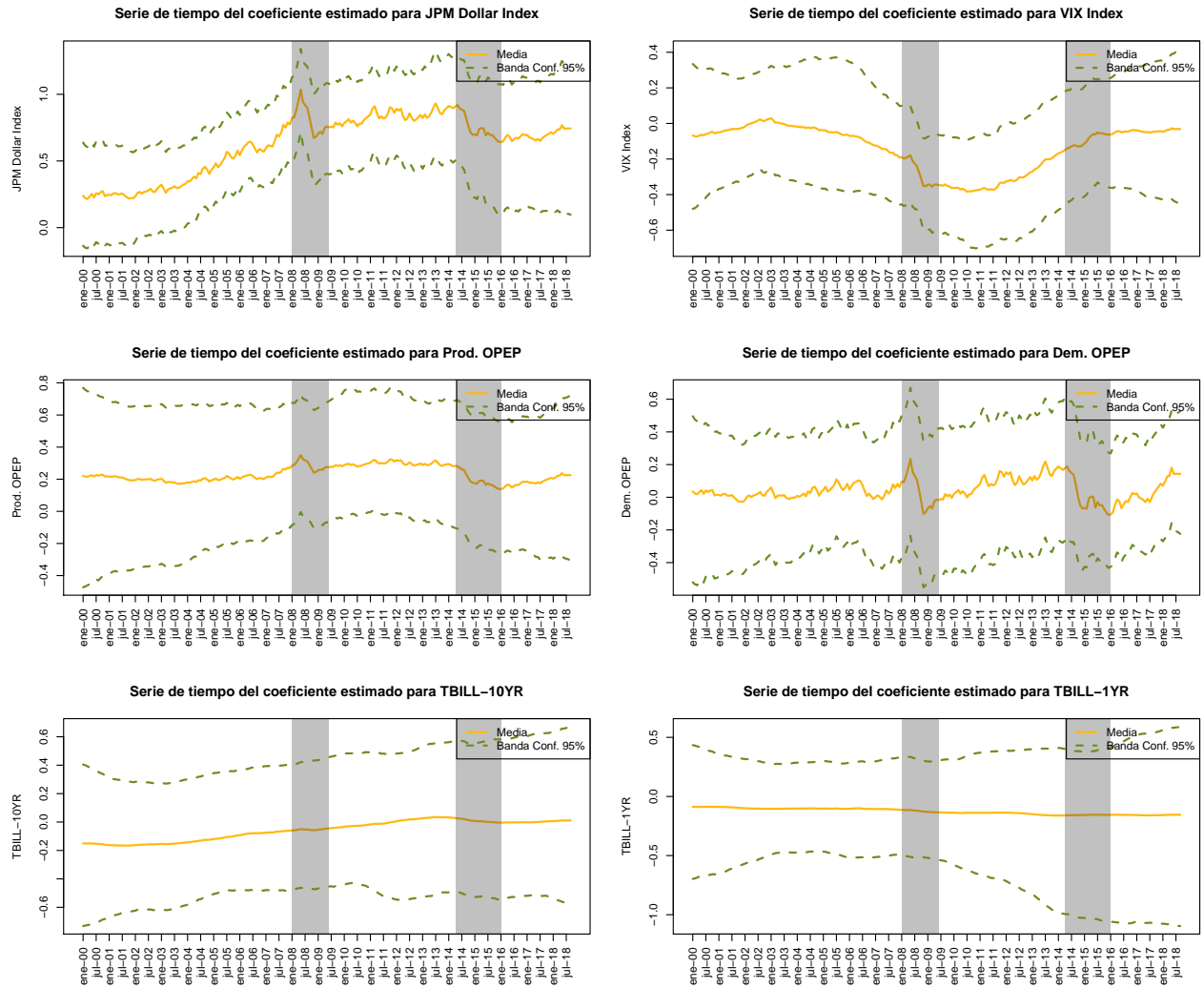


Figura 11: ??Coeficientes Estimados: Modelo (4)

3.1.5. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100$)

Dado que el modelo dinámico con intercepto estático y suavizamiento ($\lambda_1 0$) presenta sobre ajuste, como quinto modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico con intrcepto estático y mayor suavizamiento definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \tag{6}$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \tag{7}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 100$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utlizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena (n.thin=1). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 654.5975$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 100% de la varianza de los datos.

La figura ?? muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores sigue siendo mínima, lo que indica que aún podemos tener problemas de sobreajuste y que se requiere aumentar el suavizameinto de la serie para poder generalizar la dinámica del WTI.

La figura 13 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Nuevamente, el modelo está sobreajustando a los datos ya que este replica de manera exacta la evolución del precio del WTI a lo largo de la muestra y el ancho del intervalo de predicción vuelve a ser mínimo. En contraste, la predicción para el tercer trimestre del 2018 se mantiene prácticamente constante en el último valor observado y los intervalos de predicción son muy anchos.

Por último, la figura 14 muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. ‘racicamente ningun coeficiente es significativo en este modelo. Sin embargo se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de la mayoría de los coeficientes oscila al rededor del cero. Sin embargo, algunos coeficientes muestran movimientos a lo largo del periodo muestral como el JPM Dollar Index que se incrementa hasta antes del 2008 y después se mantiene constante; o bien, el VIX que decrece al inicio de la muestra, pero se incrementa posteriormente.

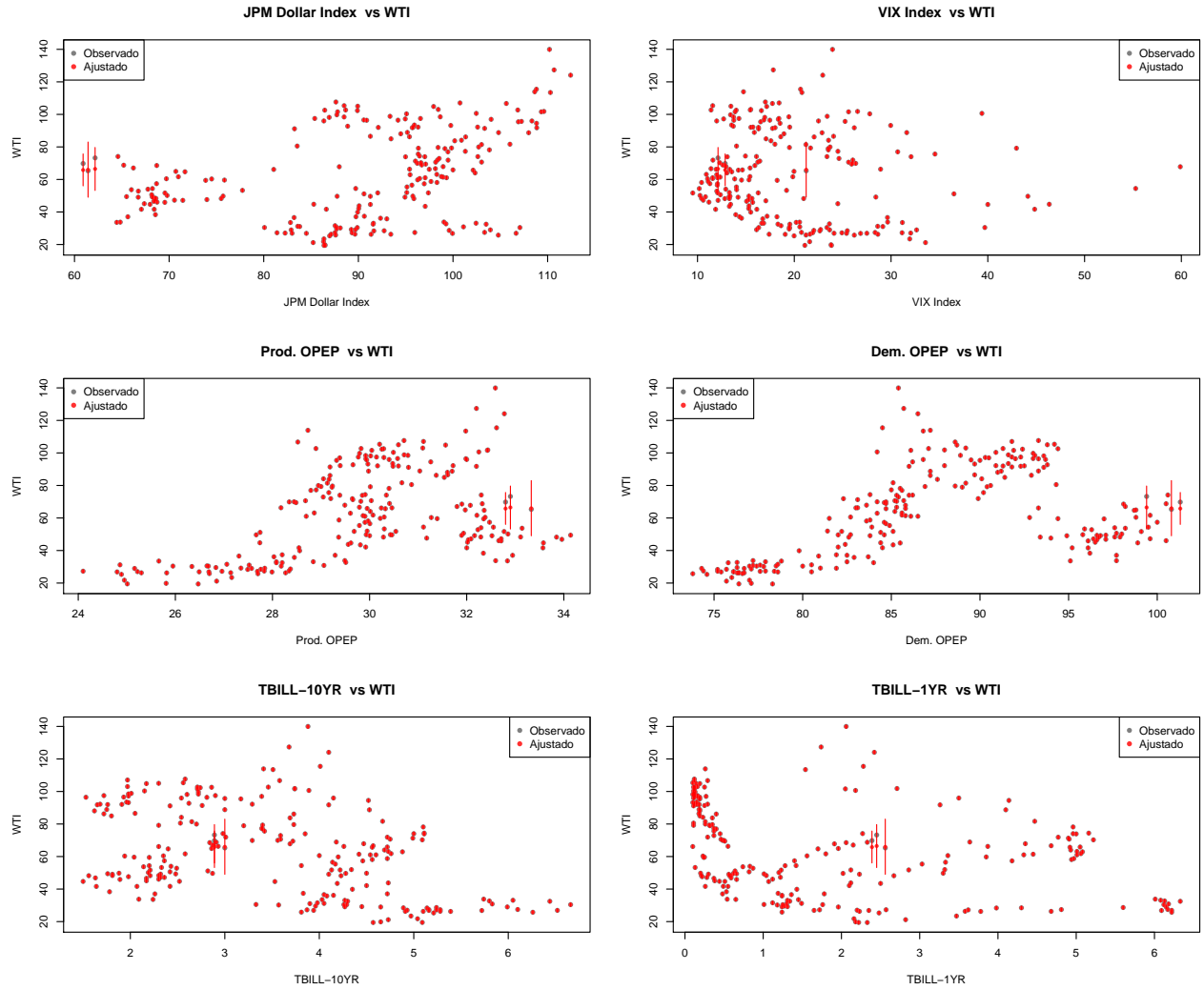


Figura 12: Regresores vs WTI: Modelo (6)

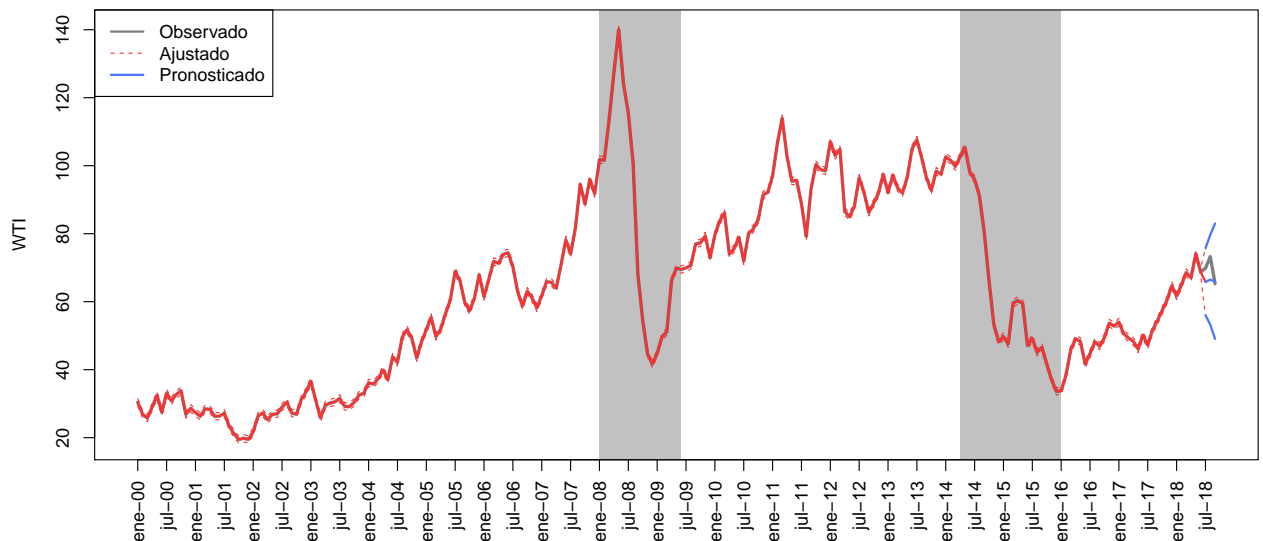


Figura 13: Ajuste y Prediccin: Modelo (6)

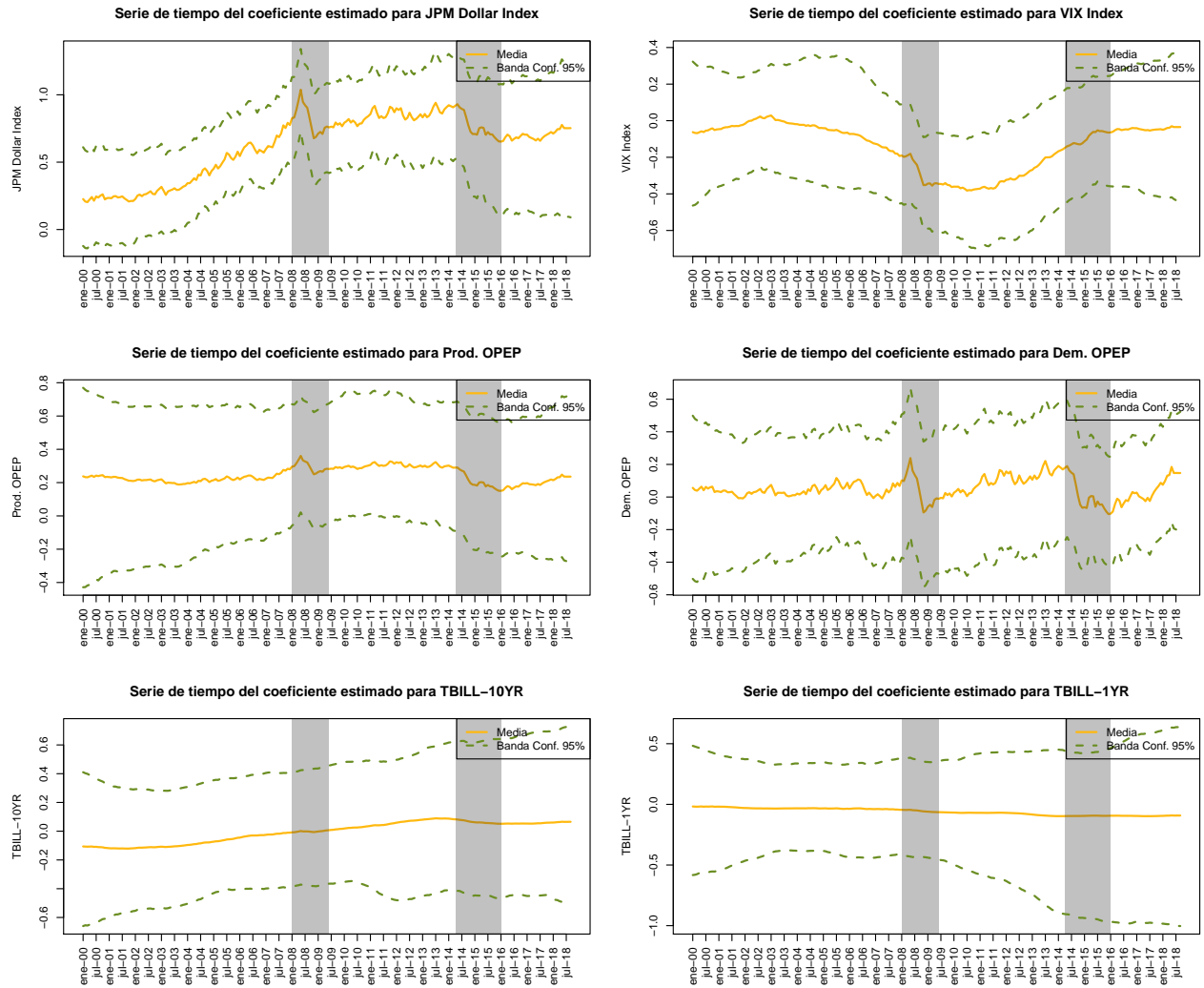


Figura 14: Coeficientes Estimados: Modelo (6)

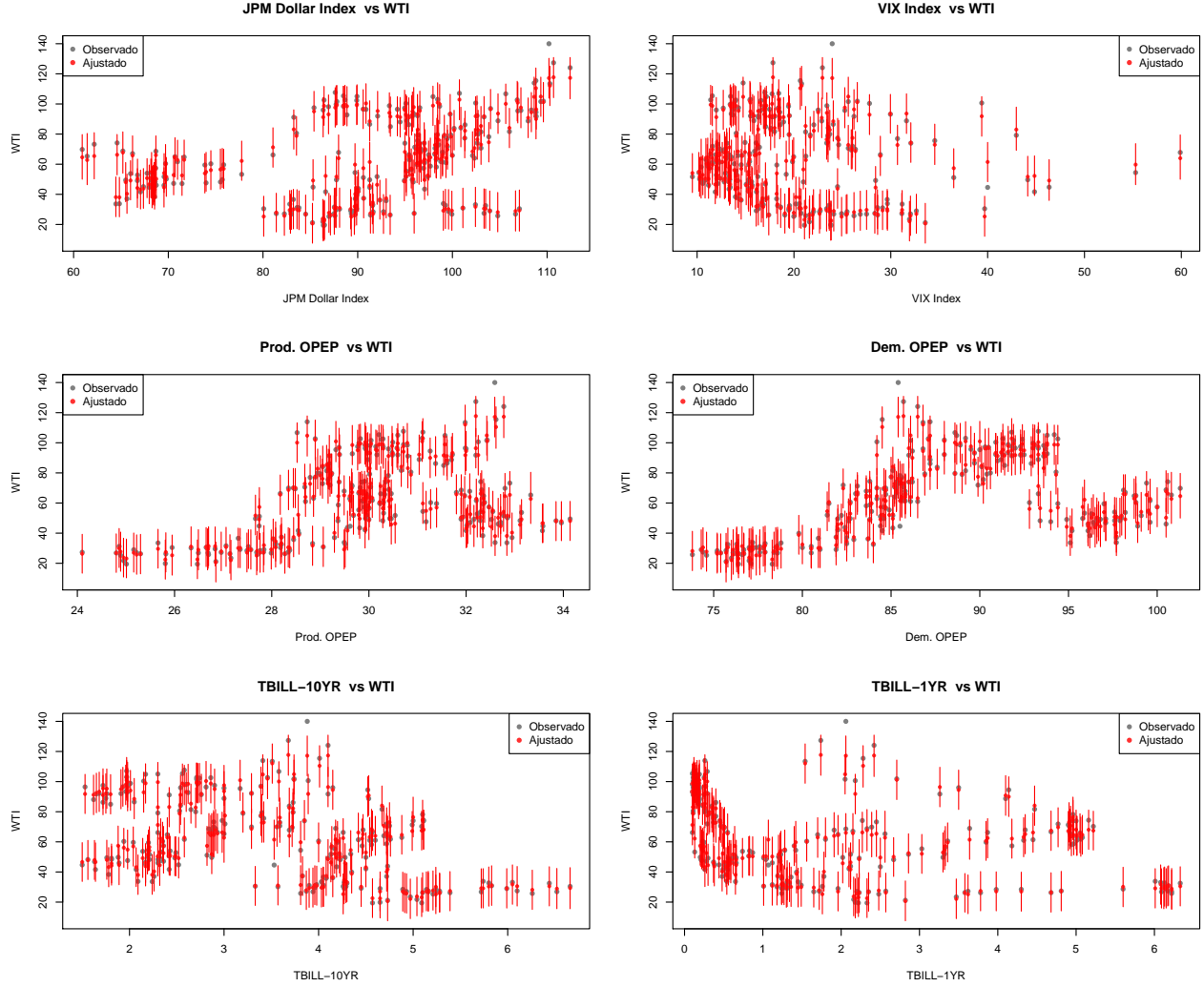


Figura 15: Regresores vs WTI: Modelo (8)

3.1.6. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100000$)

Dado que los dos modelos dinámicos anteriores presentan sobre ajuste, para el quinto modelo se incrementó el valor de λ a 100,000. Esto es, el modelo se define como:

$$WTI_t = \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t$$

$$\beta_{j,t} = \beta_{j,t-1} + \omega_t \quad (8)$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \quad (9)$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 100000$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 1774.185$ y una $\text{pseudo-}R^2 = 0.98$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 97.7 % de la varianza de los datos.

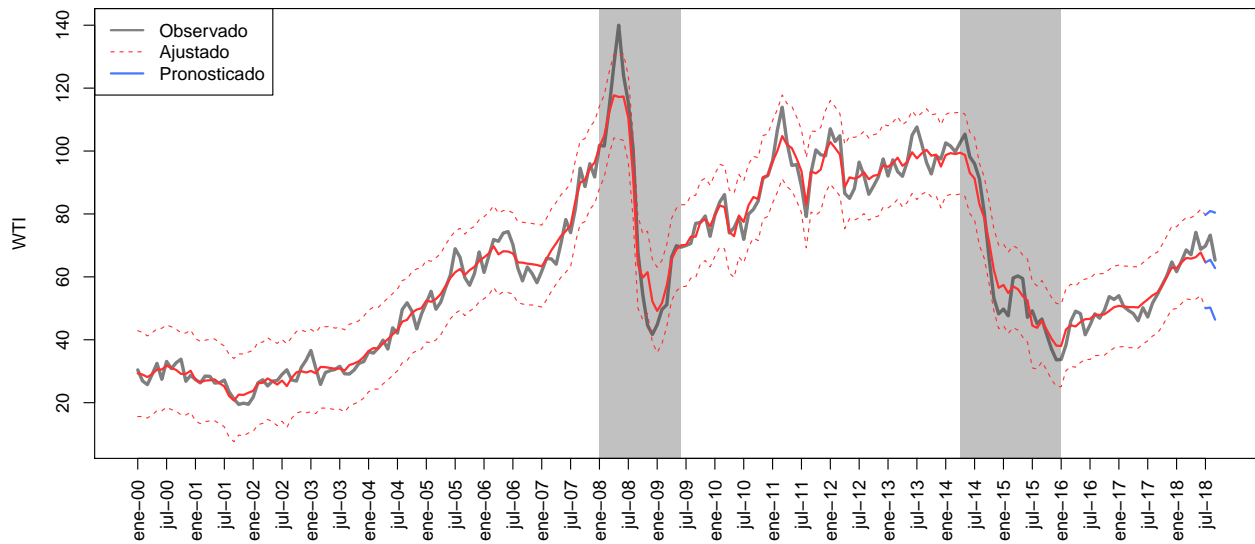


Figura 16: Ajuste y Prediccin: Modelo (8)

La figura ?? muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicci3n para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. A diferencia de los modelos anteriores con suavizamiento, al usar $\lambda = 100000$ ya se puede observar variabilidad en los datos. Adem1s los valores pronosticados no son id1nticos a los observados por lo que se espera que el modelo est1 generalizando mucho mejor que los anteriores.

La figura 13 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pron3stico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicci3n. En este modelo podemos observar que la predicci3n ya no es id1ntica a la serie observada, pero que captura mucho mejor la din1mica del WTI que el modelo est1tico. Las ca3das del 2008 y del 2015 est1n bien estimadas. Adem1s, el pron3stico fuera muestra sigue la misma tendencia que los valores observados y el intervalo de probabilidad es mucho menor que en los casos anteriores.

Por 1ltimo, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. 1nicamente los coeficientes del JPM Dollar Index y VIX son significativos con un 90 % de confianza y sus intervalos de probabilidad no contiene al cero a lo largo del periodo muestral. En particular, el efecto de JPM Dollar Index disminuye en el inicio de la crisis del 2008 y se mantiene constante hacia el final de la misma; mientras que durante la crisis del petr3leo del 2015 el efecto de este indicador disminuye considerablemente. En cuanto al VIX, la serie de tiempo del coeficiente estimado presenta una tendencia decreciente y luego creciente; y 1nicamente durante la crisis del 2008 se puede notar un cambio de comportamiento. El resto de los coeficientes no son significativos, pero se puede destacar que el efecto de la demanda de petr3leo disminuye considerablemente en ambos periodos de inter1s.

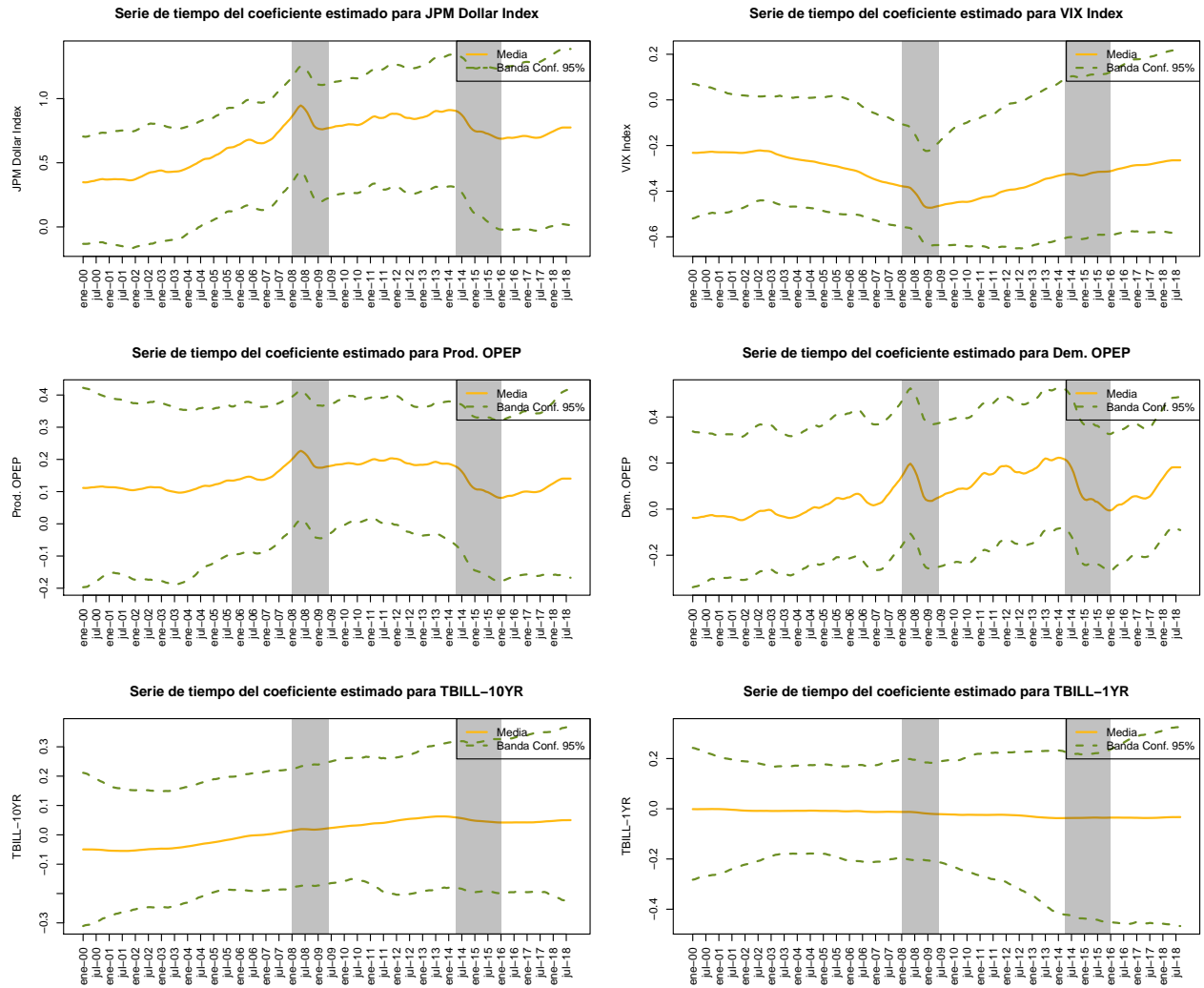


Figura 17: Coeficientes Estimados: Modelo (8)

3.2. Datos Estandarizados

En esta sección se utilizan los datos estandarizados para volver a estimar los modelos de la sección anterior.

3.2.1. Modelo de Regresión Clásico

Como primer modelo, y con fines de comparación, se estima una regresión lineal múltiple (con enfoque frecuentista) ya que, en la mayoría de los casos, ésta sería la primer opción a utilizar. El modelo a estimar se define como

$$WTI_t = \beta_0 + \beta_1 JPM_t + \beta_2 VIX_t + \beta_3 ProdOPEP_t + \beta_4 DemPet_t + \beta_5 TBILL10_t + \beta_6 TBILL1_t + \epsilon_t \quad (10)$$

Tabla 6: Coeficientes Estimados para el Modelo (10)

	Estimaci	Desv. Est.	Valor t	Valor-p
Intercepto	0.00	0.03	0.00	1.00
JPM Dollar Ind.	0.92	0.04	24.74	0.00
VIX Ind.	-0.01	0.03	-0.18	0.86
Prod. OPEP	0.12	0.06	1.95	0.05
Dem. OPEP	0.74	0.08	8.79	0.00
TBILL-10YR	0.03	0.10	0.29	0.78
TBILL-1YR	-0.25	0.07	-3.43	0.00

En la tabla 6, se puede apreciar que con los datos estandarizados, las variables explicativas significativas se reducen. En este caso, JPM_Dollar_Index, OPEP_TOTPROD, OPEP_TOTDEM y TBILL_1YR son significativas con un nivel α de 0.05. En cuanto a los regresores que sí son significativos, el signo de los coeficientes coincide con lo esperado a partir de la matriz de correlaciones. En este sentido, ante un incremento de una unidad en el JPM Dollar Index estandarizado, el precio estandarizado del WTI se incrementaría en 0.92 dólares por barril; un incremento de una unidad en la producción de la OPEP estandarizada llevaría a un incremento del precio estandarizado del WTI de 0.12 dólares por barril, un incremento de una unidad en la demanda estandarizada de la OPEP estaría asociado a un incremento en el precio estandarizado del WTI de 0.74 dólares por barril y un incremento de un punto porcentual estandarizado en la tasa de corto plazo disminuiría el precio estandarizado del WTI en -0.25 dólares por barril.

En este caso, al estar los datos estandarizados, los coeficientes son comparables entre sí y nos dan una idea de la importancia relativa de cada variable independiente. Se puede observar que la variable significativa con más importancia (peso) es el JPM_Dollar_Index y la variable significativa con menor importancia es OPEP_TOTPROD. Este modelo tiene un coeficiente de $R^2 = 0.81$; es decir, el modelo explica un 81.3 % de la varianza de los datos. Este valor servirá para comparar con el valor de la pseudo R^2 de los modelos bayesianos.

La figura ?? muestra el ajuste y la predicción del modelo de regresión lineal clásico con datos estandarizados. El modelo replica de forma correcta la dinámica general del precio del WTI, aunque pareciera ir un periodo desfazado. En cuanto al horizonte de pronóstico, el modelo subestima el precio del petróleo y la predicción parece decrecer en lugar de incrementarse como la serie observada.

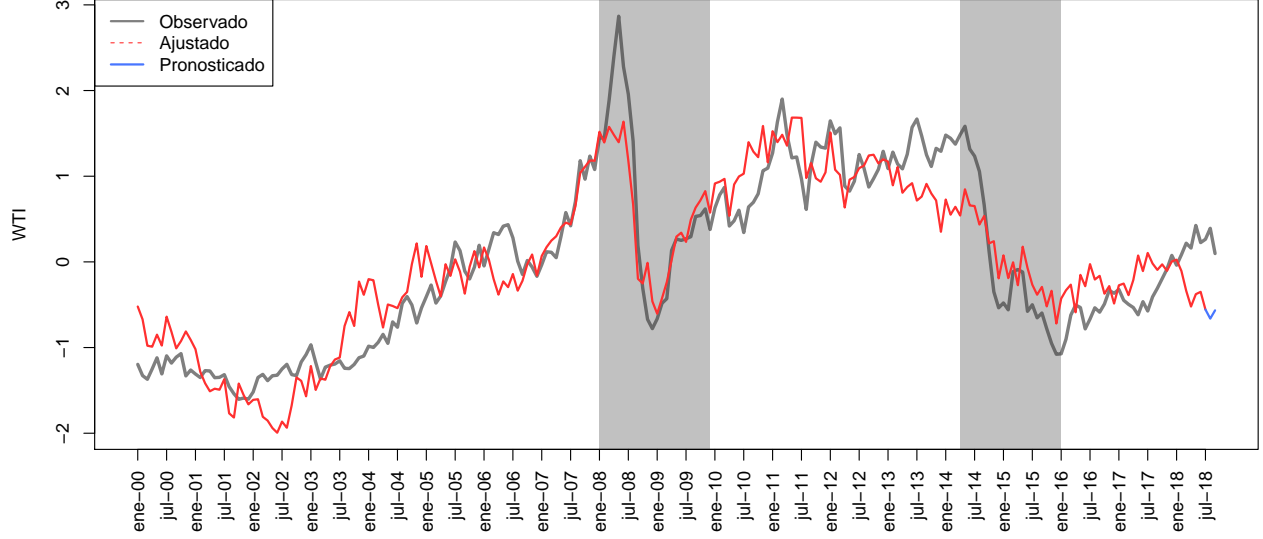


Figura 18: Ajuste y Prediccin: Modelo (10)

3.2.2. GLM Estático

El segundo modelo a estimar es un modelo lineal generalizado normal estático; de hecho, este modelo coincide con un Modelo de Regresión Normal Lineal. El modelo está definido como:

$$\begin{aligned}
 WTI_t &\sim N(\mu_t, \tau_i) \\
 \mu_t &= \beta_0 + \beta_1 JPM_t + \beta_2 VIX_t + \beta_3 ProdOPEP_t + \beta_4 DemPet_t + \beta_5 TBILL10_t + \beta_6 TBILL1_t \\
 \tau_i &= \tau
 \end{aligned} \tag{11}$$

Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_j \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.thin=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 262.1947$ y una pseudo- $R^2 = 0.82$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 82.4 % de la varianza de los datos.

Tabla 7: Coeficientes Estimados para el Modelo (11)

	Media	Mediana	Moda	2.5 %	97.5 %	Prob.
Intercepto	-0.01	-0.01	-0.01	-0.07	0.04	0.33
JPM Dollar Ind.	0.94	0.94	0.93	0.87	1.01	0.00
VIX Ind	-0.02	-0.02	0.01	-0.08	0.05	0.31
Prod. OPEP	0.13	0.13	0.09	0.00	0.25	0.02
Dem. OPEP	0.69	0.69	0.72	0.52	0.86	0.00
T-Bill 10YR	-0.01	-0.01	0.05	-0.21	0.17	0.44
T-Bill 1YR	-0.26	-0.26	-0.28	-0.40	-0.12	0.00

La tabla 7 muestra los coeficientes estimados para este modelo. Como estimadores puntuales se tienen la media (bajo pérdida cuadrática), la mediana (bajo pérdida absoluta) y la moda (bajo pérdida vecindad); además se incluye la estimación por intervalos. Como se puede apreciar, los estimadores puntuales de la media y la mediana son muy parecidos para todos los coeficientes; mientras que el estimador puntual de la moda es el que más difiere en todos los casos. Todos los regresores son significativos — y sus respectivos

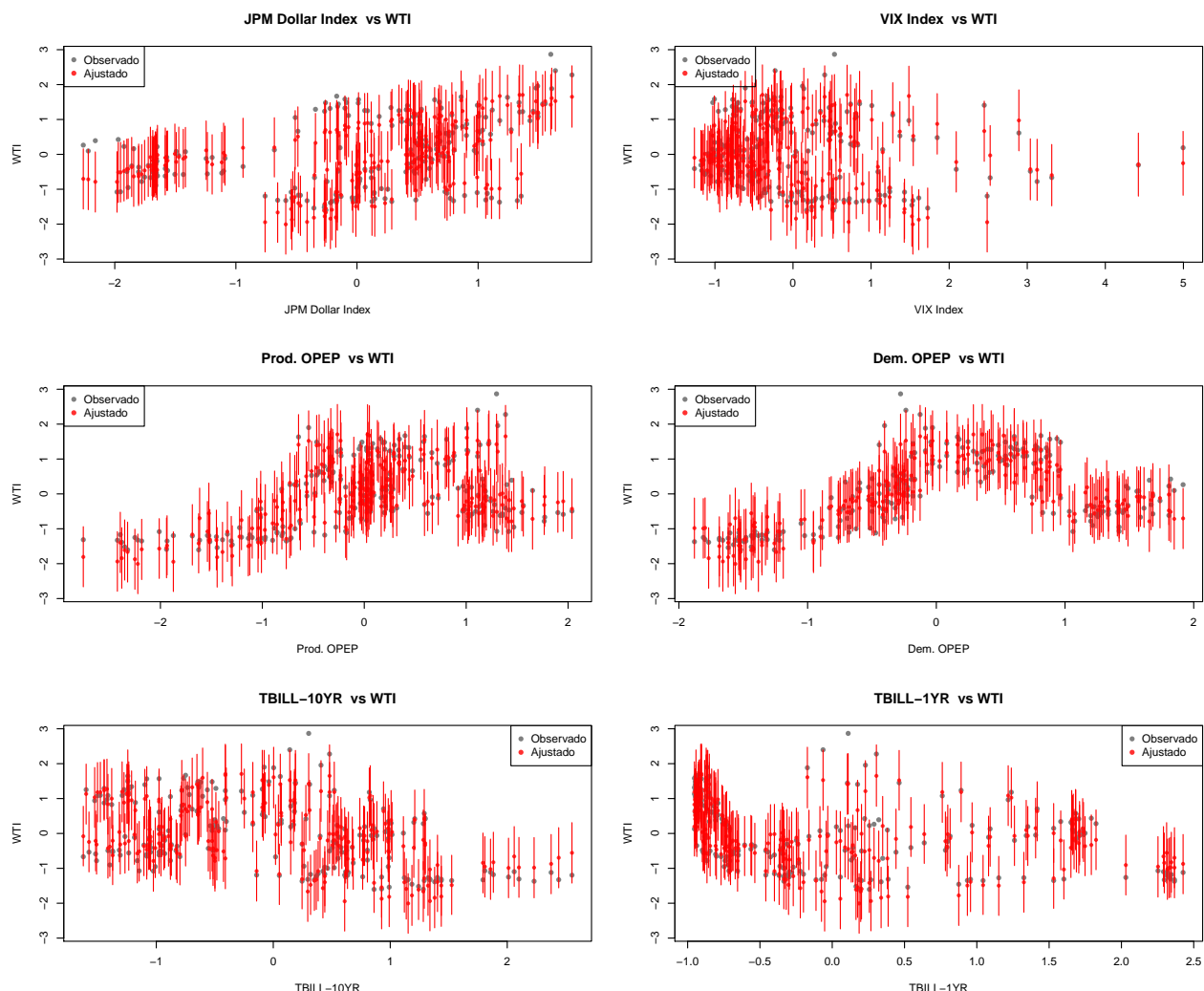


Figura 19: Regresores vs WTI: Modelo (11)

intervalos de probabilidad no contienen al cero — salvo los correspondientes al intercepto, al VIX index, y a la tasa de largo plazo. Estos resultados coinciden con los resultados del modelo de regresión lineal clásico.

De esta manera, para los coeficientes significativos se tiene que un incremento de una unidad estandarizada en el índice del dólar (todo lo demás constante) estará relacionado con un incremento de 0.94 dólares por barril en el precio del WTI estandarizado; un incremento de una unidad estandarizada la producción de la OPEP conlleva a un incremento de 0.13 dólares por barril en el precio estandarizado del petróleo, un incremento de una unidad en la demanda estandarizada del petróleo incrementará su precio estandarizado en 0.69 dólares por barril y un incremento de un punto porcentual en la tasa de corto plazo estará relacionado con una disminución de 0.26 dólares por barril en el precio estandarizado del WTI.

La figura 19 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores es muy alta y que muchas observaciones quedan fuera de las bandas de predicción.

Por último, la figura 20 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción.

En este caso se puede observar que el modelo no es capaz de capturar la forma correcta de la evolución del precio del WTI e introduce algunas sobrestimaciones y subestimaciones de los valores observados.

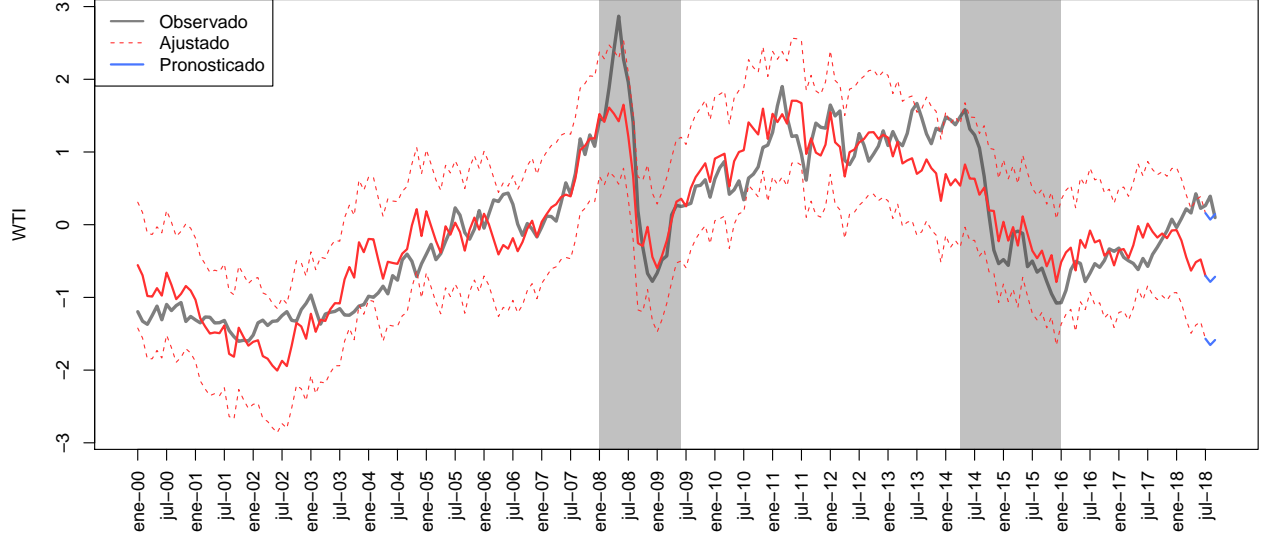


Figura 20: Ajuste y Prediccin: Modelo (11)

3.2.3. GLM Dinámico

Dado que el modelo estático parece no replicar correctamente la dinámica del WTI en algunos momentos del tiempo, como tercer modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \quad (12)$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$ y $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 y ω_0 se utilizan distribuciones gamma no informativas; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$ y $\omega_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 1018.179$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 99.9% de la varianza de los datos.

La figura 21 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones ahora es mínima en la mayoría de los casos y que prácticamente todas las predicciones coinciden con los valores observados. Esto podría estar hablando de problemas de sobre ajuste en el modelo.

La figura 22 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción.

En la figura se puede observar que el modelo está sobreajustando los datos ya que la línea de datos observados y la línea de datos predichos está sobrelapada casi perfectamente. Es decir, el modelo replica exactamente la evolución del precio del WTI a lo largo de la muestra y el intervalo de predicción se reduce significativamente. En este caso, la predicción para el último trimestre del 2018 mejora bastante. Los intervalos de confianza aumentan significativamente ya que el modelo no tiene datos observados para ese último trimestre. Sin embargo, se puede observar que los datos predichos ya siguen las mismas tendencias que los datos reales y se acercan bastante.

Por último, la figura 23 muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, ninguno de los coeficientes salen significativos en ningún momento del tiempo. Esto se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de todos los coeficientes incluye al cero.

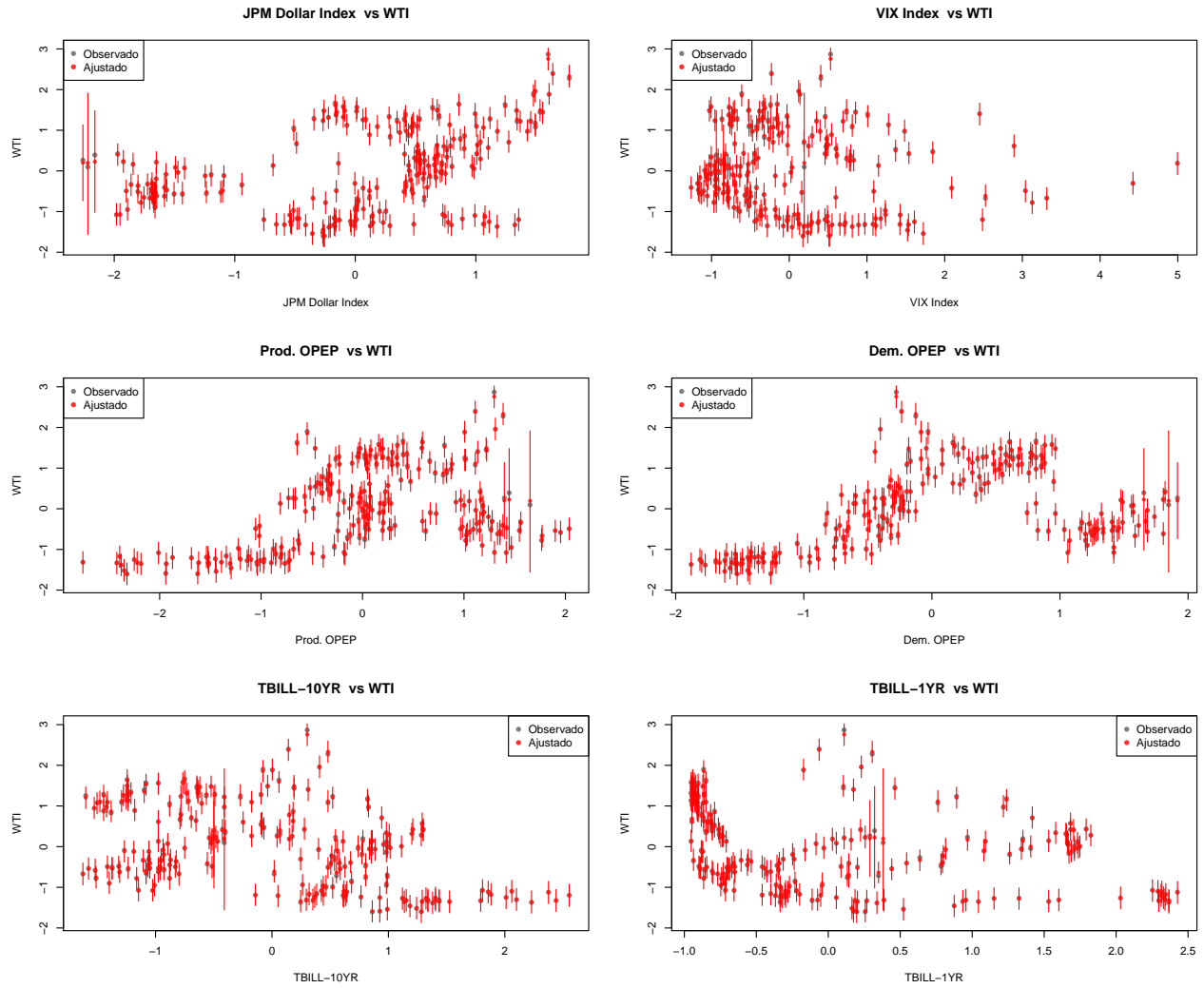


Figura 21: Regresores vs WTI: Modelo Dinamico

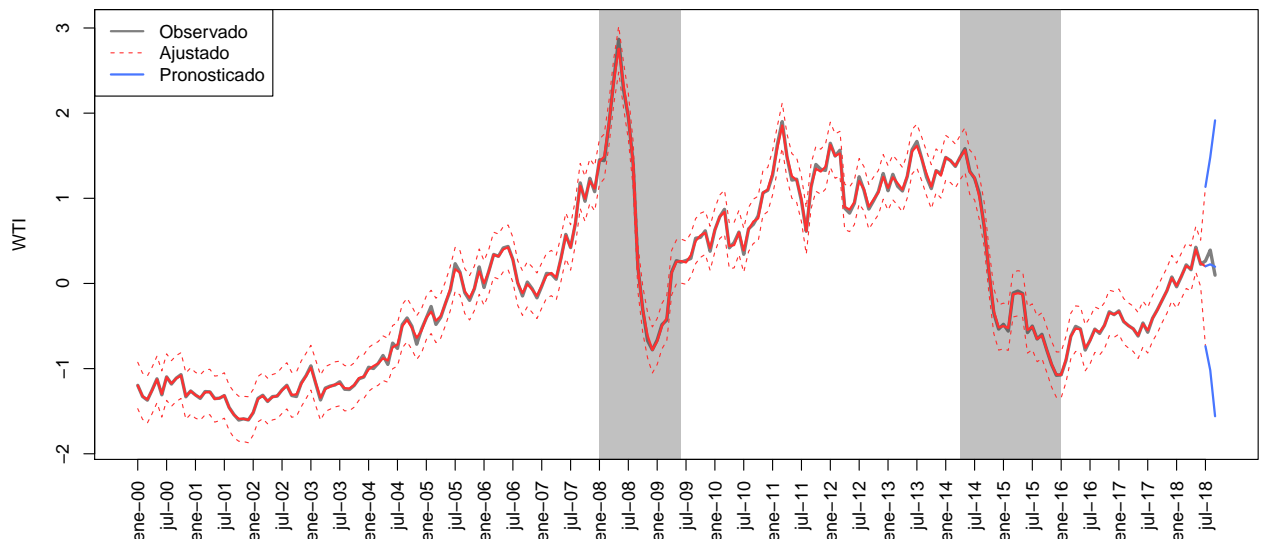


Figura 22: Ajuste y Prediccin: Modelo (12)

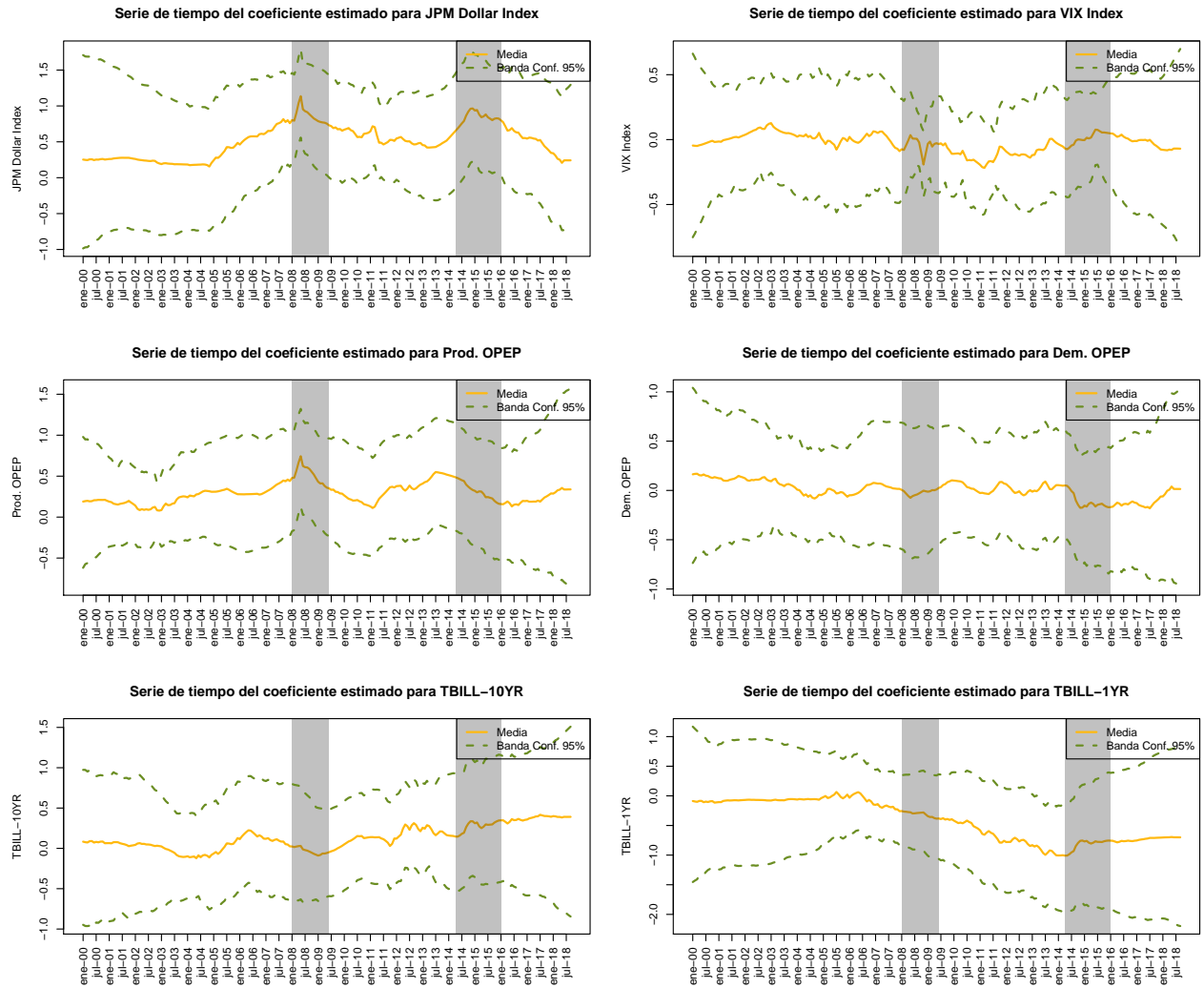


Figura 23: Coeficientes Estimados: Modelo (12)

3.2.4. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 10$)

Dado que el modelo dinámico presenta sobre ajuste, los regresores no son significativos y el DIC no tiene sentido respecto al modelo estático, como cuarto modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico con intrcepto estático y suavizamiento con valor de 10 definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \tag{13}$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \tag{14}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 10$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 144.0234$ y una $\text{pseudo-}R^2 = 0.99$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 98.9 % de la varianza de los datos.

La figura 24 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones sigue siendo mínima y que prácticamente todas las predicciones coinciden con los valores observados. Esto podría estar hablando de problemas de sobre ajuste en el modelo o de problemas numéricos en JAGS por lo que el valor de $\lambda = 10$ parece ser insuficiente.

La figura 25 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. En la figura se puede observar que el ajuste ya no es perfecto como lo era en el modelo dinámico sin suavizamiento. En este caso, la línea de nuestras predicciones (roja) ya no se sobrelapa sobre los datos observados (línea gris) en todos los puntos del tiempo. Esto muestra que el suavizamiento con $\lambda = 10$ fue efectivo para disminuir el sobreajuste del modelo dinámico.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, incluso con la introducción del suavizamiento, los coeficientes siguen sin ser significativos. Ninguno de los coeficientes es significativo ya que en la figura se puede observar que todos los coeficientes contienen al cero en algún momento del tiempo.

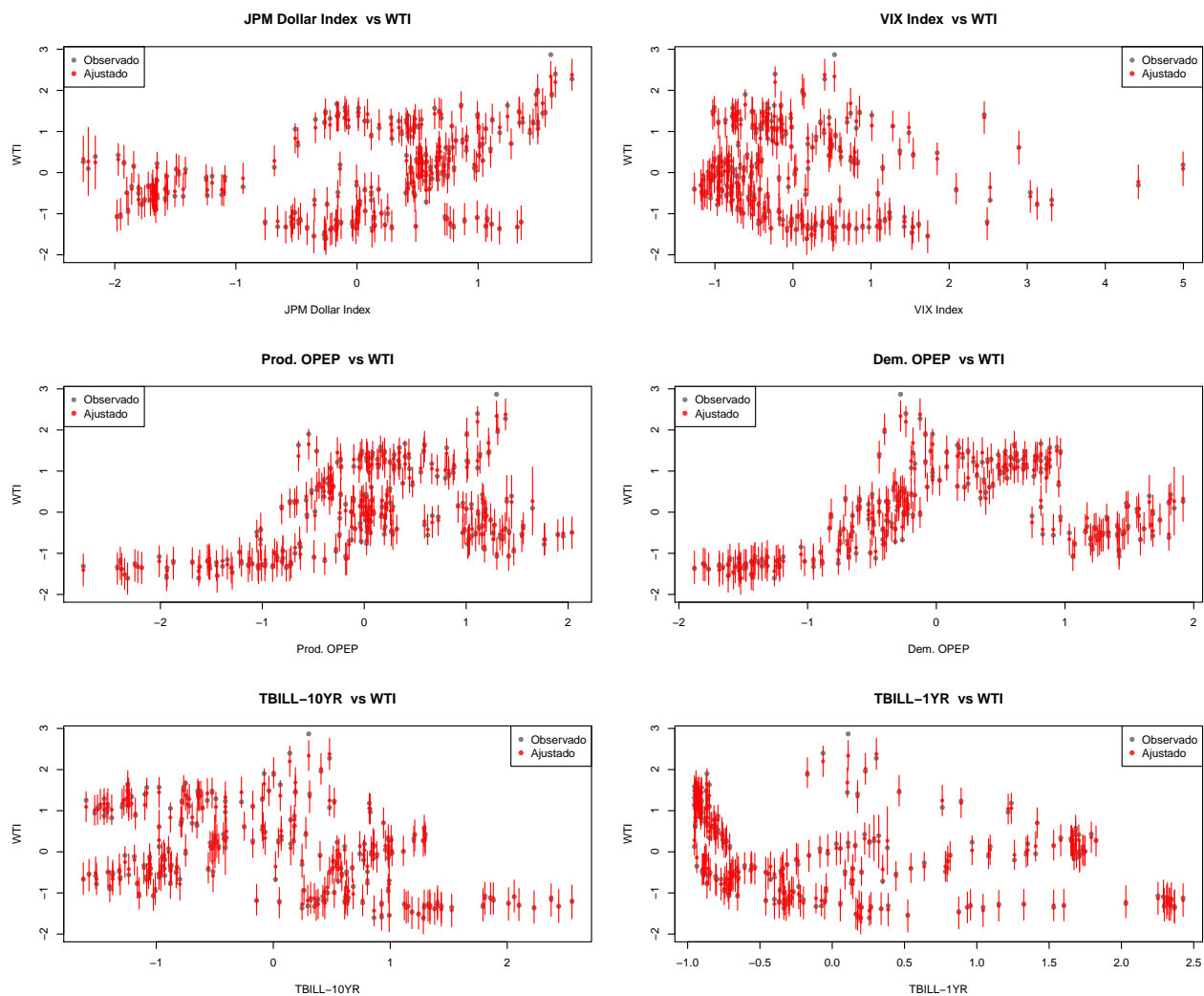


Figura 24: Regresores vs WTI: Modelo (13)

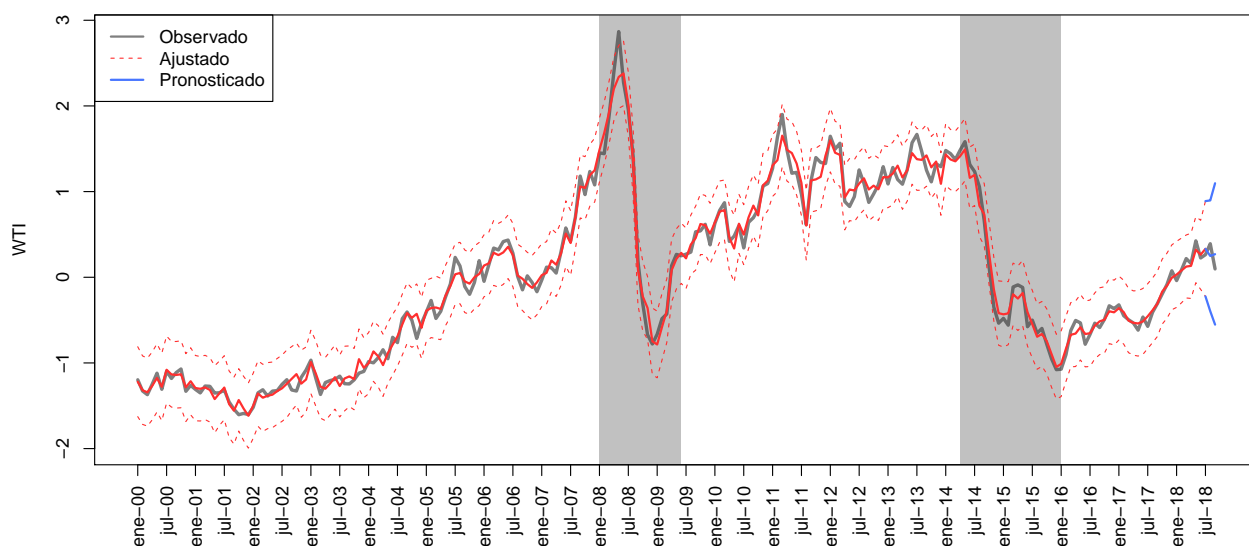


Figura 25: Ajuste y Prediccin: Modelo (13)

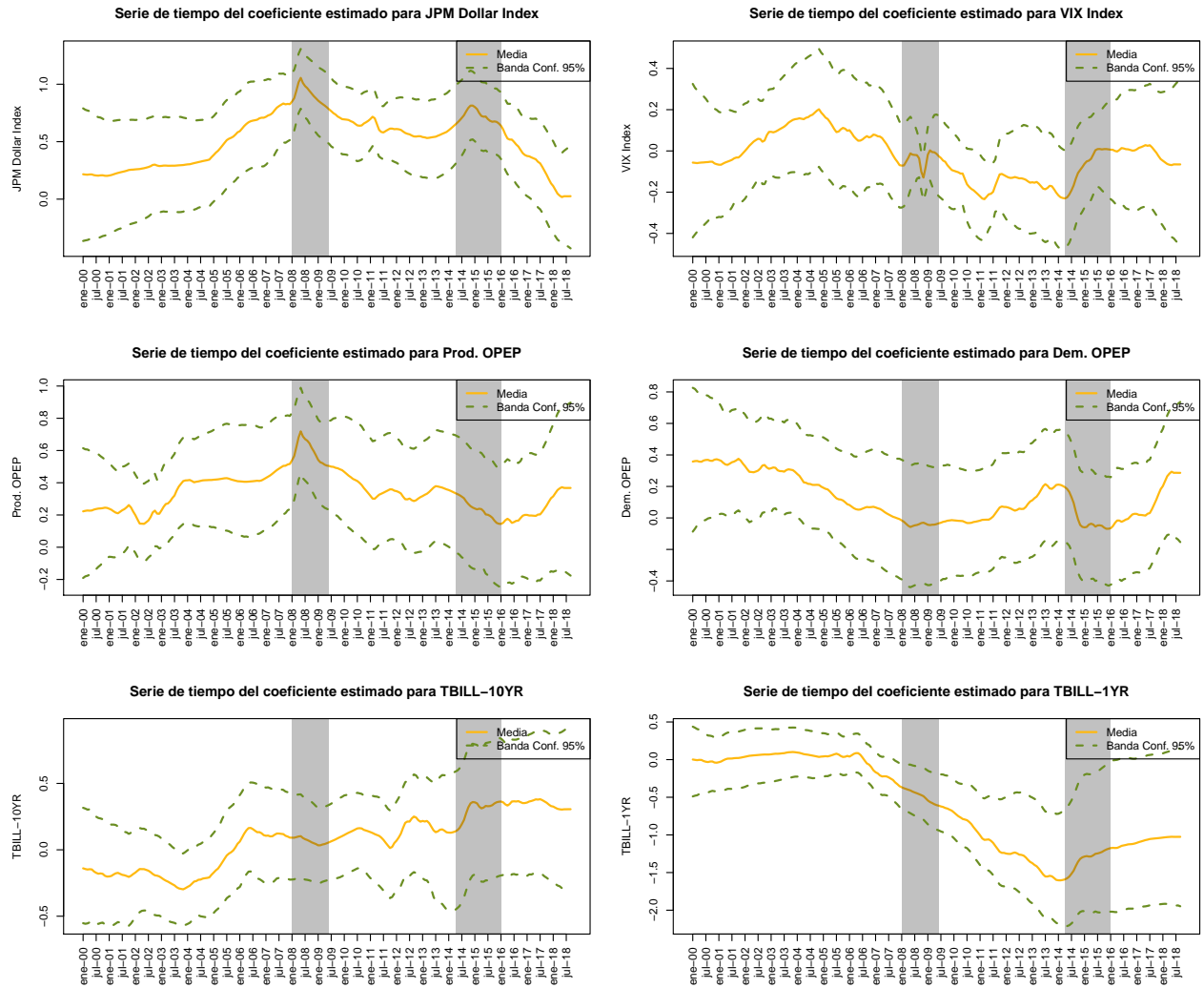


Figura 26: ??Coeficientes Estimados: Modelo (13)

3.2.5. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 100$)

Dado que el modelo dinámico con intercepto estático y suavizamiento ($\lambda_1 0$) pno es suficiente, como quinto modelo se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico con intrcepto estático y mayor suavizamiento definido como:

$$\begin{aligned} WTI_t &= \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \end{aligned} \tag{15}$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \tag{16}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 100$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utlizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena (n.thin=1). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 406.5532$ y una pseudo- $R^2 = 0.96$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 95.9 % de la varianza de los datos.

La figura 27 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores sigue siendo mínima, lo que indica que aún podemos tener problemas de sobreajuste y que puede ser que todavía se requiera aumentar el suavizameinto de la serie para poder generalizar la dinámica del WTI.

La figura 28 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción.

Al igual que con suavizamiento de 10, en el caso de un $\lambda = 100$, se puede observar el suavizamiento del modelo ya que no es un ajuste perfecto a los datos observados. Asimismo, se puede observar que el intervalo de confianza crecer al aumentar λ .

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Nuevamente, el suavizamiento de $\lambda = 100$, aunque mejoró el sobreajuste del modelo no es suficiente ya que ningún coeficiente es significativo. Todos los coeficientes contienen al cero (en un intervalo de confianza del 95 %) en algunos puntos del tiempo. Por lo tanto un suavizamiento de 100 sigue sin ser suficiente.

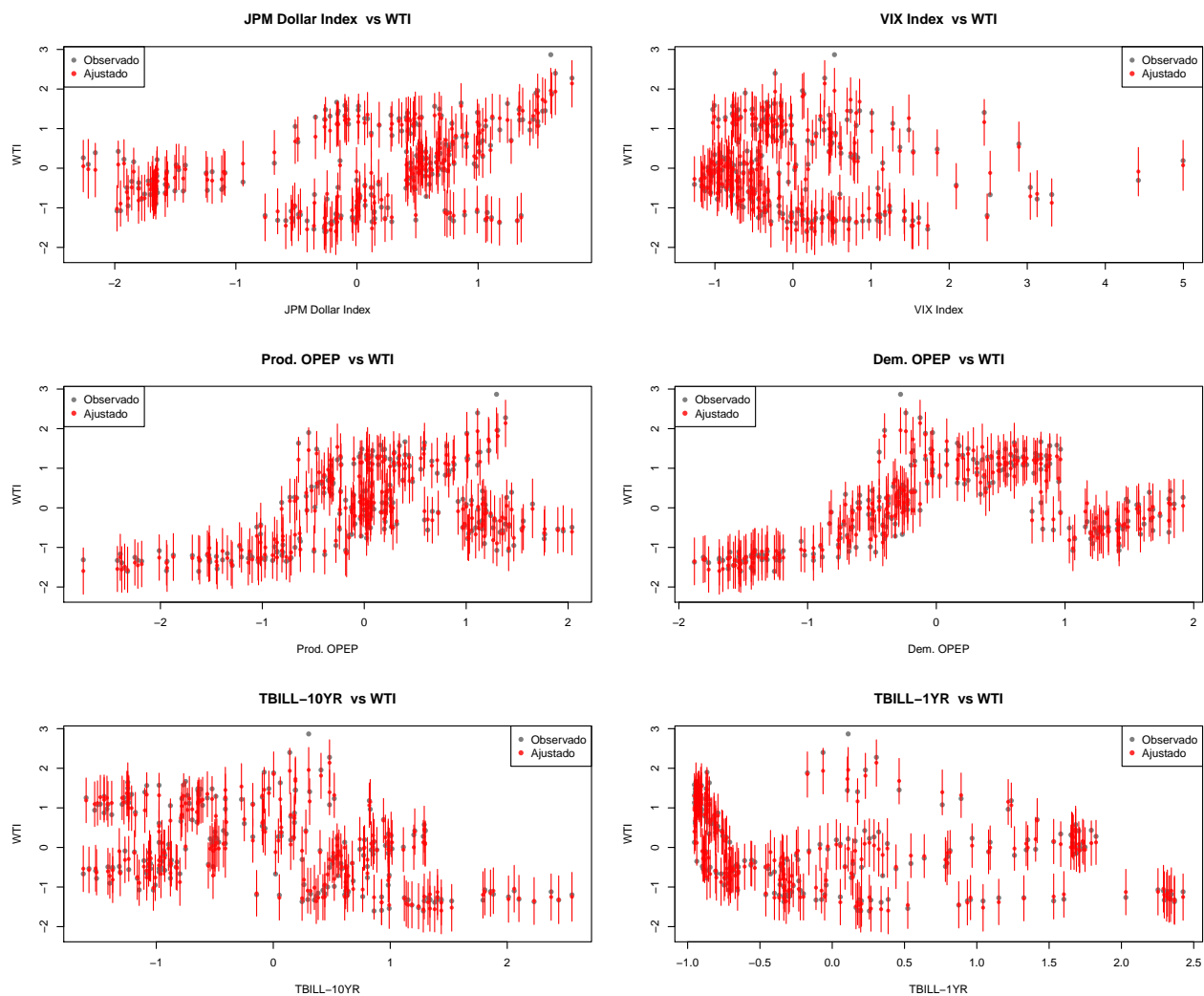


Figura 27: Regresores vs WTI: Modelo (15)

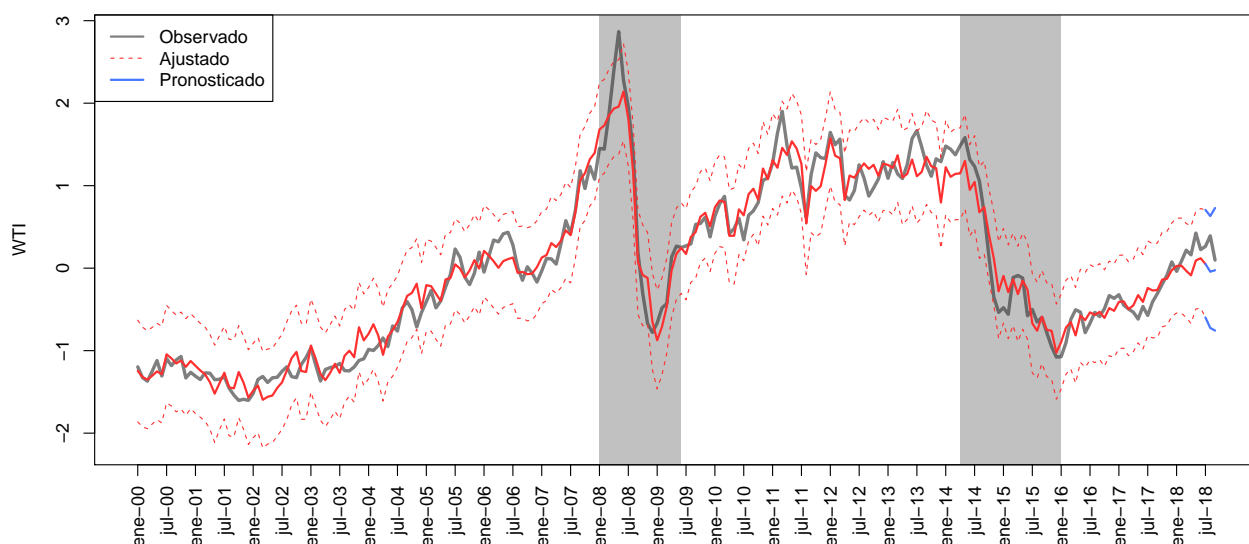


Figura 28: Ajuste y Prediccin: Modelo (15)

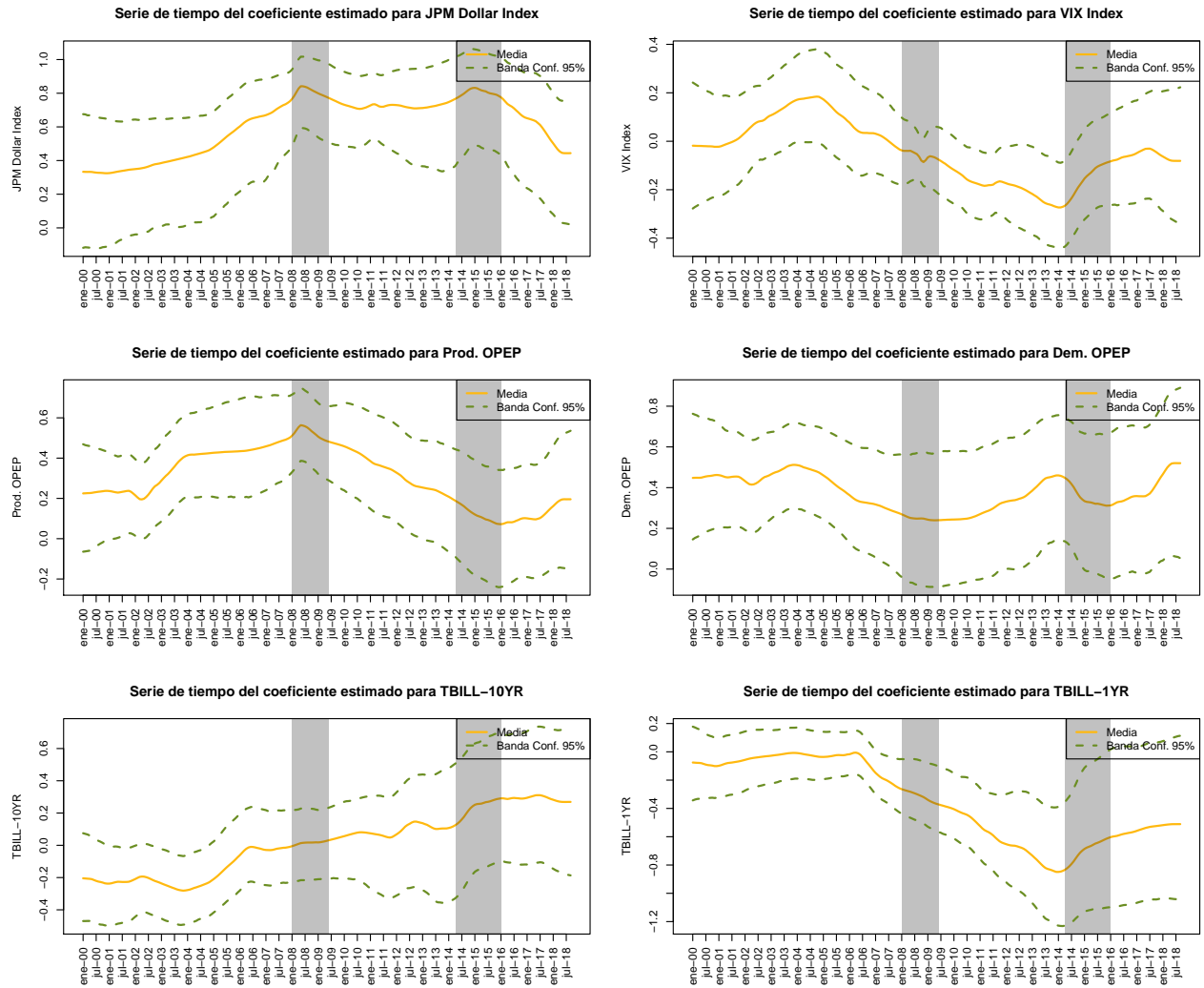


Figura 29: Coeficientes Estimados: Modelo (15)

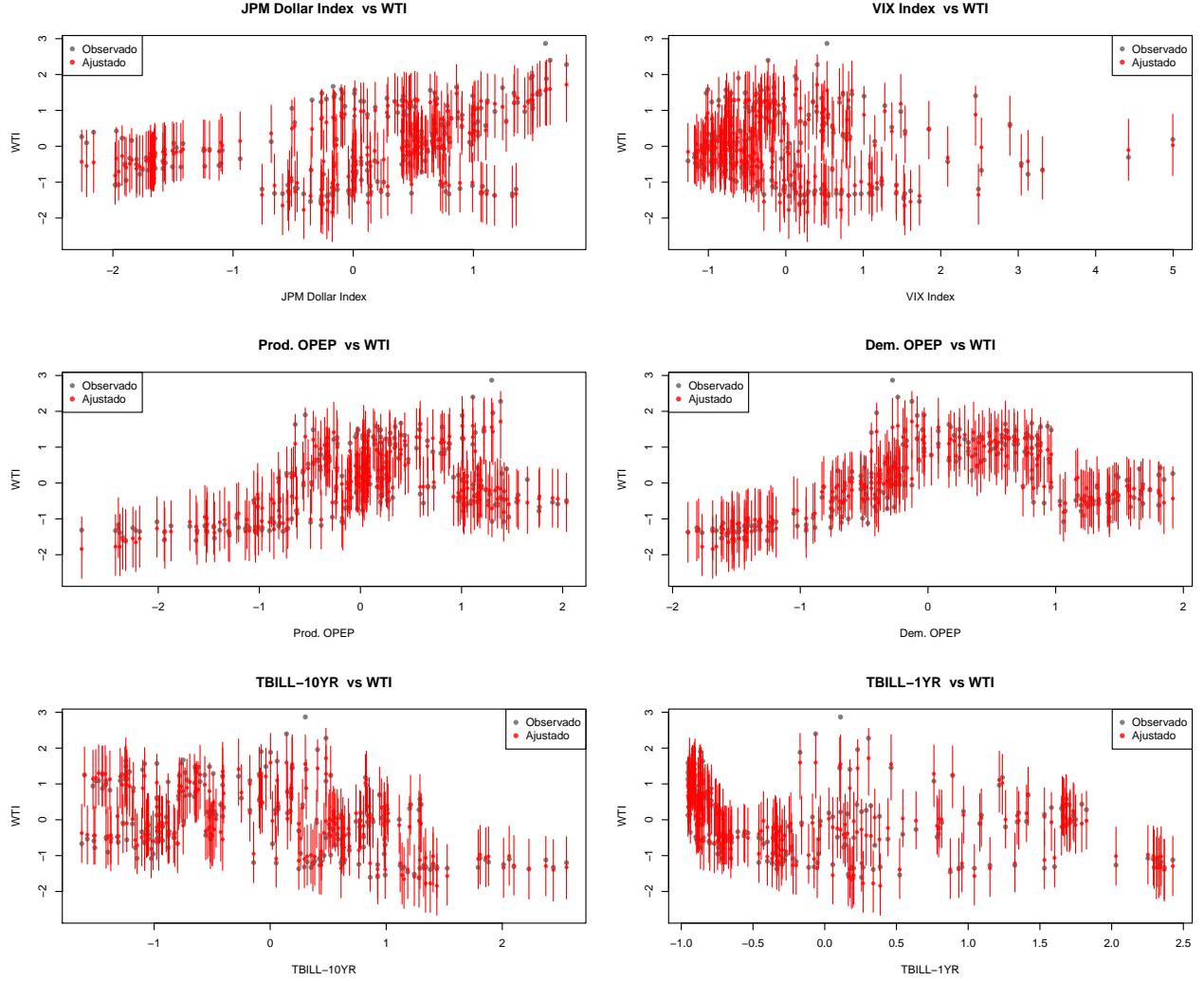


Figura 30: Regresores vs WTI: Modelo (17)

3.2.6. GLM Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento ($\lambda = 1000$)

Dado que los dos modelos dinámicos anteriores presentan sobre ajuste, para el quinto modelo se incrementó el valor de λ a 1,000. Esto es, el modelo se define como:

$$WTI_t = \beta_{0,t} + \beta_{1,t}JPM_t + \beta_{2,t}VIX_t + \beta_{3,t}ProdOPEP_t + \beta_{4,t}DemPet_t + \beta_{5,t}TBILL10_t + \beta_{6,t}TBILL1_t + \epsilon_t$$

$$\beta_{j,t} = \beta_{j,t-1} + \omega_t \quad (17)$$

$$\omega_t = \lambda \epsilon_t \quad (18)$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 1000$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 1720.882$ y una pseudo- $R^2 = 0.9$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 89.8 % de la varianza de los datos.

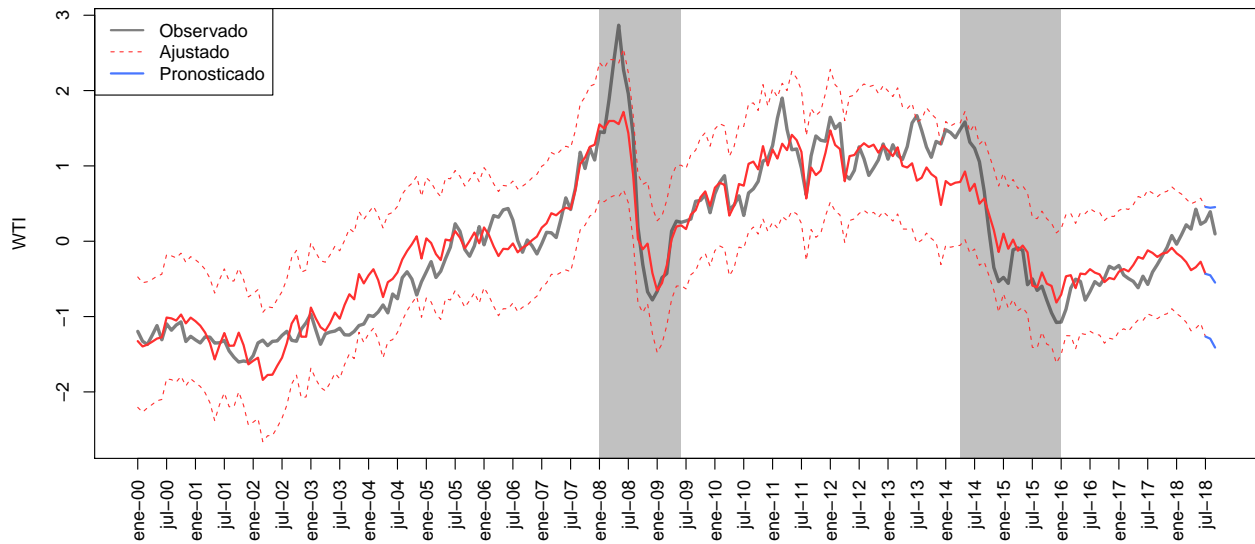


Figura 31: Ajuste y Prediccin: Modelo (17)

La figura 30 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. A diferencia de los modelos anteriores con suavizamiento, al usar $\lambda = 1000$ ya se puede observar una mayor variabilidad en los datos. Además, los valores pronosticados ya no son idénticos a los observados por lo que se espera que el modelo esté generalizando mucho mejor que los anteriores.

La figura ?? muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción.

En este modelo podemos observar que la predicción ya no es idéntica a la serie observada. De hecho, parece ahora el modelo sobrestima y subestima muchos datos a lo largo del tiempo. En este caso, el modelo pierde precisión y se parece más l modelo estático. Esto puede indicar que el suavizamiento ya es demasiado alto para el modelo.

Por último, la figura 32 muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Nuevamente, ningún coeficiente es significativo ya que todos contienen en un intervalo de confianza del 95 % el cero en algún momento del tiempo. Esto nos dice que a lo mejor estandarizar los datos e intriducir suavizamiento no es la estrategia correcta. Es por esto que pasaremos a transformar los datos.

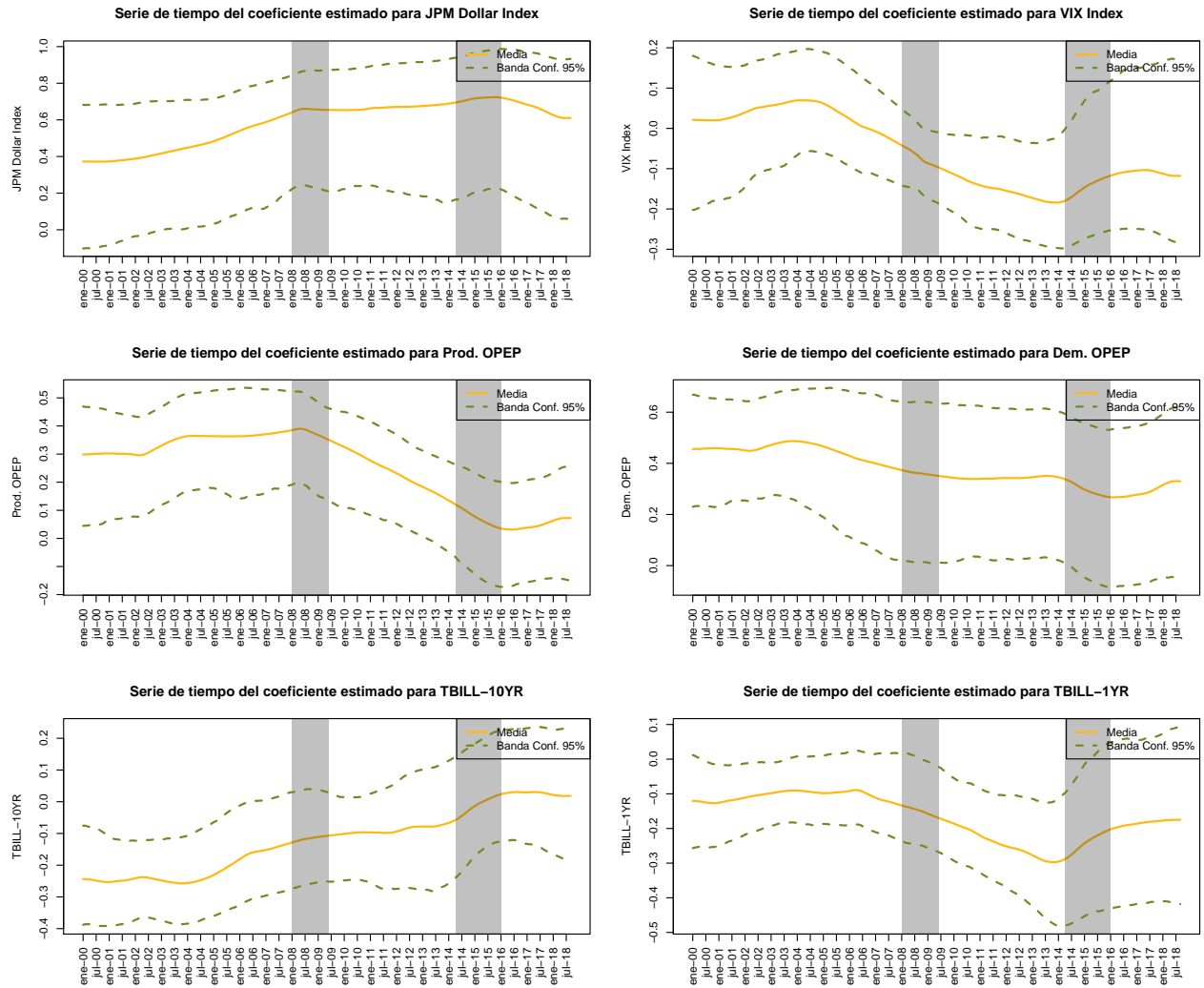


Figura 32: Coeficientes Estimados: Modelo (17)

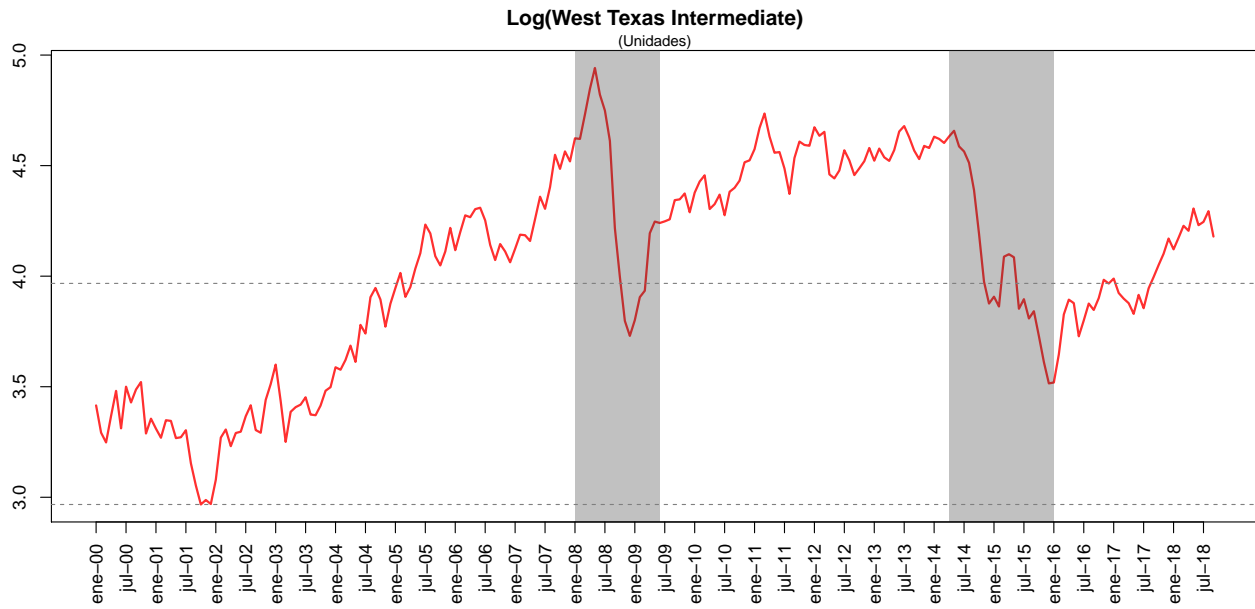


Figura 33: Serie de Tiempo del Logaritmo del Precio del West Texas Intermediate

3.3. Datos Transformados

Después de los resultados obtenidos con los datos originales y los datos estandarizados se procede a aplicar una transformación a los datos. A cada una de las series en el modelo se le aplica el logaritmo natural. De esta manera, a lo largo de esta sección se estiman distintos modelos para tratar de ajustar y predecir el precio del WTI. Las figuras 33 y 34 muestran las series de tiempo transformadas. Cómo se puede apreciar, son muy parecidas a las series de las figuras 1 y 2, pero con menor volatilidad.

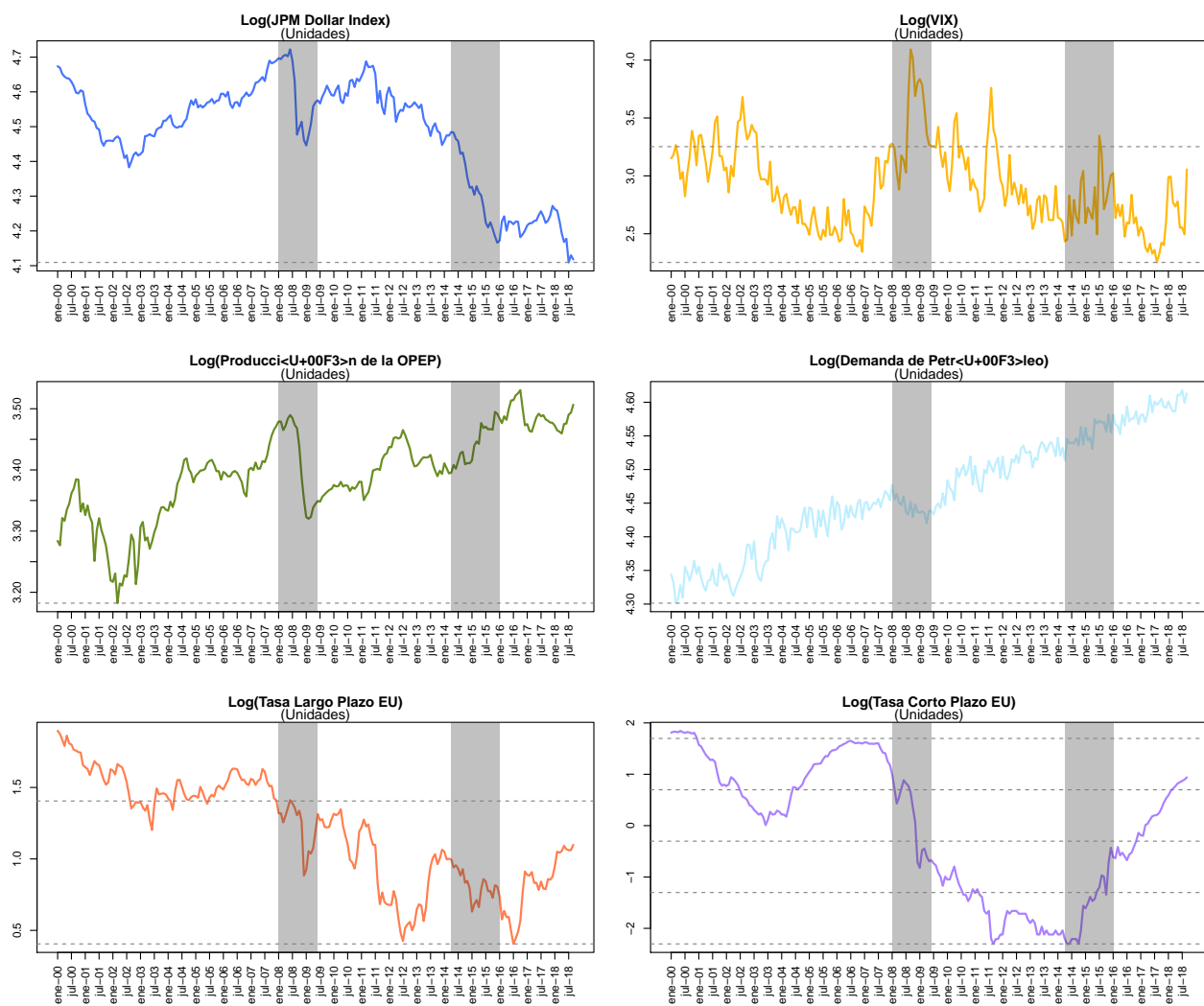


Figura 34: Serie de Tiempo del Logaritmo de los Regresores

3.3.1. MRLMN sin Intercepto

Al igual que en las secciones anteriores, con la finalidad de comparar los modelos bayesianos con el modelo regresión de lineal múltiple bajo el enfoque frecuentista se estima un modelo sin intercepto de la forma:

$$\begin{aligned} \log(WTI)_t = & \beta_1 \log(JPM)_t + \beta_2 \log(VIX)_t + \beta_3 \log(ProdOPEP)_t + \beta_4 \log(DemPet)_t \\ & + \beta_5 \log(TBILL10)_t + \beta_6 \log(TBILL1)_t + \epsilon_t \end{aligned} \quad (19)$$

Tabla 8: Coeficientes Estimados para el Modelo (19)

	Estimaci<U+00F3>n	Desv. Est.	Valor t	Valor-p
JPM Dollar Ind.	1.07	0.19	5.66	0.00
VIX Ind.	-0.34	0.06	-5.46	0.00
Prod. OPEP	3.19	0.67	4.77	0.00
Dem. OPEP	-2.32	0.46	-5.02	0.00
TBILL-10YR	-0.25	0.16	-1.56	0.12
TBILL-1YR	-0.18	0.04	-4.79	0.00

La tabla 8 muestra los coeficientes estimados para el modelo 19. Todos los regresores son significativos al 95 % de confianza salvo la tasa de largo plazo. En cuanto a los coeficientes del modelo, tomemos por ejemplo el JPM Dollar Index al tiempo $t = k$, entonces

$$\begin{aligned} \log(WTI)_k = & \beta_1 \log(JPM)_k + \beta_2 \log(VIX)_k + \beta_3 \log(ProdOPEP)_k + \beta_4 \log(DemPet)_k \\ & + \beta_5 \log(TBILL10)_k + \beta_6 \log(TBILL1)_k. \end{aligned}$$

Supongamos que al tiempo $k + 1$ el logaritmo del JPM Dollar Index se incrementa en una unidad todo lo demás constante; es decir, $\log(JPM)_{k+1} = \log(JPM)_k + 1$ entonces,

$$\begin{aligned} \log(WTI)_{k+1} = & \beta_1 \log(JPM)_{k+1} + \beta_2 \log(VIX)_{k+1} + \beta_3 \log(ProdOPEP)_{k+1} + \beta_4 \log(DemPet)_{k+1} \\ & + \beta_5 \log(TBILL10)_{k+1} + \beta_6 \log(TBILL1)_{k+1} \\ = & \beta_1 \log(JPM)_k + \beta_1 + \beta_2 \log(VIX)_k + \beta_3 \log(ProdOPEP)_k + \beta_4 \log(DemPet)_k \\ & + \beta_5 \log(TBILL10)_k + \beta_6 \log(TBILL1)_k \end{aligned}$$

Por lo tanto, se sigue que $\beta_1 = \log(WTI_{k+1}) - \log(WTI_k) = \log\left(\frac{WTI_{k+1}}{WTI_k}\right)$, entonces $\exp\{\beta_1\} = \frac{WTI_{k+1}}{WTI_k}$ o bien, $WTI_{k+1} = \exp\{\beta_1\} WTI_k$. Por lo tanto, bajo este modelo, ante un incremento de una unidad en el logaritmo del índice del dolar, el logaritmo del cociente del WTI se incrementa en 1.07 unidades; o bien, el precio del WTI se incrementa en $(\exp\{-0.34\} - 1) * 100\% = 192.07\%$.

Análogamente, para el resto de los regresores significativos, se tiene que: ante un incremento de una unidad en el logaritmo del VIX Index, el precio del WTI disminuye en $(|\exp\{\beta_2\} - 1|) * 100\% = 28.6\%$; ante un incremento de una unidad en el logaritmo del nivel de producción de la OPEP, el precio del WTI se incrementa en $(\exp\{\beta_3\} - 1) * 100\% = 2334.52\%$; ante un incremento de una unidad en el logaritmo de la demanda de petróleo, el precio del WTI disminuye en $(|\exp\{\beta_4\} - 1|) * 100\% = 90.13\%$; y ante un aumento de una unidad en el logaritmo de la tasa de corto plazo, el precio del WTI disminuye en $(|\exp\{\beta_6\} - 1|) * 100\% = 16.78\%$. Este modelo tiene un coeficiente de $R^2 = 0.99$; es decir, el modelo explica un 99.4 % de la varianza de los datos. Este valor servirá para comparar con el valor de la pseudo R^2 de los modelos bayesianos.

La figura 35 muestra el ajuste y la predicción del modelo antes estimado. Éste replica de forma correcta la dinámica general del logaritmo del precio del WTI salvo por el ifnal de la muestra, en el que el ajuste del

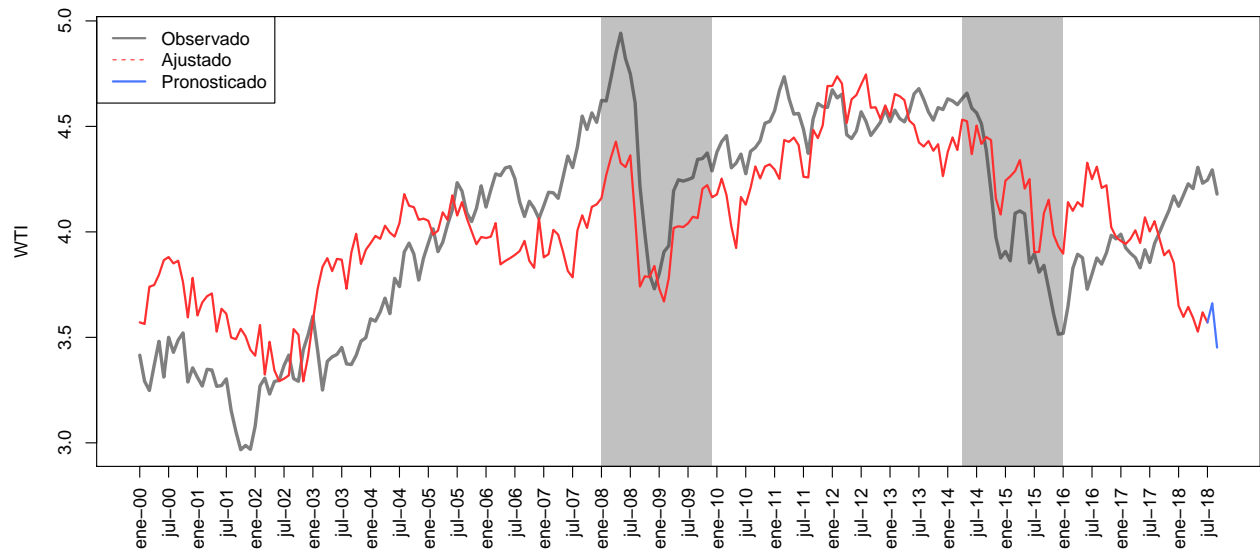


Figura 35: Ajuste y Prediccin: Modelo (19)

modelo sigue una tendencia contraria a lo observado. Además, la predicción para el horizonte de pronóstico está muy por debajo del valor observado.

3.3.2. GLM Estático sin Intercepto con Datos Transformados

El segundo modelo a estimar para los datos transformados es un modelo lineal generalizado normal estático sin intercepto, definido como

$$\begin{aligned}
\log(WTI)_t &\sim N(\mu_t, \tau_i) \\
\mu_t &= \beta_1 \log(JPM)_t + \beta_2 \log(VIX)_t + \beta_3 \log(ProdOPEP)_t + \beta_4 \log(DemPet)_t \\
&\quad + \beta_5 \log(TBILL10)_t + \beta_6 \log(TBILL1)_t \\
\tau_i &= \tau
\end{aligned} \tag{20}$$

Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_j \sim N(0, 0.001)$ con $j = 1, \dots, 6$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena (n.thin=1). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 107.983$ y una pseudo- $R^2 = 0.6$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 60.2 % de la varianza de los datos.

Tabla 9: Coeficientes Estimados para el Modelo (20)

	Media	Mediana	Moda	2.5 %	97.5 %	Prob.
JPM Dollar Ind.	1.30	1.30	1.30	0.93	1.68	0.00
VIX Ind	-0.35	-0.35	-0.34	-0.46	-0.23	0.00
Prod. OPEP	3.09	3.09	2.57	1.82	4.38	0.00
Dem. OPEP	-2.44	-2.44	-2.04	-3.33	-1.57	0.00
T-Bill 10YR	-0.32	-0.32	-0.35	-0.62	-0.02	0.02
T-Bill 1YR	-0.18	-0.18	-0.16	-0.26	-0.11	0.00

La tabla 9 muestra los coeficientes estimados para este modelo. Como estimadores puntuales se tienen la media (bajo pérdida cuadrática), la mediana (bajo pérdida absoluta) y la moda (bajo pérdida vecindad); además se incluye la estimación por intervalos. Como se puede apreciar, los estimadores puntuales son muy parecidos entre sí salvo para algunos coeficientes. Todos los regresores son significativos y sus respectivos intervalos de probabilidad no contienen al cero.

En cuanto a los coeficientes del modelo, tomemos por ejemplo el JPM Dollar Index al tiempo $t = k$, entonces

$$\begin{aligned}
\mu_k &= \beta_1 \log(JPM)_k + \beta_2 \log(VIX)_k + \beta_3 \log(ProdOPEP)_k + \beta_4 \log(DemPet)_k \\
&\quad + \beta_5 \log(TBILL10)_k + \beta_6 \log(TBILL1)_k.
\end{aligned}$$

Supongamos que al tiempo $k + 1$ el logaritmo del JPM Dollar Index se incrementa en una unidad todo lo demás constante; es decir, $\log(JPM)_{k+1} = \log(JPM)_k + 1$ entonces,

$$\begin{aligned}
\mu_{k+1} &= \beta_1 \log(JPM)_{k+1} + \beta_2 \log(VIX)_{k+1} + \beta_3 \log(ProdOPEP)_{k+1} + \beta_4 \log(DemPet)_{k+1} \\
&\quad + \beta_5 \log(TBILL10)_{k+1} + \beta_6 \log(TBILL1)_{k+1} \\
&= \beta_1 \log(JPM)_k + \beta_1 + \beta_2 \log(VIX)_k + \beta_3 \log(ProdOPEP)_k + \beta_4 \log(DemPet)_k \\
&\quad + \beta_5 \log(TBILL10)_k + \beta_6 \log(TBILL1)_k
\end{aligned}$$

Por lo tanto, se sigue que $\beta_1 = \mu_{k+1} - \mu_k$. Por lo tanto, bajo este modelo, ante un incremento de una unidad en el logaritmo del índice del dolar, la media del logaritmo del WTI se incrementa en 1.3 unidades.

Análogamente, para el resto de los regresores significativos, se tiene que: ante un incremento de una unidad en el logaritmo del VIX Index, la media del logaritmo del WTI disminuye en $|\beta_2| = 0.35$ unidades; ante un

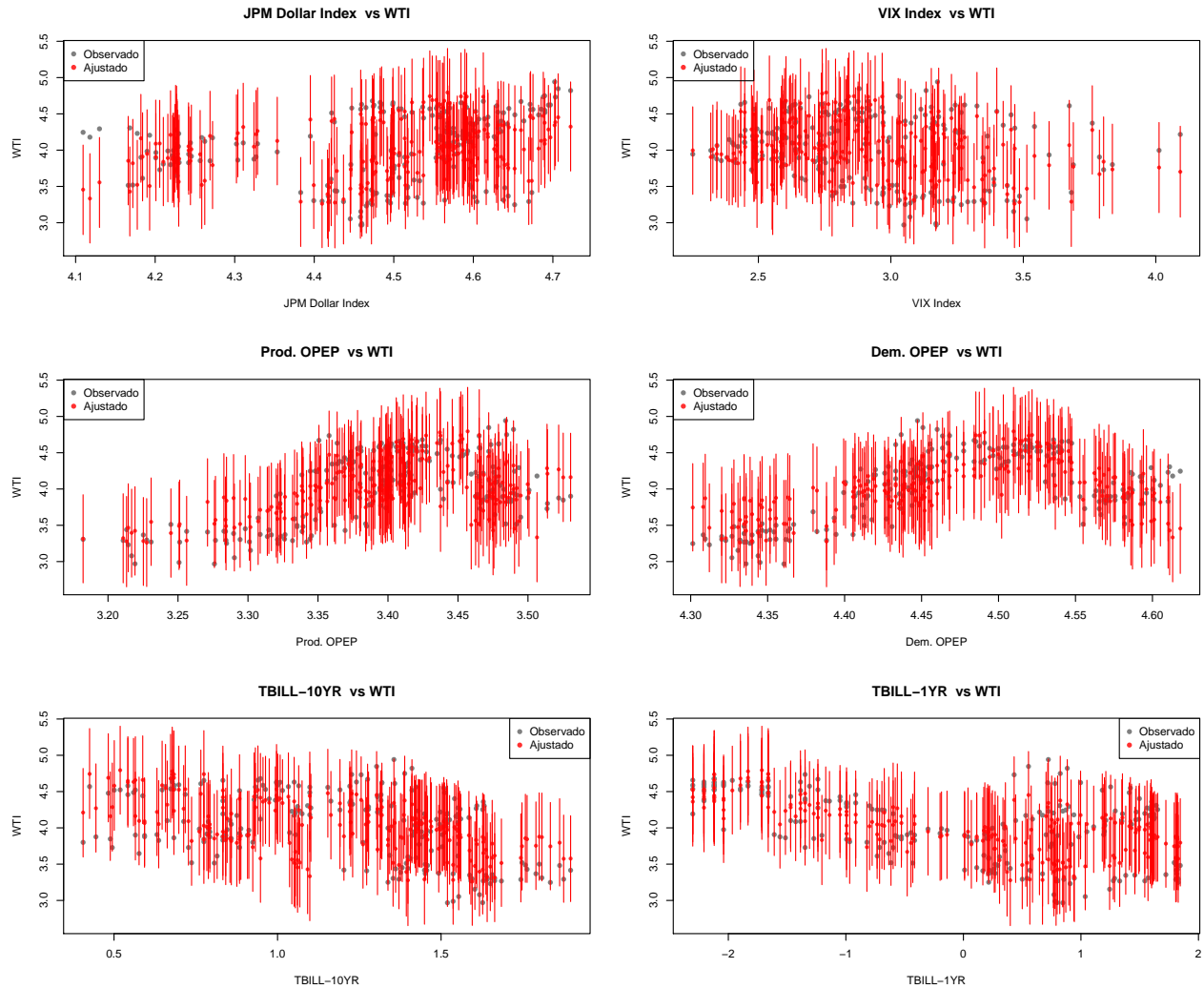


Figura 36: Regresores vs WTI: Modelo (20)

incremento de una unidad en el logaritmo del nivel de producción de la OPEP, la media del logaritmo del WTI se incrementa en $\beta_3 = 3.09$ unidades; ante un incremento de una unidad en el logaritmo de la demanda de petróleo, la media del precio del logaritmo del WTI disminuye en $|\beta_4| = 2.44$ unidades; ante un incremento de una unidad en el logaritmo de la tasa de largo plazo, la media del precio del logaritmo del WTI disminuye en $|\beta_5| = 0.32$ unidades; y ante un aumento de una unidad en el logaritmo de la tasa de corto plazo, la media del logaritmo del precio del WTI disminuye en $|\beta_6| = 0.18$ unidades.

La figura 36 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores es muy alta y que muchas observaciones quedan fuera de las bandas de predicción.

Por último, la figura 37 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. El modelo captura de forma correcta la evolución del precio del WTI en la mayoría de los periodos salvo por el final de la muestra. Además, en algunos momentos la predicción sobrestima o subestima el verdadero valor como es el caso del pico durante la crisis del 2008. Si bien el pronóstico fuera de muestra tiene una tendencia que coincide con lo observado, el valor observado está muy alejado del pronóstico y se sale de la banda de predicción.

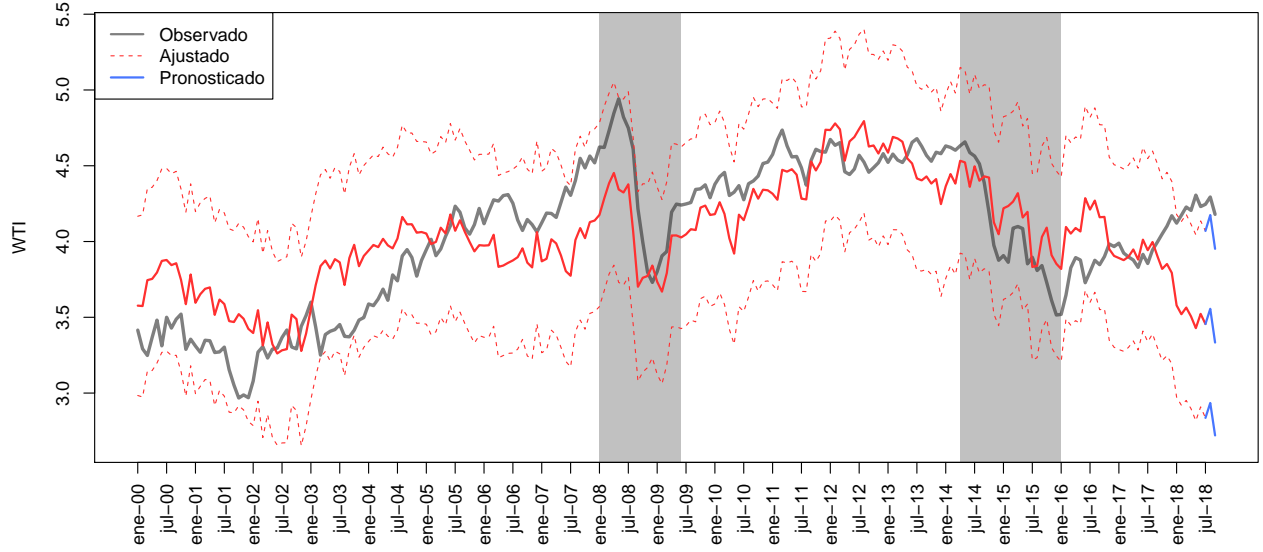


Figura 37: Ajuste y Prediccin: Modelo (20)

3.3.3. GLM Dinámico sin Intercepto con Datos Transformados

Para poder mejorar el modelo anterior y saber cómo ha evolucionado la relación entre el WTI y los regresores a lo largo del tiempo, como tercer modelo de este bloque se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico con intercepto estático de la forma:

$$\begin{aligned}
 \log(WTI)_t &= \beta_{1,t}\log(JPM)_t + \beta_{2,t}\log(VIX)_t + \beta_{3,t}\log(ProdOPEP)_t + \beta_{4,t} \\
 &\quad \log(DemPet)_t + \beta_{5,t}\log(TBILL10)_t + \beta_{6,t}\log(TBILL1)_t + \epsilon_t \\
 \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t
 \end{aligned} \tag{21}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$ y $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 y ω_0 se utilizan distribuciones gamma no informativas; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$ y $\omega_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 1772.708$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 100% de la varianza de los datos.

La figura 38 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones pequeña comparada con algunos modelos anteriores y que prácticamente todas las predicciones coinciden con los valores observados. Esto podría estar hablando de problemas de sobre ajuste en el modelo.

La figura 39 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo está sobreajustando a los datos. Este replica de manera exacta la evolución del precio del WTI a lo largo de la muestra, aunque el ancho del intervalo de predicción no es mínimo como en los modelos dinámicos anteriores. Si bien el pronóstico fuera de muestra es muy cercano al valor observado, los intervalos de predicción son demasiado anchos debido al sobreajuste del modelo.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Salvo por el logaritmo del nivel de producción de la OPEP y la tasa de largo plazo (en algunos periodos de la muestra), los

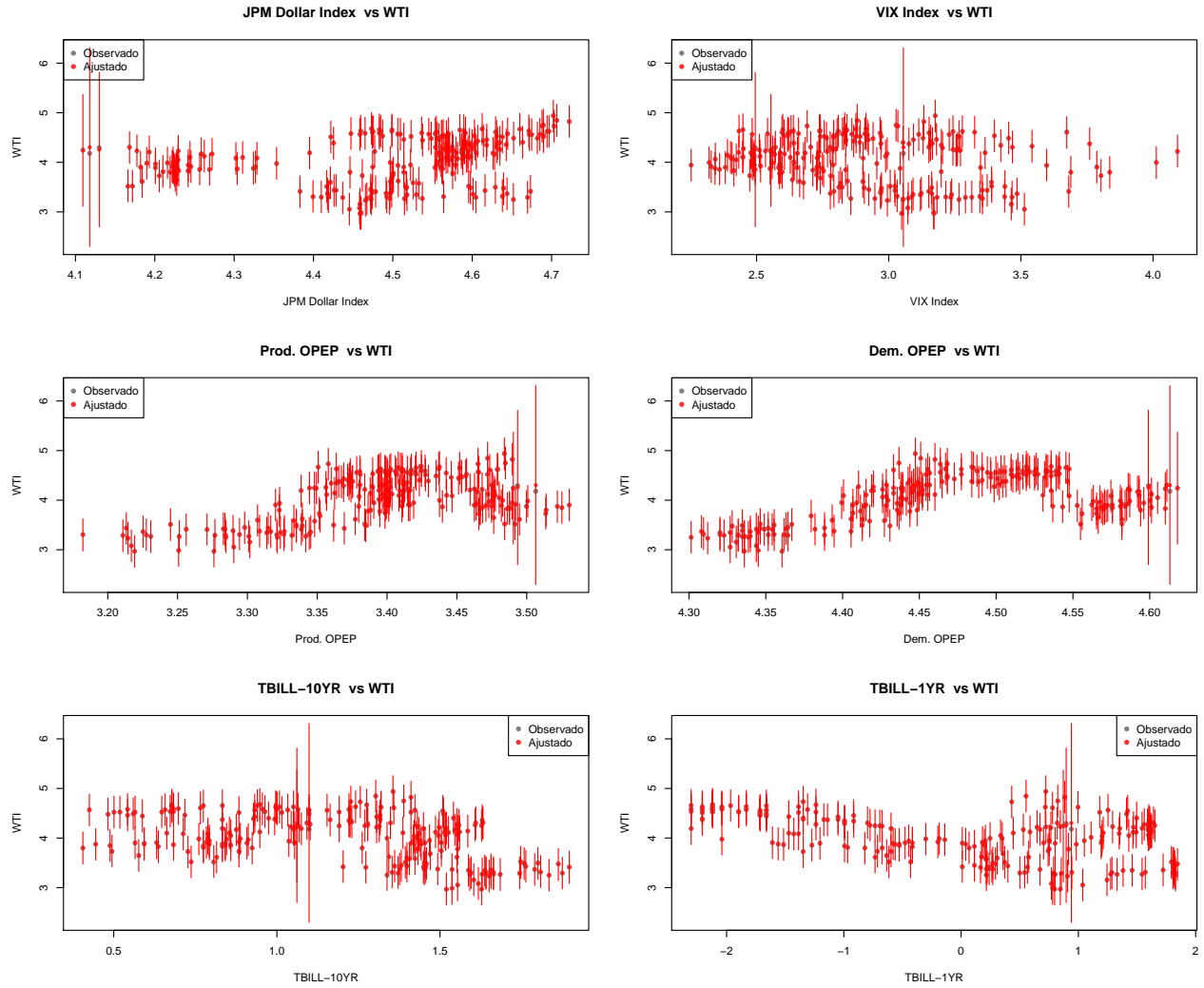


Figura 38: Regresores vs WTI: Modelo (21)

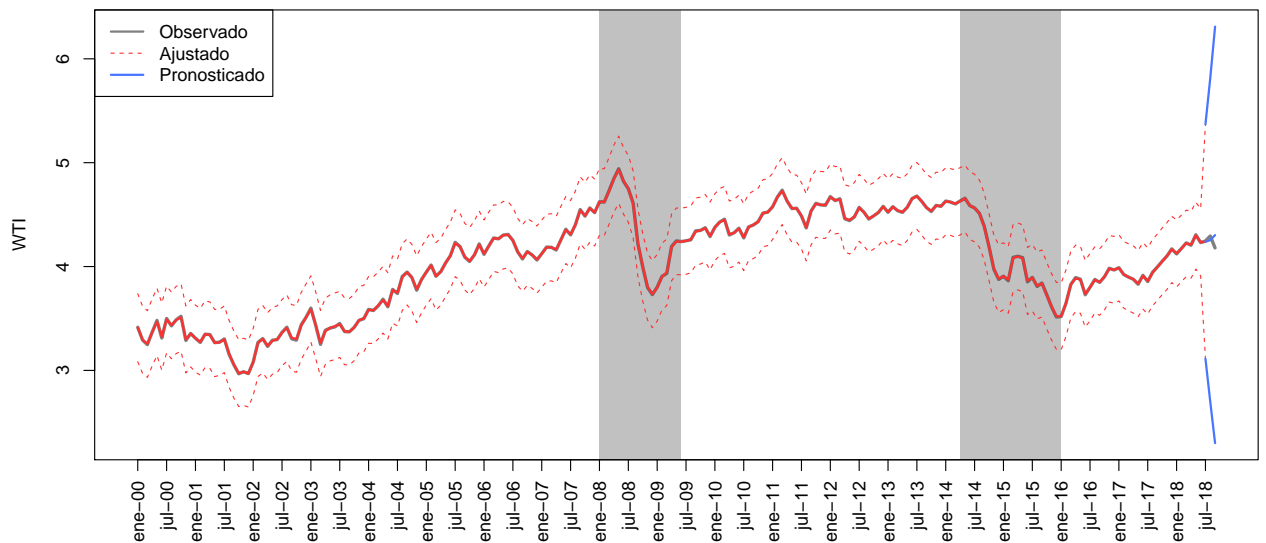


Figura 39: Ajuste y Prediccin: Modelo (21)

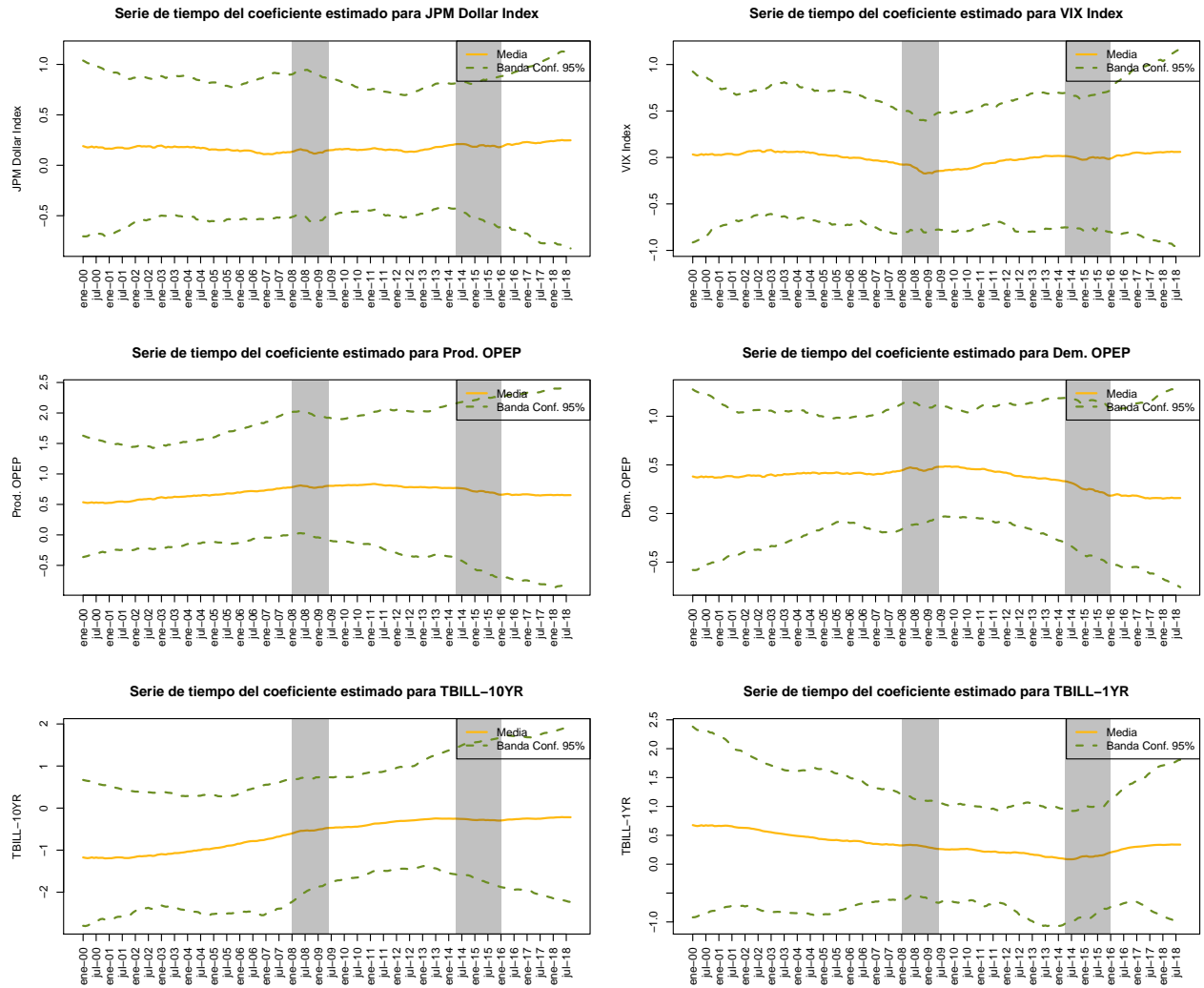


Figura 40: Coeficientes Estimados: Modelo (21)

coeficientes no son significativos. Esto se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de la mayoría de los coeficientes es plana.

3.3.4. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 10$)

Dado que el modelo dinámico presenta sobre ajuste y los regresores en su mayoría no son significativos como cuarto modelo para los datos transformados se estima un modelo lineal generalizado normal dinámico sin intercepto y con suavizamiento definido como:

$$\begin{aligned} \log(WTI)_t &= \beta_{1,t}\log(JPM)_t + \beta_{2,t}\log(VIX)_t + \beta_{3,t}\log(ProdOPEP)_t + \beta_{4,t}\log(DemPet)_t \\ &\quad + \beta_{5,t}\log(TBILL10)_t + \beta_{6,t}\log(TBILL1)_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \\ \omega_t &= \lambda\epsilon_t \end{aligned} \tag{22}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 10$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 747.9003$ y una pseudo- $R^2 = 1$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 99.9 % de la varianza de los datos.

La figura 41 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores para la mayoría de las observaciones es muy pequeña y los valores ajustados están muy cerca de los valores observados. Esto podría estar indicando que todavía se tiene un sobre ajuste del modelo a los datos.

La figura 42 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo está sobreajustando a los datos. Si bien la serie ajustada y la observada no son idénticas, la diferencia entre ambas es mínima. Sin embargo, el intervalo de predicción es más ancho que en el modelo sin suavizamiento. En cuanto a la predicción para el tercer trimestre del 2018, el modelo pronostica de cerca los verdaderos valores pero los intervalos de predicción son muy anchos.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, sólo el JPM Dollar Index y la tasa de largo plazo son significativos para algunos momentos del tiempo al 90 % de confianza. Esto se puede apreciar en el hecho de que la serie de tiempo de la mayoría de los coeficientes permanece constante en el tiempo aunque el JPM Dollar Index, el VIX, la oferta y la demanda de petróleo muestran cambios de comportamiento en la crisis del 2008 y en la crisis del petróleo del 2015.

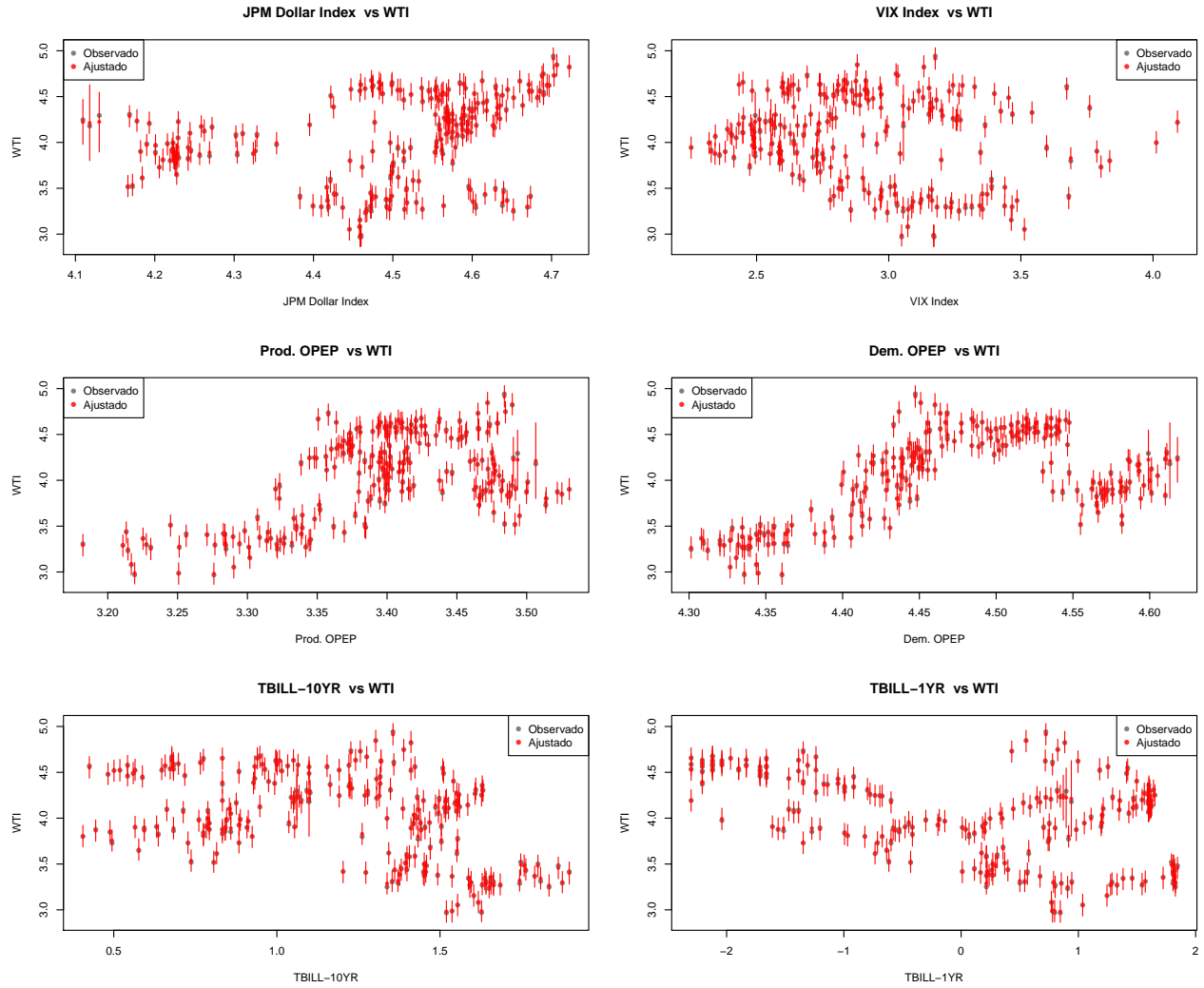


Figura 41: Regresores vs WTI: Modelo (22)

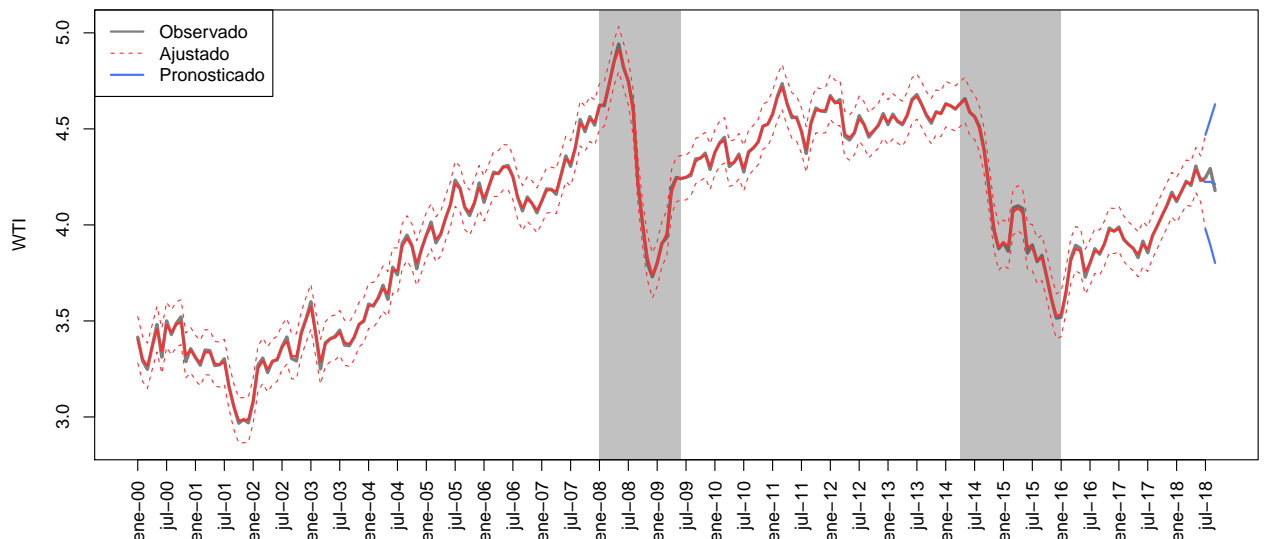


Figura 42: Ajuste y Prediccin: Modelo (22)

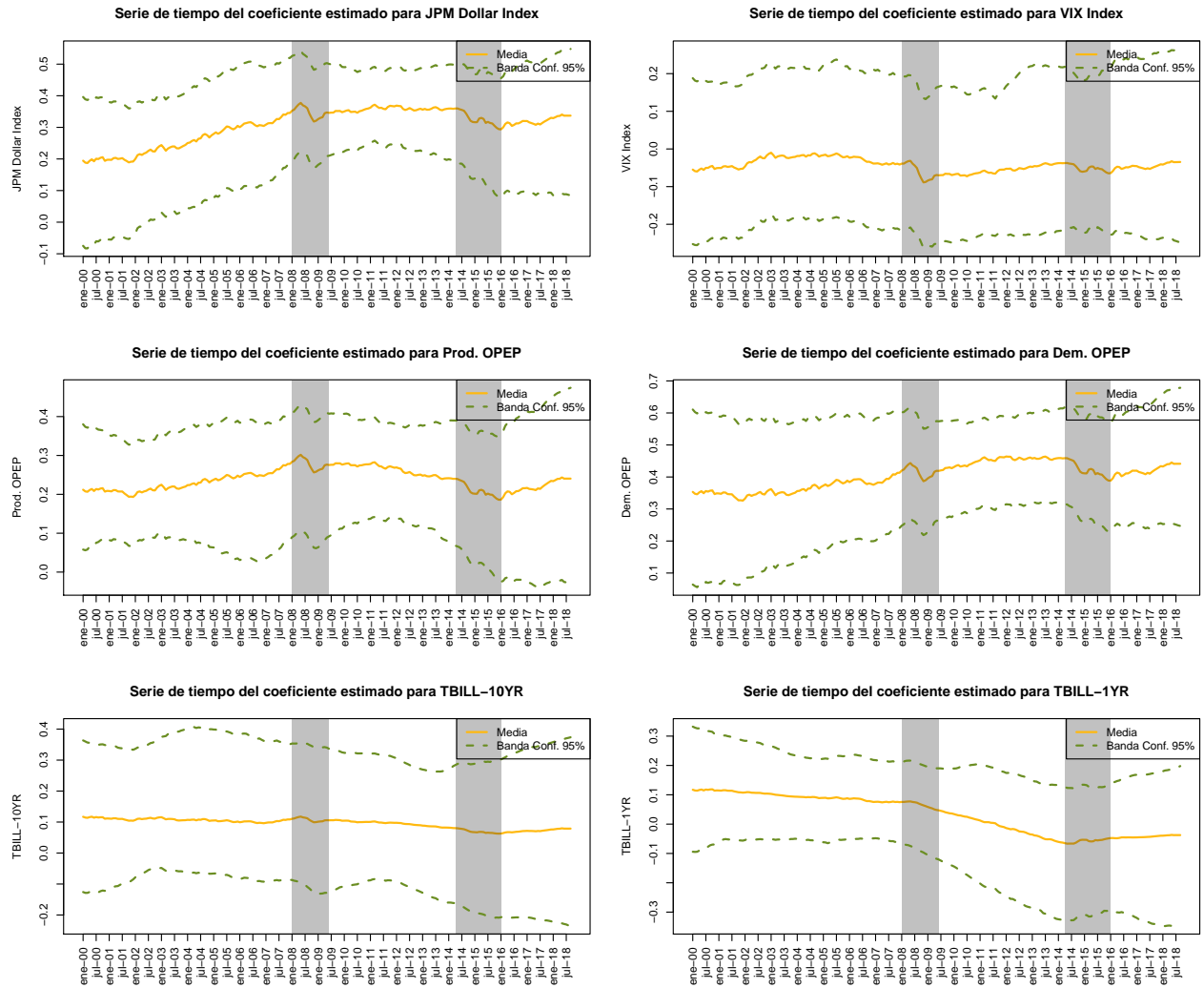


Figura 43: Coeficientes Estimados: Modelo (22)

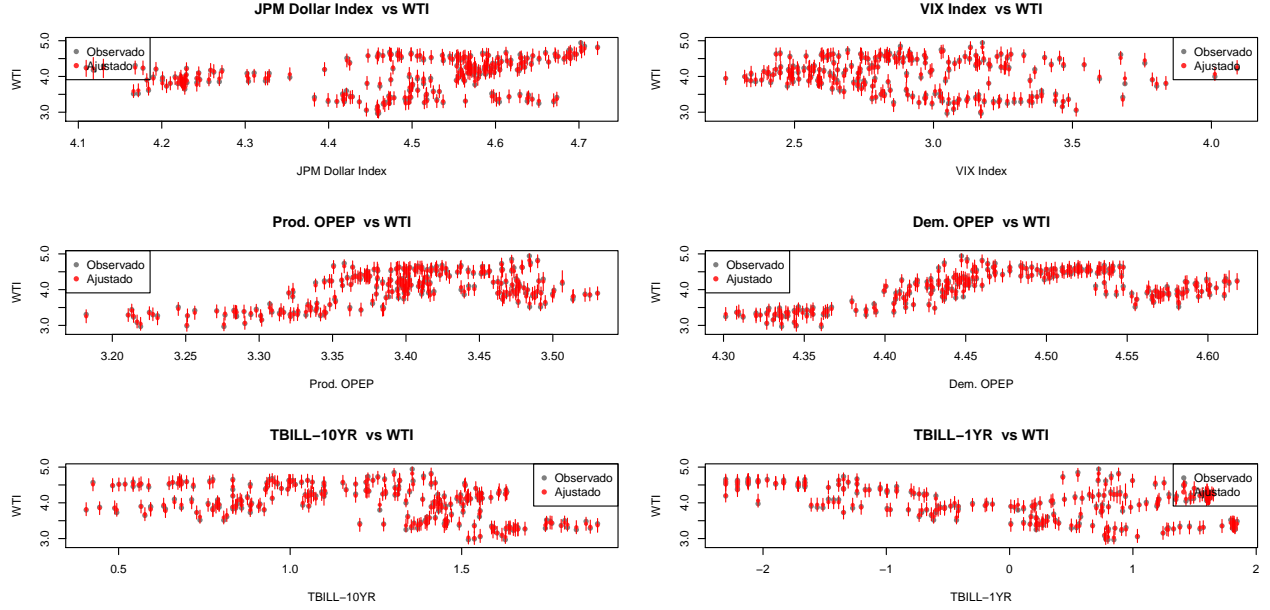


Figura 44: Regresores vs WTI: Modelo (23)

3.3.5. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 100$)

Dado que el modelo anterior todavía presenta sobre ajuste, se incrementa el valor de λ para aumentar el suavizamiento de la serie. Es decir, se estima un modelo de la forma:

$$\begin{aligned} \log(WTI)_t &= \beta_{1,t}\log(JPM)_t + \beta_{2,t}\log(VIX)_t + \beta_{3,t}\log(ProdOPEP)_t + \beta_{4,t}\log(DemPet)_t + \beta_{5,t}\log(TBILL10)_t + \beta_{6,t}\log(TBILL1YR)_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \\ \omega_t &= \lambda\epsilon_t \end{aligned}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 100$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 675.216$ y una pseudo- $R^2 = 0.99$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 99.1 % de la varianza de los datos.

La figura 44 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores pequeña y relativamente constante entre las observaciones. Esto indicaría que el modelo ya no tiene el sobreajuste que mostraba con el suavizamiento de $\lambda = 10$.

La figura 45 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo ya no se está ajustando perfectamente a los datos, sin embargo, todavía podría ser bueno intentar suavizar más la serie con la finalidad de que se generalice más la dinámica del precio del WTI. En cuanto al pronóstico fuera de muestra, es constante y cercano al valor observado; además, los intervalos de predicción no son tan grandes como en modelos anteriores.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, todos los regresores son significativos al 95 % de confianza. El coeficiente del logaritmo

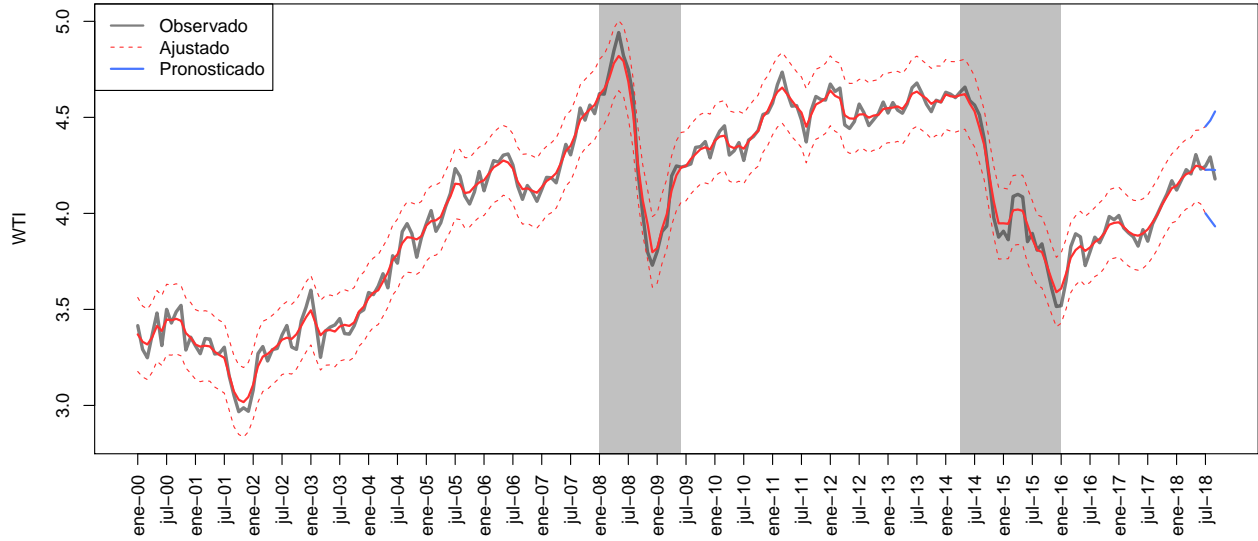


Figura 45: Ajuste y Prediccin: Modelo (23)

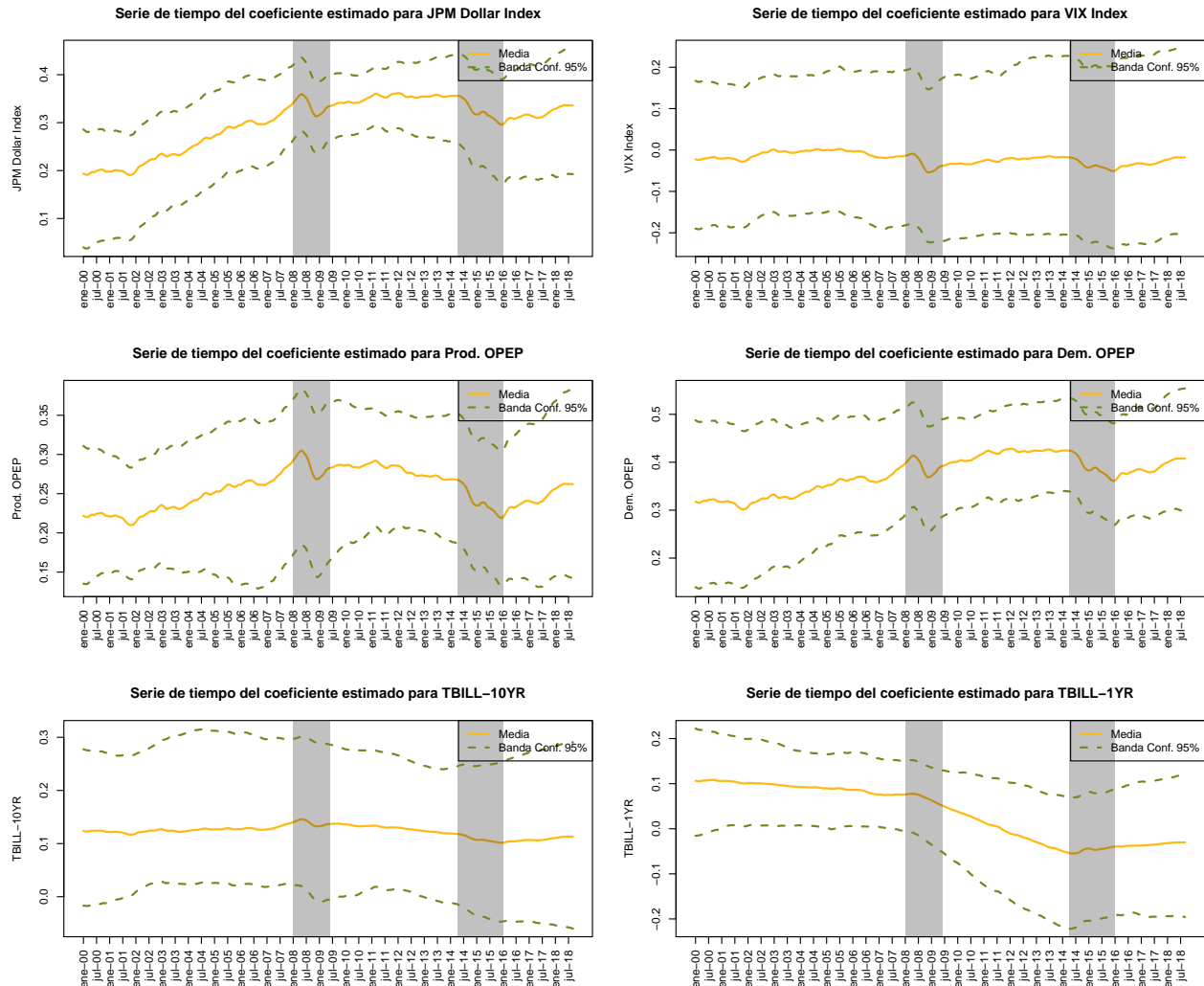


Figura 46: Coeficientes Estimados: Modelo (22)

del JPM Dollar Index tiene un pico y un valle durante la crisis del 2008 y una caída notable en la crisis del petróleo; lo mismo sucede con el coeficiente del logaritmo de la producción de la OPEP y con el coeficiente del logaritmo de la demanda de petróleo. El coeficiente del logaritmo del VIX se mantiene relativamente estable durante la muestra salvo en la crisis del 2008. La relación del logaritmo del WTI y el logaritmo de la tasa de largo plazo se mantiene constante; mientras que la relación del primero con la tasa de corto plazo decrece a lo largo del periodo de estudio.

3.3.6. GLM Dinámico con Datos Transformados, sin Intercepto y con Suavizamiento ($\lambda = 1000$)

Dado que el modelo anterior todavía presenta sobre ajuste, se incrementa el valor de λ para aumentar el suavizamiento de la serie. Es decir, se estima un modelo de la forma:

$$\begin{aligned} \log(WTI)_t &= \beta_{1,t}\log(JPM)_t + \beta_{2,t}\log(VIX)_t + \beta_{3,t}\log(ProdOPEP)_t + \beta_{4,t}\log(DemPet)_t \\ &\quad + \beta_{5,t}\log(TBILL10)_t + \beta_{6,t}\log(TBILL1)_t + \epsilon_t \\ \beta_{j,t} &= \beta_{j,t-1} + \omega_t \\ \omega_t &= \lambda\epsilon_t \end{aligned} \tag{25}$$

donde $\epsilon_t \sim N(0, V^{-1})$, $\omega_t \sim N(0, W^{-1})$ y $\lambda = 1000$. Como distribución inicial de los coeficientes β_j se utiliza una normal no informativa; esto es $\beta_{j,0} \sim N(0, 0.001)$ con $j = 0, 1, \dots, 6$. Por su parte, como distribución inicial para ϵ_0 se utiliza una distribución gamma no informativa; es decir $\epsilon_0 \sim \text{gamma}(0.1, 0.1)$. La estimación del modelo se realizó utilizando JAGS en R. Se corrieron 20000 simulaciones para 2 cadenas con un periodo de calentamiento de 2000 observaciones y sin adelgazamiento de la cadena ($n.\text{thin}=1$). En cuanto al ajuste del modelo, éste tuvo un valor $DIC = 2044.595$ y una $\text{pseudo-}R^2 = 0.96$, por lo que el modelo está capturando aproximadamente el 95.7 % de la varianza de los datos.

La figura 47 muestra el valor observado, el valor pronosticado y los intervalos de predicción para cada uno de los regresores vs el precio del WTI. Se puede notar que la variabilidad en todos los regresores es pequeña, pero mayor que en el modelo anterior y relativamente constante entre las observaciones. Esto indicaría que el modelo ya no tiene sobreajuste.

La figura 48 muestra la serie de tiempo observada para el precio del WTI, los valores pronosticados y el pronóstico para el tercer trimestre del 2018 junto con sus intervalos de predicción. Efectivamente, el modelo ya no se está sobreajustando los datos y captura bien las tendencias del WTI a lo largo del periodo muestral. En cuanto al pronóstico fuera de muestra, en el margen, este tiene una tendencia contraria lo observado; sin embargo el pronóstico es muy cercano y los intervalos de predicción un poco más anchos que en el modelo anterior.

Por último, la figura ?? muestra la serie de tiempo de los coeficientes estimados en el modelo. Cabe destacar que en este modelo, el logaritmo del nivel de producción de la OPEP y la tasa de largo plazo son significativas; mientras que el resto de los regresores no lo son. En este sentido, se podría pensar que el modelo anterior era mejor. El coeficiente del logaritmo del JPM Dollar Index tiene una tendencia creciente positiva y pero la tasa de largo plazo se mantiene relativamente estable. El resto de los regresores presentan distintas dinámicas pero no son significativos.

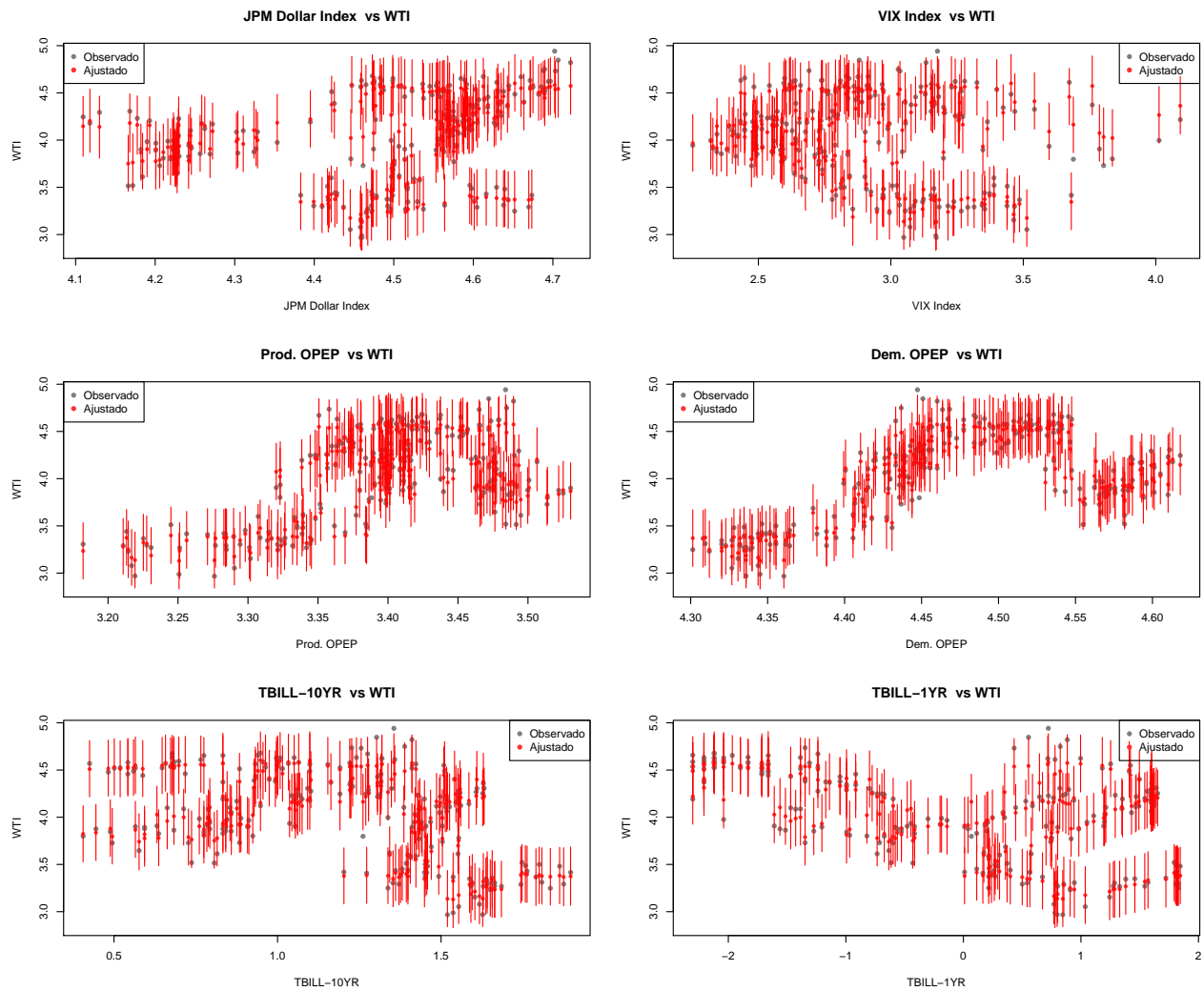


Figura 47: Regresores vs WTI: Modelo (25)

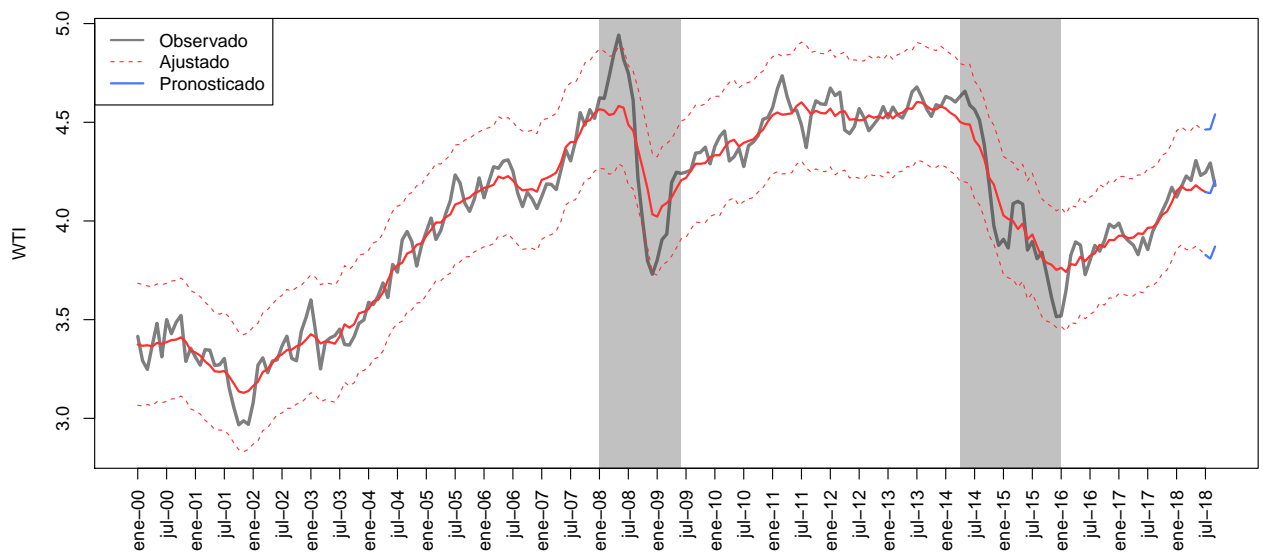


Figura 48: Ajuste y Prediccin: Modelo (25)

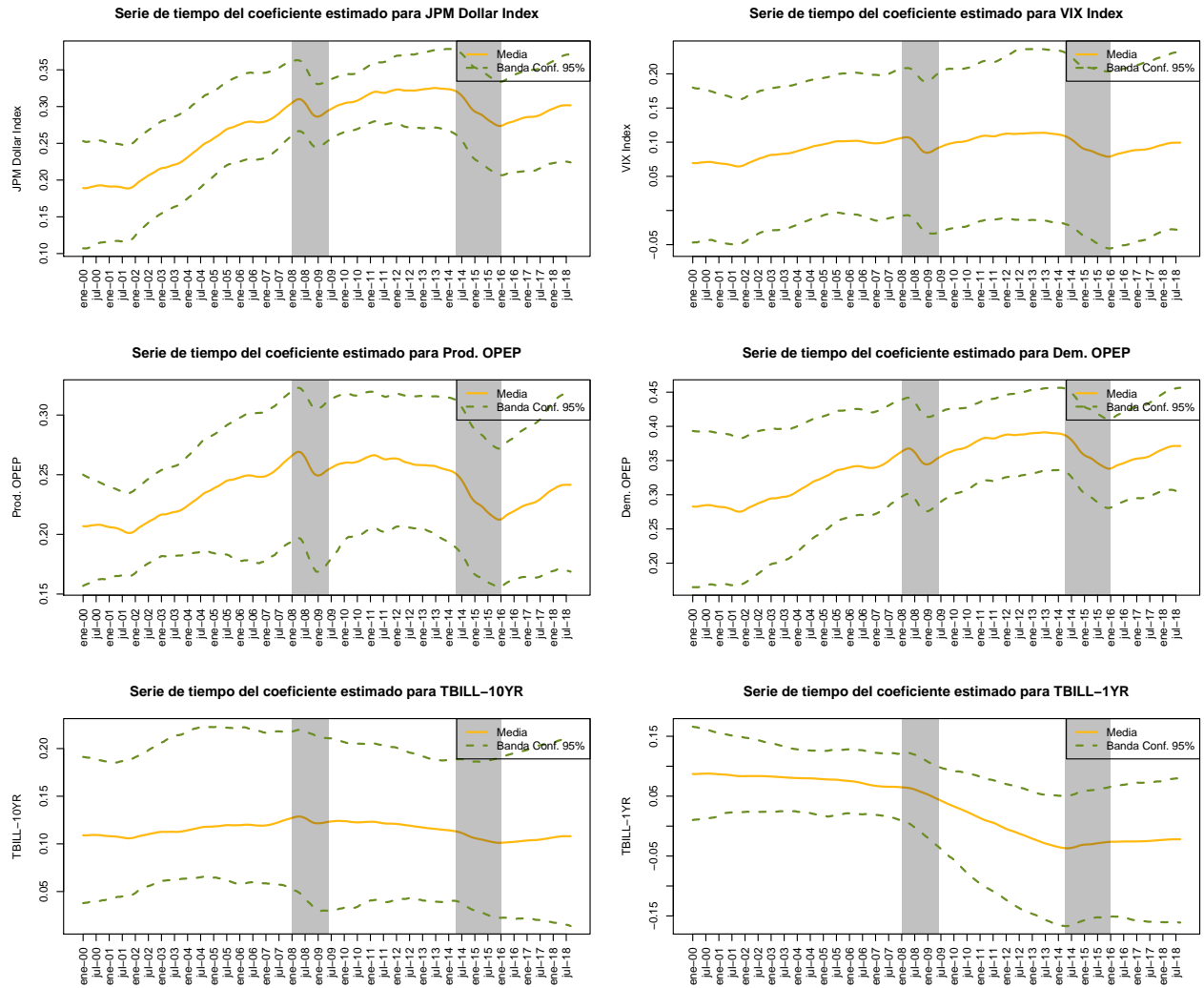


Figura 49: Coeficientes Estimados: Modelo (22)

3.4. Comparación de Modelos

La tabla 10 muestra la comparación de los 18 modelos estimados. La tercer columna muestra el valor DIC obtenido de las simulaciones en Jags. Cabe destacar que este valor sólo sirve para comparar entre modelos que utilizan el mismo set de datos. La cuarta columna muestra el valor de la $\text{pseudo}R^2$ (o R^2 en el caso de los modelos frecuentistas) para poder comparar entre modelos con distinto set de datos. Debido a los problemas de sobreajuste, se obtuvieron modelos con una $\text{pseudo}R^2$ igual a uno; por ello, la quinta columna hace referencia a si se sobreajustó o no el modelo. En este sentido, un modelo con $\text{pseudo}R^2$ muy alta, pero con problemas de sobreajuste no es un buen modelo ya que no sería capaz de generalizar los patrones en los datos. La sexta columna indica el número de regresores significativos en cada modelo. El asterisco que acompaña a algunos valores indica que los regresores sólo fueron significativos en algunos periodos de tiempo. Finalmente, de la septima a la decimo segunda columna indican si cada uno de los regresores fue significativo.

Tomando en cuenta el valor del DIC, el mejor modelo para el set de datos originales sería el GLM Diámico con intercepto estático y parámetro de suavizamiento $\lambda = 10$. Sin embargo, este modelo presenta un sobre ajuste. Teniendo esto en cuenta, el mejor modelo para este set de datos es el GLM Dinámico con Intercpeto Estático y factor de suavizamiento $\lambda = 10000$.

Para los datos estandarizados, tomando en cuenta sólo el valor DIC, el mejor modelo sería nuevamente el GLM Dinámico con intercepto estático y parámetro de suavizamiento $\lambda = 10$. Al igual que para los datos originales, este modelo presenta sobreajuste, por lo que el mejor modelo para los datos estandarizados sería el GLM Estático.

Para los datos transformados, tomando en cuenta sólo el DIC de los modelos, el GLM Estático es el que obtuvo el menor DIC y no presenta sobreajuste y todos sus coeficientes son significativos.

También es importante destacar que, en términos de la variabilidad explicada por el modelo, el modelo de regresión lineal frecuentista es comparable con los modelos estáticos en cada conjunto de datos (salvo en los datos transformados). Sin embargo, para los tres conjuntos de datos se puede encontrar un modelo con enfoque bayesiano que tenga igual o mejor ajuste.

Ahora bien, tomando en cuenta el valor de la $\text{pseudo}R^2$ para todos los modelos (menos aquellos que presentan sobreajuste o no tienen ningún coeficiente significativo) el modelo GLM Dinámico, sin intercepto, con factor de suavizamiento $\lambda = 100$ y datos transformados es el que explica la mayor variabilidad de los datos; le sigue el modelo de regresión lineal clásico con datos transformados (con el valor de la $R^2_{ajustada}$) y en tercer lugar el modelo GLM Dinámico, con intercepto estático, factor de suavizamiento $\lambda = 100,000$ y datos originales.

De esta manera, tomando en cuenta tanto el DIC, la $\text{pseudo}R^2$, el número de regresores significativos y el número de parámetros del modelo, se elige como mejor modelo el modelo Estático sin intercepto con datos transformados. Sin embargo, con este modelo no se puede analizar como ha ido evolucionando la relación entre las variables explicativas y el precio del WTI a lo largo de la muestra; por lo que el segundo modelo seleccionado es el modelo GLM sin intercepto, con parámetro de suavizamiento $\lambda = 100$ y datos transformados.

Tabla 10: Comparaci<U+00F3>n de Modelos

Datos	Modelo	DIC	pseudoR2	Sobreaaj.	N.Sig.	JPM	VIX	Prod	Dem	TasaLP	TasaCP
Originales	Reg. Lineal Multiple Frec.		0.81	No	4	Si	No	Si	Si	No	Si
Originales	GLM Estatico	1807.70	0.79	No	4	Si	Si	No	Si	Si	No
Originales	GLM Dinamico	22587.06	1.00	Si	0	No	No	No	No	No	No
Originales	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=10	384.29	1.00	Si	4*	Si*	Si*	No	No	No	No
Originales	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=100\$	654.60	1.00	Si	0	No	No	No	No	No	No
Originales	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=100,000\$	1774.19	0.98	No	4	Si	Si	No	No	No	No
Estandarizados	Reg. Lineal Multiple Frec.		0.81	No	4	Si	No	Si	Si	No	Si
Estandarizados	GLM Estatico	262.19	0.82	No	4	Si	No	Si	Si	No	Si
Estandarizados	GLM Dinamico	1018.18	1.00	Si	0	No	No	No	No	No	No
Estandarizados	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=10\$	144.02	0.99	Si	0	No	No	No	No	No	No
Estandarizados	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=100\$	406.55	0.96	Si	0	No	No	No	No	No	No
Estandarizados	GLM Dinam. Inter. Estat. & lambda=1,000\$	1720.88	0.90	No	0	No	No	No	No	No	No
Transformados	Reg. Lineal Multiple Frec Sin Inter.		0.99	No	5	Si	Si	Si	Si	No	Si
Transformados	GLM Estatico Sin Inter.	107.98	0.60	No	6	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Transformados	GLM Dinamico Sin Inter.	1772.71	1.00	Si	2*	No	No	Si*	No	Si*	No
Transformados	GLM Dinam. Sin Inter & lambda=10\$	747.90	1.00	Si	2*	Si	No	No	No	Si	No
Transformados	GLM Dinam. Sin Inter. & lambda=100\$	675.22	0.99	No	6	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Transformados	GLM Dinam. Sin Inter. & lambda=1,000\$	2044.59	0.96	No	2	No	No	Si	No	Si	No

4. El Mejor Modelo

5. Consideraciones Finales

6. Fuentes de Consulta

- Bos, Job (2015). Oil Prices: What's going on? - An Animation. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW de <https://www.youtube.com/watch?v=hyqprG1pDzE>
- Marzo, M. (2015). El Desplome 2014-2015 de los precios del crudo: causas y previsiones a corto plazo. Informe Estratégico de la Fundación para la Sostenibilidad Energética y Ambiental. Funseam. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW de http://www.funseam.com/phocadownload/Informes/Informe_Funseam_Febrero2015-Desplome_2014-2015_de_los_precios_del_crudo.pdf
- International Energy Agency. (2018). Oil. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW <https://www.iea.org/topics/oil/>
- International Energy Agency. (2017). World Energy Outlook 2017. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW <https://webstore.iea.org/download/summary/196?fileName=Spanish-WEO-2017-ES.pdf>
- The Australian. Why is the oil price so low?. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW https://www.youtube.com/watch?v=HSGWeN94_C4
- The Economist. Covers. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW <https://www.economist.com/printedition/covers/>
- The Economist. (2016) Who's afraid of cheap oil?. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW <https://www.economist.com>
- Kosakowski , P. (2018). What determines oil prices? Investopedia. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW <https://www.investopedia.com/articles/economics/08/determining-oil-prices.asp>
- TIME. Cover Store. Recuperado el 2 de diciembre de 2018 del WWW . <https://www.timecoverstore.com/>

7. Apéndice

7.1. Código Bugs

7.1.1. Modelo Estático con Intercepto

```
model
{
  #Likelihood
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau)
    mu[i] <- alpha + beta[1]*x[i,1] + beta[2]*x[i,2] + beta[3]*x[i,3]
              + beta[4]*x[i,4] + beta[5]*x[i,5] + beta[6]*x[i,6]
  }
  #Priors
  alpha ~ dnorm(0,0.001)
  for(i in 1:6){
    beta[i] ~ dnorm(0,0.001)
  }
  tau ~ dgamma(0.001,0.001)
```

```

#Prediction
for (i in 1:n) { yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau) }
}

```

7.1.2. Modelo Dinámico con Intercepto

```

model
{
  #Likelihood
  #Space equation.
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
    mu[i] <- alpha[i] + beta[1,i]*x[i,1] + beta[2,i]*x[i,2] + beta[3,i]*x[i,3]
      + beta[4,i]*x[i,4] + beta[5,i]*x[i,5] + beta[6,i]*x[i,6]
  }

  #State equation
  for (i in 2:n) {
    alpha[i] ~ dnorm(alpha[i-1],tau.a)
    for(j in 1:6){
      beta[j,i] ~ dnorm(beta[j,i-1],tau.b[j])
    }
  }

  #Priors
  alpha[1] ~ dnorm(0,0.001)
  for(j in 1:6){
    beta[j,1] ~ dnorm(0,0.001)
    tau.b[j] ~ dgamma(0.1,0.1)
  }

  tau.y ~ dgamma(0.1,0.1)
  tau.a ~ dgamma(0.1,0.1)

  #Prediction
  for (i in 1:n) {
    yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
  }
}

```

7.1.3. Modelo Dinámico con Intercepto Estático y Suavizamiento

```

model
{
  #Likelihood
  #Space equation.
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
    mu[i] <- alpha + beta[1,i]*x[i,1] + beta[2,i]*x[i,2] + beta[3,i]*x[i,3]
      + beta[4,i]*x[i,4] + beta[5,i]*x[i,5] + beta[6,i]*x[i,6]
  }
}

```

```

}

#State equation
for (i in 2:n) {
  for(j in 1:6){
    beta[j,i] ~ dnorm(beta[j,i-1],tau.b[j])
  }
}

#Priors
alpha ~ dnorm(0,0.001)
tau.y ~ dgamma(0.1,0.1)

for(j in 1:6){
  beta[j,1] ~ dnorm(0,0.001)
}

lambda<-10

for (j in 1:6){
  tau.b[j] <- lambda*tau.y
}

#Prediction
for (i in 1:n) {
  yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
}
}

```

7.1.4. Modelo Estático Sin Intercepto

```

model
{
  #Likelihood
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau)
    mu[i]<-beta[1]*x[i,1]+beta[2]*x[i,2]+beta[3]*x[i,3]
      +beta[4]*x[i,4]+beta[5]*x[i,5]+beta[6]*x[i,6]
  }

  #Priors
  for(i in 1:6){
    beta[i] ~ dnorm(0,0.001)
  }
  tau ~ dgamma(0.001,0.001)

  #Prediction
  for (i in 1:n) { yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau) }
}

```


7.1.5. Modelo Dinámico Sin Intercepto

```
model
{
  #Likelihood
  #Space equation.
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
    mu[i]<-beta[1,i]*x[i,1]+beta[2,i]*x[i,2]+beta[3,i]*x[i,3]
      +beta[4,i]*x[i,4]+beta[5,i]*x[i,5]+beta[6,i]*x[i,6]
  }

  #State equation
  for (i in 2:n) {
    for(j in 1:6){
      beta[j,i] ~ dnorm(beta[j,i-1],tau.b[j])
    }
  }

  #Priors
  for(j in 1:6){
    beta[j,1] ~ dnorm(0,0.001)
    tau.b[j] ~ dgamma(0.1,0.1)
  }

  tau.y ~ dgamma(0.1,0.1)

  #Prediction
  for (i in 1:n) {
    yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
  }
}
```

7.1.6. Modelo Dinámico Sin intercepto y con suavizamiento

```
model
{
  #Likelihood
  #Space equation.
  for (i in 1:n) {
    y[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
    mu[i]<-beta[1,i]*x[i,1]+beta[2,i]*x[i,2]+beta[3,i]*x[i,3]+beta[4,i]*x[i,4]+beta[5,i]*x[i,5]+beta[6,i]*x[i,6]
  }

  #State equation
  for (i in 2:n) {
    for(j in 1:6){
      beta[j,i] ~ dnorm(beta[j,i-1],tau.b[j])
    }
  }

  #Priors
```

```

tau.y ~ dgamma(0.1,0.1)

for(j in 1:6){
  beta[j,1] ~ dnorm(0,0.001)
}

lambda<-10

for (j in 1:6){
  tau.b[j] <- lambda*tau.y
}

#Prediction
for (i in 1:n) {
  yp[i] ~ dnorm(mu[i],tau.y)
}
}

```