

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA DEL PERÚ**

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES



Determinantes del riesgo macrofinanciero en el Perú: una aplicación del modelo Growth at Risk (GaR) en los contextos adversos de los años 2009, 2014 y 2020

Tesis para obtener el título profesional de Licenciado en Economía presentado por:

Moreno Lau, Jose Eduardo

Asesor:

PhD. Castillo Bardalez, Paul Gonzalo

Lima, 2022

Agradecimientos

A Dios por darme la fortaleza necesaria en cada etapa de mi vida.

Agradezco a mis padres, a quienes les debo cada uno de mis logros. En especial a mi madre, Violeta Lau, quien siempre será mi más grande ejemplo de esfuerzo y sacrificio, por su apoyo incondicional. También a mi familia, por el ánimo y confianza que me brindaron en este arduo camino. Todos ustedes son la gran motivación que tengo para superar cada uno de los desafíos que se me presentan y para seguir creciendo personal y profesionalmente.

Asimismo, agradezco al profesor Paul Castillo por guiarme y hacer posible esta tesis, por su constante apoyo académico y por sus importantes aportes en calidad de asesor. Igualmente, agradezco al profesor Gabriel Rodríguez por su crítica rigurosa y sus valiosos comentarios, los mismos que me permitieron enriquecer la presente tesis.

Por último, un agradecimiento a todos mis amigos y profesores con los que compartí las aulas de la facultad, de quienes me llevo innumerables anécdotas y valiosas lecciones.



Resumen

Aplicamos la metodología del Growth at Risk en el contexto del Perú con el objetivo de identificar los periodos de mayor riesgo macrofinanciero entre 1995 y 2020, así como analizar sus determinantes. Además, aplicamos la metodología del Model Confidence Set para evaluar la robustez de nuestras proyecciones con el objetivo de determinar la distribución de probabilidad que nos permite obtener proyecciones derivadas del GaR más precisas. Nuestros resultados indican lo siguiente: entre los años 1995 y 2020, los periodos de mayor riesgo macrofinanciero sobre el PBI del Perú tuvieron lugar en los escenarios de la crisis asiática en 1997-1998, la crisis bursátil “Punto com” en 2001, la Crisis Financiera Internacional en 2008-2009, el Taper Tantrum en 2013-2014 y la crisis económica mundial derivada del Covid-19 en 2020; al analizar los últimos tres escenarios listados previamente, encontramos que los determinantes del riesgo macrofinanciero del Perú son dinámicos y varían en importancia relativa según cada escenario; bajo un escenario de crisis, las mejores proyecciones provienen del GaR5% y de la distribución Cauchy sesgada; bajo un escenario de no crisis, las mejores proyecciones provienen de la mediana condicional y de la distribución T-student sesgada; y que las proyecciones derivadas del GaR tienen mayor precisión predictiva que las estimaciones del BCRP publicadas en el Reporte de Inflación.

Palabras clave: *Growth at Risk* (GaR), PBI trimestral del Perú, distribución de probabilidad del PBI del Perú, *Model Confidence Set* (MCS).

Índice

Introducción	8
1. Revisión de la literatura	11
2. Hechos estilizados: PBI trimestral del Perú	16
3. Metodologías a ser aplicadas	18
3.1. Growth at Risk (GaR)	18
3.1.1. Variables y formación de los índices macrofinancieros	19
3.1.2. Regresión cuantílica y determinantes del PBI	19
3.1.3. Distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento del PBI	20
3.1.4. Proyecciones de horizontes múltiples	26
3.1.5. Índices de riesgo macrofinanciero y de probabilidad de crecimiento negativo	27
3.2. Conjunto de confianza del modelo MCS	27
4. Riesgo macrofinanciero en el Perú	32
4.1. Aplicación del GaR: 1995-2021	32
4.1.1. Variables y formación de los índices macrofinancieros	32
4.1.2. Regresión cuantílica y determinantes del PBI	36
4.1.3. Distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento del PBI	38
4.1.4. Proyecciones de horizontes múltiples	39
4.1.5. Índices de riesgo macrofinanciero y de probabilidad de crecimiento negativo	42
4.2. Crisis Financiera Internacional 2008	45
4.3. Taper Tantrum del 2014	49
4.4. Covid-19: crisis económica 2020	53
5. Evaluación de proyecciones con el MCS	59
5.1. Escenarios de crisis	59
5.1.1. Crisis Financiera Internacional del 2008	59
5.1.2. Taper Tantrum del 2014	61
5.1.3. Covid-19: crisis económica del 2020	62
5.2. Escenarios de no crisis	63
5.3. Comparación con BCRP	65
6. Conclusiones	68
Bibliografía	73
Anexos	77

Índice de figuras

1.	Tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú (1980-2020)	78
2.	Histograma y CDF empírica del PBI Trimestral del Perú (1980-2020)	78
3.	Histograma y PDFs según AIC y BIC (1980-2020)	79
4.	CDFs según AIC y BIC (1980-2020)	79
5.	Ratio de la varianza de los Índices macrofinancieros (1T1995-2T2021)	80
6.	Índices macrofinancieros: cargas normalizadas (1T1995-2T2021)	81
7.	Índices macrofinancieros: cargas normalizadas (1T1995-2T2021)	82
8.	Coeficientes obtenidos de la regresión cuantílica (1T1995-2T2021)	83
9.	CDF de la proyección de la tasa de crecimiento del PBI del 3T-2021 sujeto a información hasta el 2T-2021	84
10.	PDF de la proyección de la tasa de crecimiento del PBI del 3T-2021 sujeto a información hasta el 2T-2021	84
11.	Proyecciones de horizontes múltiples: CDFs	85
12.	Proyecciones de horizontes múltiples: PDFs	85
13.	Coeficientes β_i^x para $i = 1, 2$	86
14.	Coeficientes β_i^x para $i = 3, 4$	87
15.	Coeficientes β_i^x para $i = 5, 6$	88
16.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student asimétrica (1997-2020)	89
17.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student sesgada (1997-2020)	89
18.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student (1997-2020)	90
19.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Cauchy sesgada (1997-2020)	90
20.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Cauchy (1997-2020)	91
21.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Normal sesgada (1997-2020)	91
22.	Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Normal (1997-2020)	92
23.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 1 trimestre	92
24.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 2 trimestres	93
25.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 3 trimestres	93
26.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 4 trimestres	94
27.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 5 trimestres	94
28.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 6 trimestres	95
29.	Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 7 trimestres	95

30.	Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 2T2006 - 4T2006	96
31.	Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 1T2007 - 3T2007	97
32.	Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 4T2007 - 2T2008	98
33.	Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 3T2008 - 2T2009	99
34.	Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 3T2009	100
35.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^τ para $i = 1,2$	101
36.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^τ para $i = 3,4$	102
37.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^τ para $i = 5,6$	103
38.	Proyecciones Taper Tantrum: 4T2011 - 3T2012	104
39.	Proyecciones Taper Tantrum: 4T2012 - 3T2013	105
40.	Proyecciones Taper Tantrum: 4T2013 - 3T2014	106
41.	Proyecciones Taper Tantrum: 4T2014 - 1T2015	107
42.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^τ para $i = 1,2$	108
43.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^τ para $i = 3,4$	109
44.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^τ para $i = 5,6$	110
45.	Proyecciones Covid-19: 1T2019 - 4T2019	111
46.	Proyecciones Covid-19: 1T2020 - 4T2020	112
47.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid-19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 1,2$	113
48.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid-19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 3,4$	114
49.	Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 5,6$	115
50.	Proyecciones trimestrales según la distribución Cauchy sesgada	116
51.	Proyecciones trimestrales según la distribución Cauchy sesgada	117
52.	Proyecciones trimestrales según la distribución T-student sesgada	118
53.	Proyecciones trimestrales según la distribución T-student sesgada	119

Índice de cuadros

1.	Evaluación AIC y BIC	120
2.	Perú: índices macrofinancieros y variables por dimensión de riesgo	121
3.	Proyecciones de horizontes múltiples	122
4.	SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 1, 2 y 3 trimestres	123
5.	SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 4 y 5 trimestres	124
6.	SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 6 trimestres	125
7.	SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 7 trimestres	126
8.	SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 1 y 2 trimestres	127
9.	SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 3 y 4 trimestres	128
10.	SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 5, 6 y 7 trimestres	129
11.	SSM durante la crisis económica del Covid-19 en 2020: 1, 2, 3 y 4 trimestres	130
12.	SSM durante la crisis económica del Covid-19 en 2020: 5, 6 y 7 trimestres	131
13.	SSM de proyecciones trimestrales: 1 trimestre	132
14.	SSM de proyecciones trimestrales: 2 trimestres	133
15.	SSM de proyecciones trimestrales: 3 trimestres	134
16.	SSM de proyecciones trimestrales: 4 trimestres	135
17.	SSM de proyecciones trimestrales: 5 trimestres	136
18.	SSM de proyecciones trimestrales: 6 trimestres	137
19.	SSM de proyecciones trimestrales: 7 trimestres	138
20.	SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2020: <i>LossLevel</i>	139
21.	SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2019: <i>LossLevel</i>	140
22.	SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2020: <i>LossLevel</i>	141
23.	SSM de proyecciones anuales del 2009, 2014 y 2020: <i>LossVaR</i>	142
24.	SSM de proyecciones anuales del 2009, 2014 y 2020: <i>LossVaR</i>	143

Introducción

Proyectar el crecimiento del PBI es de suma importancia pues sirve como fuente de información relevante tanto para hacedores de política como para agentes económicos en la toma de decisiones. Respecto a los primeros, tener dicha información resulta útil para la formulación de políticas económicas que permitan un crecimiento estable y sostenido en el tiempo. Respecto a los segundos, les permite tomar decisiones de forma más eficiente en cuanto a posibilidades de consumo e inversión.

Según estudios realizados por el Fondo Monetario Internacional (FMI), se ha determinado que las condiciones financieras restringen de forma importante el crecimiento del PBI. En periodos de prosperidad, bajo condiciones financieras favorables, el crecimiento del PBI resulta ser positivo. Sin embargo, si dicho periodo es permanente o prolongado en el tiempo, las condiciones financieras pueden empeorar debido a que los agentes podrían subestimar los riesgos asociados a los pasivos adquiridos, lo que aumentaría los riesgos relativos al crecimiento del PBI y podría ocasionar una ralentización en la dinámica del crecimiento.

Los objetivos de la presente tesis son dos. En primer lugar, aplicamos la metodología del *Growth at Risk* (GaR) en el caso del Perú de forma que podamos identificar cuáles fueron los periodos de mayor riesgo macrofinanciero entre los años 1995 y 2020, para así poder identificar y analizar cuáles fueron sus determinantes más relevantes. En segundo lugar, en base a los hallazgos de la aplicación del GaR, aplicamos la metodología del *Model Confidence Set* (MCS) para determinar qué distribución de probabilidad es la más adecuada para proyectar de forma puntual la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú, de forma que la herramienta del GaR pueda ser implementada en el futuro ante nuevos escenarios de crisis para reducir el riesgo macrofinanciero. Para alcanzar estos objetivos hacemos uso de datos trimestrales desde el primer trimestre del año 1995 hasta el segundo trimestre del 2021 publicados por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP), el Ministerio de Economía y Finanzas (MEF), la Superintendencia de banca, seguros y AFP (SBS), entre otros.

La metodología del GaR fue desarrollada por el FMI y su uso y análisis resulta de suma importancia pues, como mencionamos, la información relativa al crecimiento del

PBI favorece a los agentes económicos, y también nos permitiría adoptar medidas de política orientadas a reducir la probabilidad de ocurrencia de estos eventos extremos o de cola, así como los efectos de los mismos. Así, en base al trabajo desarrollado por Adrian, Grinberg, Liang y Malik (2018) y de Prasad, Elekdag, Jeasakul, Lafarguette y otros (2019), buscamos aplicar la metodología del GaR en el caso del Perú, lo que nos proporcionaría información relevante que permitiría mejorar la vigilancia macrofinanciera en los siguientes sentidos: primero, gracias a la metodología del GaR podremos proyectar la distribución de probabilidad del crecimiento del PBI del Perú de forma completa por varios trimestres e incluso años en el futuro, en contraste de las tradicionales proyecciones puntuales, lo que nos permite estudiar tanto los riesgos a la baja como al alza del crecimiento; segundo, el GaR nos proporciona un marco para definir y analizar un conjunto de variables impulsoras del crecimiento futuro del PBI, así como para determinar la importancia relativa de cada una de ellas; tercero, nos permite cuantificar los efectos sobre el crecimiento futuro del PBI derivados del impacto del riesgo sistémico y, por lo tanto, es una fuente de información relevante para guiar la política macroprudencial.

Sin embargo, debido a que el GaR realiza un análisis no estructural, no es posible establecer de forma definida las relaciones causales entre las variables de interés. La reducción de la dimensionalidad de las variables macrofinancieras, que se realiza mediante el Análisis de Componentes Principales (PCA), nos permite formar índices que resumen la información de la economía de manera tal que resulta difícil realizar inferencias y conclusiones sobre el impacto de las variables independientes sobre la variable dependiente. Por lo tanto, esta tesis no se concentra en estudiar las relaciones causales entre las distintas variables macrofinancieras y su posible comportamiento futuro; sino que busca implementar el GaR utilizando una gran cantidad de variables macrofinancieras, de forma que podamos formar unos pocos índices macrofinancieros, para luego realizar una regresión cuantílica y un ajuste paramétrico para finalmente obtener un conjunto de modelos de los cuales podremos obtener proyecciones aceptablemente precisas, en el sentido de que pueda ser de utilidad para la vigilancia macroeconómica y para la implementación de políticas macroprudenciales. Entonces, el marco del GaR nos permite evaluar la gravedad del riesgo sistémico ante, por ejem-

plo, un aumento de las vulnerabilidades macrofinancieras y sus implicaciones sobre el crecimiento, e incluso permite un análisis a través de escenarios, por lo que podría darse la siguiente circunstancia: “si bien este ajuste de política podría inducir una leve desaceleración a corto plazo, podría reducir los riesgos a la baja en el crecimiento a mediano plazo debido a la reducción de las vulnerabilidades macrofinancieras”.

En ese sentido, el enfoque de esta tesis es presentar una herramienta de suma importancia para la política macroprudencial, pues al estimar la tasa de crecimiento futura del PBI sujeto a las condiciones macrofinancieras actuales se obtiene la distribución completa del crecimiento futuro del PBI. Esto resultaría útil para los encargados de política económica ya que con esta herramienta ellos podrían optar por realizar políticas que minimicen los riesgos en lugar de políticas que busquen maximizar los resultados del crecimiento del PBI. Además, la implementación de esta herramienta tendría como objetivo principal limitar la ocurrencia de situaciones de crisis y, sobre todo, sus efectos.

La presente tesis está organizada como se detalla a continuación. En la sección 1 realizamos la revisión de la literatura. En la sección 2 mostramos los hechos estilizados acerca de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú. En la sección 3 desarrollamos los aspectos teóricos de las metodologías del *Growth at Risk* (GaR) y *Model Confidence Set* (MCS), las que serán aplicadas a lo largo de la presente tesis y nos ayudarán a alcanzar los objetivos de la misma. En la sección 4 aplicamos la metodología del GaR para el caso del Perú bajo 7 distribuciones de probabilidad diferentes, lo que nos permite identificar los periodos con mayor riesgo macrofinanciero, así como obtener 35 modelos de proyección del PBI trimestral del Perú. En la sección 5 evaluamos la robustez de nuestras proyecciones mediante el MCS y determinamos cuáles son los mejores modelos de proyección del PBI trimestral del Perú entre la colección inicial de 35 modelos, diferenciando entre los periodos de estrés o crisis y los periodos de no crisis, así como haciendo una comparación con las proyecciones del BCRP. Finalizamos con la sección 6, en donde describimos nuestros principales hallazgos y conclusiones.

1. Revisión de la literatura

La literatura existente sobre la metodología del *Growth at Risk* es relativamente reciente. Así, encontramos el desarrollo de esta metodología en Adrian (2017); Adrian, Boyarchenko y Giannone (2019) y en Adrian, Grinberg, Liang y Malik (2018). Mientras que en Gondo (2020) y en Chicana y Nivin (2021) encontramos aplicaciones de dicha metodología para el caso del Perú.

En Adrian (2017) se explica de forma breve, pero concisa, los tres aspectos siguientes: cuál es el enfoque de la metodología GaR, cómo se miden las condiciones financieras y cómo funciona el enfoque GaR. Respecto al primero, nos mencionan que el GaR vincula las condiciones financieras actuales con la distribución de los resultados de crecimiento futuro, por lo que este puede ser proyectado en base a la información recopilada de aquel. Además, se resalta que una ventaja del GaR es que este nos permite evaluar la variación en las condiciones financieras actuales y el efecto de este sobre el crecimiento futuro del PBI. Respecto al segundo, se establece que las condiciones financieras pueden ser medidas por una amplia gama de indicadores, las cuales incluyen diversas variables de la economía, como por ejemplo los niveles de precios, el apalancamiento, etc. Además, se menciona que a los indicadores específicos de cada país se les puede sumar los Índices de Condiciones Financieras (FCI) elaborados por el Fondo Monetario Internacional (FMI), así como un FCI global con el fin de tener un panorama más completo. Respecto al tercero, el autor menciona que el enfoque GaR funciona realizando proyecciones en las que se considera un escenario adverso severo para la economía. Por lo que si, por ejemplo, al hacer una proyección de un año el resultado del GaR es de una tasa de crecimiento anual del 3%, entonces podríamos afirmar que el país crecerá como máximo un 3% el año siguiente bajo un escenario de estrés o de crisis. De igual forma, si realizamos una proyección a tres años sujeta a la misma información de la situación financiera y obtenemos un GaR de -0.5%, entonces podríamos afirmar que en el mediano plazo el crecimiento de la economía sería negativo bajo un escenario de crisis.

En Adrian, Boyarchenko y Giannone (2019) se estudia la distribución de probabilidad del crecimiento del PBI condicionada a la situación económica y financiera para el

caso de Estados Unidos. En principio, se demuestra que en periodos recesivos o de crisis, las distribuciones suelen estar asociadas con distribuciones sesgadas hacia el lado izquierdo; mientras que, en periodos de expansión, las distribuciones suelen ser simétricas. Además, se demuestra que la distribución de probabilidad del crecimiento del PBI no es constante, sino que varía a través del tiempo; que la cola izquierda de dicha distribución está correlacionada positivamente con la holgura de las condiciones financieras; y que la vulnerabilidad del crecimiento del PBI está correlacionada con las condiciones financieras. Finalmente, se encuentra que en las series de tiempo las colas derechas de las distribuciones suelen heredar la estabilidad de la distribución cuantil estimada anteriormente, mientras que la mediana y la cola izquierda de la distribución muestran una fuerte variación. Por lo tanto, de esta asimetría en la evolución de la distribución condicional se infiere que los riesgos a la baja (cola izquierda) del crecimiento económico son mucho más variables a lo largo del tiempo que los riesgos al alza (cola derecha).

En Adrian, Grinberg, Liang y Malik (2018), debido a la Crisis Financiera Internacional de 2007-2008, se estudia la relación empírica entre las condiciones financieras y la distribución de probabilidad del crecimiento del PBI. En ese sentido, dicho estudio se realiza con datos de 11 economías emergentes y 11 economías avanzadas y las relaciones que se estudian se basan en relaciones macrofinancieras que surgen de fricciones financieras, como la información asimétrica y la falta de restricciones regulatorias. Así, en base a estimaciones de datos de panel, se demuestra que las condiciones del sistema financiero tienen una importante incidencia sobre las proyecciones de la distribución de probabilidad del crecimiento del PBI y que la cola izquierda o más baja, correspondiente al percentil 5, es más sensible que la cola mediana o superior a la variación de las condiciones financieras. Finalmente, los autores consideran que el GaR puede ser una herramienta muy útil para la elaboración y evaluación de políticas macroprudenciales pues puede proporcionar un índice que indique los riesgos a la baja a los que se enfrenta el crecimiento del PBI en el mediano plazo y, por lo tanto, determinar si son necesarias intervenciones de políticas macroprudenciales; además, subrayan que el enfoque GaR podría servir para verificar si dichas políticas aplicadas fueron eficientes o no en el sentido de si cumplieron el objetivo para el que fueron

propuestas. Por lo tanto, realizar proyecciones de forma continua bajo el enfoque GaR resultaría beneficioso, pues podría servir de base para la formulación de políticas de forma frecuente, lo que fomentaría la evaluación de políticas alternativas y brindaría una mayor efectividad de las mismas.

En Gondo (2020) se aplica la metodología del Growth at Risk para el caso del Perú con el fin de verificar si las variables financieras son más relevantes para el crecimiento del PBI en escenarios de riesgo. Para ello se analiza el escenario de la Crisis Financiera Internacional de 2008-2009 bajo diferentes horizontes de tiempo para identificar qué fuentes de riesgo, dentro de las tres planteadas, afectan el crecimiento en el corto o mediano plazo. Dentro de los principales resultados se encuentra que los indicadores del sector bancario y del mercado de capitales, tales como un crecimiento excesivo del crédito y los precios de los activos financieros, respectivamente, son buenos indicadores de un menor crecimiento futuro del PBI en épocas de estrés. Otro resultado interesante es la importancia de incorporar las condiciones financieras al momento de proyectar el PBI bajo escenarios de estrés, ya que su inclusión al realizar proyecciones en el escenario de la Crisis Financiera Internacional permite que el GaR 5% estime tasas negativas de crecimiento tal como se observó en la realidad; mientras que, al no incluirlas, se obtiene una estimación de un crecimiento del 2%, lo que no se adecua a lo que realmente sucedió.

En Chicana y Nivin (2021) se evalúa la metodología del *Growth at Risk* como herramienta para monitorizar los riesgos macrofinancieros en la economía peruana. Con dicho fin, aplican la metodología del GaR, pero con ciertas modificaciones. Primero, en la reducción de la dimensionalidad, en vez de usar el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés), deciden aplicar la Proyección Ortogonal para Estructuras Latentes (O-PLS, por sus siglas en inglés). Segundo, una vez obtenidos los resultados de la regresión cuantílica para el PBI proyectado, los autores optan por ajustar una distribución a cada uno de los horizontes proyectados, a diferencia de la metodología original, en donde se ajustan los cuantiles condicionados a una función de distribución paramétrica. Tercero, añaden una sección de evaluación para verificar si los modelos GaR están bien especificados y así seleccionar el mejor modelo de entre varios modelos estimados, por lo que aplican evaluaciones como un tipo de prueba

Diebold-Mariano, transformada integral de probabilidad y la entropía negativa y positiva. Por otro lado, luego de haber obtenido una estimación confiable de la proyección del PBI en base a la metodología del GaR y las modificaciones listadas, se realiza un análisis contrafactual para verificar el impacto del estímulo crediticio “Reactiva Perú” sobre el crecimiento del PBI del Perú durante la crisis económica del Covid-19 en el 2020.

Respecto a estudios sobre políticas macroprudenciales y proyecciones del PBI en el Perú, encontramos literatura relevante en los siguientes autores. Choy y Chang (2014) presentan las medidas macroprudenciales aplicadas en el Perú tomando como punto de partida la importancia que estas políticas adoptaron luego de la Crisis Financiera Internacional de 2008. Así, los autores establecen que la implementación de estas políticas tiene como fin complementar la regulación y supervisión tradicionales, las que, considerando la crisis que se dio, resultaron insuficientes para hacer frente a las fricciones y desequilibrios de los mercados, las instituciones y la infraestructura financiera. En su estudio, los autores encuentran que las medidas macroprudenciales adoptadas tuvieron como objetivos principales evitar que dentro del sistema financiero se dé un excesivo crecimiento del crédito, limitar el impacto desestabilizador de la dinámica de los grandes flujos de capitales y, dado que la economía peruana es dolarizada, reducir el riesgo en el tipo de cambio que enfrentan los agentes económicos. Los autores concluyen que, si bien los resultados de estas medidas han sido favorables, sería necesario que la agenda de las diversas instituciones financieras se coordine con el fin de que se fortalezca el marco de coordinación interinstitucional para contar con un seguimiento continuo y grupal de la estabilidad financiera.

En Pérez, Ghurra y Grandez (2016), al saber que las cifras de crecimiento del PBI son publicadas con un considerable retraso, los autores desarrollan un indicador líder que permite realizar estimaciones *nowcasting* del PBI. Los autores establecen que la medición de la actividad económica es importante, sobre todo del PBI, pues sirven para la toma de decisiones de hacedores de política y agentes privados. En ese sentido, los autores construyen dicho indicador como un componente no observable que explica el co-movimiento de seis variables: producción de electricidad, consumo interno de cemento, IGV interno ajustado, ventas de pollo, producción minero-metálica y PBI

real. Dada la naturaleza y la frecuencia con la que son publicados estas variables, los autores afirman que una ventaja de dicho indicador es que puede ser actualizado con un rezago menor a una semana respecto al mes de interés. Finalmente, se estima que el nivel de precisión de dicho indicador es del 85%, lo que permitiría realizar el Nowcasting del crecimiento del PBI con un alto nivel de precisión.



2. Hechos estilizados: PBI trimestral del Perú

En la base de datos del BCRP podemos encontrar la serie del crecimiento anual del PBI trimestral del Perú desde el año 1980 en adelante. Esta serie se puede observar en la Figura 1, la misma que muestra caídas importantes del PBI trimestral en los años 1983, 1988-1993, 2001, 2009, 2014 y 2020.

Al realizar un histograma y una función de distribución acumulada (CDF por sus siglas en inglés) empírica de la serie del PBI trimestral del Perú, tal como se observa en la Figura 2, observamos valores extremos o de cola que darían validez a la aplicación de la metodología del Growth at Risk (GaR). Ello debido a que la metodología del GaR cuantifica los riesgos macrofinancieros sobre el crecimiento y nos permite realizar una estimación de la gravedad y la probabilidad de una fuerte desaceleración económica. Además, dado que se basa en la metodología del Value at Risk (VaR), el GaR está diseñado para medir la probabilidad de eventos de cola o resultados macroeconómicos muy adversos.

Como paso siguiente realizamos una evaluación mediante el Criterio de información de Akaike (AIC) y el Criterio de información bayesiano (BIC)¹ con el fin de evaluar qué tipo de distribución de probabilidad se ajusta más a los datos del crecimiento anual del PBI trimestral del Perú desde el año 1980 hasta 2020. La lista de las 25 distribuciones evaluadas y los resultados se muestran en el Cuadro 1, donde podemos observar que las distribuciones T-student sesgada y T-student destacan tanto en el AIC como en el BIC. Debido a esto, la aplicación de la metodología del GaR para el caso del PBI del Perú sería adecuada, ya que esta metodología usa las distribuciones T-student sesgada y T-student asimétrica al realizar un ajuste paramétrico con el fin de estimar la función de densidad de probabilidad completa (PDF por sus siglas en inglés) de la tasa de crecimiento del PBI. Así, con la aplicación de dichas distribuciones se busca representar de mejor manera los eventos de cola o crisis gracias a sus colas asintóticas y paretianas, lo que le permite representar de forma más precisa las colas gruesas de la distribución.

Sin embargo, tal y como veremos en secciones posteriores, derivamos cinco dis-

¹Evaluación realizada en R con el paquete "univariateML" de Moss, J. (2019).

tribuciones adicionales en base a los desarrollos de Lafarguette (2019) con el fin de estimar de mejor manera la distribución de probabilidad del PBI del Perú, así como para obtener proyecciones puntuales más precisas. Entonces, las siete distribuciones estimadas en la presente tesis son las siguientes: T-student asimétrica, T-student sesgada, T-student, Cauchy sesgada, Cauchy, Normal sesgada y Normal. Estas distribuciones de probabilidad, a excepción de la primera y cuarta, son mostradas también en el Cuadro 1 y muestran un buen ajuste, por lo que su estudio también sería conveniente. Así, en la Figura 3 mostramos el histograma de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú junto con la distribución con mejor ajuste, según el AIC y BIC, y algunas de las distribuciones a ser estudiadas en la presente tesis. Finalmente, en la Figura 4 representamos lo mismo que en la figura anterior, pero en forma de CDFs.



3. Metodologías a ser aplicadas

3.1. Growth at Risk (GaR)

El *Growth at Risk* o GaR se define como el crecimiento condicionado por las condiciones financieras en los percentiles inferiores del 5% y 10%. Más precisamente y de acuerdo a Adrian y otros (2018), el GaR es definido como

$$\text{Probabilidad}(\text{CrecimientoPBI}_{c,h} \leq \text{GaR}_{c,h}(\alpha | \Omega_t)) = \alpha$$

En donde $\text{GaR}_{c,h}(\alpha | \Omega_t)$ es el crecimiento en riesgo para el país c en h trimestres en el futuro con una probabilidad α , dado el conjunto de información Ω_t disponible hasta el periodo t .

El enfoque completo de la metodología del GaR de Adrian, Grinberg, Liang y Malik (2018) y de Prasad, Elekdag, Jeasakul, Lafarguette y otros (2019) comprende seis etapas o pasos; sin embargo, para la presente tesis, hacemos uso de cinco. El primer paso consiste en aplicar el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) para reunir una gran cantidad de variables macrofinancieras con el fin de definir unos pocos índices macrofinancieros que representen y resuman de forma aceptable toda la información económica relacionada al PBI. En el segundo paso se desarrolla la regresión cuantílica, por lo que se obtienen coeficientes cuantílicos asignados a cada cuantil que nos permitirán proyectar el crecimiento futuro del PBI sujeto a las condiciones macrofinancieras actuales. En el tercer paso se estima la distribución de probabilidad de forma completa para la tasa de crecimiento anual del PBI, en donde según los parámetros que establezcamos podremos estimar una variedad de distribuciones. En el cuarto paso se realiza un estudio histórico, en donde obtenemos la probabilidad de crecimiento bajo cero del PBI y el GaR 5% según cada una de las distribuciones estimadas. En el quinto paso se desarrollan las proyecciones en horizontes múltiples, lo que nos permitirá ver los movimientos de las distribuciones del crecimiento del PBI en diversos horizontes futuros. A continuación, desarrollamos cada uno de los pasos de la metodología del GaR según Prasad, Elekdag, Jeasakul, Lafarguette y otros (2019) y Lafarguette (2019).

3.1.1. Variables y formación de los índices macrofinancieros

La estimación de la distribución completa del PBI se basa en información contenida en variables macrofinancieras. Por ello, la elección de las variables macrofinancieras que expliquen el comportamiento futuro del PBI es un paso fundamental y crítico. En ese sentido, es de vital importancia identificar, analizar y seleccionar variables económicas y financieras que representen de mejor manera las características más importantes de la economía bajo investigación.

Como paso siguiente, clasificamos las variables macrofinancieras escogidas y que están asociadas al crecimiento del PBI en unas pocas categorías, las cuales serán denominadas como “índices macrofinancieros” y que pueden ser interpretadas como las dimensiones del riesgo macrofinanciero sobre el crecimiento futuro. Así, al agrupar nuestras variables en un menor número de índices macrofinancieros, se logran dos objetivos: primero, logramos reducir la dimensionalidad de los parámetros y, segundo, diferenciamos las tendencias de mercado que afectan a las variables macrofinancieras de los choques idiosincráticos, por lo que se mejorarán las estimaciones de las proyecciones.

Con el fin de estimar los índices macrofinancieros aplicamos el Análisis de Componentes Principales (PCA), metodología que ha sido frecuentemente aplicada en la literatura. Si bien en algunas investigaciones se han usado técnicas más avanzadas, tales como la metodología del FAVAR, según los estudios de Romain Lafarguette (2019) una estimación mediante esta metodología y la del PCA son muy similares, pues la correlación entre los resultados de ambas metodologías a lo largo del tiempo para una gran cantidad de países fue superior al 95%.

3.1.2. Regresión cuantílica y determinantes del PBI

Con el fin de determinar la relación entre la variable dependiente, en este caso el crecimiento del PBI, y las variables independientes, que vendrían a ser cada uno de los índices macrofinancieros considerados, se realiza una regresión cuantílica según la siguiente ecuación:

$$y_{t+h}^{\tau} = \alpha^{\tau} + \sum_{i \in P} \beta_i^{\tau} X_{i,t} + \varepsilon_{i,t}^{\tau} \quad (1)$$

En donde, y_{t+h}^{τ} representa la tasa de crecimiento del PBI h trimestres en el futuro, $X_{i,t}$ es el índice macrofinanciero i , β_i^{τ} es el coeficiente de la regresión del cuantil τ , α^{τ} es la constante y $\varepsilon_{i,t}^{\tau}$ el término de error. Las regresiones cuantílicas son estimadas en diferentes puntos de la distribución de la variable dependiente, en este caso y_{t+h}^{τ} . Para la presente tesis dichos puntos corresponderán a los cuantiles $\tau \in \{0,10,0,25,0,50,0,75,0,90\}$, describiendo así el ciclo económico.

Además, para cada cuantil procedemos según Lafarguette (2019), en donde se realizan dos estimaciones. La primera se realiza con los regresores y la variable dependiente tal como están, lo que nos permite obtener los coeficientes verdaderos (no normalizados) con los que se procederá, posteriormente, a calcular los cuantiles condicionales, con lo que la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral proyectada estará en su escala original. La segunda se realiza con los regresores y la variable dependiente calificados con Z , por lo que los coeficientes estimados estarán normalizados, lo que facilitará la comparación y la interpretación de los resultados.

3.1.3. Distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento del PBI

Para estimar la distribución de probabilidad del crecimiento futuro del PBI sujeto a sus condiciones financieras, tal como indica Lafarguette (2019), debemos realizar una regresión de cuantiles condicionados, un ajuste paramétrico para obtener la función de distribución de probabilidad y, posteriormente, una optimización sin restricciones para estimar los parámetros de una determinada distribución.

Entonces, según el primer paso, la regresión de cuantiles condicionados busca estimar el crecimiento del PBI condicionado por los índices macrofinancieros para un τ específico basado en las estimaciones puntuales de los coeficientes estimados en la regresión cuantílica realizada en la sección anterior. Siguiendo el segundo paso, los resultados de la regresión de cuantiles condicionados son una estadística suficiente para derivar la función de distribución acumulativa condicional (CDF por sus siglas en inglés), pero al realizar un ajuste paramétrico se obtiene mayor robustez de los resultados. Por último, en el tercer paso realizamos una optimización sin restricciones

de ubicación para llegar desde la CDF a los parámetros que nos permitan estimar la función de densidad de probabilidad (PDF, por sus siglas en inglés).

En la presente tesis realizamos un ajuste paramétrico sobre 7 distribuciones de probabilidad diferentes con el objetivo de tener un gran número de modelos que puedan ser evaluados bajo la metodología del *Model Confidence Set* (MCS), lo que le otorgará robustez a nuestros resultados.

• Cuantiles condicionados

Así como las regresiones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) nos ofrecen una proyección de la media condicional, la regresión por cuantiles estima los cuantiles condicionales de la variable dependiente y_{t+h} condicionada por los índices macrofinancieros $X_{i,t}$, es decir $Q(y_{t+h}, \tau | \{X_i\}_{i \in P})$ tal como se muestra en la Ecuación 2, para una fecha dada t , en base a las estimaciones puntuales de los coeficientes $\hat{\alpha}^\tau$ y $\hat{\beta}_i^\tau$.

$$Q(y_{t+h}, \tau | \{X_i\}_{i \in P}) = \hat{\alpha}^\tau + \sum_{i \in P} \hat{\beta}_i^\tau X_{i,t} \quad (2)$$

Se realiza una regresión cuantílica para estimar la distribución condicional del crecimiento futuro del PBI ya que se obtienen varias ventajas de ello. En primer lugar, bajo supuestos estándar, dichas regresiones brindan el mejor estimador lineal no sesgado para el cuantil condicional. En segundo lugar, las estimaciones mediante cuantiles son robustas a los valores atípicos, situación que se da frecuentemente en países donde los datos recolectados no son suficientes en términos de cantidad. En tercer y último lugar, las estimaciones mediante cuantiles tienen estimadores cuyas propiedades asintóticas son bien conocidas y fáciles de derivar.

A partir de esta estimación ya sería posible estimar el crecimiento futuro del PBI en riesgo a partir del cuantil condicional para un nivel determinado, ya sea 5% o 10%, siempre y cuando el nivel ya haya sido estimado en la regresión de cuantiles. Es decir, ya podríamos obtener el GaR, visto como el crecimiento en riesgo o bajo una prueba de estrés, según los niveles GaR 5% o GaR 10% de la distribución condicional del crecimiento del PBI. Empero, se considera relevante realizar un ajuste paramétrico con el fin de reducir los problemas de cruce de cuantiles y de inexactitud en la estimación de los cuantiles extremos (0.05 y 0.95), los mismos que podrían darnos como resultado una distribución inconsistente en las colas.

• Ajuste paramétrico

Con el fin de tener robustez en los resultados, se desarrolla un ajuste paramétrico para ajustar los cuantiles condicionales estimados en pasos previos.

En general, las variables financieras se caracterizan por la no-normalidad, es decir que sus valores realizados no se ajustan con distribuciones de probabilidad normales. Por ejemplo, en Zhang, Tao, Niu y Huffer (2020) se establece que una de las razones por las que el Value-at-Risk (VaR) falló durante la Crisis Financiera Internacional del 2008 fue que se asumió erróneamente o por simplicidad que los retornos de los activos financieros seguían una distribución Normal al estimar el VaR. Entonces, debido a que la distribución Normal tiene unas colas relativamente delgadas, la metodología del VaR puede subestimar sustancialmente los riesgos del mercado, especialmente cuando ocurre un escenario de crisis. Por lo tanto, para superar este problema se debe de considerar otras distribuciones diferentes de la Normal para los rendimientos de los activos financieros. Así, la solución puede encontrarse en el uso de distribuciones con mayor curtosis, es decir con colas más gruesas o anchas, tales como la distribución T-student, Gumbel, Levy y Cauchy (Ferguson, 1978).

En la presente tesis nos concentraremos en 7 distribuciones diferentes: T-student asimétrica, T-student sesgada, T-student, Cauchy sesgada, Cauchy, Normal sesgada y Normal². Primero, estudiamos las variantes de la distribución T-student debido a que cuentan con buenas propiedades para representar colas más gruesas con mayor precisión gracias a sus colas paretianas asintóticas. Por ejemplo, en Azzalini y Capitanio (2003) se demuestra que la versión sesgada de la distribución T-student o T-Skew es útil para modelar eventos de cola. Segundo, otro tipo de distribuciones que ha sido ampliamente utilizado para estudiar eventos de cola o estrés ha sido la distribución Cauchy. Así, podemos ver en Mahdzadeh y Zamanzade (2019) la utilización de la distribución Cauchy para el modelamiento del índice alemán DAX debido a que sus colas más pesadas o anchas permiten una mejor modelación de las amplias fluctuaciones vistas en los retornos de los activos financieros. Tercero, estudiamos también la distribución Normal debido a que no todas las variables que usamos pertenecen al ámbito

²Las distribuciones T-student asimétrica y T-student sesgada vienen configuradas en los desarrollos de Lafarquette (2019). Las demás distribuciones listadas son derivadas mediante el cambio de parámetros en la estimación de la CDF.

financiero, con el fin de confirmar que no es adecuada para modelar eventos de cola tal como indica la literatura previamente citada, y para tener una mayor cantidad de modelos que puedan ser comparados bajo la metodología del Model Confidence Set (MCS) en secciones posteriores. Finalmente, según Andersen y otros (2001), muchas distribuciones en economía y finanzas están realmente sesgadas, conclusión que se reafirma en estudios como los de Zhu y Galbraith (2010) y Hansen, McDonald y Newey (2010), por lo que también estudiamos las versiones sesgadas de las distribuciones previamente descritas.

• Distribución T-student asimétrica

Utilizamos la distribución T-student asimétrica (AST) generalizada propuesta por Zhu y Galbraith (2010). Esta distribución se caracteriza por contar con los siguientes cinco parámetros: ubicación, escala, asimetría, parámetro de cola derecha e izquierda. Su PDF estándar³ se muestra en la Ecuación 3.

$$f_{AST}(y; \alpha, v_1, v_2) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\alpha^*} K(v_1) \left[1 + \frac{1}{v_1} \left(\frac{y}{2\alpha^*} 2 \right) \right]^{-\frac{v_1+1}{2}}, & y \leq 0 \\ \frac{1-\alpha}{1-\alpha^*} K(v_2) \left[1 + \frac{1}{v_2} \left(\frac{y}{2(1-\alpha^*)} 2 \right) \right]^{-\frac{v_2+1}{2}}, & y > 0 \end{cases} \quad (3)$$

En donde, $\alpha \in (0, 1)$ es el parámetro de asimetría o sesgo, y $v_1 > 0$ y $v_2 > 0$ son los parámetros de la cola izquierda y cola derecha de la distribución, respectivamente, lo que le permite a la densidad tener una curtosis izquierda diferente a la de la derecha. Además, $K(v) \equiv \Gamma((v+1)/2) / [\sqrt{\pi v} \Gamma(v/2)]$, en donde $\Gamma(\cdot)$ es la función gamma, y α^* se define como se muestra en la Ecuación 4.

$$\alpha^* = \frac{\alpha K(v_1)}{\alpha K(v_1) + (1-\alpha) K(v_2)} \quad (4)$$

Denotando con μ el parámetro de ubicación (centro) y con σ el parámetro de escala, la forma general de la distribución T-student asimétrica se expresa como

$$\frac{1}{\sigma} f_{AST} \left(\frac{y-\mu}{\sigma}; \alpha, v_1, v_2 \right).$$

Dentro de las características principales de esta distribución encontramos que es continua, unimodal con la moda al centro $y = \mu = 0$, y es diferenciable a lo largo de

³El parámetro de ubicación es igual a cero y el parámetro de escala es igual a uno.

toda la distribución al menos una vez. Además, en el límite cuando α se acerca a los valores de 0 o 1, la forma de la distribución se asemeja a una T-student truncada en la moda.

Cabe mencionar que la Ecuación 3 puede conducir a una nueva parametrización de la distribución T-student sesgada al imponer la igualdad $v_1 = v_2 = v$, lo que implica que $\alpha^* = \alpha$, de donde resulta una PDF equivalente a la de Hansen (1994) y a la de Fernandez y Steel (1998), que como posteriormente veremos sirvieron como base para la formulación de la distribución T-student sesgada de Giot y Laurent (2002). Y que, adicionalmente a lo mencionado, al establecer $\alpha = 1/2$, la T-student sesgada se reduce a la forma general de la distribución T-student. Finalmente, la distribución T-student sesgada se reduce a los casos especiales de la distribución Cauchy sesgada y Normal sesgada al establecer $v = 1$ y $v = \infty$, respectivamente⁴.

• Distribución T-student sesgada

Utilizamos la distribución T-student sesgada propuesta por Giot y Laurent (2002). Esta distribución se caracteriza por contar con los siguientes cuatro parámetros: la moda m modela la ubicación, el parámetro s^2 (que no es más la varianza) modela la dispersión o escala, los grados de libertad v modelan la anchura de las colas y el parámetro ξ modela el sesgo. Así, la CDF se representa tal como se muestra en la Ecuación 5.

$$f(z \mid \xi, v) = \begin{cases} \frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}} s g \left[\xi (sz + m) \mid v \right], & z < -\frac{m}{s} \\ \frac{2}{\xi + \frac{1}{\xi}} s g \left[\frac{(sz + m)}{\xi} \mid v \right], & z \geq -\frac{m}{s} \end{cases} \quad (5)$$

En donde $g[\cdot \mid v]$ es la densidad T-student simétrica de varianza unitaria y ξ es el parámetro de sesgo o asimetría, cuyo valor será siempre positivo y donde un valor menor a la unidad indica un sesgo a la izquierda, mientras que un valor mayor a la unidad indica un sesgo a la derecha. Además, m y s^2 se definen tal como se muestra en las Ecuaciones 6 y 7, respectivamente.

$$m = \frac{\Gamma\left(\frac{v-1}{2}\right) \sqrt{v-2}}{\sqrt{\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \left(\xi - \frac{1}{\xi} \right) \quad (6)$$

⁴Para más detalles de la densidad T-student sesgada que se deriva de la densidad T-student asimétrica presentada en la Ecuación 3, ver Zhu y Galbraith (2010, ecuación 4).

$$s^2 = \left(\xi^2 + \frac{1}{\xi^2} - 1 \right) - m^2 \quad (7)$$

Mientras que, la función cuantílica de una distribución T-student sesgada no estandarizada se muestra en la Ecuación 8, la misma que se deriva de los estudios de Lambert y Laurent (2002), Fernandez y Steel (1998) y Hansen (1994).

$$skst_{\alpha, v, \xi}^* = \begin{cases} \frac{1}{\xi} st_{\alpha, v} \left[\frac{\alpha}{2} (1 + \xi^2) \mid \mu, \delta \right], & \alpha < \frac{1}{1 + \xi^2} \\ -\xi st_{\alpha, v} \left[\frac{1 - \alpha}{2} (1 + \xi^{-2}) \mid \mu, \delta \right], & \alpha \geq \frac{1}{1 + \xi^2} \end{cases} \quad (8)$$

En donde $st_{\alpha, v}$ es la función cuantílica de la densidad T-student de varianza unitaria. Finalmente, la versión estandarizada de la función de densidad T-student sesgada se deriva directamente como se muestra en la Ecuación 9.

$$skst_{\alpha, v, \xi} = \frac{skst_{\alpha, v, \xi}^* - m}{s} \quad (9)$$

• Reducciones de la distribución T-student sesgada

La distribución T-student sesgada de Giot y Laurent (2002) descrita previamente se reduce a las otras cinco distribuciones a ser estudiadas en la presente tesis mediante la fijación de uno o varios parámetros del total de cuatro parámetros con que cuenta, tal como se muestra en el Anexo A . Las mismas que son listadas a continuación: T-student, Cauchy sesgada, Cauchy, Normal sesgada y Normal.

• Desde la CDF empírica a los parámetros de la distribución estimada

Por otro lado, para llegar de la función de distribución acumulativa condicional (CDF) a los parámetros de la distribución que se desea estimar, por ejemplo la distribución T-student sesgada, se puede proceder de dos formas según establecen Azzalini y Capitanio (2003): optimización con restricción de ubicación y optimización sin restricciones en la ubicación. La segunda opción deriva los parámetros de interés al minimizar la distancia entre los cuantiles empíricos y los cuantiles de una T-student sesgada como se muestra en la Ecuación 10.

$$loc^*, scale^*, skew^* = argmin \left[\sum_{\tau} \{tsk.quantile(\tau, loc, df^*, scale, skew) - Q(y_{t+h}, \tau | \{X_i\}_{i \in P})\}^2 \right] \quad (10)$$

Donde el valor de los grados de libertad es fijado según la distribución que se esté estimando⁵ y $tsk.quantile(\tau, loc, df^*, scale, skew)$ representa la regresión cuantílica según la distribución T-student sesgada, o una reducción de ella, que nos permite obtener las distribuciones listadas en el paso previo, con parámetros de ubicación loc , grados de libertad df , escala $scale$ y sesgo $skew$. Posteriormente, se usa un algoritmo computacional de Programación de Mínimos Cuadrados Secuenciales (SLSQP)⁶, debido a que la escala y los parámetros de asimetría están naturalmente limitados, para minimizar sujeto a la restricción de que ambas cantidades deben ser estrictamente positivas. Sin embargo, debe considerarse que para la estimación se pondera cada cuantil por igual. Finalmente, luego de que los parámetros óptimos de la distribución estudiada hayan sido estimados en base a los cuantiles condicionales, derivamos directamente el CDF y PDF de dicha distribución.

3.1.4. Proyecciones de horizontes múltiples

Repetimos el paso anterior de la metodología del GaR para diferentes horizontes de proyección, lo que nos permite comparar la evolución o dinámica de las PDFs de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral en el horizonte considerado, así como la evolución del GaR. Este estudio resulta importante debido a que al obtener la proyecciones para múltiples horizontes futuros, podríamos observar cómo el GaR evolucionaría a través del tiempo, lo que nos permitiría analizar si el crecimiento del PBI se encuentra bajo condiciones macrofinancieras que lo induzcan a crecimientos negativos o situaciones de crisis. Además que nos permitiría ver con cuántos trimestres de antelación el GaR anticipa escenarios de cola o estrés severo.

⁵Para obtener las variantes de la distribución T-student, se establece que $df = \nu = 2$. Para estimar las variantes de la distribución Cauchy, se establece que $df = \nu = 1$. Para obtener las variantes de la distribución Normal, se establece que $df = \nu = +\infty$.

⁶El cual viene incluido en el paquete Scipy de Python.

3.1.5. Índices de riesgo macrofinanciero y de probabilidad de crecimiento negativo

Este paso nos da la posibilidad de re-estimar la distribución de probabilidad del PBI según la distribución elegida a lo largo del periodo estudiado. Para ello, la herramienta del GaR necesita los resultados de la subsubsección 3.1.2, que son los coeficientes cuantílicos (utilizando toda la serie de tiempo) y el set de regresores (índices macrofinancieros). Así, en base a dichos resultados, el ajuste paramétrico según la distribución elegida se realiza tal como se describe en la subsubsección 3.1.3. Sin embargo, es importante mencionar que para realizar este paso, se tiene como supuesto que no hay choques estructurales en los datos y que, por lo tanto, el estimador de cuantiles es asintóticamente consistente, lo que supone que los coeficientes cuantílicos estimados convergerán a los verdaderos coeficientes atemporales a medida que aumenta el tamaño de la muestra. Por lo tanto, la distribución de probabilidad del PBI re-estimada será resultado de la regresión cuantílica y del ajuste paramétrico en función a los coeficientes atemporales a medida que aumenta el tamaño de la muestra.

Dentro de los resultados más relevantes, obtenemos la probabilidad de crecimiento bajo cero del PBI y cinco series de tiempo correspondientes a la distribución de probabilidad del PBI re-estimada según los percentiles 5 (GaR 5%), 10 (GaR 10%), 50, 90 y 95. Cabe mencionar que, conceptualmente, en una regresión cuantílica el percentil 10 estima una relación cuando el crecimiento es relativamente débil, mientras que una regresión en el percentil 90 está relacionada a un fuerte crecimiento económico. En ese sentido, utilizamos los resultados de la probabilidad de crecimiento bajo cero del PBI y el percentil 5 (GaR 5%) para elaborar dos índices que nos ayuden a identificar los periodos de mayor riesgo macrofinanciero.

3.2. Conjunto de confianza del modelo (MCS)

Esta metodología fue desarrollada por Hansen, Lunde y Nason (2011) y su finalidad radica en que, tal como se describe en Bernardi y Catania (2018), la disponibilidad de diversas especificaciones de modelos alternativos con capacidad de describir de forma adecuada el no observable proceso generador de datos nos dirige a la cuestión de seleccionar los modelos de “mejor ajuste” de acuerdo con un criterio de optimali-

dad dado. En ese sentido, el procedimiento de Hansen consiste en una serie de tests estadísticos que permiten depurar modelos con poca capacidad predictiva de un set inicial de modelos, para finalmente construir un set de modelos superiores (SSM, por sus siglas en inglés), donde la hipótesis nula de igual capacidad predictiva (EPA, por sus siglas en inglés) no se rechaza en un cierto nivel de confianza. Entonces, el test estadístico del EPA es calculado según una función de pérdida arbitraria, a elección del investigador según lo que busca estudiar: *LossLevel* si se busca calcular las pérdidas asociadas a proyecciones en niveles, *LossVaR* si se requiere analizar las pérdidas asociadas a proyecciones según el Value-at-Risk (VaR), y *LossVol* si se desea calcular las pérdidas asociadas con proyecciones de volatilidad⁷.

A continuación describiremos formalmente el procedimiento del MCS según Bernardi y Catania (2018). Iniciamos denotando como Y_t la observación en el tiempo t y $\hat{Y}_{i,t}$ el resultado del modelo i en el tiempo t , de forma que la función de pérdida $\ell_{i,t}$ asociada al i -ésimo modelo se define como

$$\ell_{i,t} = \ell(Y_t, \hat{Y}_{i,t}) \quad (11)$$

y mide la diferencia entre el resultado $\hat{Y}_{i,t}$ y la observación a posteriori Y_t . Por ejemplo, en Bernardi y Catania (2016) se consideró la utilización de la función de pérdida de González-Rivera, Lee y Mishra (2004) basada en el Value-at-Risk (VaR) que tenía como fin comparar la habilidad de diferentes especificaciones de modelos GARCH para predecir la volatilidad. Entonces, siguiendo el ejemplo descrito, si denotamos como VaR_t^τ al Value-at-Risk estimado según el cuantil τ en el tiempo t , sujeto a \mathcal{F}_{t-1} que es la información hasta el tiempo $t - 1$, obtenemos que la función de pérdida VaR asimétrica se define como

$$\ell(y_t, VaR_t^\tau) = (\tau - d_t^\tau)(y_t - VaR_t^\tau) \quad (12)$$

en donde $d_t^\tau = \mathbb{1}(y_t < VaR_t^\tau)$ es la función de pérdida del cuantil τ y representa el candidato natural para realizar pruebas en retrospectiva (*backtesting*) de las medidas

⁷Para mayor información formal sobre las funciones de pérdida véase Bernardi y Catania (2018). Además, para mayor información sobre su implementación en R, véase el manual de referencia del paquete "MCS" en CRAN, específicamente las funciones *LossLevel()*, *LossVaR()* y *LossVol()*.

de riesgo basadas en cuantiles, ya que penaliza en mayor medida las observaciones por debajo del nivel del cuantil τ -ésimo, es decir, $y_t < VaR_t^\tau$. Respecto a las funciones de pérdida y a los criterios sobre cuál elegir en base a lo que se busca estudiar, se puede obtener más detalles en Hansen y Lunde (2005); Bollerslev, Engle y Nelson (1994); Diebold y Lopez (1996); y Lopez (2001).

Entonces, el procedimiento del MCS empieza con un set inicial de modelos \hat{M}^0 de dimensión m que recoge todos los modelos competidores, para luego depurar modelos con baja capacidad predictiva y ofrecernos como resultado, dado un nivel de confianza dado de $1 - \alpha$, un conjunto más pequeño $\hat{M}_{1-\alpha}^*$ cuyo nombre es el “set de modelos superiores” (SSM, por sus siglas en inglés), cuya dimensión es $m^* \leq m$. El mejor escenario se da cuando el SSM contiene un solo modelo, es decir, $m^* = 1$. Formalmente, al establecer $d_{ij,t}$ como el diferencial de pérdida entre los modelos i y j :

$$d_{ij,t} = \ell_{i,t} - \ell_{j,t}; \quad i, j = 1, \dots, m; \quad t = 1, \dots, n \quad (13)$$

Y estableciendo

$$d_{i,t} = (m-1)^{-1} \sum_{j \in M} d_{ij,t} \quad i = 1, \dots, m \quad (14)$$

como la pérdida simple del modelo i relativo a cualquier otro modelo j en el tiempo t .

De modo que la hipótesis EPA para un set de modelos M dado puede ser formulado según dos formas alternativas:

$$\begin{aligned} H_{0,M} : c_{i,j} &= 0, & \text{para todo } i, j = 1, 2, \dots, m \\ H_{A,M} : c_{i,j} &\neq 0, & \text{para algún } i, j = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (15)$$

o

$$\begin{aligned} H_{0,M} : c_{i,\cdot} &= 0, & \text{para todo } i, j = 1, 2, \dots, m \\ H_{A,M} : c_{i,\cdot} &\neq 0, & \text{para algún } i, j = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (16)$$

en donde se asume que $c_{ij} = \mathbb{E}(d_{ij})$ y $c_{i,\cdot} = \mathbb{E}(d_{i,\cdot})$ son finitos y no dependen del tiempo.

Entonces, de acuerdo a Hansen, Lunde y Nason (2011), para testear las dos hipótesis descritas se construyen los siguientes dos estadísticos:

$$t_{ij} = \frac{\bar{d}_{ij}}{\sqrt{\hat{\text{var}}(\bar{d}_{ij})}} \quad \text{y} \quad t_i = \frac{\bar{d}_i}{\sqrt{\hat{\text{var}}(\bar{d}_i)}} \quad \text{para} \quad i, j \in M, \quad (17)$$

donde $\bar{d}_i = (m-1)^{-1} \sum_{j \in M} \bar{d}_{ij}$ es la pérdida simple del i -ésimo modelo relativo a las pérdidas promedio de los modelos que se encuentran dentro del set de modelos M , y $\bar{d}_i = m^{-1} \sum_{t=1}^m d_{ij,t}$ mide la relativa pérdida de muestra entre los modelos i -ésimo y j -ésimo, mientras que $\hat{\text{var}}(\bar{d}_i)$ y $\hat{\text{var}}(\bar{d}_{ij})$ son estimaciones obtenidas mediante bootstrap del $\text{var}(\bar{d}_i)$ y $\text{var}(\bar{d}_{ij})$, respectivamente.

Por lo que, tal como en Hansen, Lunde y Nason (2011), las dos hipótesis nula de EPA presentadas en las ecuaciones 15 y 16 se mapean naturalmente en los dos siguientes test estadísticos:

$$T_{R,M} = \max_{i,j \in M} |t_{ij}| \quad \text{y} \quad T_{\text{máx},M} = \max_{i \in M} t_i. \quad (18)$$

en donde t_{ij} y t_i son definidas en la ecuación 17. Así, los test estadísticos definidos en la ecuación 18 pueden ser usados para evaluar las hipótesis presentadas en las ecuaciones 15 y 16.

Por lo tanto, y tal como mencionamos, el procedimiento del MCS consiste en una evaluación secuencial de todos los modelos incluidos en el set M^0 según los test estadísticos descritos, de forma que en cada secuencia se elimina el peor modelo hasta que la hipótesis de igual capacidad predictiva (EPA) es aceptada para todos los modelos pertenecientes al SSM. La elección del peor modelo a ser eliminado se da mediante una regla de eliminación que es coherente con el test estadístico definido en la ecuación 17, que se definen como

$$e_{\text{máx},M} = \arg \max_{i \in M} \frac{\bar{d}_i}{\hat{\text{var}}(\bar{d}_i)} \quad \text{y} \quad e_{R,M} = \arg \max_i \left\{ \sup_{j \in M} \frac{\bar{d}_{ij}}{\sqrt{\hat{\text{var}}(\bar{d}_{ij})}} \right\}, \quad (19)$$

respectivamente.

Resumiendo, el procedimiento del MCS para obtener el SSM consiste en los si-

güentes pasos:

1. Reunir todos los modelos competidores dentro del set inicial de modelos $M = M^0$.
2. Testear la hipótesis de igual capacidad predictiva (EPA): si EPA es aceptada, entonces el algoritmo se termina estableciendo que $M_{1-\alpha}^* = M$; de lo contrario, usar las reglas de eliminación definidas en la ecuación 19 para determinar el peor modelo.
3. Remover el peor modelo y regresar al paso número 2.

Finalmente, en Bernardi, M. y Catania, L. (2016) se indica que los modelos que pertenecen al SSM producto de los procedimientos del MCS de Hansen, Lunde y Nason (2011) pueden ser usados para diferentes propósitos, tales como para proyectar futuros niveles de volatilidad, para proyectar futuras observaciones, o para realizar combinaciones de modelos predictivos, todo ello condicionado a información histórica o pasada. En ese sentido, según la literatura no hay un consenso acerca de qué valor debería de tomar α en las pruebas del MCS. Con respecto a las predicciones sobre la volatilidad, en Tian y Hamori (2015) se estableció el valor de α en 0.1; en Wei y otros (2010) y Pu y otros (2016) se le asignó el valor de 0.25; mientras que en Wei y otros (2017) se le atribuyó el valor de 0.5. Con respecto a las proyecciones sobre futuras observaciones, en Bernardi y Catania (2016) se usa un α no menor de 0.15 para comparar diversos modelos de proyección del Value-at-Risk (VaR) bajo el escenario de la crisis de la deuda soberana europea de 2009-2010. Finalmente, en Laurent, Rombouts y Violante (2012) se establece un α igual a 0.25 para evaluar la proyección de la matriz de varianza de modelos MGARCH, donde se comparan 125 modelos durante la burbuja Puntocom alrededor del año 2000 y la Crisis Financiera Internacional de 2008. Por tanto, para estimar el SSM, en la presente tesis realizamos la implementación de la función $MCSprocedure()$ con un α igual a 0.25 y los MCS p-values son estimados utilizando un bootstrap de 5000 remuestreos y el estadístico $Tmax$.

4. Estimación del riesgo macrofinanciero en el Perú

Con el fin de medir el riesgo macrofinanciero para el caso del Perú y de alcanzar el primer objetivo de la presente tesis, aplicamos los pasos descritos anteriormente de la metodología del GaR para el caso del Perú. Para ello, dividimos nuestra investigación en dos etapas: en primer lugar, estimamos el GaR de forma trimestral con datos desde el año 1995 hasta el año 2021 para así obtener una dinámica general del riesgo macrofinanciero en el Perú; en segundo lugar, identificamos los escenarios con mayor riesgo macrofinanciero para el PBI del Perú de forma que podamos determinar y analizar cuáles fueron los determinantes más importantes en cada uno de dichos escenarios.

4.1. Aplicación del GaR: 1995-2021

4.1.1. Variables y formación de los índices macrofinancieros

Para la presente tesis hacemos uso de 41 variables macrofinancieras en frecuencia trimestral, listadas en el Cuadro 2, cuyos datos parten desde el primer trimestre del año 1995 hasta el segundo trimestre del año 2021. La mayoría de variables listadas fueron transformadas según su variación porcentual anual con el fin de que sean estacionarias al ser introducidas al modelo, siendo la excepción solo unas pocas variables correspondientes a tasas de interés. La muestra parte desde 1995 debido a que, tal como se indica en Castillo, Montoro y Tuesta (2006), las reformas económicas estructurales desarrolladas a inicios de la década de 1990 redefinieron el comportamiento cíclico de la economía peruana. En ese sentido, los autores indican que debido a dichas reformas estructurales, al comparar los sub-periodos 1979-1993 y 1994-2005, en el último se observó una mayor estabilidad de las políticas fiscal y monetaria, una reducción de la inflación a niveles internacionales y de la volatilidad de las principales variables reales, así como una mayor profundización de los mercados financieros y una mayor dependencia de la economía doméstica de factores externos. Además, producto de las reformas económicas estructurales y de la adopción del régimen monetario de Metas Explícitas de Inflación (MEI) en el año 2002, al comparar los sub-periodos 1980-1993 y 1994-2005, se observa en este último una considerable reducción en la

volatilidad del PBI (casi cuatro veces), una política fiscal menos pro-cíclica y una mayor importancia de las tasas de interés en la evolución tanto del ciclo económico como de la inflación desde el año 2002 en adelante. Por lo tanto, una muestra de datos a partir del año 1995 en adelante le otorgaría validez empírica a la presente tesis, ya que representaríamos de mejor manera las dinámicas de corto y mediano plazo de la economía peruana.

La metodología del GaR considera cómo cambios en las condiciones financieras dan signos de riesgo en el crecimiento futuro del PBI en diferentes horizontes. En primer lugar, examinamos las condiciones financieras de Perú en cinco dimensiones: condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”), condiciones financieras domésticas (“cfd”), apalancamiento doméstico (“apal”), condiciones de socios comerciales y externas (“cse”), y condiciones financieras mundiales (“cfe”). Entonces, las condiciones financieras son mapeadas dentro de la distribución de probabilidad del crecimiento futuro del PBI en diferentes horizontes de proyección para evaluar cómo las cinco dimensiones previamente listadas afectan los riesgos a corto y mediano plazo del crecimiento del Perú. Para cada dimensión estimamos un índice macrofinanciero mediante el método PCA, el cual agrega información sobre la tendencia común de múltiples variables.

Respecto a los resultados, en la Figura 5 mostramos el ratio de la varianza según todos los índices macrofinancieros estimados, lo que nos permite observar qué tanta varianza del PBI trimestral del Perú es explicada por cada uno de los índices. Así, observamos que en base a información sujeta hasta el segundo trimestre del 2021, en un horizonte de 1 trimestre, el índice con mayor poder explicativo es el que corresponde a “Condiciones de socios comerciales y externas”.

Además, los resultados de los diferentes índices macrofinancieros, mostrados en las Figuras 6 y 7, sugieren que las dimensiones del riesgo financiero no se mueven de manera conjunta. Estos resultados están normalizados alrededor de cero⁸, por lo que valores positivos grandes indican condiciones financieras vulnerables, las que tienden a acumularse luego de prolongados periodos de excesos financieros, lo que supon-

⁸Los índices son normalizados alrededor de cero por el periodo en que son estimados. Igualmente, los índices dan una señal relativa de condiciones financieras vulnerables o acomodaticias solo para el periodo en el que fueron estimadas.

dría establecer riesgos significativos a la baja para la economía en el mediano plazo; mientras que, valores negativos grandes indican condiciones financieras más acomodaticias, las que contribuyen al crecimiento económico en el mediano plazo, pero que con el paso del tiempo podrían causar desequilibrios en los balances financieros y potencialmente un crecimiento bajo riesgo si pasan de ser acomodaticias a ser vulnerables.

En ese sentido, el índice “condiciones financieras domésticas” (“cfd”) muestra un comportamiento variable a lo largo del tiempo. Desde el año 2001 hasta el 2006 las condiciones fueron acomodaticias y permitieron que el Perú mantenga un crecimiento sostenido importante. Luego, en el periodo entre los años 2007 y 2008, las condiciones financieras pasaron a ser vulnerables, debido probablemente al largo ciclo económico expansivo que vivió el Perú en los años previos y a la acumulación de vulnerabilidades financieras. Finalmente, las condiciones vienen siendo acomodaticias desde el año 2016 hasta el 2021, mostrando un mayor incentivo al crecimiento en el año 2020 debido al escenario recesivo en el que el Perú se encontraba causado por la crisis económica derivada de la crisis del Covid-19. Dentro de este índice, observamos que las variables que cobran mayor relevancia relativa al segundo trimestre del 2021 son la tasa de política monetaria del BCRP, la tasa de depósito *overnight* del BCRP y la tasa interbancaria promedio en MN.

El índice “condiciones macroeconómicas domésticas” (“cmd”) muestra tres periodos de importantes cambios en las condiciones financieras. Al inicio del periodo de estudio, en torno a 1999 y 2001, el índice muestra que las condiciones eran vulnerables posiblemente ligado a las crisis asiática y brasileña, así como a la burbuja de las puntocom. Posteriormente, las condiciones partieron de ser levemente acomodaticias en 2004 hasta ser severamente acomodaticias en 2008, lo que propició un ciclo de crecimiento importante para la economía peruana. Sin embargo, en el año 2009 los efectos de la Crisis Financiera Internacional propiciaron que las condiciones pasen a ser vulnerables de forma precipitada. Además, desde el año 2011 hasta el 2013, las condiciones macroeconómicas domésticas partieron de ser acomodaticias a ser levemente vulnerables en el año 2014, posiblemente ligado a los anuncios de futuras reducciones graduales de la política de flexibilización cuantitativa (QE, por sus siglas

en inglés) por parte de la Reserva Federal de EE.UU., escenario conocido como el Taper Tantrum. Para que luego, en el año 2020, las condiciones pasen a ser severamente vulnerables producto del escenario del Covid-19. Dentro de este índice, observamos que las variables que cobran mayor relevancia relativa al primer trimestre del 2021 son la demanda interna, el PBI de los sectores no primarios y el consumo de cemento y de electricidad.

El índice “apalancamiento doméstico” (“apal”) también muestra importantes variaciones en el periodo de estudio entre los años 1996 y 2021. En principio, desde el año 1996 hasta el año 1999 las condiciones pasaron de ser severamente vulnerables a ser acomodaticias. Posteriormente, a partir de 1999 se desarrolló un importante ciclo alcista en este índice hasta el año 2008, que condujo las condiciones de ser acomodaticias a severamente vulnerables. Este ciclo habría estado ligado, al menos en su fase inicial, a una mayor profundización de los mercados financieros producto de las reformas estructurales de la década de 1990 tal como indican Castillo, Montoro y Tuesta (2006); así como a, en una fase posterior, al ciclo económico expansivo producto del optimismo mundial, ya que entre los años 2003 y 2007 la economía mundial estaba creciendo a un promedio anual de 5%. Por tanto, este periodo de crecimiento prolongado podría haber ocasionado que se acumulen excesos financieros, las mismas que podrían suponer riesgos significativos a la baja para la economía. Luego, en el año 2009, el índice de “apalancamiento doméstico” pasó a ser rápidamente de vulnerable a acomodaticio producto de los efectos de la Crisis Financiera Internacional, para luego volver a ser vulnerable en 2011. Desde dicho punto el presente índice mantuvo más bien una tendencia hacia un comportamiento acomodaticio, con escenarios notablemente más importantes como los efectos de Taper Tantrum en el 2014 y 2015, y la pandemia del Covid-19 en 2020. Dentro de este índice, observamos que las variables que cobran mayor relevancia relativa al primer trimestre del 2021 son la deuda pública como porcentaje del PBI, los bonos y deuda externa, y la morosidad del sistema financiero.

El índice “condiciones de socios comerciales y externas” (“csce”) muestra también diferentes comportamientos a lo largo del tiempo. En el periodo de crecimiento sostenido del PBI del Perú entre los años 2004 y 2007 las condiciones fueron severamente

vulnerables, pero el panorama cambio rápidamente debido a los efectos de la Crisis Financiera Internacional, pues en el 2009 las condiciones pasaron a ser severamente acomodaticias. Posteriormente, entre 2010 y 2012 las condiciones pasaron a ser vulnerables nuevamente tal vez debido a la adopción de políticas monetarias convencionales y no convencionales que tomaron diferentes bancos centrales para superar la crisis del año 2008. Respecto a la crisis derivada de la pandemia del Covid-19, el índice de “condiciones de socios comerciales y externas” no muestra las mismas condiciones extremas que los demás índices macrofinancieros estimados, sino que más bien mantiene un comportamiento más o menos neutral. Esto puede ser explicado porque China registró tasas de crecimiento negativo solo un trimestre y porque los precios de metales como el cobre y oro tuvieron importantes movimientos alcistas debido a restricciones en la oferta debido a las políticas de contención del Covid-19 y a la característica de activo refugio en periodos de alta volatilidad, respectivamente. Dentro de este índice, observamos que las variables que cobran mayor relevancia relativa al primer trimestre del 2021 son el precio del cobre, los términos de intercambio, el precio de la plata y el crecimiento del PBI de China.

El índice “condiciones financieras externas” (“cfe”) muestra diferentes variaciones a lo largo de los años estudiados. En principio, el índice señala tres escenarios de condiciones severamente vulnerables en los periodos 1996-1999, 2008-2009 y 2020-2021. El primer escenario podría estar asociado a la acumulación de excesos financieros previos a la crisis asiática o a la crisis “Puntocom”, el segundo se dio en el contexto de la Crisis Financiera Internacional, mientras que el tercero se dio en el contexto de la crisis del Covid-19. Además, observamos dos periodos en donde las condiciones fueron acomodaticias y propiciaron escenarios de riesgos al alza sobre el crecimiento del PBI, siendo estos los años comprendidos entre 2003-2007 y 2016-2018. Dentro de este índice, observamos que las variables que cobran mayor relevancia relativa al primer trimestre del 2021 son el EMBIG para países emergentes, el índice de volatilidad VIX y la tasa de los bonos del tesoro de EEUU (10 años).

4.1.2. Regresión cuantílica y determinantes del PBI

Las condiciones financieras contienen información importante sobre la distribu-

ción de probabilidad del crecimiento futuro. Así, la distribución condicional de probabilidad del crecimiento futuro del PBI del Perú es estimada mediante una regresión cuantílica, de forma que se estima el crecimiento futuro del PBI (y_{t+h}) usando como variables regresoras el crecimiento actual del PBI (y_t) y los cinco índices macrofinancieros estimados en el paso anterior.

Este tipo de regresión nos permitirá generar el pronóstico del crecimiento futuro del PBI del Perú condicionado o sujeto a las condiciones macrofinancieras actuales para un conjunto dado de cuantiles. Así, bajo los desarrollos de Koenker (2005), la ecuación que representa la regresión por cuantiles se muestra en la Ecuación 20 para un conjunto de horizontes $h \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$, siendo h los trimestres siguientes.

$$y_{t+h}^{\tau} = \beta_1^{\tau} y_t + \beta_2^{\tau} (cmd)_t + \beta_3^{\tau} (cfd)_t + \beta_4^{\tau} (apal)_t + \beta_5^{\tau} (csce)_t + \beta_6^{\tau} (cfe)_t + \varepsilon_t^{\tau} \quad (20)$$

En donde “*cmd*” representa el índice macrofinanciero de las “condiciones macroeconómicas domésticas”, “*cfd*” representa las “condiciones financieras domésticas”, “*apal*” es el “apalancamiento doméstico”, “*csce*” son las “condiciones de socios comerciales y externas”, y “*cfe*” son las “condiciones financieras externas”.

Entonces, realizamos la regresión cuantílica según los datos recogidos desde el primer trimestre del año 1995 hasta el segundo trimestre del 2021 con el fin de proyectar la distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú 1 trimestre en el futuro. Los resultados se observan en la Figura 8, en donde las líneas verticales que se encuentran dentro de las barras indican intervalos de confianza al 10%.

Para el horizonte de proyección de un trimestre, los resultados de β_2^{τ} muestran que los percentiles izquierdos, específicamente los percentiles 0.1 y 0.25, dan señales de poca significancia estadística, mientras que el valor de la media y mediana (percentil 0.5) muestran que un endurecimiento de las condiciones macroeconómicas domésticas (“*cmd*”) supondrían importantes riesgos a la baja sobre el crecimiento del PBI.

Los resultados de β_3^{τ} sugieren que un endurecimiento de las condiciones financieras domésticas (“*cfd*”) se relaciona con riesgos al alza para las perspectivas de

crecimiento, dándose mayores efectos en los extremos, tanto en el percentil 0.1 como en el 0.9, que en los percentiles centrales.

Los resultados de β_4^τ muestran que condiciones más estrictas (laxas) del apalancamiento doméstico (“apal”) están asociadas con un mayor (menor) crecimiento del PBI en todas las etapas del ciclo económico, lo que denota una relación directa.

Los resultados de β_5^τ indican que un endurecimiento de las condiciones de los socios comerciales y externas (“csce”) representaría un riesgo significativo a la baja para el crecimiento del PBI, sobretodo en la mediana y en la media, que corresponde a los resultados que se hubieran dado bajo una regresión MCO. En los demás percentiles se pierde significancia estadística.

Los resultados de β_6^τ muestran que un endurecimiento de las condiciones financieras externas (“cfe”) representaría un riesgo significativo a la baja para el crecimiento del PBI sobre todo cuando el crecimiento es muy débil, es decir, cuando nos ubicamos en los cuantiles más bajos. Por tal, denotamos una relación inversa entre las condiciones financieras externas (“cfe”) y el crecimiento trimestral del PBI del Perú.

Finalmente, los resultados del R^2 sugieren un alto grado de ajuste de las estimaciones realizadas para todos los cuantiles.

4.1.3. Distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento del PBI

Entonces, haciendo uso de información recogida desde el primer trimestre del año 1995 hasta el segundo trimestre del año 2021, estimamos y proyectamos la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú en un horizonte de un trimestre bajo una distribución T-student sesgada. Como primer resultado obtenemos la distribución acumulativa condicional (CDF) del crecimiento del PBI del Perú, que se muestra en la Figura 9. Como segundo resultado, obtenemos la distribución de probabilidad (PDF) del crecimiento del PBI del Perú, que se muestra en la Figura 10. De estas figuras, bajo las condiciones financieras e información sujeta hasta el segundo trimestre del 2021, obtenemos la proyección de la distribución de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú de forma completa. Además, obtenemos también estimaciones puntuales, en donde el crecimiento del PBI para el tercer trimestre del 2021 según la media condicional sería de 3.06%; según la moda condicional, 4.05%; y según la

mediana condicional, 3.28%.

Además, la metodología del GaR proyecta que bajo un escenario adverso, con un 10% de probabilidad acumulada o GaR 10%, la perspectiva de crecimiento del PBI trimestral sería de 2.08%. Mientras que, en un escenario de crecimiento severamente adverso, con un 5% de probabilidad acumulada o GaR 5%, la perspectiva de crecimiento sería de 1.50%. Como dato final, obtenemos que la distribución T-student sesgada nos indica que la probabilidad de un crecimiento negativo para el PBI trimestral dentro de un trimestre es del 0.01.

Del mismo modo, y tal y como mencionamos en la parte metodológica, realizamos los mismos pasos para estimar el GaR pero bajo otras 6 distribuciones de probabilidad. De ellas obtendremos dinámicas diferentes de la distribución del PBI del Perú, así como proyecciones puntuales diferentes, lo que nos permitirá obtener los 35 modelos de proyección que serán evaluados mediante la metodología del MCS. Asimismo, a continuación realizamos proyecciones del GaR bajo horizontes múltiples desde 1 hasta 7 trimestres, lo que nos permitirá observar los desplazamientos que desarrollan las distribuciones de probabilidad (PDF) a través del tiempo.

4.1.4. Proyecciones de horizontes múltiples

Este paso resulta importante para analizar la dinámica de la distribución de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú durante los periodos de mayor riesgo macrofinanciero. Si bien es importante estimar la distribución completa del PBI del Perú, es aún más importante realizar una proyección de horizontes múltiples para observar el comportamiento futuro de dicha distribución. En ese sentido, en cada uno de los periodos con mayor riesgo macrofinanciero que estimemos, realizaremos proyecciones en el horizonte de 1 a 7 trimestres sujetos a información desde el primer trimestre del año 1995 hasta trimestres anteriores a la fecha en que se confirmó el periodo de estrés o crisis, esto con el fin de verificar si la metodología del GaR anticipaba un aumento del riesgo macrofinanciero con una antelación importante y para analizar la regresión cuantílica de horizontes múltiples, lo que nos brindará información relevante acerca de cuáles fueron los determinantes más relevantes en cada una de los periodos de estrés estudiados.

A continuación, a modo de ejemplificar el análisis a realizar durante los periodos de mayor riesgo macrofinanciero, realizamos las proyecciones de horizontes múltiples para el PBI del Perú sujeto a información desde el primer trimestre de 1995 hasta el segundo trimestre del 2021. Los resultados para un horizonte desde 1 a 7 trimestres en adelante son mostrados en el Cuadro 3, donde se observa que, sujeto a las condiciones macrofinancieras del segundo trimestre del 2021, la distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento del PBI tendrá un comportamiento relativamente estable a medida que el horizonte de proyección es mayor. Además, según la proyección puntual de la moda condicional, el PBI trimestral en 2021 crecería un 4.05% en el tercer trimestre, 3.50% en el cuarto trimestre; mientras que en el 2022, un 4.17% en el primer trimestre, 4.00% en el segundo trimestre, 3.14% en el tercer trimestre y 4.48% en el cuarto trimestre.

Sin embargo, bajo un escenario de severamente adverso o GaR 5%, las expectativas de crecimiento se contraerían de forma importante. Así, respecto al año 2021, se esperaría una tasa de crecimiento de 1.49% para el tercer trimestre, 1.16% para el cuarto trimestre. Respecto al año 2022, el PBI crecería un 1.19% el primer trimestre, 0.47% el segundo trimestre, -4.12% el tercer trimestre y -5.01% el cuarto trimestre. Cabe mencionar que todos estos resultados están incorporados en la CDFs y PDFs de las proyecciones trimestrales para cada horizonte tal como se muestra en las Figuras 11 y 12, respectivamente. Además, observamos que para el 2021 la probabilidad de que el PBI trimestral del Perú obtenga tasas de crecimiento negativas va en aumento, siendo esta probabilidad de 0.01 para el tercer trimestre y 0.01 para el cuarto trimestre. Respecto al 2022, la probabilidad es de 0.02 en el primer trimestre, 0.04 en el segundo trimestre, 0.14 en el tercer trimestre y 0.16 en el cuarto trimestre.

Respecto a la regresión cuantílica de horizontes múltiples, mostramos los resultados de la regresión en las Figuras 13, 14 y 15, donde observamos que cada índice macrofinanciero tiene un comportamiento diferente según cada horizonte de proyección. Así, respecto a los coeficientes β_2^T del índice de Condiciones macroeconómicas domésticas observamos que en horizontes de proyección de 1 hasta 3 trimestres, existe una relación inversa entre una vulnerabilidad de las Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”) y el crecimiento del PBI, siendo los efectos mayores en los per-

centiles medios y superiores, los que se asocian a periodos de escenarios normales y de fuerte crecimiento económico, respectivamente. Sin embargo, en horizontes de proyección de 4 a 6 trimestres, deberíamos esperar una relación directa entre una vulnerabilidad de las Condiciones macroeconómicas domésticas y el crecimiento del PBI del Perú, sobre todo en los percentiles inferiores. Por tal, bajo un escenario de crecimiento muy débil de la economía, condiciones macroeconómicas domésticas más estrictas (acomodaticias) elevarían los riesgos al alza (baja) del crecimiento del PBI.

Los resultados de β_3^{τ} sostienen que en horizontes de proyección de 1 trimestre, existe una relación directa entre condiciones más vulnerables en las Condiciones financieras domésticas (“cfd”) y el crecimiento del PBI. En contraste, en horizontes de proyección de 3 a 7 trimestres, observamos que la relación pasa a ser inversa y con mayores efectos en el percentil 0.9. Por tal, en contextos de un fuerte crecimiento económico debería esperarse que un endurecimiento de las Condiciones financieras domésticas tuvieran un efecto negativo relevante sobre el crecimiento del PBI, lo que posiblemente esté relacionado con un endurecimiento de la política monetaria en medio de un fuerte repunte económico.

Los resultados de β_4^{τ} muestran una relación positiva constante en todos los periodos de proyección entre el índice Apalancamiento doméstico (“apal”) y el crecimiento del PBI, por lo que deberíamos esperar que mayores (menores) niveles de apalancamiento estén asociados a mayores (menores) niveles de crecimiento del PBI trimestral del Perú. Además, observamos que para los horizontes de proyección de 3 hasta 6 trimestres el impacto estimado de este índice es más fuerte en el percentil 0.1, que se asocia a escenarios recesivos o de bajo crecimiento económico; mientras que, en horizontes de proyección de 7 trimestres el impacto cobra mayor relevancia en el percentil 0.9, que se asocia a contextos de una fuerte actividad económica.

Los resultados de β_5^{τ} indican dos comportamientos diferentes para el corto y el mediano plazo. Respecto al primero, sobre todo en el horizonte de proyección de 1 trimestre, observamos una relación inversa, en donde un endurecimiento de las Condiciones de los socios comerciales y externas (“csce”) representaría un riesgo a la baja para el crecimiento del PBI. Luego, en proyecciones de 2 hasta 4 trimestres, el índice es poco informativo. Sin embargo, más a mediano plazo, en proyecciones de

5 trimestres hasta 7, la relación pasa a ser directa para todos los cuantiles, por lo que condiciones más vulnerables de los socios comerciales y externas representaría un riesgo significativo al alza para el crecimiento del PBI del Perú, teniendo un efecto más importante en el percentil 0.1, que se asocia a contextos donde la actividad económica es relativamente débil.

Los resultados de β_6^{τ} muestran que en las proyecciones de corto plazo existe una relación inversa entre el comportamiento de las Condiciones financieras externas (“cfe”) y el crecimiento del PBI del Perú, por lo que un endurecimiento (una relajación) de dichas condiciones supondría un riesgo bajista (alcista) para el crecimiento trimestral del PBI, siendo el efecto más importante en los percentiles asociados contextos donde la actividad económica es relativamente débil. Sin embargo, en horizontes de proyección de cuatro trimestres en adelante este índice macrofinanciero se vuelve poco informativo.

4.1.5. Índices de riesgo macrofinanciero y de probabilidad de crecimiento negativo

Con el fin de identificar los periodos en los que el PBI del Perú tuvo un mayor riesgo macrofinanciero, y así poder analizar sus determinantes, estimamos dos índices: primero, estimamos el índice de la probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú según se muestra en las Figuras 16 a la 22 y; segundo, tomamos el GaR 5% histórico como un índice de riesgo macrofinanciero según las 7 distribuciones estimadas previamente, las mismas que son mostradas en las Figuras 23 a la 29.

Para ambos casos hacemos uso de observaciones desde el año 1995 hasta el año 2020 en frecuencia trimestral. Además, en las figuras de nuestros resultados presentamos zonas de color gris claro y zonas de gris oscuro, las mismas que representan los ciclos económicos de contracción y periodos de recesión, respectivamente, estimados por Martínez y Florián (2019). Así, según estos autores, en el periodo bajo estudio de la presente tesis encontramos 3 ciclos económicos de contracción: [1997T2 - 2000T4], [2008T3 - 2009T2] y [2013T4 - 2020T4]; y 4 recesiones: [1998T1 - 1999T1], [2000T2 - 2001T1], [2008T4 - 2009T2], [2020T2 - 2020T4].

Entonces, en primer lugar estimamos el índice de la probabilidad de crecimiento

negativo del PBI del Perú. Este primer índice nos permite resaltar los periodos en los que la economía peruana experimentó o tuvo mayor probabilidad de experimentar situaciones de estrés. Entonces, en las Figuras 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, mostramos la probabilidad de crecimiento negativo según las distribuciones estimadas en la presente tesis, siendo respectivamente las distribuciones T-student asimétrica, T-student sesgada, T-student, Cauchy sesgada, Cauchy, Normal sesgada y Normal.

Dentro de los resultados más relevantes encontramos que las estimaciones derivadas del GaR indican que los valores máximos del índice de probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú, según todas las distribuciones estudiadas, coinciden sobremanera con episodios en donde se desarrollaron las siguientes crisis externas: la crisis asiática en los años 1997-1998, la crisis bursátil "Puntocom" en Estados Unidos en el 2001, la Crisis Financiera Internacional en el 2008-2009, el Taper Tantrum en 2013-2014 y la crisis económica mundial derivada de la crisis sanitaria del Covid-19 en el 2020. Mientras que, para escenarios de no crisis, correspondientes a los periodos [2001T1 - 2008T2] y [2009T3 - 2013T3], observamos que la metodología del GaR estimaba de forma adecuada niveles bajos del índice de probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú.

Además, resaltamos la antelación con que la metodología del GaR anticipaba una mayor probabilidad de recesión del PBI del Perú, la que se denotaría por estar por encima de la probabilidad promedio histórica del 0.10 según diferentes especificaciones de distribuciones y horizontes de proyección (de 1 a 7 trimestres). Así, respecto a la crisis asiática en los años 1997-1998, observamos que el GaR anticipaba hasta con 6 trimestres de antelación las tasas negativas de crecimiento que se registrarían, mostrando una probabilidad alrededor de 0.3. Respecto a la crisis bursátil "Puntocom" en Estados Unidos en el 2001, observamos que el GaR anticipaba hasta con 4 trimestres de antelación un periodo recesivo, registrando una probabilidad de 0.35 en promedio. Respecto a la Crisis Financiera Internacional en el 2008-2009, observamos que el GaR también anticipó este evento de cola hasta con 7 trimestres de antelación bajo todas las distribuciones estimadas con una probabilidad alrededor de 0.40. Respecto al Taper Tantrum en 2013-2014, el GaR anticipó un ligero aumento en la probabilidad de tener un crecimiento negativo hasta con 7 trimestres de antelación, mostrando una

probabilidad de 0.20 aproximadamente. Respecto a la crisis económica mundial derivada de la crisis sanitaria del Covid-19 en el 2020, notamos que el GaR anticipaba hasta con 4 trimestres de antelación un aumento en la probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú, con una probabilidad aproximada de 0.40.

En segundo lugar, estimamos el índice de riesgo macrofinanciero para el caso del Perú con el fin de identificar los escenarios o periodos de mayor riesgo macrofinanciero, lo que estaría representado por periodos en donde la estimación del GaR 5% es relativamente cercana al crecimiento efectivo que tuvo el PBI del Perú. Así, mostramos nuestros resultados en las Figuras 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, donde se muestra el índice de riesgo macrofinanciero bajo el horizonte de proyección desde 1 a 7 trimestres, respectivamente, según las 7 distribuciones estimadas de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú,

Como resultados relevantes, tenemos que para todos los horizontes de proyección estudiados se observa una alta correlación entre los periodos de las crisis externas previamente listadas con los valores mínimos de la serie de tiempo del GaR 5%, por lo que se reafirman los resultados que obtuvimos con el primer índice estimado. Además, la estimación del índice de riesgo macrofinanciero para el caso del Perú a través de los años nos permite sugerir que los riesgos sobre el crecimiento en el periodo postcrisis del 2008-2009 parecen ser estructuralmente más altos en comparación con el periodo anterior a dicha crisis. En particular, antes de la crisis, en el ciclo económico expansivo entre el segundo trimestre del 2001 y el segundo trimestre del 2008, la estimación del índice de riesgo macrofinanciero era en promedio 1.02% según el horizonte de proyección de 4 trimestres (Figura 26); sin embargo, luego de la crisis, en el periodo entre el tercer trimestre del 2009 y el cuarto trimestre del 2018, dicho índice se redujo en promedio al -1.61% según el mismo horizonte de proyección. Por lo tanto, luego de la Crisis Financiera Internacional los riesgos para el crecimiento del PBI del Perú se han mantenido elevados como reflejo de las crecientes vulnerabilidades macrofinancieras.

Entonces, bajo los resultados obtenidos, consideramos que la metodología del GaR cuenta con un alto poder predictivo del riesgo macrofinanciero del Perú, ya que estimó con un número de entre 4 a 7 trimestres de anticipación escenarios de cola o estrés

severo sobre el PBI del Perú. Además, hemos identificado que los periodos en los que el PBI trimestral del Perú tuvo un mayor riesgo macrofinanciero fueron los escenarios de la crisis asiática en los años 1997-1998, la crisis bursátil “Puntocom” en Estados Unidos en el 2001, la Crisis Financiera Internacional en el 2008-2009, el Taper Tantrum en 2013-2014 y la crisis económica mundial derivada de la crisis sanitaria del Covid-19 en el 2020. Sin embargo, debido a que la mayoría de nuestros datos parten desde el año 1995, nos resulta inviable analizar a detalle los determinantes del riesgo macrofinanciero en el Perú durante la crisis asiática en los años 1997-1998 y la crisis bursátil “Puntocom” en Estados Unidos en el 2001, ya que la muestra de nuestros datos es insuficientemente grande como para proporcionar información estadísticamente significativa sobre los resultados de la regresión cuantílica (los coeficientes cuantílicos). En contraste, los datos recogidos sí son suficientes como para analizar los determinantes del riesgo macrofinanciero del Perú en la Crisis Financiera Internacional en el 2008-2009, el Taper Tantrum en 2013-2014 y la crisis económica mundial derivada de la crisis sanitaria del Covid-19 en el 2020, tarea que realizamos a continuación.

4.2. Crisis Financiera Internacional del 2008

Para este escenario nuestras proyecciones parten desde el segundo trimestre del año 2006 y finalizan en el tercer trimestre del año 2009, con lo que presentamos un total de catorce recuadros de proyecciones bajo la distribución T-student sesgada⁹. Para cada trimestre se realizan siete proyecciones, que corresponden a 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 trimestres en el futuro. Con ello se verifica, en primer lugar, si la distribución de probabilidad se desplaza de forma que el PBI crecerá, lo que supone un desplazamiento hacia la derecha (valores positivos más grandes) de las distribuciones, o si el mismo disminuirá, lo que supondría un desplazamiento hacia la izquierda (valores negativos más grandes). En segundo lugar, verificaremos las estimaciones puntuales, los que bajo este contexto corresponden a la moda, mediana y media condicional, así como al GaR 10% y GaR 5%. Y, finalmente, verificaremos si nuestra proyección del crecimiento bajo el contexto de riesgo, GaR, coincide o es cercano con las observaciones realizadas del crecimiento del PBI del Perú a lo largo de los años 2008 y 2009.

⁹En la subsección 6.2 se explican las razones por las que se adoptó esta distribución.

Organizamos los catorce recuadros de proyecciones en tres divisiones. En primer lugar, en la Figura 30 mostramos las proyecciones que parten desde el segundo trimestre del año 2006 hasta el cuarto trimestre del año 2006. Tal como mencionamos, cada recuadro contiene siete proyecciones, que van de un trimestre hasta siete trimestres en el futuro. Los resultados para este periodo de tiempo indican que las distribuciones en probabilidad mantendrían una tendencia de desplazamiento hacia la derecha de forma sostenida, por lo que se podría esperar un crecimiento constante del PBI en el corto y mediano plazo. Estos resultados van en línea con lo que efectivamente sucedió en la realidad, ya que en este periodo el PBI del Perú creció en promedio 7.3% de forma trimestral.

En segundo lugar, las Figuras 31 y 32 corresponden a las proyecciones que parten del primer trimestre del año 2007 hasta el segundo trimestre del año 2008. La proyección inicial comprendida en este periodo de tiempo indicaba tasas de crecimiento superiores al 5% hasta dentro de los cuatro trimestres siguientes, pero con un brusco movimiento bajista o hacia la izquierda a partir del quinto trimestre proyectado en adelante, sobrepasando incluso valores o tasas de crecimiento por debajo del 0%. Este comportamiento se registra a lo largo del presente periodo, es decir, notamos que en proyecciones de corto se esperan tasas de crecimiento del PBI superiores al 5%, mientras que en el mediano plazo el panorama cambia notoriamente ya que se proyectan desplazamientos importantes hacia tasas de crecimiento negativas. En principio, este comportamiento en nuestras proyecciones podría deberse a que el crecimiento excesivo del PBI en el corto plazo producía la acumulación de vulnerabilidades financieras en el mediano plazo producto de la excesiva confianza y baja percepción o importancia de los riesgos asociados. Por ello, resulta importante resaltar que la metodología del GaR anticipaba hasta con 9 trimestres de antelación las tasas negativas que registraría el PBI del Perú. Finalmente, nuestros resultados guardan relación con lo que efectivamente sucedió en la realidad, ya que entre el primer trimestre del año 2007 y el segundo trimestre del año 2008 las tasas de crecimiento del PBI del Perú crecieron de forma constante desde el 5.3% hasta el 10.6%, respectivamente, llegando a tocar máximos de 11.4% en el cuarto trimestre del 2007.

En tercer y último lugar, en las Figuras 33 y 34 mostramos nuestras proyecciones

para el periodo entre el tercer trimestre del año 2008 y el tercer trimestre del año 2009. Dentro de este intervalo de tiempo se dio la Crisis Financiera Internacional, que inicialmente se desarrolló en EE.UU., pero que posteriormente tuvo un alcance global debido a que sus efectos se transmitieron a través de los mercados financieros internacionales. Dentro de los sucesos que marcaron la crisis, uno de los eventos más resaltantes fue la quiebra del banco de inversión Lehman Brothers el día 15 de septiembre del 2008 debido a que los excesivos riesgos asumidos se tradujeron en importantes pérdidas en los mercados de valores, la devaluación de sus activos y la fuga de sus clientes en el contexto de la crisis de las hipotecas *subprime*. Entonces, si consideramos este hecho como el punto de confirmación de la Crisis Financiera Internacional, nuestras proyecciones debieran ser evaluadas bajo el GaR 5% y GaR 10% desde el cuarto trimestre del año 2008 en adelante.

Por tanto, en nuestros gráficos observamos una caída abrupta de la tasa de crecimiento del PBI del Perú en el plazo de un año, estimando inicialmente tasas de crecimiento alrededor del 10% en el corto plazo en proyecciones del recuadro del tercer trimestre del 2008, para posteriormente tener tasas de crecimiento negativas producto de los efectos de la Crisis Financiera Internacional en el recuadro del segundo trimestre del 2009. Sin embargo, nuestras proyecciones ya preveían o tenían perspectivas de un rápido crecimiento o efecto rebote, ya que se muestran desplazamientos alcistas importantes en las distribuciones de mediano plazo proyectadas a partir del segundo y tercer trimestre del 2009. Estos resultados guardan concordancia con las tasas de crecimiento del PBI del Perú que se dieron en la realidad en este intervalo de tiempo, ya que si bien la Crisis Financiera Internacional provocó un rápido descenso en la tasa de crecimiento desde el 10.6% en el segundo trimestre del 2008 hasta -0.8% en el segundo trimestre del 2009, en los siguientes trimestres se dio un rápido crecimiento del PBI del Perú producto de los paquetes de estímulos por parte de los principales bancos centrales y de la recuperación de los mercados internacionales.

Además, gracias a los resultados de los coeficientes de la regresión cuantílica en diferentes horizontes mostrados en las Figuras 35, 36 y 37 podremos analizar qué determinantes fueron los que tuvieron mayor importancia en este evento de cola. En ese sentido, dichas figuras muestran las proyecciones en base a datos recogidos desde el

primer trimestre de 1995 hasta el primer trimestre del 2008, es decir, 5 trimestres antes de que se registrara el menor crecimiento durante la Crisis Financiera Internacional. Observamos que los determinantes que cobran mayor relevancia son las Condiciones de los socios comerciales y externas (“csce”), las Condiciones financieras externas (“cfe”) y el Apalancamiento (“apal”).

Respecto al índice macrofinanciero de las Condiciones de los socios comerciales y externas (“csce”), notamos que es el determinante que cobra mayor relevancia ya que en horizontes de entre 3 a 7 trimestres de proyección los coeficientes relacionados a este determinante toman importantes valores positivos, sobre todo en los percentiles medios y bajos, los que están asociados a periodos normales y de crisis, respectivamente. Así, si observamos la proyección de 5 trimestres, observamos que condiciones más acomodaticias o una desaceleración de los socios comerciales en un escenario de crisis supondrían importantes riesgos a la baja en el crecimiento del PBI del Perú, incrementando así el GaR.

Respecto al índice macrofinanciero del Apalancamiento (“apal”), observamos que también es un determinante importante en este contexto, ya que en horizontes de 1 a 6 trimestres muestra coeficientes importantes con un marcado efecto negativo sobre crecimiento del PBI. Así, notamos que niveles más altos de apalancamiento conllevaron a mayores riesgos a la baja sobre el PBI del Perú, sobre todo en horizontes de entre 3 a 5 trimestres y en los percentiles inferiores, los que se asocian a periodos de crisis, aumentando así el GaR. Por tanto, el largo periodo de crecimiento dado entre el primer trimestre del 2001 y el segundo trimestre del 2008 pudo haber conllevado a mayores niveles de apalancamiento, lo que posiblemente condujo a la acumulación de vulnerabilidades en los balances.

Respecto al índice macrofinanciero de las Condiciones financieras externas (“cfe”), observamos que es el tercer determinante más importante en este escenario. En principio, la relación entre este determinante y el crecimiento del PBI es inversa en horizontes de proyección entre 1 a 5 trimestres. Así, notamos que este determinante tiene mayor impacto en proyecciones de 2, 4 y 5 trimestres, sobre todo en la cola izquierda de la distribución del crecimiento del PBI, que se asocia con percentiles ligados a periodos de crisis. Sin embargo, en proyecciones de mediano plazo de entre 6 y 7

trimestres, notamos que la relación se invierte de forma sorpresiva para pasar a ser directa, con mayores efectos en los percentiles centrales y altos. Por lo que se esperaría que un endurecimiento de las condiciones financieras externas en el primer trimestre del 2008 tengan un marcado efecto positivo en el crecimiento del PBI dentro de 6 a 7 trimestres, es decir entre el tercer y cuarto trimestre del 2009, lo que posiblemente esté relacionado con un posible endurecimiento de la política monetaria en medio de un fuerte repunte económico, lo que a su vez va en línea con la recuperación de socios comerciales como China.

Resumiendo, observamos que la metodología del GaR indicaba hasta con 9 trimestres de anticipación que el Perú podría tener tasas de crecimiento negativas en el mediano plazo y que los determinantes más relevantes en este escenario fueron las Condiciones de socios comerciales, Apalancamiento y Condiciones financieras externas. En particular, una razón de la importante antelación con que se predijeron tasas de crecimiento negativas, que también se vio en la estimación del índice de probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú en la Figura 17, podría deberse al uso de diversas variables financieras internacionales en la formación de los índices macrofinancieros para la regresión cuantílica y posterior estimación de las distribuciones, las mismas que habrían capturado con antelación los excesos financieros que se estaban adoptando. Finalmente, este hecho nos permite inferir que la metodología desarrollada en la presente tesis predice de forma oportuna y eficiente eventos de cola que pueden afectar el crecimiento de la economía peruana.

4.3. Taper Tantrum del 2014

Para este escenario nuestras proyecciones parten desde el cuarto trimestre del año 2011 y finalizan en el primer trimestre del año 2015, con lo que presentamos un total de catorce recuadros de proyecciones bajo la distribución Cauchy sesgada¹⁰. Tal como en la sección anterior, para cada trimestre se realizan siete proyecciones, que corresponden a 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 trimestres en el futuro.

Organizamos los catorce recuadros de proyecciones en tres divisiones. En primer lugar, en las Figuras 38 y 39 mostramos las proyecciones que parten desde el cuarto

¹⁰En la subsección 6.3 se explican las razones por las que se adoptó esta distribución.

trimestre del año 2011 hasta el tercer trimestre del año 2013. Nuestros gráficos de proyecciones para este periodo de tiempo indican que las distribuciones en probabilidad tendrían un comportamiento *flat* o plano, situándose la mayoría de las distribuciones alrededor de la tasa de crecimiento del 5%. Estos resultados van en línea con lo que efectivamente sucedió en la realidad, ya que en este periodo el PBI del Perú creció en promedio 5.73%, con máximos de 6.84% y mínimos de 4.72% trimestralmente. Sin embargo, los dos últimos cuadros de proyecciones, los que corresponden a proyecciones sujeto a información hasta el segundo y tercer trimestre del 2013, empezaban a dar atisbos de un desplazamiento de las proyecciones de mediano plazo de las distribuciones del PBI del Perú hacia el lado izquierdo, por lo que podríamos sugerir que el GaR anticipaba hasta con 6 trimestres de antelación una expectativa de menores tasas de crecimiento.

En segundo lugar, la Figura 40 corresponde a las proyecciones que parten desde el cuarto trimestre del año 2013 hasta el tercer trimestre del año 2014. Justamente, fue en el cuarto trimestre del año 2013 en el que el entonces Presidente de la FED, Ben Bernanke, anunció el inicio de una reducción gradual y mesurada de los enormes estímulos monetarios que sirvieron de soporte a la economía americana para superar los efectos de la Crisis Financiera Internacional. Así, este episodio se conoce como Taper Tantrum y se dio entre los años 2013 y 2015.

En ese sentido, el Taper Tantrum inicialmente causó un pánico colectivo en respuesta al anuncio de disminución paulatina del programa de flexibilización cuantitativa (QE por sus siglas en inglés), lo que generó una reacción extrema por parte del mercado de bonos al darse una fuerte caída en los precios de los bonos, y por tal un aumento en los rendimientos de los bonos del Tesoro de EE.UU., además del temor por un posible derrumbe del mercado de valores. Debido a ello, podríamos considerar el anuncio del inicio del Taper Tantrum, dado en el cuarto trimestre del 2013, como el inicio de un escenario a ser analizado bajo el GaR 5% o GaR 10%.

Entonces, en el primer recuadro de la figura de proyecciones correspondiente a este periodo, las que están sujetas a información hasta el cuarto trimestre del 2013, se observa un importante desplazamiento hacia la izquierda de las futuras distribuciones de probabilidad del crecimiento del PBI trimestral, siendo su proyección de 4 trimestres

en el futuro, que correspondería al cuarto trimestre del 2014, la que registraría la mayor caída dentro de las siete proyecciones para luego tener un ligero efecto rebote en proyecciones de 5 a 7 trimestres en adelante. Este resultado iría en línea con los resultados obtenidos en la realidad, ya que efectivamente el menor nivel de crecimiento del PBI en este periodo se dio en el cuarto trimestre del 2014.

En tercer y último lugar, en la Figura 41 mostramos nuestras proyecciones para el periodo entre el cuarto trimestre del 2014 y el primer trimestre del 2015. Dentro de esta figura observamos un ligero desplazamiento hacia la derecha de nuestras proyecciones, lo que muestra el inicio de una recuperación y va acorde con el crecimiento gradual que tuvo la tasa de crecimiento del PBI trimestral entre el cuarto trimestre del 2014 y el tercer trimestre del 2016.

Además, gracias a los resultados de los coeficientes de la regresión cuantílica en diferentes horizontes mostrados en las Figuras 42, 43 y 44 podremos analizar qué determinantes fueron los que tuvieron mayor importancia en este escenario. En ese sentido, dichas figuras muestran las proyecciones en base a datos recogidos desde el primer trimestre de 1995 hasta el segundo trimestre del 2013, es decir, 6 trimestres antes de que se diera el menor crecimiento del PBI durante el escenario del Taper Tantrum. Observamos que los determinantes que cobran mayor relevancia son el Apalancamiento (“apal”), las Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”) y las Condiciones financieras domésticas (“cfd”).

Respecto al índice macrofinanciero de Apalancamiento (“apal”), observamos que es el determinante más importante dentro de este escenario. Así, es evidente que en el mediano plazo, en horizontes de proyección de 5, 6 y 7 trimestres, la relación entre este índice y el crecimiento del PBI es directa a lo largo de toda su distribución. Por lo tanto, deberíamos esperar que menores (mayores) niveles de apalancamiento conduzcan a menores (mayores) niveles de actividad económica, y por tal obtengamos un menor (mayor) crecimiento del PBI para todas las fases del ciclo económico, aunque con mayores impactos en fases de crisis y de un fuerte crecimiento.

Respecto al índice de Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”), notamos que también tiene un papel importante en este escenario. Así, en el corto plazo, en horizontes de proyección de 1 a 2 trimestres, este índice tiene una relación negativa

con el crecimiento del PBI. Por ello, condiciones más estrictas de este índice supondrían riesgos bajistas sobre el crecimiento del PBI del Perú a lo largo de todas las fases del ciclo económico. Sin embargo, en el mediano plazo, en proyecciones de 5, 6 y 7 trimestres, esta relación se invierte para pasar a ser positiva. Por tanto, el endurecimiento de las condiciones macroeconómicas domésticas pasan a tener un efecto positivo sobre el crecimiento del PBI, sobre todo en percentiles bajos, ligados a fases de recesión o recuperación dentro del ciclo económico.

Respecto al índice de Condiciones financieras domésticas (“cfd”), también son relevantes en este contexto, aunque observamos que el índice tiene tres comportamientos. En principio, en horizontes de 1 trimestre de proyección, la relación entre este índice y el crecimiento del PBI del Perú es consistentemente directa a lo largo de todos percentiles de la distribución. Luego, en horizontes entre 2 a 5 trimestres, la relación pasa a ser negativa, con lo que niveles más laxos o acomodaticios de las condiciones financieras domésticas tendrían un efecto positivo sobre las perspectivas del crecimiento, dinámica que es característica de disminución de tasa de interés de política monetaria con el fin de dinamizar la economía para superar fases de desaceleración económica. Finalmente, en horizontes de más mediano plazo, entre 6 a 7 trimestres, la relación pasa a ser nuevamente directa, con mayores efectos en los extremos, correspondientes a periodos de crisis y de un fuerte crecimiento económico, por lo que condiciones financieras domésticas más estrictas estarían relacionadas con riesgos al alza en el PBI del Perú.

Resumiendo nuestros resultados, consideramos que el escenario del Taper Tantrum inicialmente supuso un aumento considerable de riesgos bajistas sobre el crecimiento del PBI del Perú debido al temor de inversionistas internacionales y, sobre todo, a factores macroeconómicos y financieros domésticos; sin embargo, tal como indican Nivín y Pérez (2019) en base a su Índice de Condiciones Financieras (ICF) para el Perú, este escenario reflejó un endurecimiento de las condiciones financieras cualitativamente similar al ocurrido durante la Crisis Financiera Internacional, aunque en menor magnitud. Es por esta razón que en nuestras proyecciones de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú no observamos grandes desplazamientos bajistas o hacia el lado izquierdo, en contraste a lo que sí observamos en la Crisis

Financiera Internacional; sin embargo, lo que sí se dio fueron ligeros movimientos que hacían prever un también ligero aumento de riesgos a la baja, lo que fue predicho por la metodología del GaR hasta con 6 trimestres de anticipación, tal como también vimos en la Figura 19. Además, la metodología del GaR estima que los determinantes más importantes en este escenario fueron el Apalancamiento, las Condiciones macroeconómicas domésticas y las condiciones financieras domésticas.

4.4. Covid-19: crisis económica del 2020

Para este escenario nuestras proyecciones parten desde el primer trimestre del año 2019 y finalizan en el cuarto trimestre del año 2020, con lo que presentamos un total de ocho recuadros de proyecciones bajo la distribución Cauchy¹¹. Como en los anteriores escenarios, para cada trimestre se realizan siete proyecciones, que corresponden a 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 trimestres en el futuro.

Dividimos los ocho recuadros de proyecciones en dos grupos. En primer lugar, en la Figura 45 mostramos las proyecciones que parten desde el primer trimestre del año 2019 hasta el cuarto trimestre del año 2019. Los resultados para este periodo de tiempo indican que las proyecciones de la distribución de probabilidad del PBI del Perú tendrían un comportamiento ligeramente bajista, sobre todo a partir de las proyecciones correspondientes a información sujeta hasta el segundo trimestre del 2019. En principio este ligero desplazamiento podría haberse debido a que socios comerciales como China tuvieron una importante desaceleración económica, registrando niveles de crecimiento similares a los dados durante la Crisis Financiera Internacional. Luego, en el recuadro de proyecciones sujetas a información hasta el cuarto trimestre del 2019, observamos desplazamientos de las distribuciones hacia la derecha, lo que se traduce en mejores expectativas de crecimiento en el futuro.

En segundo lugar, la Figura 46 corresponde a las proyecciones que parten del primer trimestre del año 2020 hasta el cuarto trimestre del año 2020. Así, en este contexto es importante mencionar que la Organización Mundial de la Salud (OMS) declaró el brote de la enfermedad del Covid-19 causada por el SARS-CoV2 como una pandemia el día 11 de marzo de 2020 debido a la preocupación tanto por los niveles alarmantes

¹¹En la subsección 6.4 se explican las razones por las que se adoptó esta distribución.

de propagación y gravedad, como por los niveles alarmantes de inacción; y luego de más de 118,629 casos confirmados en 114 países y 4,291 decesos. Entonces, podemos considerar un escenario bajo análisis del GaR 5% o GaR 10% a las proyecciones a partir del primer trimestre del año 2020.

En principio, el primer recuadro de proyecciones de este periodo, las que están sujetas a información hasta el primer trimestre del 2020, muestra una gran contraste con las proyecciones descritas en la figura anterior, pues pasamos de forma abrupta de un escenario de posibles desplazamientos alcistas sobre la distribución de la tasa de crecimiento del PBI a uno en el que definitivamente se registrarían tasas de crecimiento negativas. Este cambio abrupto de las proyecciones se dio debido al shock exógeno provocado por el brote del Covid-19 en China, que tuvo una rápida dispersión a nivel mundial y que produjo la adopción de políticas de cuarentena total en aproximadamente 20 ciudades chinas en el primer trimestre del 2020 con el fin de contener el avance del virus (restringiendo la movilidad de aproximadamente 60 millones de personas), las mismas que generaron menores expectativas de crecimiento de la economía de dicho país y de una posible interrupción de la cadena de suministros y de los mercados. Así, observamos en nuestras estimaciones un importante desplazamiento hacia la izquierda de las proyecciones de la distribución de probabilidad de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú, partiendo desde tasas negativas de crecimiento en las proyecciones de dos trimestres siguientes para luego sugerir una rápida recuperación en el mediano plazo.

Sin embargo, el rápido aumento de casos y las preocupaciones de las naciones por contener el virus motivaron la aplicación de medidas aún más radicales, tales como la declaratoria de estados de emergencia o catástrofe, el cierre total de fronteras y suspensión de vuelos nacionales e internacionales, la instauración del toque de queda, el autoaislamiento o cuarentena obligatoria, la restricción a las actividades económicas no esenciales, la cancelación de todo tipo de actividades que provoquen concentraciones masivas y eventos públicos, el uso de mascarillas y la práctica de la distancia social, entre otras. Estas tan necesarias medidas de contención del virus fueron aplicadas por casi la totalidad de países del mundo posteriormente a la declaratoria del Covid-19 como pandemia por parte de la OMS, es decir casi a inicios del segundo tri-

mestre del 2020, y evidentemente tuvieron graves consecuencias sobre el crecimiento de las economías de todos los países del mundo. Por tanto, remarcamos que la crisis sanitaria del Covid-19 fue la que causó la subsiguiente crisis económica mundial.

Específicamente, en el caso del Perú, las medidas adoptadas y el contexto internacional produjeron una caída del PBI del -30.2% en el segundo trimestre del año 2020, donde según datos del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) la demanda interna se contrajo en -27.7%, las exportaciones disminuyeron en -40.3% y las importaciones también descendieron un -31.3%, mientras que la inversión pública y privada se contrajeron en -69.8% y -53.2%, respectivamente.

Así, en el segundo recuadro de proyecciones de la Figura 46, las mismas que están sujetas a información hasta el segundo trimestre del 2020, sugieren una caída extrema de la tasa de crecimiento del PBI del Perú debido a las mencionadas y necesarias políticas adoptadas para contener el avance del virus. Consideramos que estas proyecciones, más específicamente la de uno y dos trimestres en adelante, tuvieron un sesgo extremo de riesgos a la baja debido a que capturaron las políticas de contención del virus como un comportamiento propio de la economía. Es decir, la metodología del GaR consideró que todas las caídas en las diferentes variables económicas fueron producto de la crisis causada por el Covid-19, sin reconocer que las políticas de contención del virus adoptadas fueron tomadas por nuestras autoridades y que podían ser levantadas en cualquier momento sujeto a una reducción importante en los casos confirmados de Covid-19 y con el fin de reactivar la economía.

Finalmente, en el tercer y cuarto recuadro de la Figura 46, que muestran proyecciones sujetas a información hasta el tercer y cuarto trimestre del 2020 respectivamente, no observamos estimaciones de tasas de crecimiento negativas tan extremas como en el recuadro anteriormente descrito y que corresponde a las proyecciones sujetas a información hasta el segundo trimestre del 2020. Este desplazamiento a la derecha, que se puede traducir en un mejoramiento de las expectativas de crecimiento del PBI, podría ser explicado por el fin de la cuarentena total obligatoria en todo el territorio peruano, que tuvo lugar desde el 16 de marzo del 2020 hasta el 1 de julio del 2020, para dar paso a una política de cuarentenas focalizadas, así como por el programa crediticio “Reactiva Perú” del MEF y BCRP según se explica en Chicana y Nivin (2021).

Por otro lado, gracias a los resultados de los coeficientes de la regresión cuantílica en múltiples horizontes de proyección mostrados en las Figuras 47, 48 y 49 podremos analizar qué determinantes fueron los que tuvieron mayor importancia en este evento de cola. En ese sentido, dichas figuras muestran las proyecciones en base a datos recogidos desde el primer trimestre de 1995 hasta el primer trimestre del 2019, es decir, 5 trimestres antes de que se registrara la caída del -30% del PBI durante la crisis del Covid-19. Observamos que los determinantes que cobran mayor relevancia son las Condiciones financieras domésticas (“cfd”), el Apalacamiento (“apal”), las Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”) y las Condiciones de socios comerciales y externas (“csce”).

Respecto al índice macrofinanciero de las Condiciones financieras domésticas (“cfd”), notamos que es un determinante importante en este escenario ya que en horizontes de 2 a 7 trimestres muestra coeficientes con valores importantes y una constante relación inversa con el crecimiento del PBI del Perú para todas las fases del ciclo económico. Así, es claro que condiciones más acomodaticias o laxas (adversas) de este índice supondrían un riesgo al alza (baja) en las perspectivas de crecimiento económico, reduciendo (aumentando) así el GaR, teniendo ligeramente un impacto mayor en los percentiles extremos, los que están asociados a fases de recesivas y de un alto crecimiento económico. Este resultado va en línea con la adopción de menores tasas de política monetaria adoptadas por el BCRP con el fin de dar mayor dinamismo a la economía peruana.

Respecto al índice de Apalancamiento (“apal”), observamos que es otro determinante importante ya que los coeficientes resultantes muestran una relación directa constante y positiva con el crecimiento del PBI del Perú tanto en el corto como en el mediano plazo. Así, observamos que el impacto de este determinante es aún mayor en horizontes de proyección de 4, 5 y 6 trimestres y en fases recesivas del ciclo económico, lo que coincide con nuestras proyecciones de menores niveles de crecimiento económico para el segundo trimestre del 2020.

Respecto al índice de Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”), también cobra relevancia en este escenario ya que muestra dos dinámicas diferentes con coeficientes con valores importantes. Así, en el corto plazo, en horizontes de proyección

de 1 a 2 trimestres, este determinante muestra una relación inversa con el crecimiento del PBI. Por lo que, el endurecimiento de las condiciones macroeconómicas domésticas tendría un efecto negativo sobre el crecimiento económico a través de todas las fases del ciclo económico, con mayor efecto en fases de gran crecimiento económico. Sin embargo, en el mediano plazo, en horizontes de 5, 6 y 7 trimestres, la relación de este determinante con el crecimiento del PBI pasa a ser directa. Por lo que, condiciones macroeconómicas domésticas más estrictas causarían riesgos al alza en el crecimiento económico, sobre todo en los percentiles extremos, asociados a periodos recesivos y de fuerte repunte económico, respectivamente.

Respecto al índice macrofinanciero de las Condiciones de socios comerciales y externas (“csce”), observamos que tiene un comportamiento no esperado, ya que muestra una relación inversa con el crecimiento del PBI del Perú, teniendo significancia estadística solo el percentil asociado a la fase de una fuerte desaceleración dentro del ciclo económico. Por tanto, deberíamos esperar que ante condiciones más acomodaticias o laxas de los socios comerciales en periodos recesivos, tal como se dio en este contexto, supongan riesgos al alza en el PBI, disminuyendo así el GaR. Probablemente este resultado esté relacionado con los esfuerzos de la política monetaria expansiva para dinamizar las economías de los socios comerciales, lo que ante caídas en el crecimiento de los socios comerciales supondría expectativas de crecimiento para la economía peruana. Por último, en horizontes de proyección de 7 trimestres observamos atisbos de una transición hacia una relación directa, pero aún con falta de significancia estadística.

Resumiendo, verificamos que la metodología del GaR anticipó hasta con 4 trimestres de antelación un ligero aumento de riesgos a la baja en el crecimiento del PBI del Perú, observado también en el índice de probabilidad de crecimiento negativo según la Figura 20, aunque subestimó dichos riesgos en el segundo trimestre del 2020, probablemente debido a que se tuvieron en consideración solo las condiciones macrofinancieras domésticas y la desaceleración de socios comerciales como China, más no efectos exógenos tales como el brote y propagación a nivel mundial del virus del Covid-19 causada por el SARS-CoV2. Aún así, en base a nuestros resultados, consideramos que la metodología del GaR representó de manera adecuada los riesgos

extremos a la baja sobre el crecimiento del PBI en este escenario tan inesperado, en donde la alta incertidumbre en torno a la duración y a la intensidad de la pandemia y sus efectos hacían complicada la tarea de realizar cualquier tipo de proyección, ya sea sobre la pandemia en sí, sobre el crecimiento de las economías o el crecimiento mundial, sobre los mercados financieros y de materias primas, y sobre las secuelas macroeconómicas derivadas de la crisis. Además, los resultados de la regresión cuantílica de proyecciones de horizontes múltiples confirmarían nuestra hipótesis inicial de que las expectativas de menores niveles de crecimiento del PBI del Perú se debían a determinantes domésticos y a un menor ritmo de crecimiento de socios comerciales. Sin embargo, dichos efectos se amplificaron sobremanera debido al choque exógeno de la pandemia del Covid-19 y sus efectos sobre la economía, aumentando así el crecimiento bajo riesgo o GaR.



5. Evaluación de proyecciones con el MCS

En la presente tesis hemos desarrollado diversas proyecciones bajo la metodología del GaR. Ahora, con el fin de evaluar nuestras proyecciones puntuales, usamos el *Model Confidence Set* (MCS) de Hansen, Lunde y Nason (2011), que consiste en una serie de tests que permiten construir un set de modelos superiores (SSM, por sus siglas en inglés), donde la hipótesis nula de igual capacidad predictiva (EPA, por sus siglas en inglés) no se rechaza en un cierto nivel de confianza. Así, realizamos la comparación de las proyecciones puntuales de nuestras 7 distribuciones asignadas a la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú, es decir, las proyecciones referidas a la moda condicional, mediana condicional, mediana condicional, GaR5% y GaR10% por cada distribución, por lo que contamos con un total de 35 “modelos” a ser evaluados. La comparación de estos modelos para obtener el SSM fue realizada usando el paquete MCS en R desarrollado por Bernardi y Catania (2018) y libremente disponible en la web de *The Comprehensive R Archive Network* (CRAN)¹².

5.1. Evaluación en escenarios de crisis

5.1.1. Crisis Financiera Internacional del 2008

Con el fin de evaluar las proyecciones realizadas en la subsección 4.2, comparamos las proyecciones puntuales de nuestros 35 “modelos” de proyección, las mismas que corresponden con la moda condicional, mediana condicional, media condicional, GaR 10% y GaR 5% de cada una de las 7 distribuciones estudiadas. Así, las proyecciones a ser evaluadas son las obtenidas para los cuatro trimestres del año 2009, según lo descrito en la mencionada subsección.

Entonces, compararemos los resultados de las proyecciones de los modelos mencionados desde 1 hasta 7 trimestres en adelante para determinar el SSM con el paquete MCS en R para cada trimestre de proyección bajo un mismo nivel de significancia: $\alpha = 0,25$. Además, por tratarse de proyecciones de eventos extremos o de cola, utilizamos la función *LossVaR()* para calcular la pérdida (*Loss*) asociada con proyecciones VaR. Dentro de esta rutina, evaluamos los modelos de acuerdo con la función de pér-

¹²URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/MCS/index.html>

dida de cuantiles asimétricos de González-Rivera, Lee y Mishra (2004), que penaliza en mayor medida las observaciones alejadas del cuantil empírico seleccionado. Posteriormente, obtenemos el resultado de la mencionada rutina para ser evaluado según la función *MCSprocedure()* con los argumentos descritos previamente.

En el Cuadro 4 mostramos los resultados de la función *MCSprocedure()*, es decir el SSM, de las proyecciones de 1, 2 y 3 trimestres en el futuro. En estos resultados observamos que la mayoría de modelos provienen del GaR 5%, además que el número de modelos eliminados es alto, mostrando una elevada heterogeneidad entre los modelos competidores. En el Cuadro 5 mostramos el SSM de las proyecciones de 4 y 5 trimestres en el futuro. En estos resultados notamos que el SSM está conformado en igual medida de modelos provenientes del GaR 10% y GaR 5%, con un número también importante de modelos eliminados. En el Cuadro 6 mostramos el SSM de las proyecciones de 6 trimestres en el futuro. En estos resultados se aprecia una transición entre los provenientes del GaR 10% y GaR 5% hacia aquellos provenientes de la moda, media y mediana condicional. Mientras que, en el Cuadro 7 mostramos el SSM de las proyecciones de 7 trimestres en el futuro. En estos resultados apreciamos que la totalidad del SSM está conformado por proyecciones puntuales provenientes de la moda, media y mediana condicional. Una posible razón de ello puede ser la antelación con que nuestras proyecciones predecían un fuerte desplazamiento de las distribuciones proyectadas hacia la izquierda o hacia contextos de tasas negativas de crecimiento.

Entonces, hemos verificado que en el escenario de la Crisis Financiera Internacional del 2008 las mejores proyecciones corresponden a las que nos proporciona el GaR 5%. Además, verificamos que las versiones sesgadas de las distribuciones estudiadas tienen un mejor desempeño predictivo que las versiones no sesgadas, ya que las primeras ocupan los primeros lugares en cada uno de los 7 rankings listados. Finalmente, al seleccionar los mejores modelos según los rankings de proyección de 1 a 7 trimestres, encontramos que las distribuciones de probabilidad que tienen un mayor desempeño predictivo de la tasa de crecimiento del PBI bajo este escenario de crisis son las distribuciones Cauchy sesgada y T-student sesgada. Por esta razón, en la subsección 4.2 se grafican las proyecciones de la distribución de probabilidad del

PBI del Perú según la distribución T-student sesgada.

5.1.2. Taper Tantrum del 2014

Con el fin de evaluar las proyecciones realizadas en la subsección 4.3, comparamos las proyecciones puntuales de nuestros 35 “modelos” de proyección, las mismas que corresponden con la moda condicional, mediana condicional, media condicional, GaR 10% y GaR 5% de cada una de las 7 distribuciones estudiadas. Así, las proyecciones a ser evaluadas son las obtenidas para el segundo trimestre del año 2014 al primer trimestre del 2015, según lo descrito en la subsección mencionada.

Al igual que en la subsección anterior, usamos la función $LossVaR()$ debido a que evaluamos proyecciones asociadas a proyecciones de eventos extremos o de cola, para posteriormente realizar la rutina $MCSprocedure()$ con los argumentos descritos previamente.

En el Cuadro 8 mostramos los resultados de la rutina $MCSprocedure()$, es decir el SSM, de las proyecciones de 1 y 2 trimestres en el futuro. En estos resultados observamos que la mayoría de modelos provienen del GaR 10% y GaR 5%, además que el número de modelos eliminados es alto, mostrando una elevada heterogeneidad entre los modelos competidores. En el Cuadro 9 mostramos el SSM de las proyecciones de 3 y 4 trimestres en el futuro. En estos resultados notamos que el SSM está conformado por una mayor cantidad de modelos que en el cuadro anterior, pero manteniéndose la característica de que la mayoría proviene del GaR 10% y GaR 5%. Mientras que, en el Cuadro 10 mostramos el SSM de las proyecciones de 5, 6 y 7 trimestres en el futuro. Como en el caso anterior, confirmamos que la mayoría de modelos pertenecientes al SSM provienen del GaR 10% y GaR 5%.

Por lo tanto, hemos verificamos que bajo el escenario de crisis del Taper Tantrum del 2014 las mejores proyecciones corresponden a las que nos proporcionan el GaR 10% y GaR 5%, ya que para la mayoría de horizontes de proyección los mejores modelos se encuentran asociados a dichas ubicaciones puntuales. Este resultado, a diferencia de lo obtenido en la Crisis Financiera Internacional del 2008, destaca al GaR 10% debido a que este escenario no fue tan adverso y que, tal como mencionan Nivín y Pérez (2019), si bien el endurecimiento de las condiciones financieras fue cualitativa-

mente similar a lo ocurrido en 2008, la magnitud fue menor. Finalmente, al seleccionar los mejores modelos según los rankings de proyección de 1 a 7 trimestres, encontramos que las distribuciones de probabilidad que tienen un mayor desempeño predictivo de la tasa de crecimiento del PBI en este escenario de crisis son las distribuciones Cauchy, Cauchy sesgada y T-student. Por ello, en la subsección 4.3 se grafican las proyecciones de la distribución de probabilidad del PBI del Perú según la distribución Cauchy sesgada.

5.1.3. Covid-19: crisis económica del 2020

Con el fin de evaluar las proyecciones realizadas en la subsección 4.4, comparamos las proyecciones puntuales de nuestros 35 'modelos' de proyección, las mismas que corresponden con la moda condicional, mediana condicional, media condicional, GaR 10% y GaR 5% de cada una de las 7 distribuciones estudiadas. Así, las proyecciones a ser evaluadas son las obtenidas para los cuatro trimestres del año 2020, según lo descrito en la subsección mencionada.

Al igual que en las dos subsecciones anteriores, usamos la función *LossVaR()* debido a que evaluamos proyecciones asociadas a proyecciones de eventos extremos o de cola, para posteriormente realizar la función *MCSprocedure()* con los argumentos descritos previamente. Así, en el Cuadro 11 mostramos el SSM de las proyecciones de 1, 2, 3 y 4 trimestres en el futuro; mientras que en el Cuadro 12 mostramos el SSM de las proyecciones de 5, 6 y 7 trimestres en el futuro. En estos resultados notamos que el SSM está conformado en su totalidad por modelos derivados del GaR 5% y que cada SSM contiene menos de tres modelos para cada horizonte de proyección, lo que se traduce en una elevadísima heterogeneidad entre los modelos competidores.

Por lo tanto, verificamos que bajo el escenario de la crisis económica causada por la crisis sanitaria del Covid-19 las mejores proyecciones corresponden a las que nos proporcionan el GaR 5%, ya que para la mayoría de horizontes de proyección tenemos como los mejores modelos los relacionados al GaR 5%. Además, es evidente que las distribuciones con un mayor desempeño predictivo para este escenario son las distribuciones Cauchy y Cauchy sesgada. Esto puede ser explicado por el hecho de que las mencionadas distribuciones cuentan con colas más anchas o gruesas que las

otras distribuciones competidoras, lo que le permite asignar una mayor probabilidad a eventos extremos de muy baja probabilidad de ocurrencia, tal como fue el surgimiento del coronavirus SARS-COV-2 y sus efectos en los sistemas de salud y las economías de todo el mundo. Por ello, en la subsección 4.4 se grafican las proyecciones de la distribución de probabilidad del PBI del Perú según la distribución Cauchy.

5.2. Evaluación en escenarios de no crisis

Con el fin de evaluar las proyecciones trimestrales realizadas en este estudio desde el primer trimestre del año 2006 hasta el cuarto trimestre del año 2020, comparamos las proyecciones puntuales de nuestros 35 modelos de proyección, las mismas que corresponden con la moda condicional, mediana condicional, media condicional, GaR 10% y GaR 5% de cada una de las 7 distribuciones estudiadas.

Entonces, compararemos los resultados de las proyecciones de los modelos mencionados desde 1 hasta 7 trimestres en adelante para determinar el SSM con el paquete MCS en R para cada trimestre de proyección bajo un mismo nivel de significancia: $\alpha = 0,25$. Pero, a diferencia de los casos anteriores en donde se usó la función *LossVaR()*, en este caso usamos la función *LossLevel()* para calcular la pérdida (*Loss*) debido a que las proyecciones evaluadas están asociadas a proyecciones en niveles y bajo contextos normales o de no crisis. Dentro de esta función, evaluamos los modelos de acuerdo con la función de pérdida *Absolute Error* (AE). Posteriormente, obtenemos como resultado la pérdida para luego ser evaluado según la función *MCSprocedure()* con los argumentos descritos previamente.

Los resultados con los modelos que comprenden el SSM para nuestras proyecciones trimestrales son mostrados en los Cuadros 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19 según nuestras proyecciones de 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 trimestres en el futuro, respectivamente. En estos resultados observamos que la mayoría de modelos provenientes del GaR 5% y GaR 10%, en contraste con nuestros resultados anteriores donde realizamos proyecciones asociadas a eventos de cola, son eliminados en su mayoría y que, más bien, el SSM está conformado por los modelos que corresponden a la media condicional, mediana condicional y moda condicional. Es más, notamos que es la mediana condicional la que destaca en los rankings de cada una de los siete cuadros mos-

trados, lo que nos sugeriría que las mejores proyecciones puntuales para la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú provendrían de esta medida de posición bajo las distribuciones usadas en la presente tesis.

Por lo tanto, al evaluar nuestras proyecciones trimestrales de la tasa de crecimiento del PBI del Perú desde el primer trimestre del año 2006 hasta el cuarto trimestre del año 2020 hemos verificado que las siete distribuciones estudiadas en la presente tesis pertenecen al SSM, pero que las medidas de posición con un mejor desempeño predictivo son la moda condicional, media condicional y mediana condicional, siendo esta última la más destacada. Consideramos que estos resultados son coherentes con la realidad debido a que en el espacio temporal proyectado, que consta de 60 trimestres, los periodos de crisis representan solo 12 trimestres. Por lo que, si bien los tres escenarios de crisis estudiados han tenido severos efectos sobre el crecimiento de la economía peruana, se han caracterizado también por tener una duración no mayor de cuatro trimestres para luego registrar crecimientos importantes, lo que da como resultado la eliminación de los modelos asociados al GaR 5% y GaR 10% de los SSM.

Además, al seleccionar los mejores modelos según los rankings de proyección de 1 a 7 trimestres, encontramos que las distribuciones de probabilidad que tienen un mayor desempeño predictivo de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral para el periodo estudiado son las distribuciones Cauchy, Cauchy sesgada, T-student sesgada y T-student asimétrica; siendo la distribución T-student sesgada la más destacada. Por ello, de forma similar a los desarrollos de Adrian, Boyarchenko y Giannone (2019) y Caselli, Grigoli, Lafarguette y Wang (2020), estimamos nuestras proyecciones de la tasa de crecimiento del PBI trimestral del Perú de forma completa para cada horizonte de proyección según la distribución Cauchy sesgada en las Figuras 50 y 51 y según la distribución T-student sesgada en las Figuras 52 y 53.

De estos gráficos obtenemos importantes hallazgos. Primero, toda la distribución del PBI trimestral del Perú, y no solo la tendencia central, evoluciona con el tiempo. Así, durante los periodos de expansión previos a la Crisis Financiera Internacional del 2008-2009 observamos que las distribuciones se iban sesgando hacia la izquierda, evidenciando la acumulación de mayores riesgos a la baja. Para el caso del *Taper*

Tantrum, en periodos previos observamos una tendencia bajista, pero de toda la distribución de forma completa, con lo que registra un comportamiento más o menos simétrico. Mientras que para el caso de la crisis del Covid-19, debido a que los eventos dados fueron inesperados, no observamos que las distribuciones evidencien acumulaciones de riesgos en periodos previos a la crisis. Sin embargo, para todos los escenarios mencionados, tras la sima de la crisis se observa un sesgo hacia la derecha en la distribución del PBI del Perú, lo que indica que la probabilidad de crecimiento por encima de la moda era mayor que la probabilidad de un empeoramiento adicional, lo que es similar a los procesos estándar de reversión a la media. Segundo, en los periodos de estabilidad y de expansión, las distribuciones estimadas se aproximan a ser simétricas; mientras que, durante los periodos recesivos, las proyecciones más bien se aproximan a distribuciones sesgadas a la izquierda, reflejando menores expectativas de crecimiento, y con una mayor amplitud debido a mayores niveles de incertidumbre.

Finalmente, si no se quiere perder información debido a la eliminación de modelos con bajo poder predictivo, se puede aplicar las metodologías propuestas por Bates y Granger (1969) y posteriores estudios, o la de Stock y Watson (2004), que permiten combinar modelos de proyección para así obtener mejores proyecciones, lo que debería ser parte de posteriores estudios. Ya que, según argumenta la literatura, en un entorno donde las observaciones están sujetas a choques estructurales y los modelos están sujetos a diferentes niveles de especificación incorrecta, una estrategia que reúne información proveniente de diferentes modelos generalmente tiene mejores proyecciones que los métodos que intentan seleccionar el mejor modelo de pronóstico.

5.3. Comparación con las proyecciones del BCRP

Como último paso de verificación de nuestras proyecciones, realizamos dos ejercicios de comparación entre nuestros resultados y las proyecciones del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) publicadas en el Reporte de Inflación (RI), en donde se muestran dos proyecciones respecto al crecimiento del PBI: una para el mismo año ("t") en que se realiza la publicación y otra para el año siguiente ("t+1").

Entonces, en primer lugar, comparamos nuestras proyecciones de crecimiento anual del PBI del Perú desde el año 2006 hasta el año 2020 con las estimaciones del BCRP

mediante el MCS y la función de pérdida *LossLevel*. En principio, comparamos nuestra proyección de crecimiento anual de PBI del Perú del año “t”, en base a la información disponible hasta el primer trimestre del año “t”, con la proyección del crecimiento para el año “t” estimada por el BCRP y publicada en el primer RI del año “t”. Sin embargo, solo para el caso del año 2020 hacemos una excepción, ya que el BCRP no publicó su primer RI del año en el mes de marzo, sino en junio. Por tal, para equiparar las condiciones bajo las que se desarrollaron las proyecciones, en la proyección del crecimiento del 2020 para estimar el SSM incluimos nuestras proyecciones pero sujetas a información también hasta el segundo trimestre del 2020.

En el Cuadro 20 se muestran los resultados de la estimación del SSM para el caso descrito. Observamos que todos los modelos asociados al GaR 5% y GaR 10% son eliminados y que el “modelo” BCRP se incluye en el SSM con una posición media en el ranking, lo que difiere de los resultados en donde no equiparamos las condiciones bajo las que se desarrollaron las proyecciones e incluíamos nuestras proyecciones sujetas a información hasta el primer trimestre del 2020 (en este último caso el “modelo” BCRP ocupaba uno de los primeros puestos en el ranking). Sin embargo, si consideramos la tasa de crecimiento del PBI para el Perú del año 2020 como un *outlier* debido a que es un valor atípico numéricamente distante del resto de datos para el periodo estudiado, y estimamos el SSM entre los años 2006 y 2019, encontramos que el “modelo” BCRP sale del SSM según se muestran los resultados del Cuadro 21.

Posteriormente, comparamos nuestra proyección de crecimiento anual de PBI del Perú del año “t+1”, sujeta a la información disponible hasta el primer trimestre del año “t”, con la proyección del crecimiento para el año “t+1” estimada por el BCRP y publicada en el primer RI del año “t”. En el Cuadro 22 se muestran los resultados de la estimación del MCS para este caso. Observamos que todos los modelos asociados al GaR 5% y GaR 10% son eliminados y que el “modelo” BCRP ocupa el último lugar del SSM, lo que supondría un bajo poder predictivo en comparación a los demás modelos competidores.

En segundo lugar, comparamos nuestras proyecciones con las del BCRP bajo la función de pérdida *LossVaR* con el fin de comparar la capacidad predictiva de las proyecciones estimadas bajo los escenarios adversos de los años 2009, 2014 y 2020 para

el caso del Perú. Los resultados para proyecciones del mismo año (“t”) se muestran en el Cuadro 23, en donde observamos que el “modelo” BCRP ocupa uno de los últimos lugares. De igual forma, pero para el caso de proyecciones del año siguiente (“t+1”), los resultados se muestran en el Cuadro 24, en donde el “modelo” BCRP ya no es considerado como parte del SSM.

Por lo tanto, verificamos que nuestras proyecciones derivadas de la metodología Growth at Risk (GaR), tanto proyecciones sobre el mismo año como del año siguiente, son significativamente mejores en términos de precisión predictiva que las estimadas por el BCRP en escenarios de no crisis y en escenarios de crisis. Esta afirmación tendría sustento en el hecho de que bajo la metodología del Growth at Risk (GaR) no solo realizamos proyecciones puntuales, sino que derivamos la distribución completa de la tasa de crecimiento del PBI del Perú.



6. Conclusiones

En la presente tesis hemos desarrollado la metodología del Growth at Risk (GaR) de Adrian, Grinberg, Liang y Malik (2018) y de Prasad, Elekdag, Jeasakul, Lafarguette y otros (2019) en el contexto de la economía peruana entre los años 1995 y 2021. Planteamos que la importancia de este ejercicio es fundamental debido a que brinda información que sirve de base para la formulación de políticas macroprudenciales que tengan como fin evitar o reducir los efectos de las situaciones de crisis o eventos de cola. Así, el análisis empírico realizado en la presente tesis nos proporciona las siguientes cinco conclusiones.

Primero, dentro de los principales hallazgos tenemos que cuatro de los cinco índices macrofinancieros estimados muestran condiciones extremas en el año 2020, principalmente influenciados por los efectos de la crisis económica derivada de la crisis sanitaria del Covid-19. Los resultados de la regresión cuantílica de horizontes múltiples sugieren que de los índices macrofinancieros que tienen un mayor impacto sobre la recuperación de tasa de crecimiento anual del PBI trimestral en un periodo post-Covid-19 son el índice de “Condiciones de los socios comerciales y externas”, de “Condiciones macroeconómicas domésticas” y de “Apalancamiento doméstico”. Además, la estimación de la distribución T-student sesgada de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú con información hasta el segundo trimestre del 2021 nos permite afirmar que las expectativas del crecimiento anual debieran ser del 13.11% para el 2021 y 3.55% para el 2022 (proyecciones correspondientes a la mediana condicional). En esa línea, si consideráramos que el escenario de estrés del Covid-19 se mantuviera, entonces las expectativas de crecimiento para un escenario adverso o GaR 10% sería de 1.88% para los dos últimos trimestres del 2021 y 0.18% para el 2022; mientras que para un escenario severamente adverso o GaR 5%, se esperarían tasas de crecimiento de 1.33% y -1.86%, respectivamente.

Segundo, a partir de datos desde el año 1995 hasta el 2020, la estimación del índice de probabilidad de crecimiento negativo del PBI del Perú nos dió como resultado que los escenarios en donde el PBI del Perú tuvo un mayor riesgo macrofinanciero fueron los escenarios de la crisis asiática en los años 1997-1998, la crisis bursátil

“Puntocom” en Estados Unidos en el 2001, la Crisis Financiera Internacional en el 2008-2009, el Taper Tantrum en 2013-2014 y la crisis económica mundial derivada de la crisis sanitaria del Covid-19 en el 2020. Además, la estimación del índice de riesgo macrofinanciero nos permite confirmar los resultados del índice anterior, ya que existe una alta correlación entre los valores mínimos de este índice y los escenarios de crisis internacionales o externas listadas previamente. En consecuencia, la estimación de ambos índices y nuestras proyecciones de horizontes múltiples sugieren que el GaR nos hubiera permitido anticipar los escenarios de la Crisis Financiera Internacional y del *Taper Tantrum* con hasta 9 y 6 trimestres de anticipación, respectivamente; mientras que, para el escenario de la crisis del Covid-19, el GaR anticipó solo una ligera desaceleración de la economía con 4 trimestres de antelación debido a que consideró solo factores macrofinancieros domésticos y condiciones de socios comerciales, mas no los efectos del choque exógeno que supuso la aparición del Covid-19; aún así y a pesar de la alta incertidumbre del contexto, el GaR estimó de manera adecuada los riesgos extremos a la baja sobre el crecimiento del PBI del Perú. Por lo tanto, consideramos que un aspecto resaltante de la metodología del GaR aplicado al caso del Perú es el alto poder predictivo con que cuenta para anticipar escenarios con alto riesgo macrofinanciero, lo que es de suma importancia para los hacedores de política, ya que les permitiría adoptar las medidas necesarias para contrarrestar los efectos de los ciclos económicos severamente contractivos.

Tercero, en base al análisis de los resultados de la regresión cuantílica de múltiples horizontes bajo los tres escenarios de crisis estudiados en la presente tesis, encontramos que el impacto de cada uno de los determinantes del riesgo macrofinanciero estimados varían según el contexto de cada crisis en particular. En ese sentido, en el contexto de la Crisis Financiera Internacional, observamos que los determinantes más importantes fueron las Condiciones de los socios comerciales y externas (“csce”), las Condiciones financieras externas (“cfe”) y el Apalancamiento (“apal”). En contraste, en el escenario del Taper Tantrum del 2014, los determinantes con mayor impacto fueron el Apalancamiento (“apal”), las Condiciones macroeconómicas domésticas (“cmd”) y las Condiciones financieras domésticas (“cfd”). Mientras que, en el escenario de la crisis económica derivada del Covid-19, los determinantes que cobraron mayor relevan-

cia fueron las Condiciones financieras domésticas (“cfd”), el Apalacamiento (“apal”), las Condiociomes macroeconómicas domésticas (“cmd”) y las Condiciones de socios comerciales y externas (“csce”).

Cuarto, de la evaluación de nuestras proyecciones y estimación del SSM en base al MCS de Hansen, Lunde y Nason (2011) y al paquete *MCS* en R de Bernardi y Catania (2018), concluimos que bajo el escenario de una crisis severa para estimar la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú en horizontes de uno a siete trimestres las mejores proyecciones corresponden a las que provienen del GaR 5% junto con la distribución Cauchy sesgada. Por el contrario, para escenarios de no riesgo, las mejores proyecciones provienen de la mediana condicional según la distribución T-student sesgada. Además, al comparar nuestras proyecciones anuales de la tasa de crecimiento del PBI del Perú con las estimadas por el BCRP, encontramos que nuestros modelos derivados de la metodología del GaR son mejores en términos de precisión predictiva para horizontes de proyección del mismo año, así como para un año en el futuro, tanto en escenarios de crisis como en escenarios de no crisis. Por lo tanto, la metodología del GaR ha probado ser robusta, coherente con los resultados y adecuada para la realización de proyecciones del PBI del Perú tanto en periodos de no crisis, como en periodos de crisis o escenarios de cola, los que se caracterizan por su alta incertidumbre.

Quinto, al representar en un eje temporal nuestras proyecciones de la distribución completa de la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú estimadas mediante la metodología del GaR (Figuras 50, 51, 52 y 53), encontramos que nuestros resultados proporcionan proyecciones generalmente precisas de la tendencia central del crecimiento del PBI del Perú, por lo que el GaR estimaría de forma adecuada los riesgos que rodean el crecimiento de la economía peruana. De donde también se comprueba que toda la distribución del PBI trimestral del Perú, y no solo la tendencia central, evoluciona con el tiempo. Además, observamos que en los periodos de estabilidad y de expansión, las distribuciones estimadas se aproximan a ser simétricas; mientras que, durante los periodos recesivos, las proyecciones más bien se aproximan a distribuciones sesgadas a la izquierda, reflejando mayores riesgos bajistas sobre el crecimiento, y con una mayor amplitud debido a mayores niveles de incertidumbre.

En conclusión, si bien el teorema del límite central es el teorema dominante y más útil en la inferencia estadística, ya que nos permite asignar una distribución normal a una población independientemente de cómo se vea la distribución inicial para un tamaño de muestra suficientemente grande, resulta importante considerar que en el mundo real se han producido un gran número de eventos extremos que en general no se comportan bien matemáticamente y por tal resulta relevante realizar un análisis que vaya más allá de las distribuciones normales, tal como se ha realizado en la presente tesis. Ejemplos históricos de dichos eventos extremos son el Crack de 1929, la Crisis de la deuda latinoamericana de 1980, el Lunes negro de 1987, la Burbuja Puntocom de 2000, la Crisis Financiera Internacional del 2008, la crisis económica internacional derivada de la pandemia del Covid-19 en 2020, entre otras. Por tanto, consideramos importante seguir implementando herramientas y medidas macroprudenciales que nos permitan estar mejor preparados al momento de afrontar escenarios críticos que pongan en riesgo la estabilidad financiera y el crecimiento económico, por lo que es necesario seguir vigilantes de la situación financiera y los potenciales riesgos que enfrenta la economía peruana y, en general, todas las economías.

Posteriores estudios podrían darse al implementarse la distribución T-student generalizada sesgada (SGT) de Hansen, McDonald y Newey (2010), que es una redefinición de la SGT estimada por Theodossiou (1998), ya que al contar con 5 parámetros nos permite reducir la distribución SGT a una familia de un total de 12 distribuciones diferentes¹³, las mismas que podrían ser evaluadas según el MCS tal como se realizó en la presente tesis. Otra opción interesante es la implementación de la distribución T-student asimétrica generalizada (GAT por sus siglas en inglés) de Baker (2016), que usa 6 parámetros y engloba a las variantes de la distribución T-student descritas en la presente tesis, la T-student sesgada de Giot y Laurent (2002) y la T-student asimétrica (AST) propuesta por Zhu y Galbraith (2010), además de mejorar ciertas características de forma y de inferencia. Y, por último, resultaría interesante realizar la combinación de nuestros mejores modelos de proyección, tanto entre ellos como con modelos fuera de la presente tesis, según los desarrollos de Bates y Granger (1969), y posteriores estudios, así como según Stock y Watson (2004), con el fin de obtener proyecciones

¹³Para más detalles ver la Figura 1 en Hansen, McDonald y Newey (2010), en donde se omite la distribución Uniforme, que se obtiene al establecer el parámetro $p = \infty$ en la distribución SGT.

más precisas del crecimiento económico del Perú.



Bibliografía

- [1] Adrian, T. (2017). The Growth-at-Risk Approach to Assessing Global Financial Stability. IMF Blog. Recuperado de https://blogs.imf.org/wp-content/uploads/2018/04/GrowthAtRiskApproach_rev.pdf
- [2] Adrian, T., Boyarchenko, N., & Giannone, D. (2019). Vulnerable growth. *American Economic Review*, 109(4), 1263-89.
- [3] Adrian, T., F. Grinberg, N. Liang, & S. Malik (2018). The Term Structure of Growth-at-Risk. *IMF Working Paper Series*, No. 18/180.
- [4] Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X. & Ebens, H. (2001). The distribution of realized stock return volatility. *Journal of financial economics*, 61(1), 43-76.
- [5] Azzalini, A., & Capitanio, A. (2003). Distributions generated by perturbation of symmetry with emphasis on a multivariate skew t-distribution. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 65(2), 367-389.
- [6] Baker, R. D. (2016). A new asymmetric generalisation of the t-distribution. arXiv preprint arXiv:1606.05203.
- [7] Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Journal of the Operational Research Society*, 20(4), 451-468.
- [8] Bernardi, M., & Catania, L. (2016). Comparison of Value-at-Risk models using the MCS approach. *Computational Statistics*, 31(2), 579-608.
- [9] Bernardi, M., & Catania, L. (2018). The model confidence set package for R. *International Journal of Computational Economics and Econometrics*, 8(2), 144-158.
- [10] Bollerslev, T., Engle, R. F., & Nelson, D. B. (1994). ARCH models. *Handbook of econometrics*, 4, 2959-3038.
- [11] Caselli, F., Grigoli, F., Lafarguette, R., & Wang, C. (2020). Predictive Density Aggregation: A Model for Global GDP Growth. *IMF Working Paper*, No. 20/78.
- [12] Castillo, P., Montoro, C., & Tuesta, V. (2006). Hechos estilizados de la economía peruana. Documento de Trabajo No. 2006-005. *Working Paper series, Banco Central de Reserva del Perú*.
- [13] Chicana, D. & Nivin, R. (2021). Evaluating Growth-at-Risk as a tool for monitoring macro-financial risks in the Peruvian economy. Working Paper No. HEIDWP07-2021. *Graduate Institute of International and Development Studies, International Economics Department*.
- [14] Choy, M., & Chang, G. (2014). Medidas macroprudenciales aplicadas en el Perú. *Revista Estudios Económicos*, 27, 25-50.

- [15] Cook, J. D. (2009). Example of efficiency for mean vs. median. *John D. Consulting*. Recuperado de <https://www.johndcook.com/blog/2009/03/06/student-t-distribution-mean-median/>
- [16] Diebold, F. X., & Lopez, J. A. (1996). 8 Forecast evaluation and combination. *Handbook of statistics*, 14, 241-268.
- [17] Ferguson, T. S. (1978). Maximum likelihood estimates of the parameters of the cauchy distribution for samples of size 3 and 4. *Journal of the American Statistical Association*, 73, 211-213.
- [18] Fernández, C., & Steel, M. F. (1998). On Bayesian modeling of fat tails and skewness. *Journal of the american statistical association*, 93(441), 359-371.
- [19] Giot, P., & Laurent, S. (2002). Value-at-risk for long and short trading positions. *Journal of Applied Econometrics*, 18(6), 641-663.
- [20] Gondo, R. (2020). Vulnerabilidad financiera y escenarios de riesgo del PBI usando Growth at Risk (GaR). Documento de Trabajo N.º 2020-001. *Working Paper series, Banco Central de Reserva del Perú*.
- [21] González-Rivera, G., Lee, T. H., & Mishra, S. (2004). Forecasting volatility: a reality check based on option pricing, utility function, value-at-risk, and predictive likelihood. *International Journal of forecasting*, 20(4), 629-645.
- [22] Hansen, B. E. (1994). Autoregressive conditional density estimation. *International Economic Review*, 35(3), 705-730.
- [23] Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH (1, 1)? *Journal of applied econometrics*, 20(7), 873-889.
- [24] Hansen, P. R., Lunde, A., & Nason, J. M. (2011). The model confidence set. *Econometrica*, 79(2), 453-497.
- [25] Hansen, C., McDonald, J. B., & Newey, W. K. (2010). Instrumental variables estimation with flexible distributions. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(1), 13-25.
- [26] Koenker, R. (2005). Quantile regression. *Cambridge University Press*. Cambridge, UK.
- [27] Lafarguette, R. (2019). Growth at Risk Tool: Technical Appendix. mimeo, *Fondo Monetario Internacional (FMI)*.
- [28] Lambert, P., & Laurent, S. (2002). Modelling skewness dynamics in series of financial data using skewed location-scale distributions. *Institut de Statistique, Louvain-la-Neuve Discussion Paper*, 119.
- [29] Laurent, S., Rombouts, J. V., & Violante, F. (2012). On the forecasting accuracy of multivariate GARCH models. *Journal of Applied Econometrics*, 27(6), 934-955.

- [30] Lopez, J. A. (2001). Evaluating the predictive accuracy of volatility models. *Journal of Forecasting*, 20(2), 87–109.
- [31] Mahdizadeh, M., & Zamanzade, E. (2019). Goodness-of-fit testing for the Cauchy distribution with application to financial modeling. *Journal of King Saud University-Science*, 31(4), 1167-1174.
- [32] Martinez, M., & Florián, D. (2019). Identificación y fechado del ciclo económico en el Perú a partir de un modelo de componentes no observables: 1980-2018. *Revista Moneda*, (179), 25-30.
- [33] Moss, J. (2019). univariateML: An R package for maximum likelihood estimation of univariate densities. *Journal of Open Source Software*, 4(44), 1863.
- [34] Nivín, R., & Pérez, F. (2019). Estimación de un Índice de Condiciones Financieras para el Perú. Documento de Trabajo No. 2019-006. *Working Paper series, Banco Central de Reserva del Perú*.
- [35] Pérez, F., Ghurra, O., & Grandez, R. (2016). Un Indicador Líder de Actividad Real para el Perú. Documento de Trabajo No. 2017-001. *Working Paper series, Banco Central de Reserva del Perú*.
- [36] Prasad, A., Elekdag, S., Jeasakul, P., Lafarguette, R., Alter, A., Feng, A. X., & Wang, C. (2019). Growth at Risk: Concept and Application in IMF Country Surveillance. *IMF Working Paper*, No. 19/36.
- [37] Pu, W., Chen, Y., & Ma, F. (2016). Forecasting the realized volatility in the Chinese stock market: further evidence. *Applied Economics*, 48(33), 3116-3130
- [38] Stock, J. H., & Watson, M. W. (2004). Combination forecasts of output growth in a seven-country data set. *Journal of forecasting*, 23(6), 405-430.
- [39] Theodossiou, P. (1998). Financial data and the skewed generalized t distribution. *Management Science*, vol. 44(12-part-1), 1650-1661.
- [40] Tian, S. & Hamori, S. (2015). Modeling interest rate volatility: a realized GARCH approach. *Journal of Banking & Finance*, 61, 158-171.
- [41] Wei, Y., Liu, J., Lai, X., & Hu, Y. (2017). Which determinant is the most informative in forecasting crude oil market volatility: Fundamental, speculation, or uncertainty?. *Energy Economics*, 68, 141-150.
- [42] Wei, Y., Wang, Y., & Huang, D. (2010). “¿Forecasting crude oil market volatility: Further evidence using GARCH-class models. *Energy Economics*, 32(6), 1477-1484.
- [43] Zhang, S., Tao, M., Niu, X. F., & Huffer, F. (2020). Time-Varying Gaussian-Cauchy Mixture Models for Financial Risk Management. arXiv preprint arXiv:2002.06102.

- [44] Zhu, D., & Galbraith, J. W. (2010). A generalized asymmetric Student-t distribution with application to financial econometrics. *Journal of Econometrics*, 157(2), 297-305.



Anexo A

■ **Distribución T-student**

La distribución T-student se obtiene al fijar el parámetro de sesgo ξ e igualarlo a la unidad, tal como se menciona en la nota a pie de página número 11 en Giot y Laurent (2002).

■ **Distribución Cauchy sesgada**

La distribución Cauchy sesgada se estima al fijar los parámetros de grados de libertad igual a la unidad, es decir, $\nu = 1$, tal como se indica en Hansen, McDonald y Newey (2010), en Zhu y Galbraith (2010), en John D. Cook (2009) y en Theodossiou (1998).

■ **Distribución Cauchy**

La distribución Cauchy se estima al fijar el parámetro de grados de libertad con el valor $\nu = 1$, tal como se indica en Hansen, McDonald y Newey (2010), en John D. Cook (2009) y en Theodossiou (1998). Y al fijar también el parámetro de sesgo con el valor $\xi = 1$, tal como se indica en Giot y Laurent (2002).

■ **Distribución Normal sesgada**

La distribución Normal sesgada se estima al fijar el parámetro de grados de libertad e igualarlo al infinito, es decir, $\nu = +\infty$, tal como se indica en Lafarguette (2019), en Hansen, McDonald y Newey (2010) y en Zhu y Galbraith (2010).

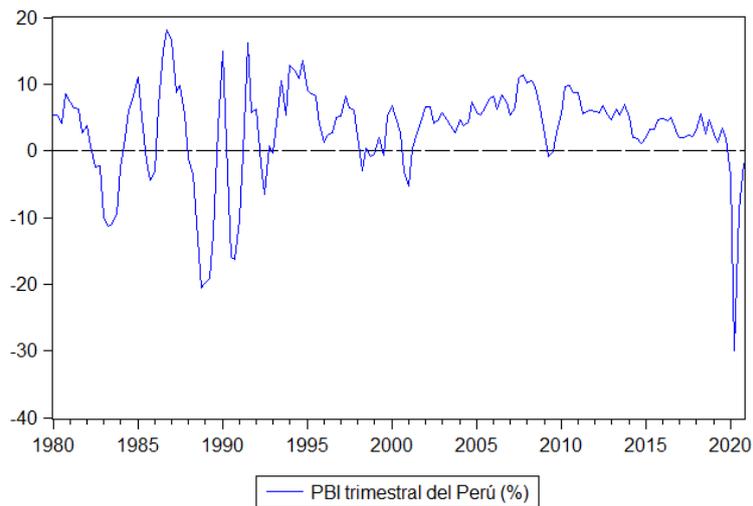
■ **Distribución Normal**

La distribución Normal se estima al fijar el parámetro de grados de libertad e igualarlo al infinito, es decir $\nu = +\infty$, tal como se indica en Lafarguette (2019), en Hansen, McDonald y Newey (2010) y en Zhu y Galbraith (2010); y al fijar el parámetro de sesgo e igualarlo a la unidad, es decir $\xi = 1$, tal como se indica en Giot y Laurent (2002).

Anexo B

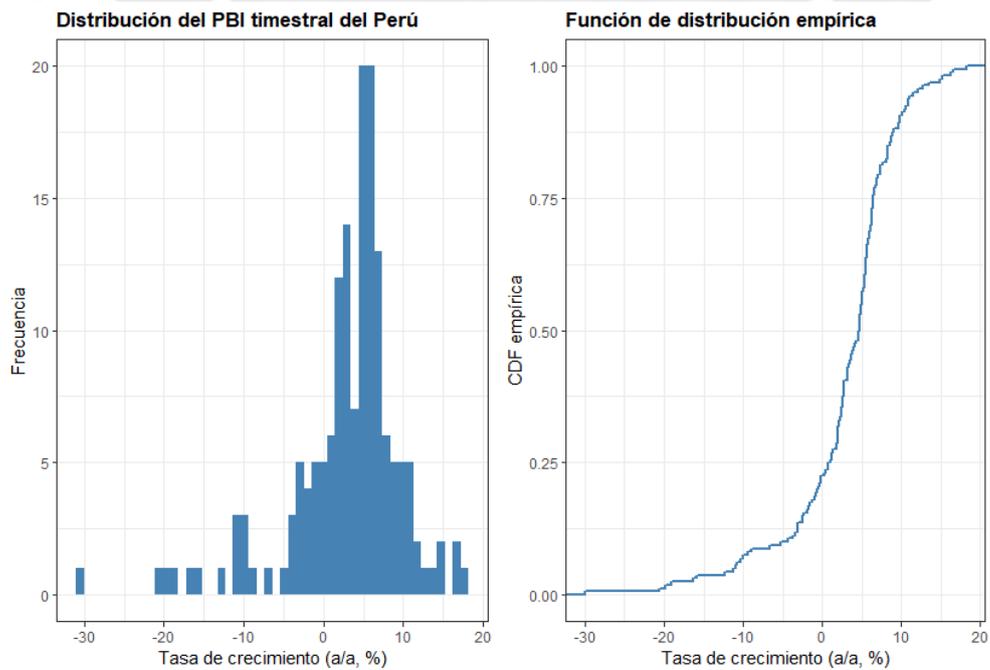
Figuras

Figura 1: Tasa de crecimiento anual del PBI trimestral del Perú (1980-2020)



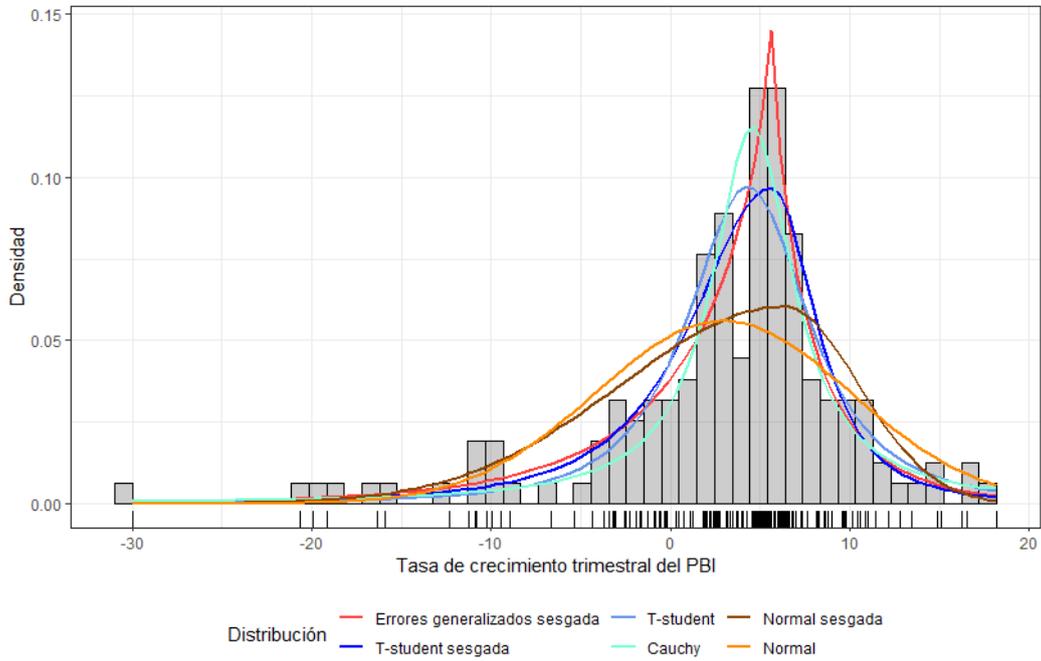
Fuente: BCRP, estimaciones propias.

Figura 2: Histograma y CDF empírica del PBI Trimestral del Perú (1980-2020)



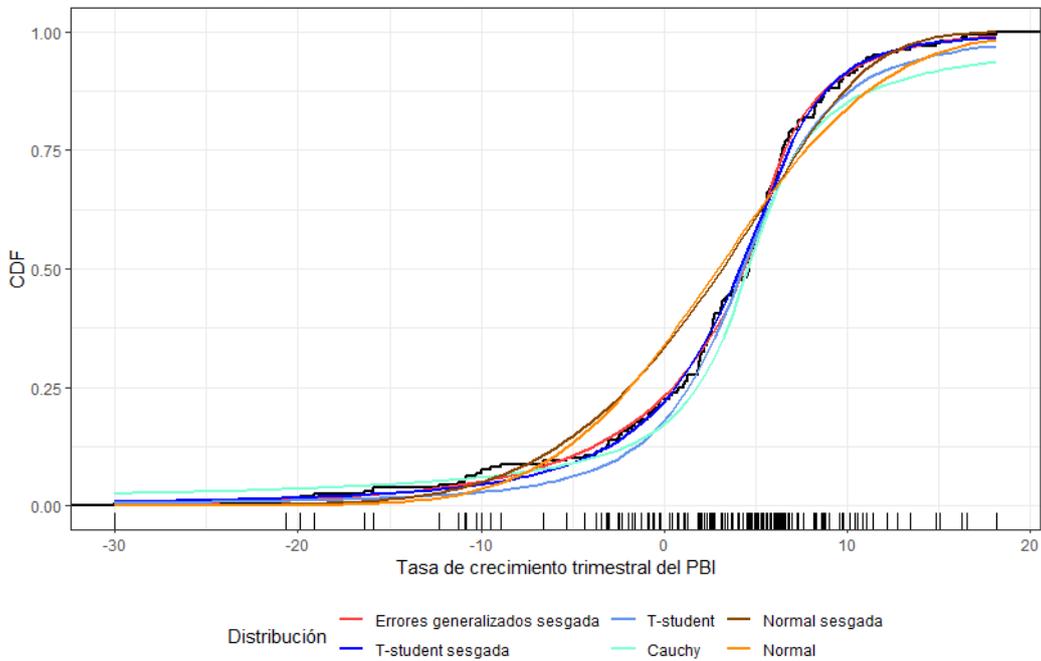
Fuente: BCRP, estimaciones propias.

Figura 3: Histograma y PDFs según AIC y BIC (1980-2020)



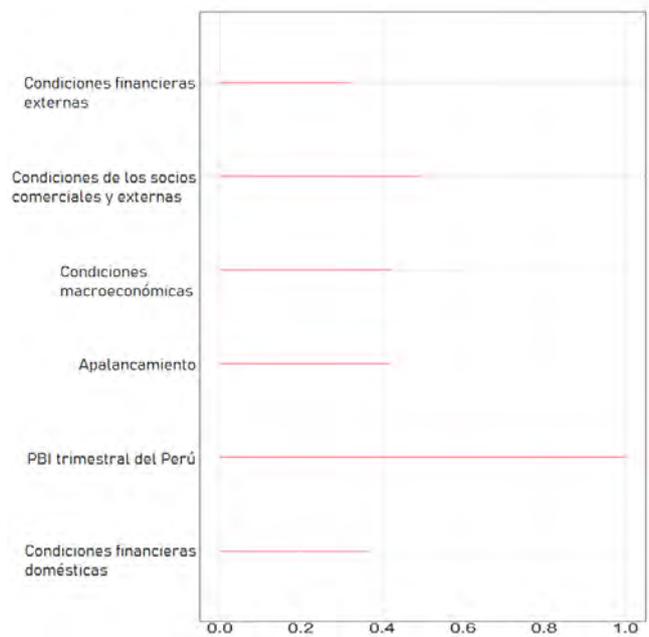
Fuente: estimaciones propias.

Figura 4: CDFs según AIC y BIC (1980-2020)



Fuente: estimaciones propias.

Figura 5: Ratio de la varianza de los Índices macrofinancieros (1T1995-2T2021)



Fuente: estimaciones propias.



Figura 6: Índices macrofinancieros: cargas normalizadas (1T1995-2T2021)



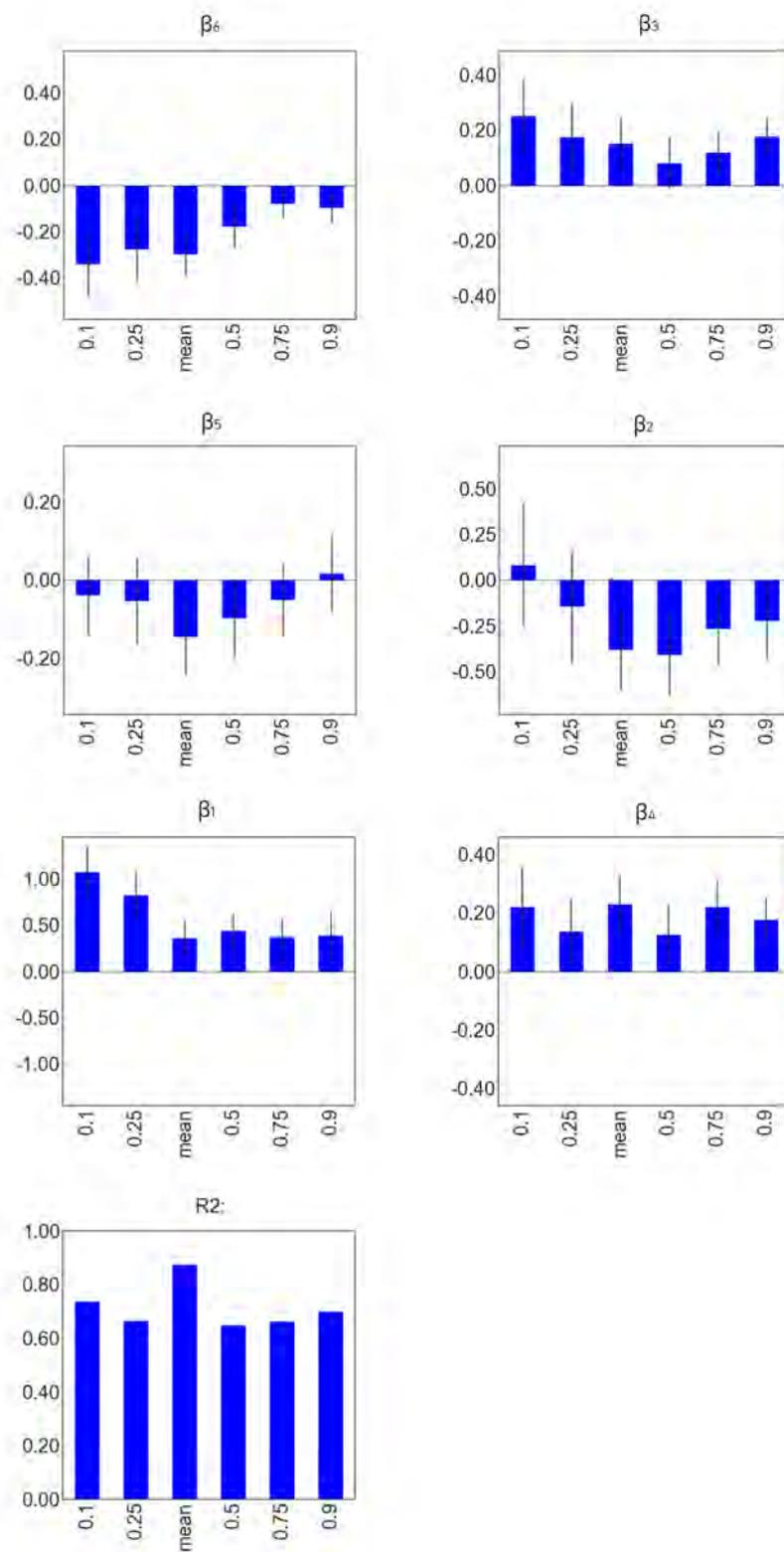
Fuente: estimaciones propias.

Figura 7: Índices macrofinancieros: cargas normalizadas (1T1995-2T2021)



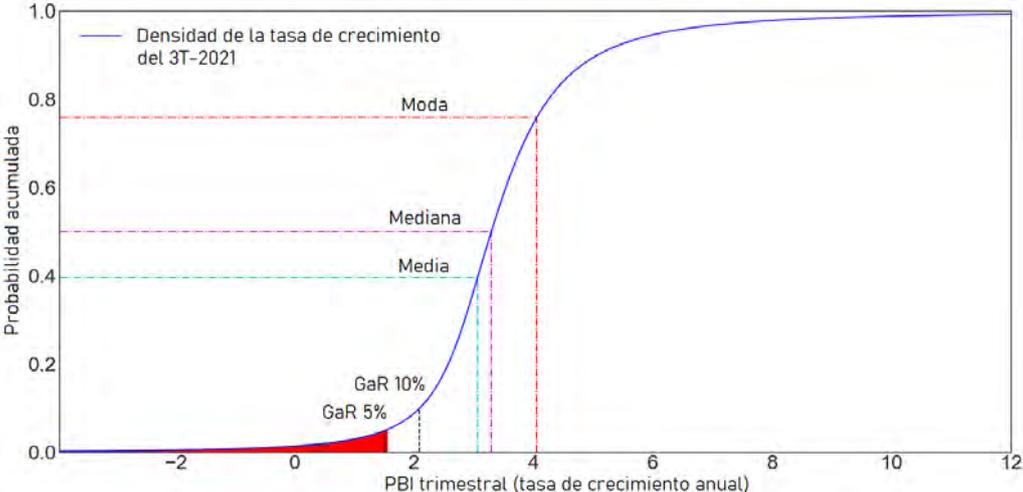
Fuente: estimaciones propias.

Figura 8: Coeficientes obtenidos de la regresión cuantílica (1T1995-2T2021)



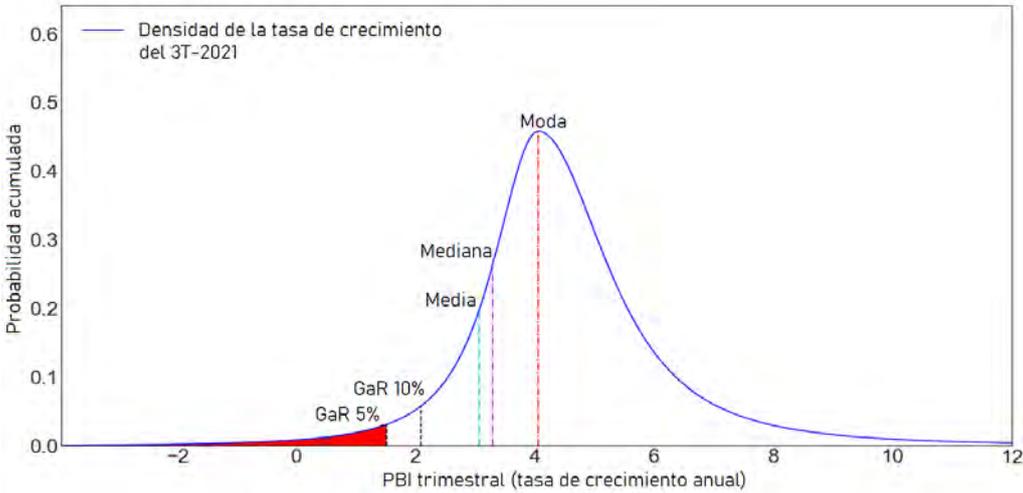
Fuente: estimaciones propias.

Figura 9: CDF de la proyección de la tasa de crecimiento del PBI del 3T-2021 sujeto a información hasta el 2T-2021



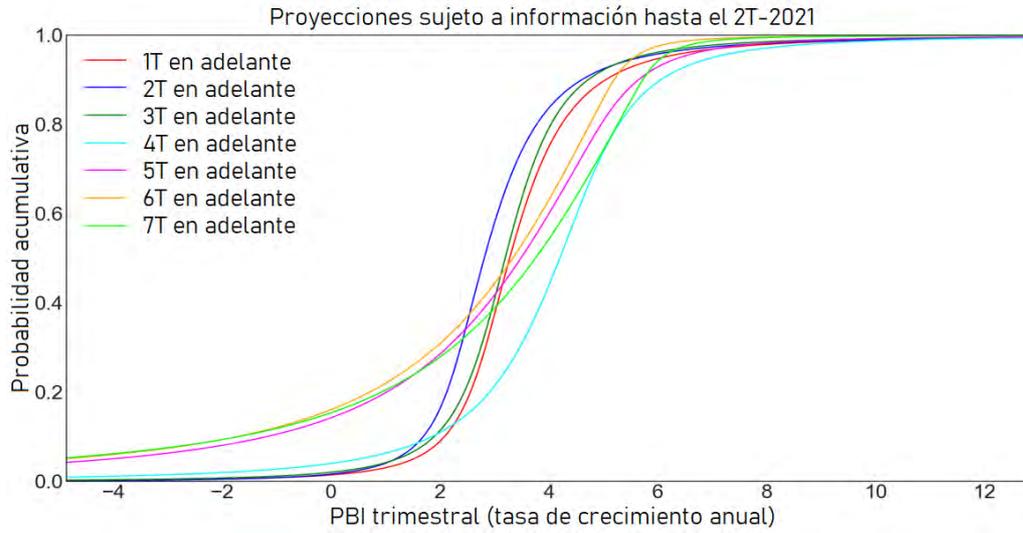
Fuente: estimaciones propias.

Figura 10: PDF de la proyección de la tasa de crecimiento del PBI del 3T-2021 sujeto a información hasta el 2T-2021



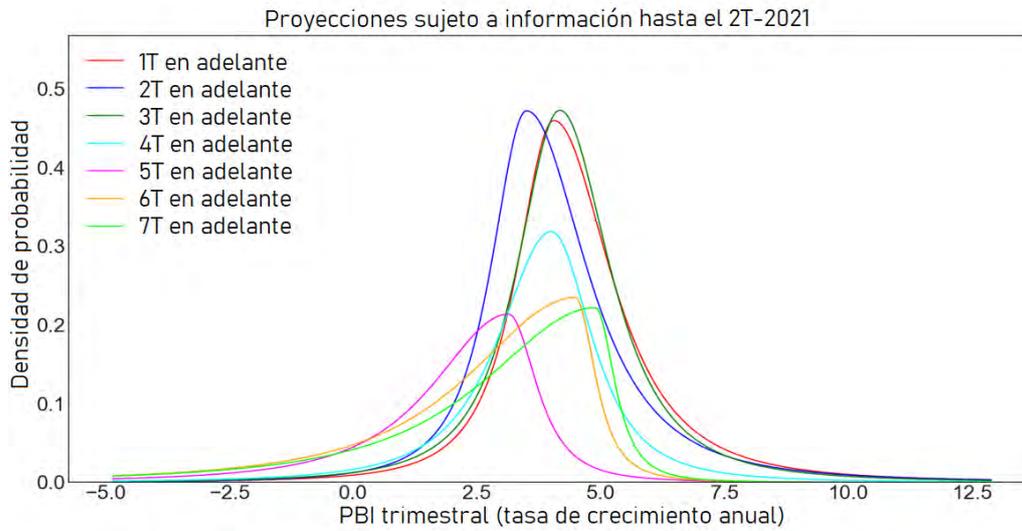
Fuente: estimaciones propias.

Figura 11: Proyecciones de horizontes múltiples: CDFs



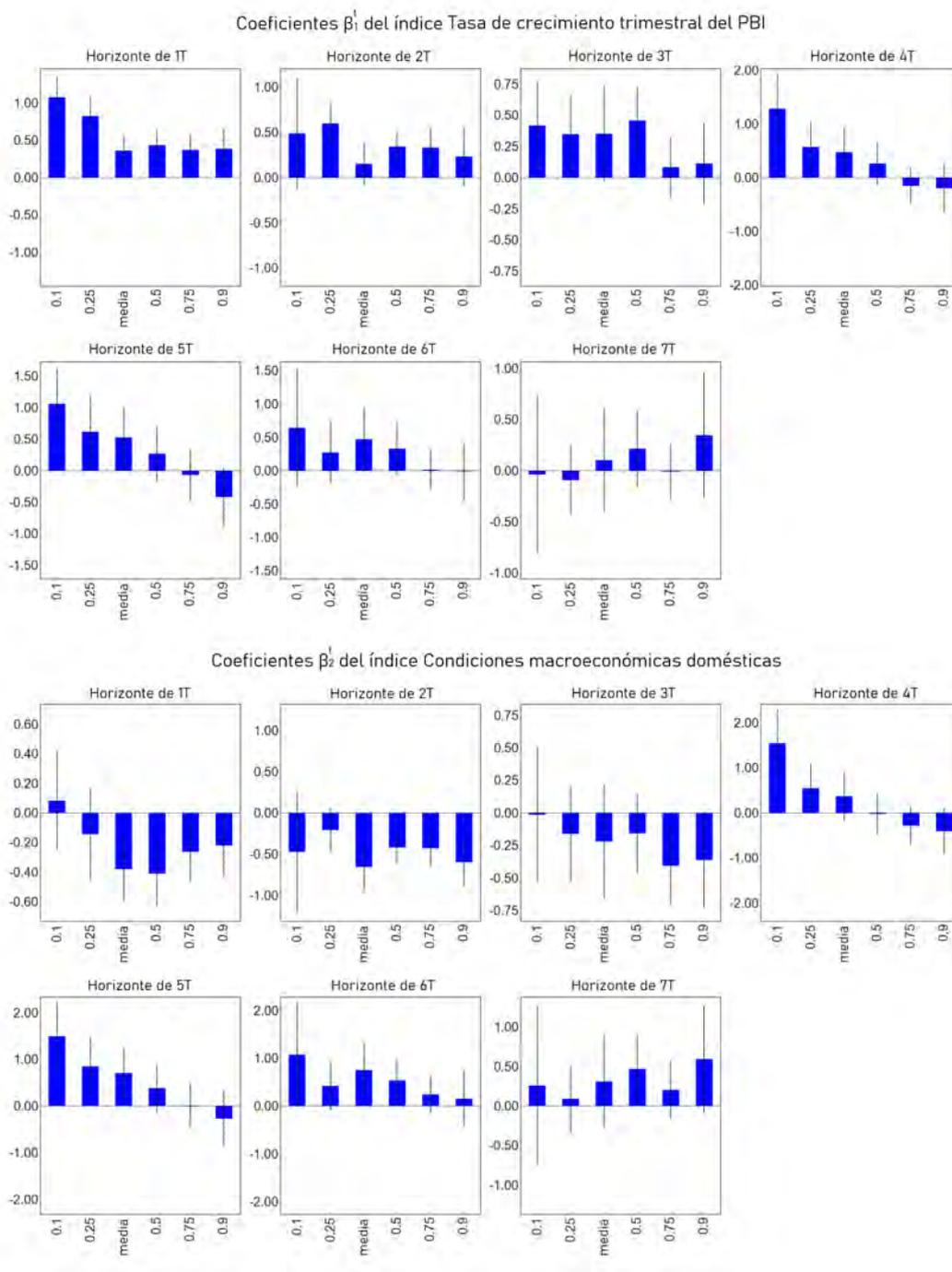
Fuente: estimaciones propias.

Figura 12: Proyecciones de horizontes múltiples: PDFs



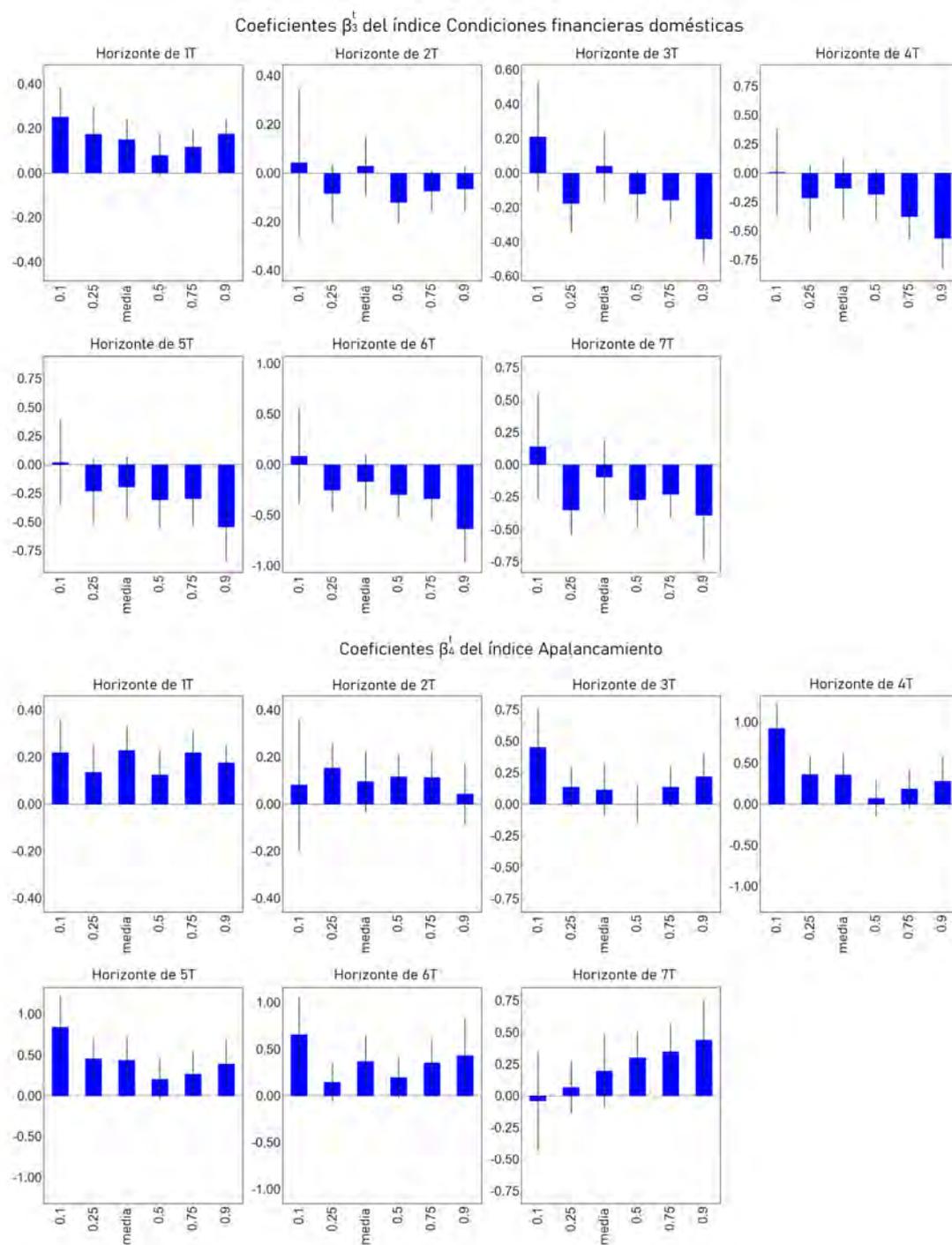
Fuente: estimaciones propias.

Figura 13: Coeficientes β_i^r para $i = 1, 2$



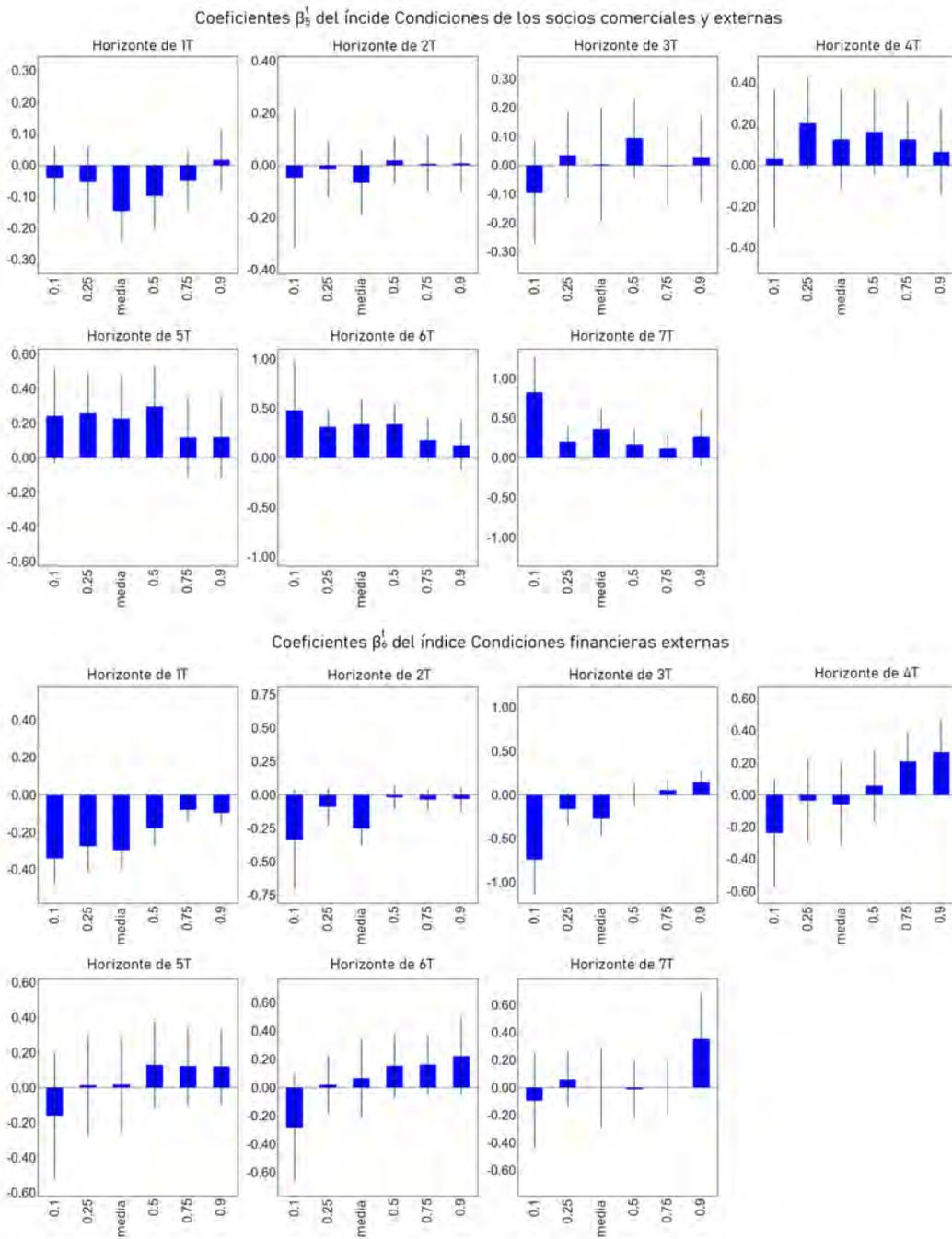
Fuente: estimaciones propias.

Figura 14: Coeficientes β_i^r para $i = 3, 4$



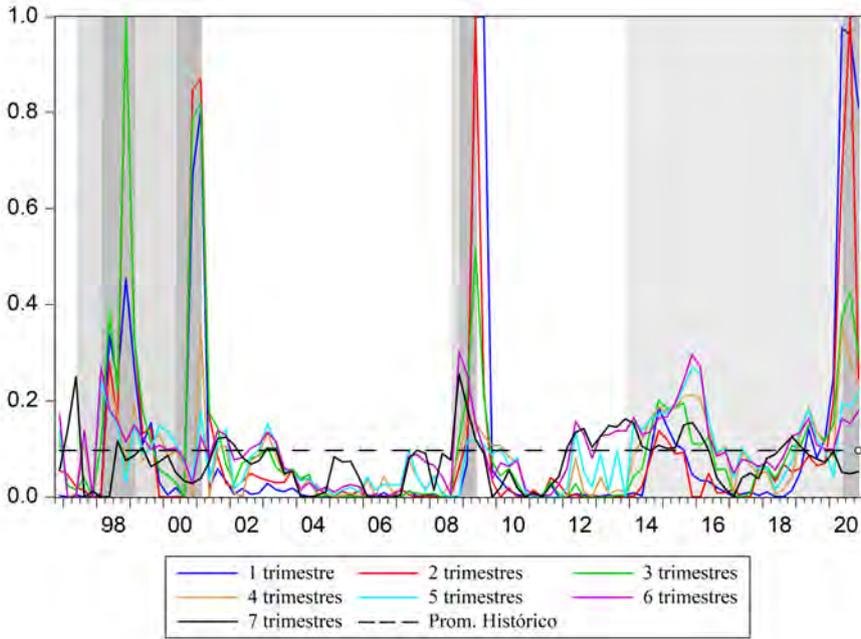
Fuente: estimaciones propias.

Figura 15: Coeficientes β_i^r para $i = 5, 6$



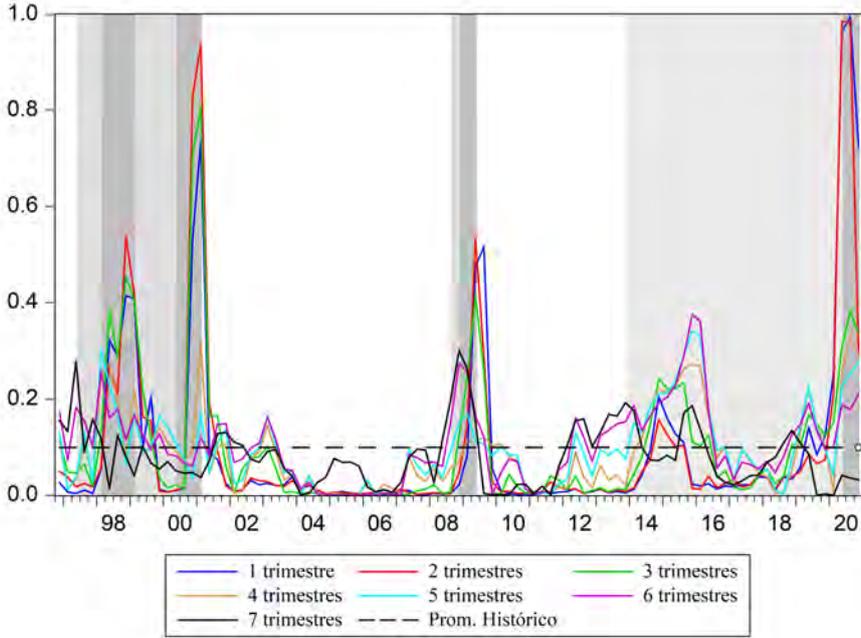
Fuente: estimaciones propias.

Figura 16: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student asimétrica (1997-2020)



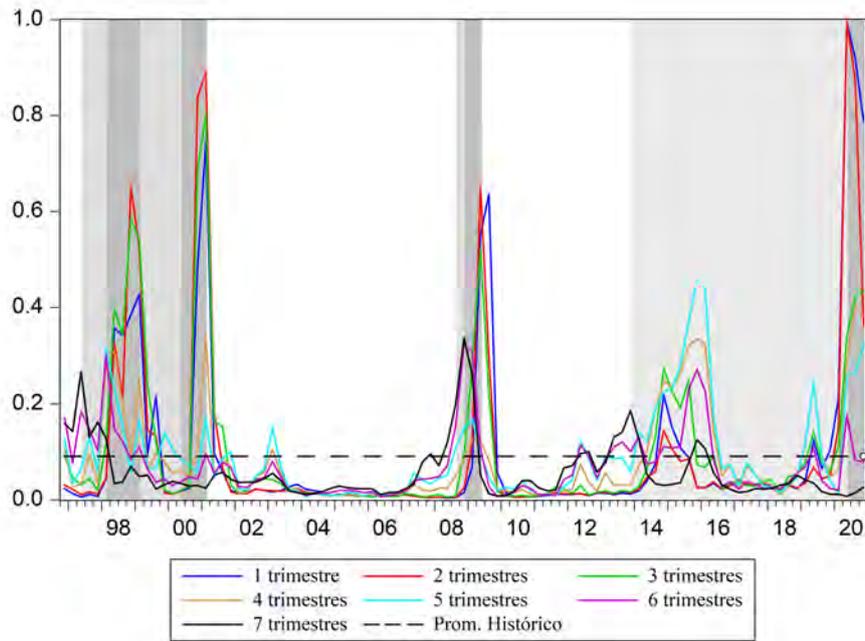
Fuente: estimaciones propias.

Figura 17: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student sesgada (1997-2020)



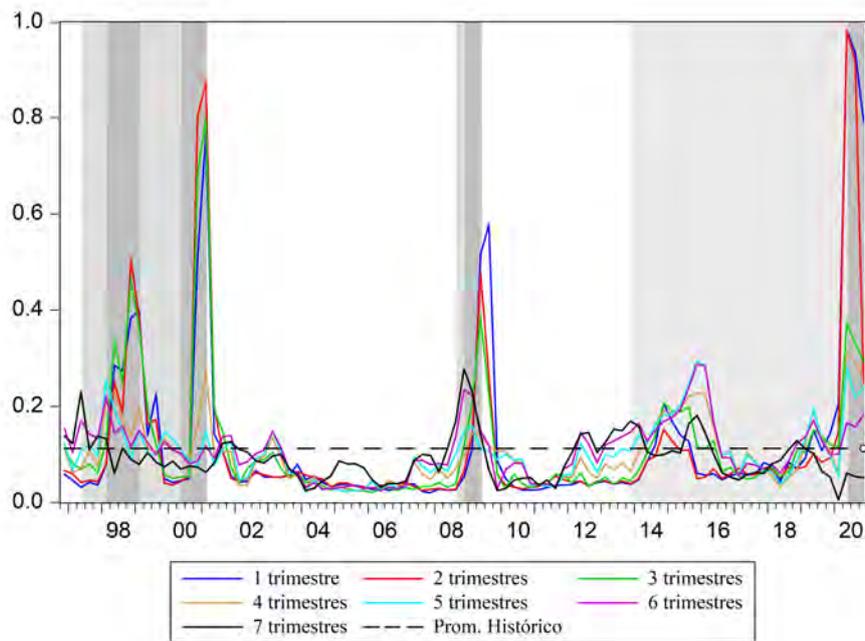
Fuente: estimaciones propias.

Figura 18: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. T-student (1997-2020)



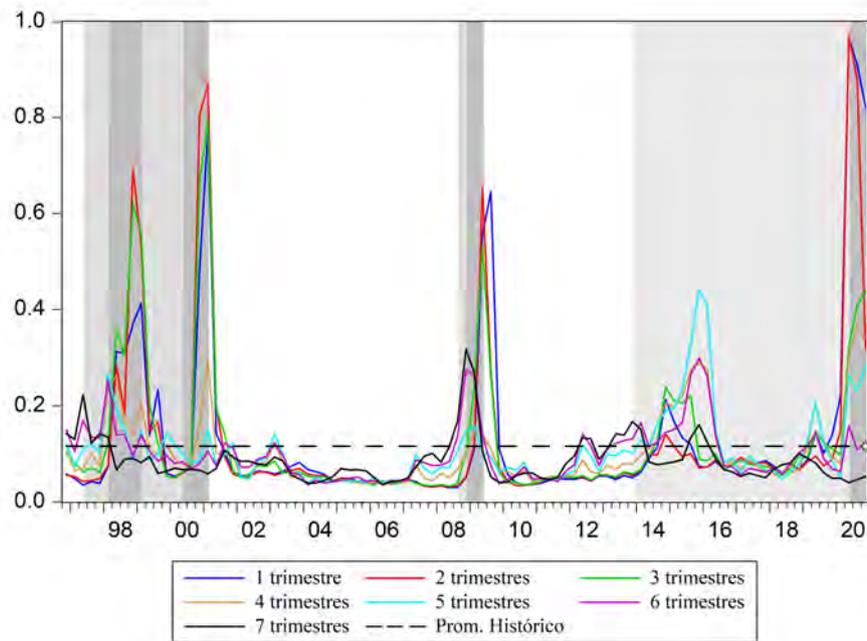
Fuente: estimaciones propias.

Figura 19: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Cauchy sesgada (1997-2020)



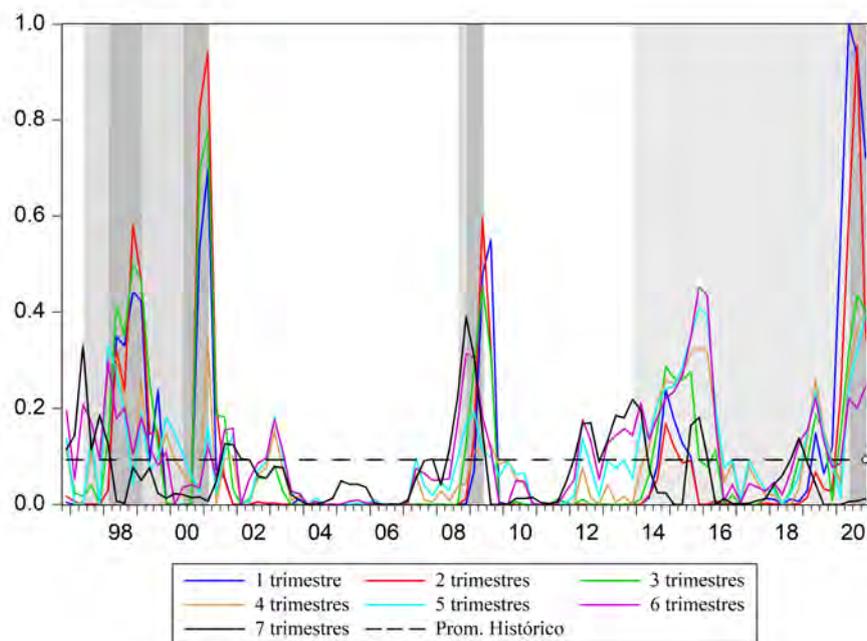
Fuente: estimaciones propias.

Figura 20: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Cauchy (1997-2020)



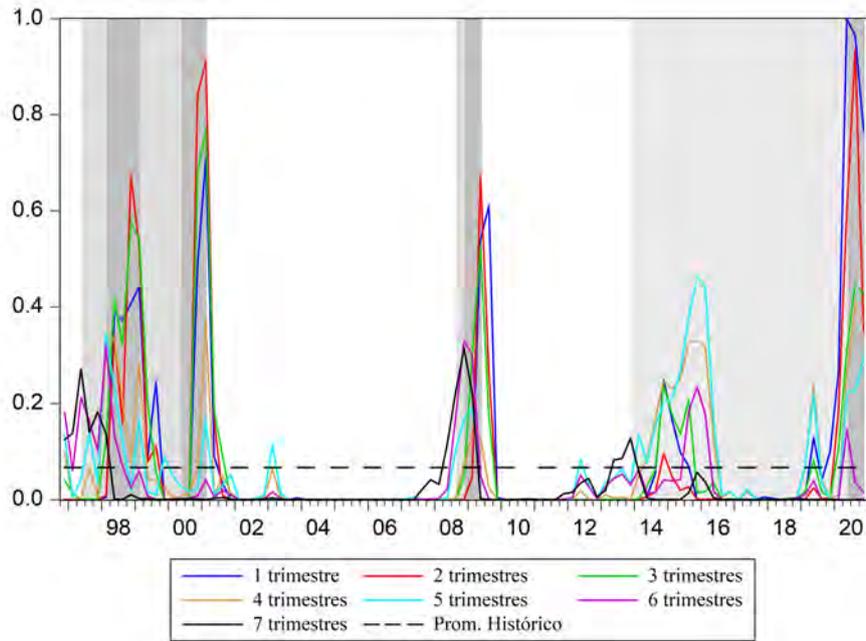
Fuente: estimaciones propias.

Figura 21: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Normal sesgada (1997-2020)



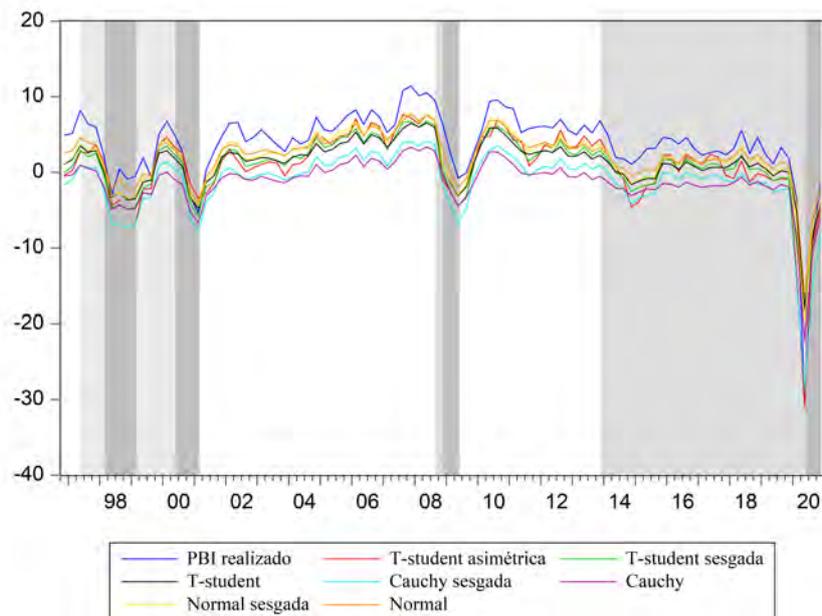
Fuente: estimaciones propias.

Figura 22: Probabilidad de crecimiento negativo según la dist. Normal (1997-2020)



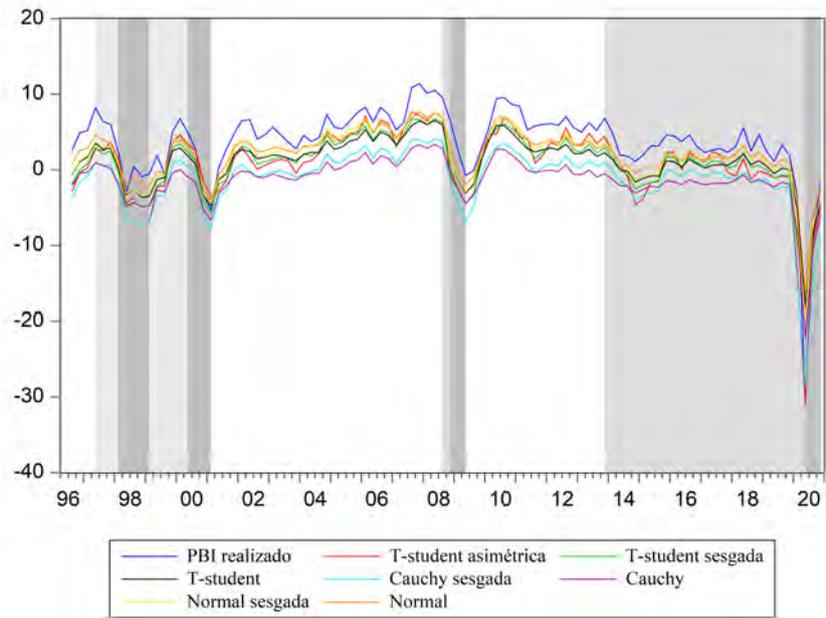
Fuente: estimaciones propias.

Figura 23: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 1 trimestre



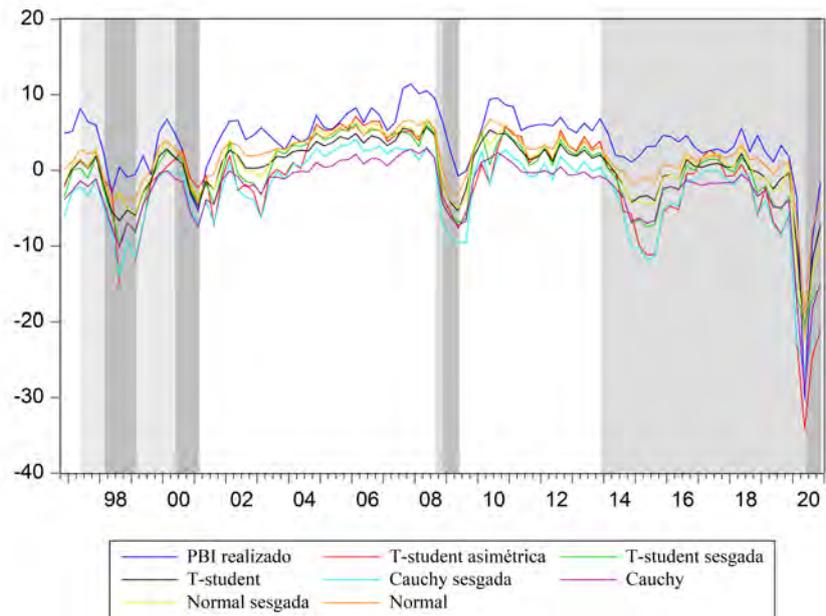
Fuente: estimaciones propias.

Figura 24: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 2 trimestres



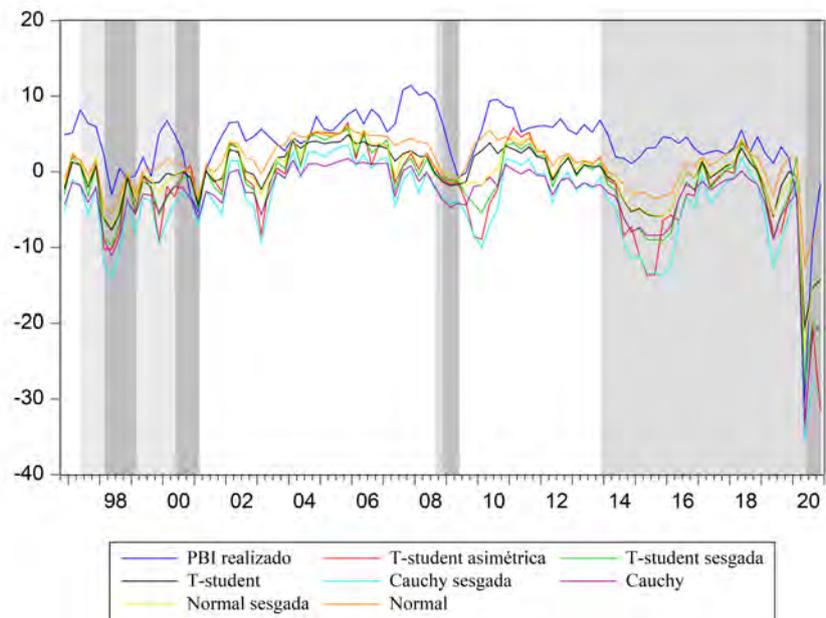
Fuente: estimaciones propias.

Figura 25: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 3 trimestres



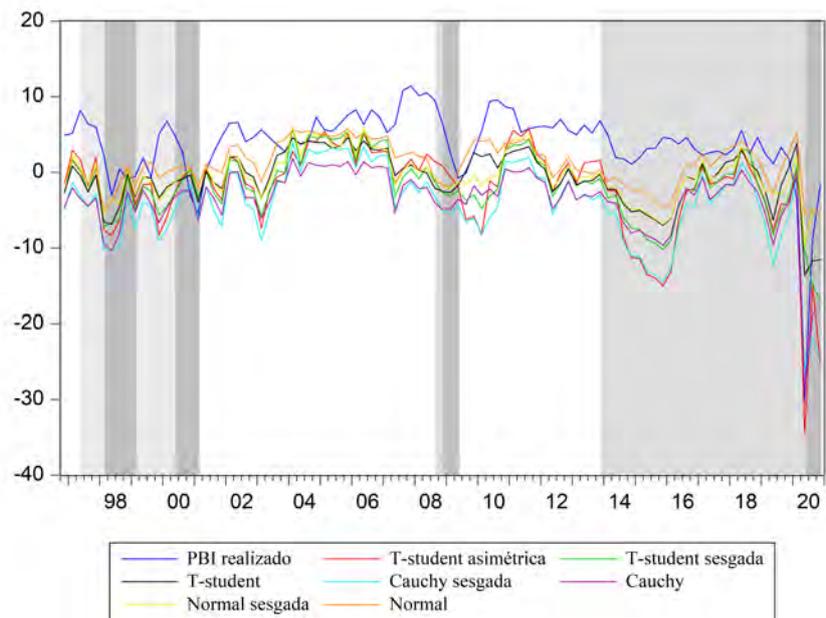
Fuente: estimaciones propias.

Figura 26: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 4 trimestres



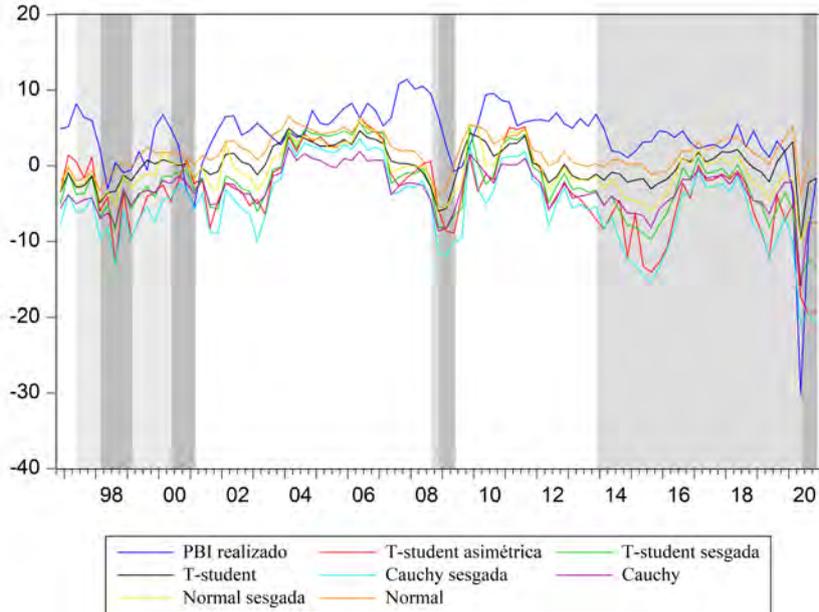
Fuente: estimaciones propias.

Figura 27: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 5 trimestres



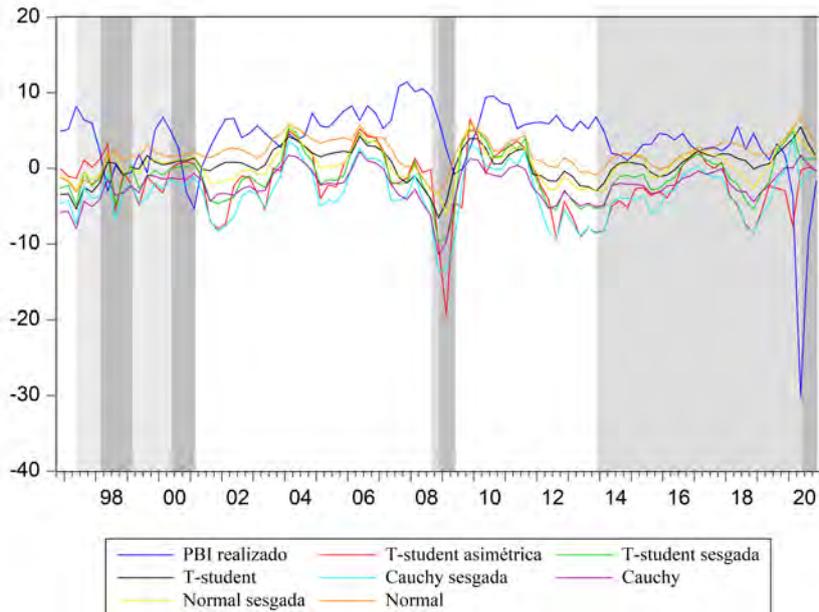
Fuente: estimaciones propias.

Figura 28: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 6 trimestres



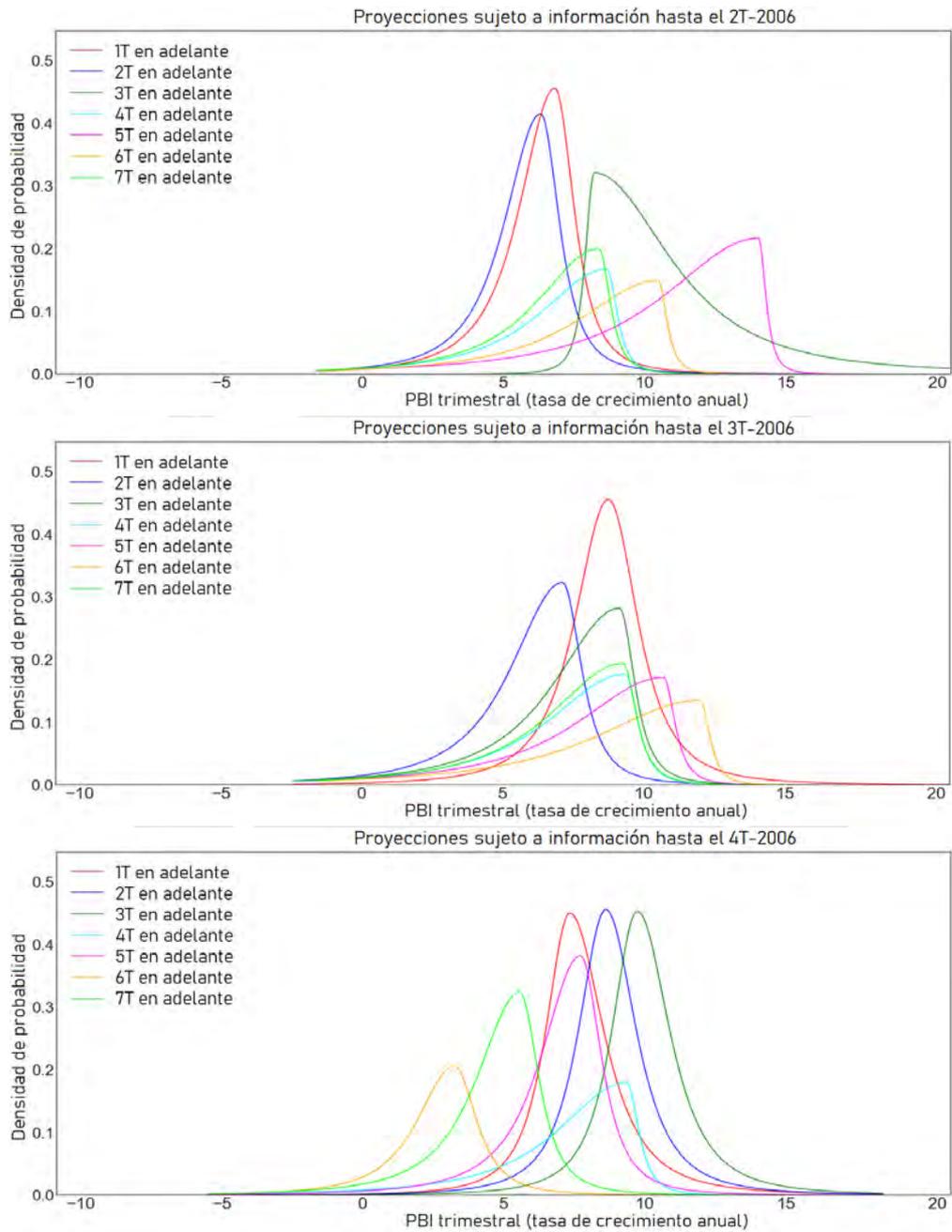
Fuente: estimaciones propias.

Figura 29: Índice de riesgo macrofinanciero 1997-2020: horizonte de proyección de 7 trimestres



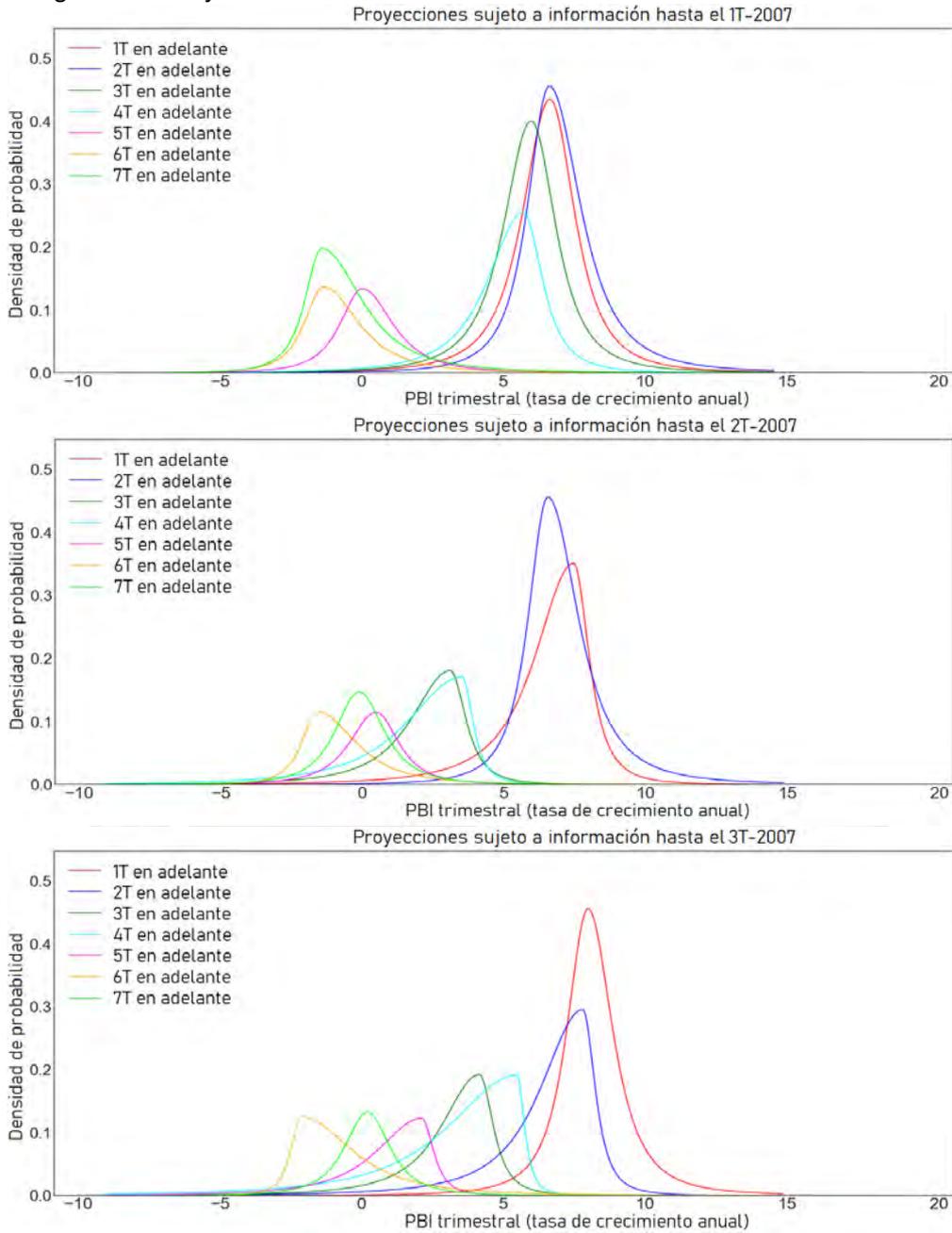
Fuente: estimaciones propias.

Figura 30: Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 2T2006 - 4T2006



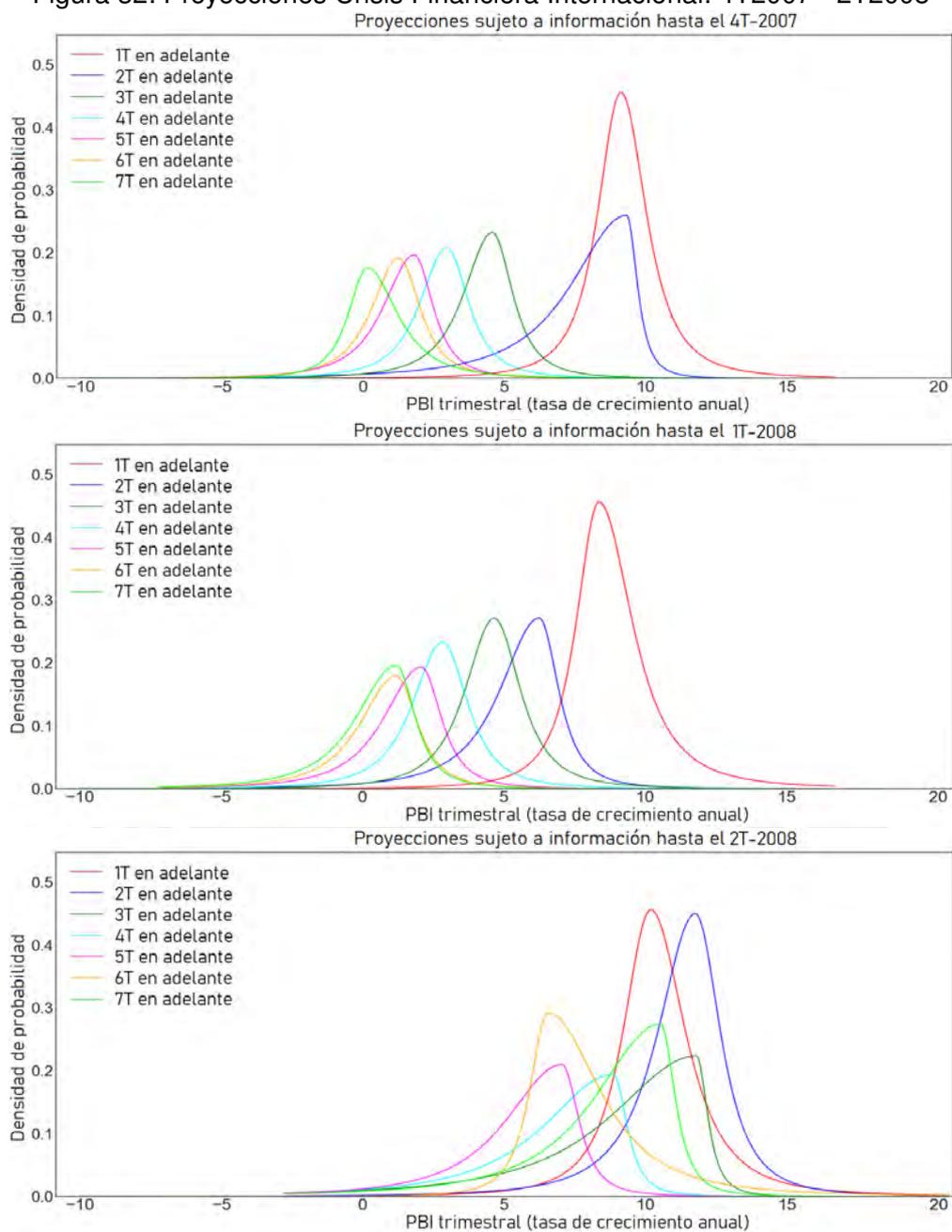
Fuente: estimaciones propias.

Figura 31: Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 1T2007 - 3T2007



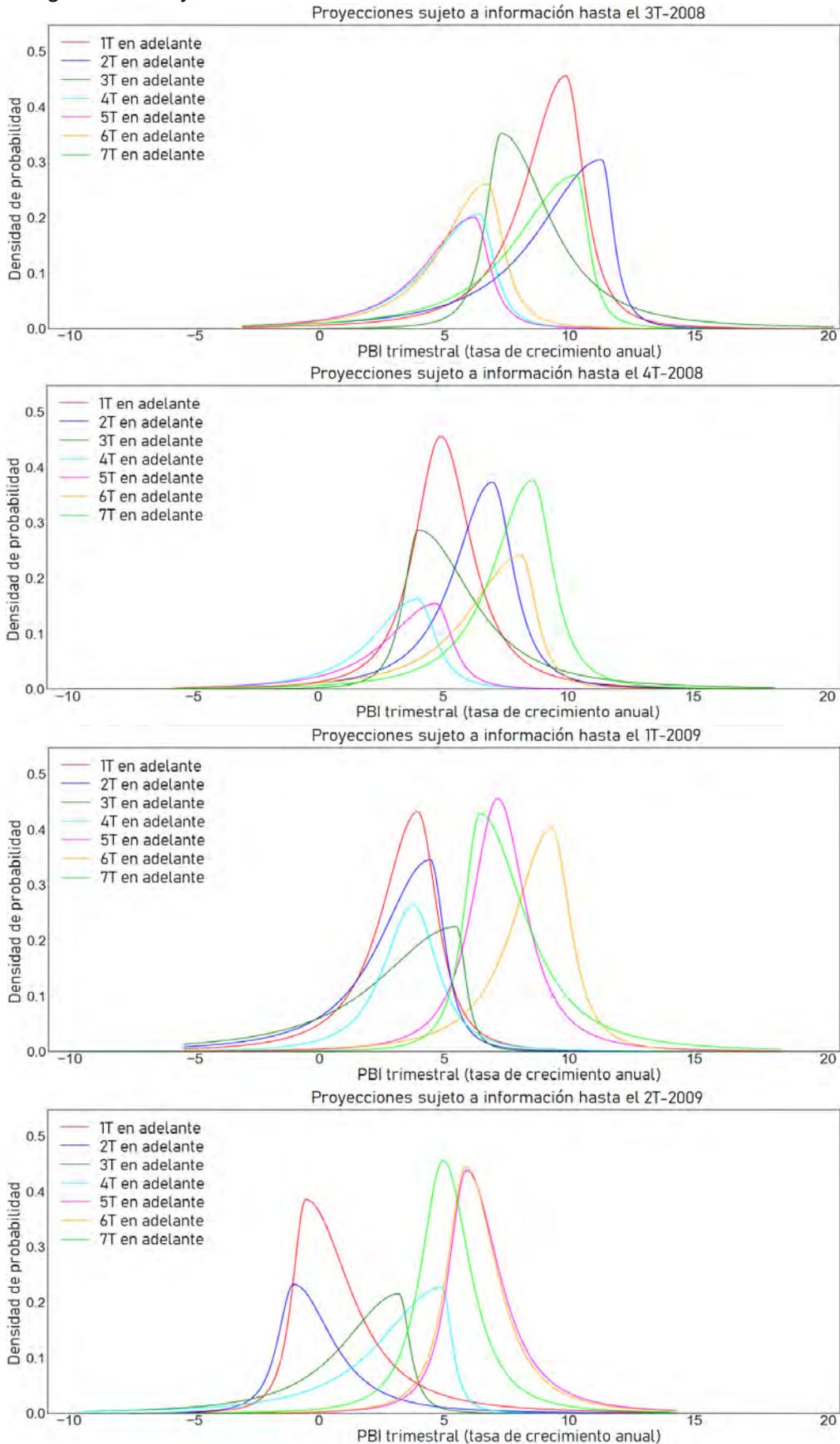
Fuente: estimaciones propias.

Figura 32: Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 4T2007 - 2T2008



Fuente: estimaciones propias.

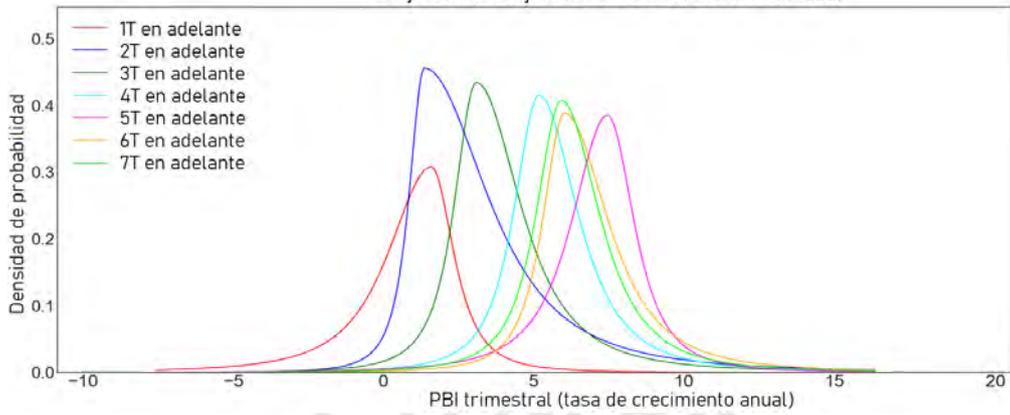
Figura 33: Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 3T2008 - 2T2009



Fuente: estimaciones propias.

Figura 34: Proyecciones Crisis Financiera Internacional: 3T2009

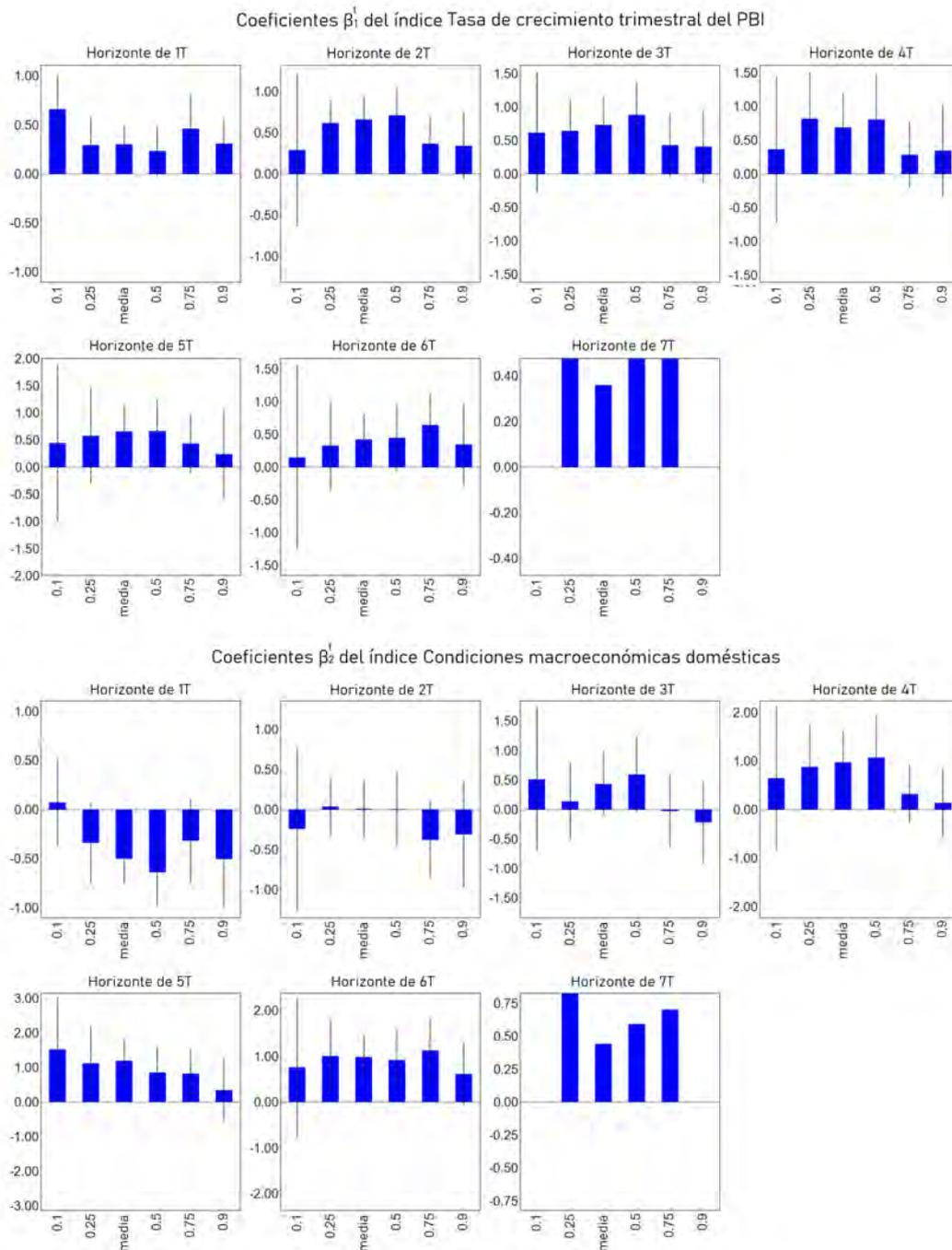
Proyecciones sujeto a información hasta el 3T-2009



Fuente: estimaciones propias.

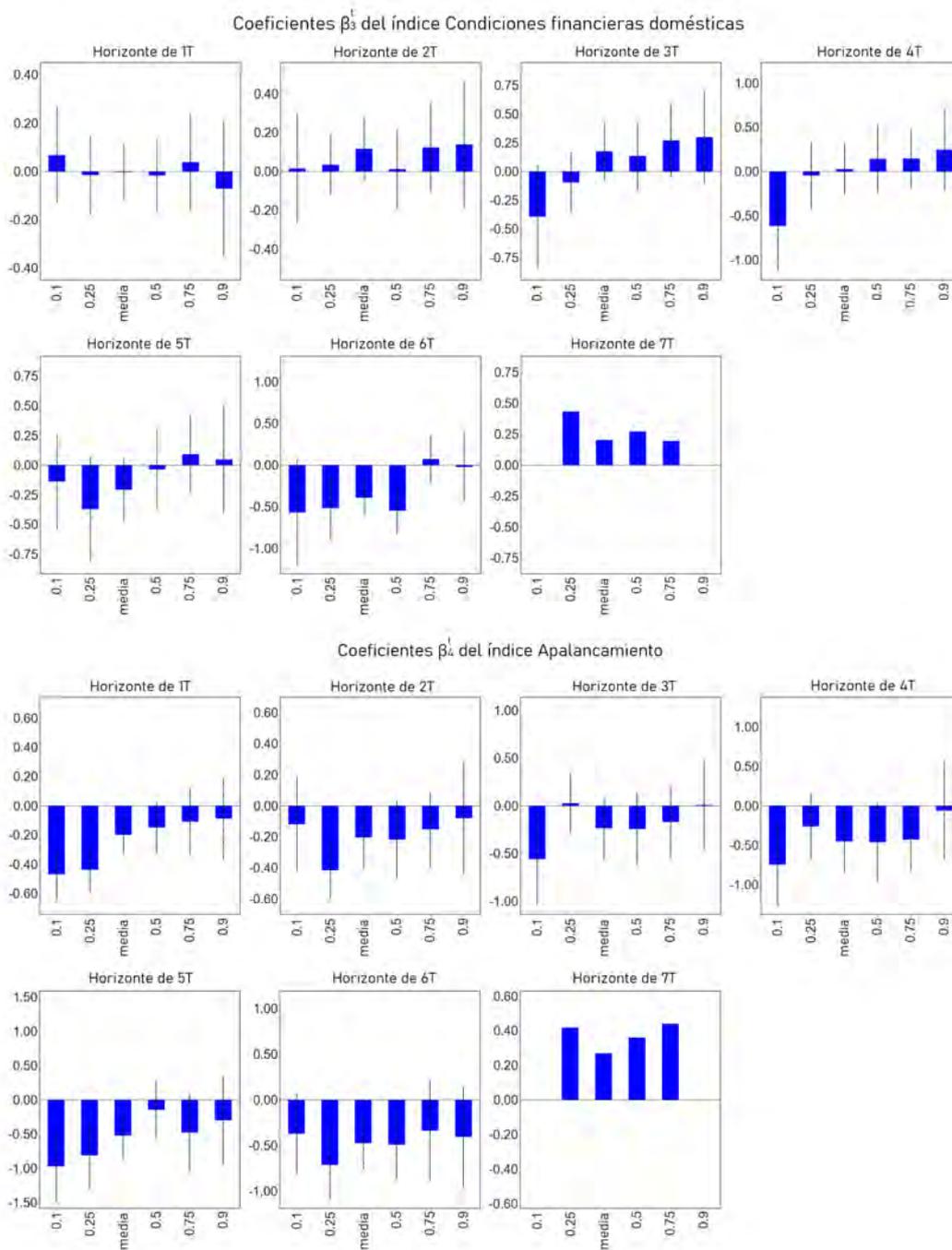


Figura 35: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^{τ} para $i = 1, 2$



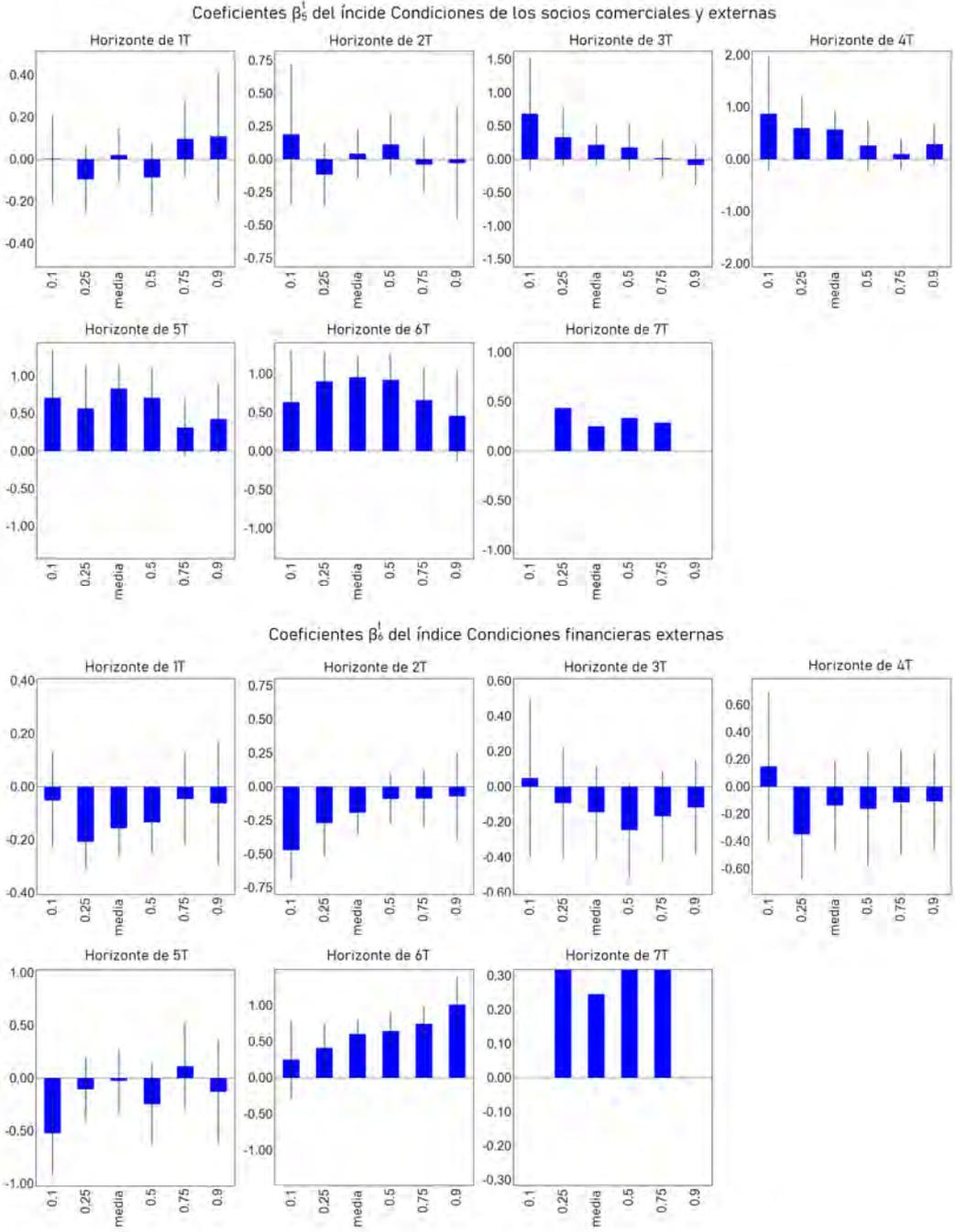
Fuente: estimaciones propias.

Figura 36: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^τ para $i = 3, 4$



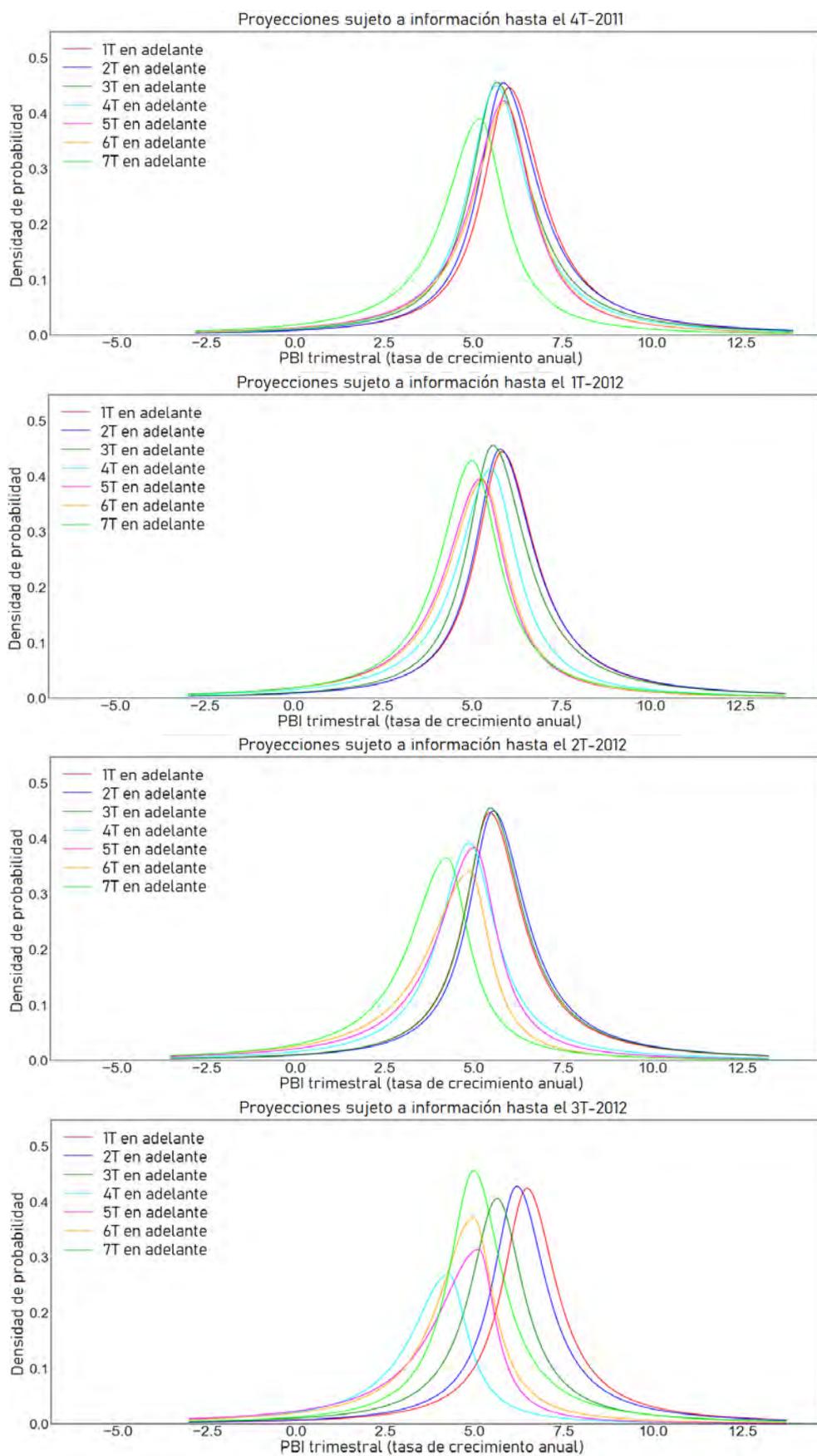
Fuente: estimaciones propias.

Figura 37: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis Financiera Internacional del 2008: coeficientes β_i^{τ} para $i = 5, 6$



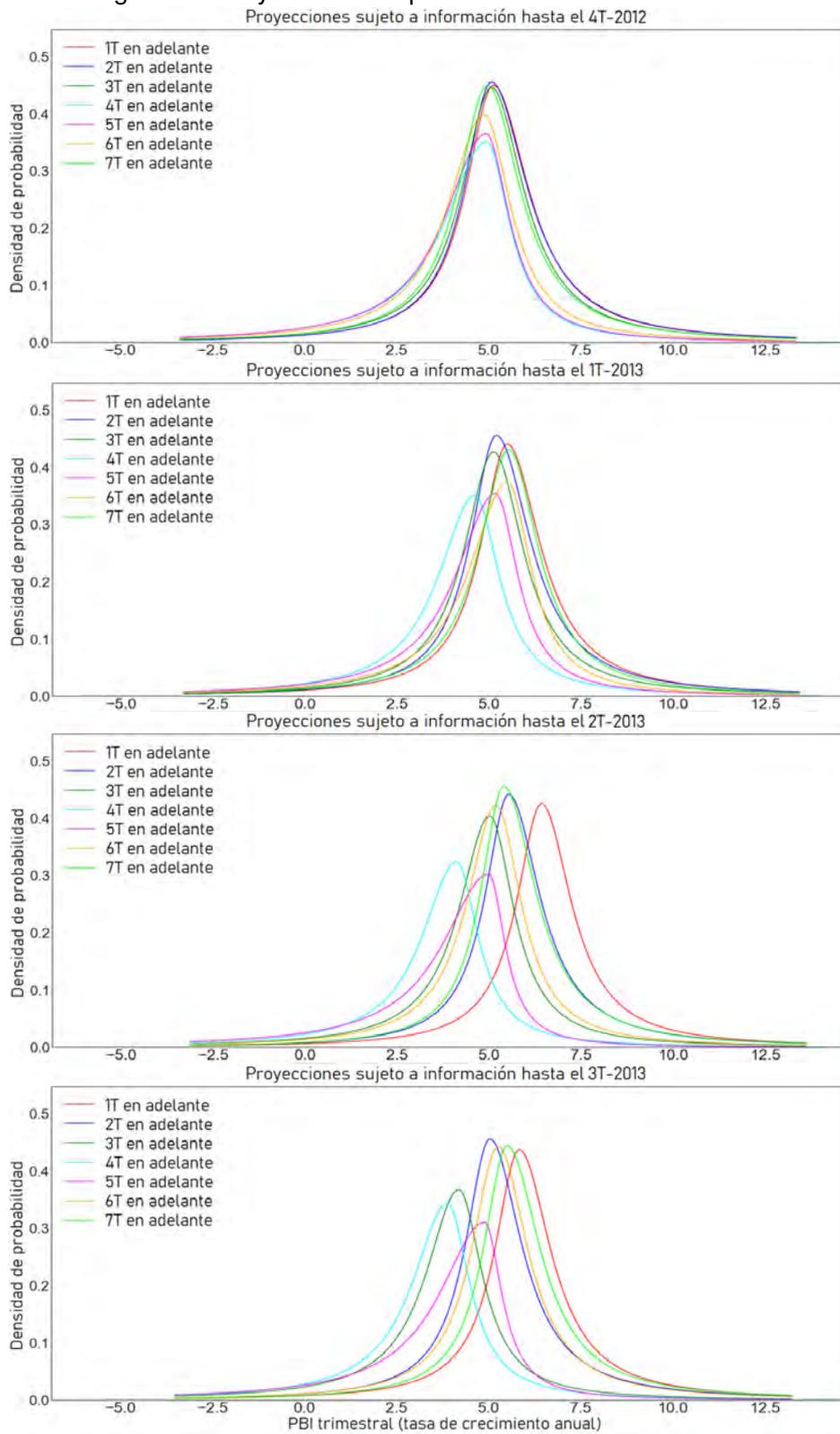
Fuente: estimaciones propias.

Figura 38: Proyecciones Taper Tantrum: 4T2011 - 3T2012



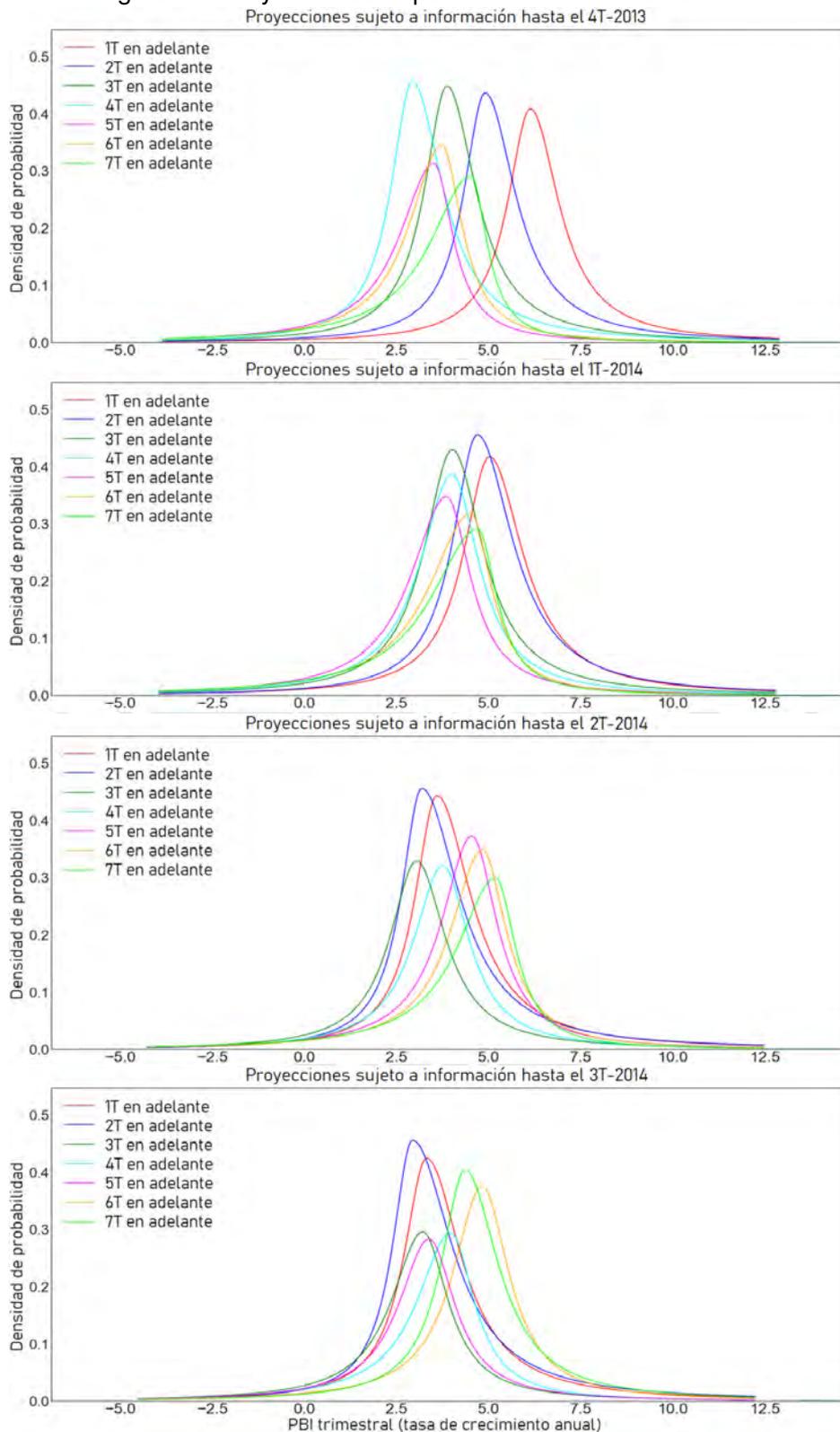
Fuente: estimaciones propias.

Figura 39: Proyecciones Taper Tantrum: 4T2012 - 3T2013



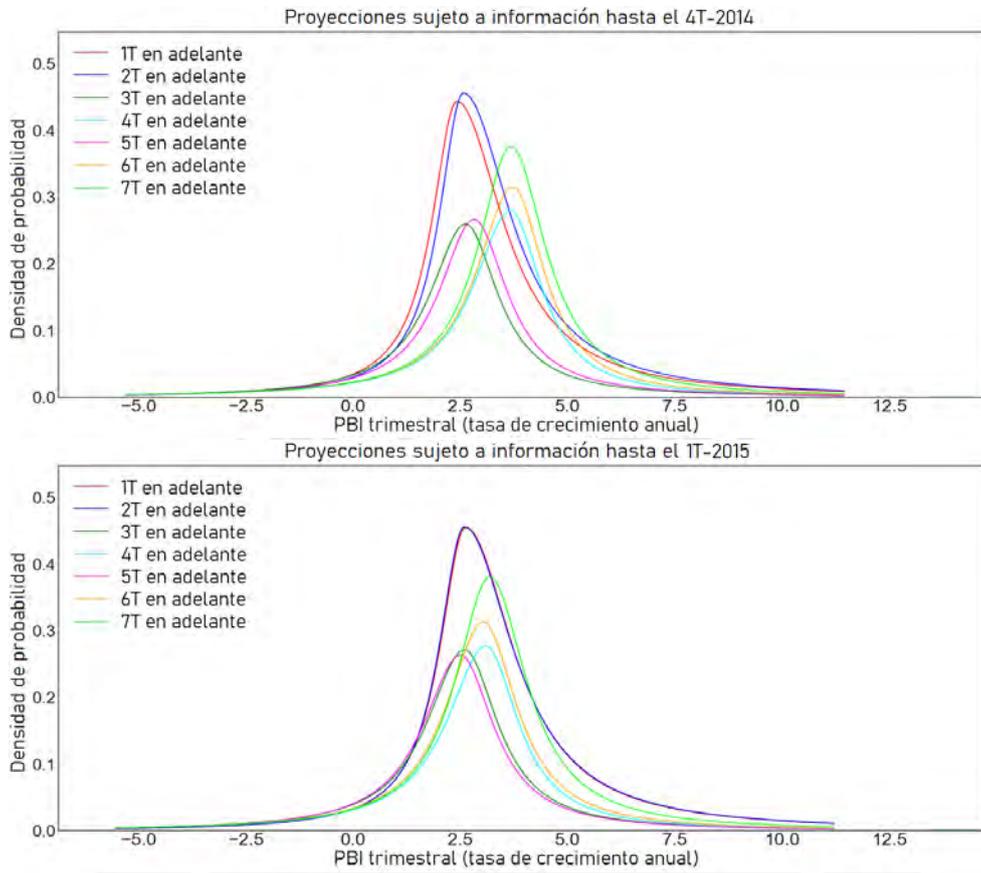
Fuente: estimaciones propias.

Figura 40: Proyecciones Taper Tantrum: 4T2013 - 3T2014



Fuente: estimaciones propias.

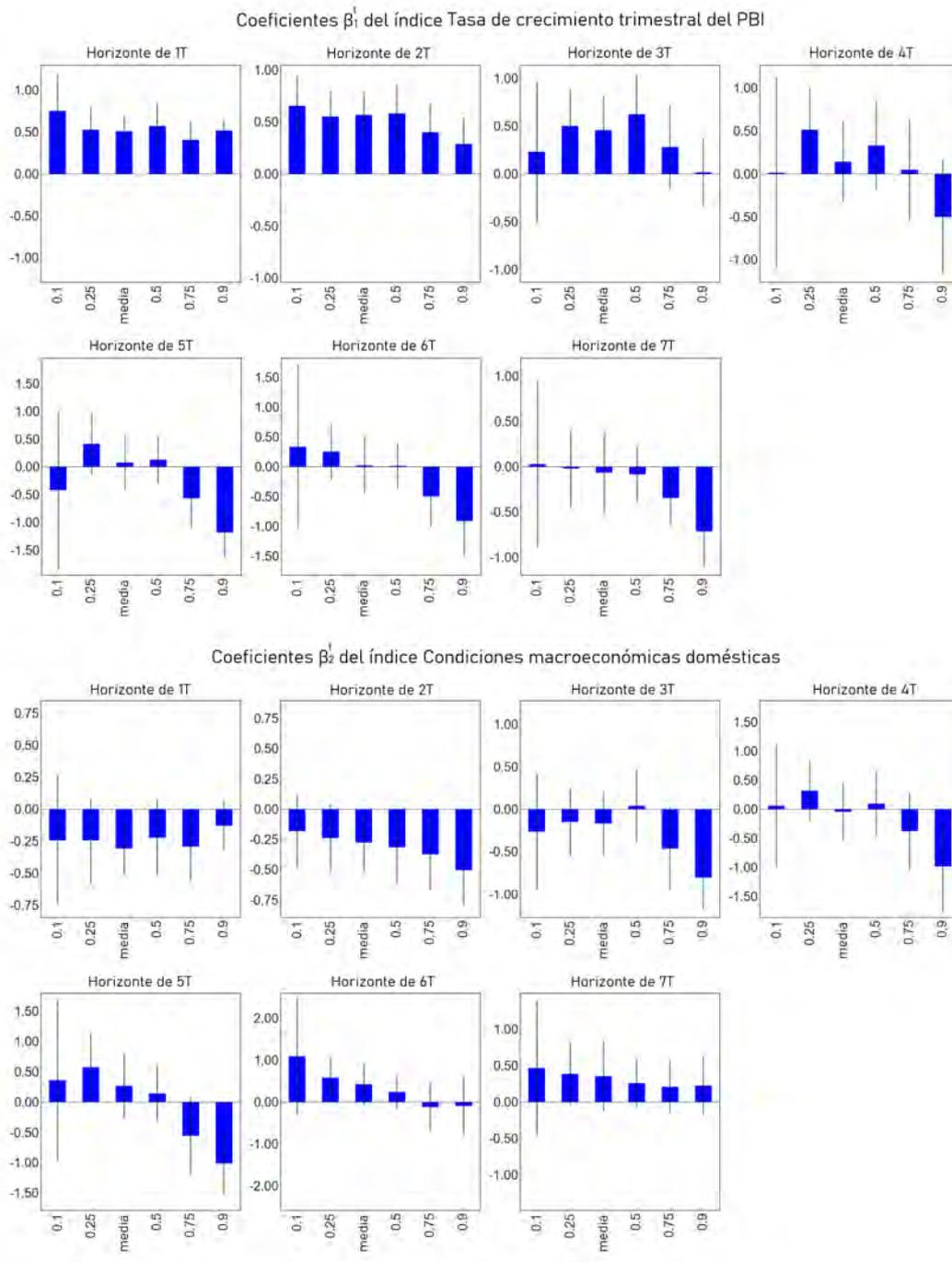
Figura 41: Proyecciones Taper Tantrum: 4T2014 - 1T2015



Fuente: estimaciones propias.

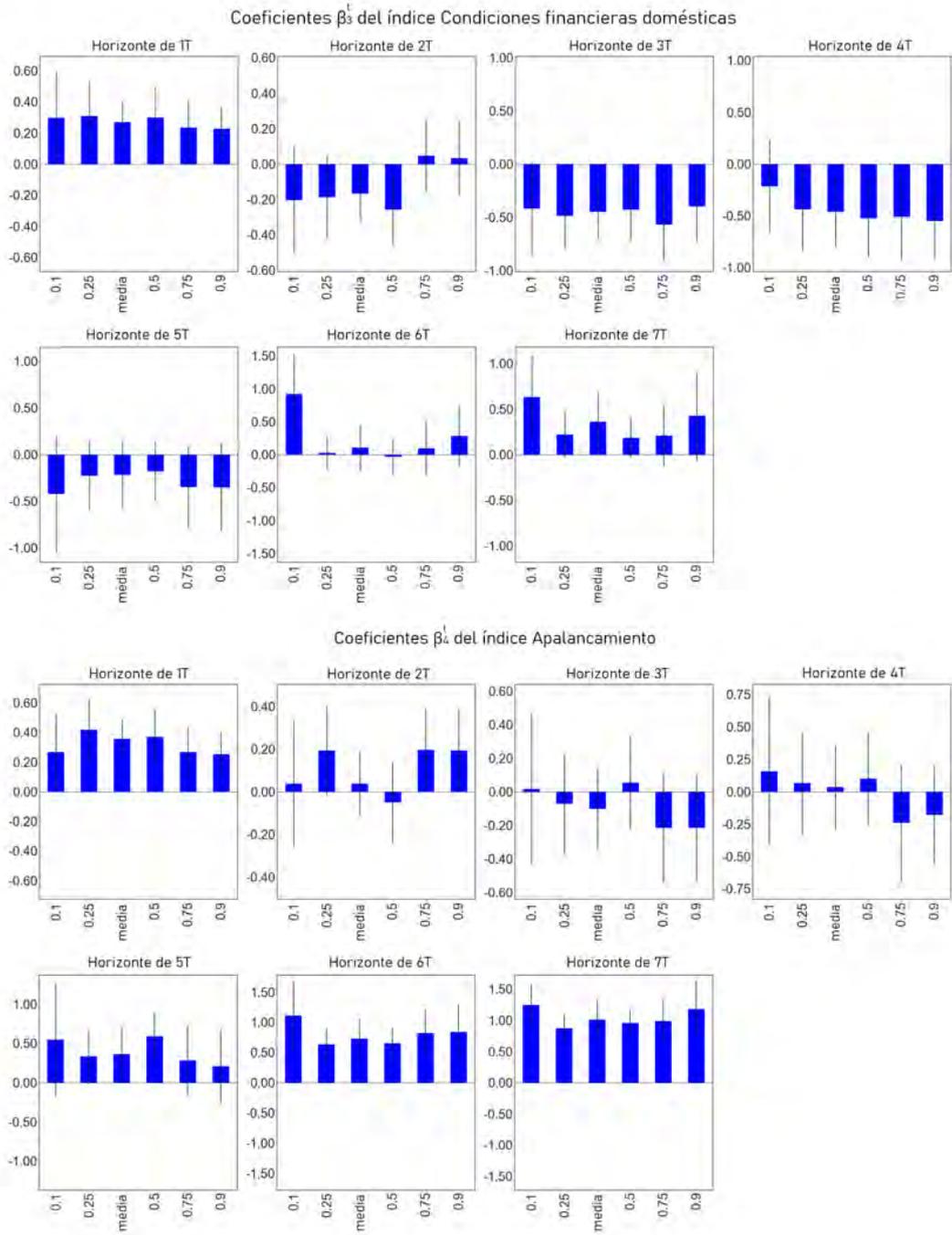


Figura 42: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^r para $i = 1, 2$



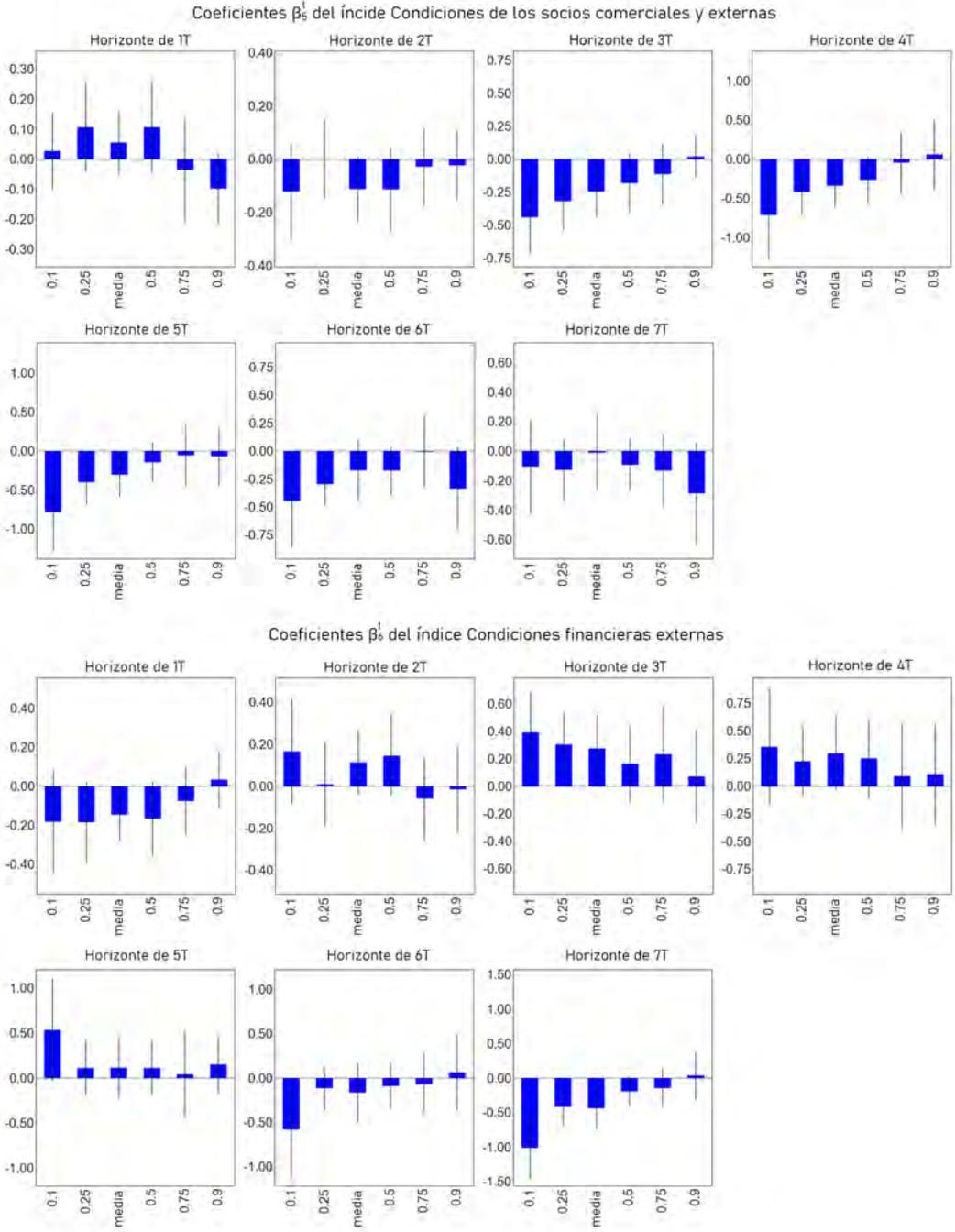
Fuente: estimaciones propias.

Figura 43: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^{τ} para $i = 3, 4$



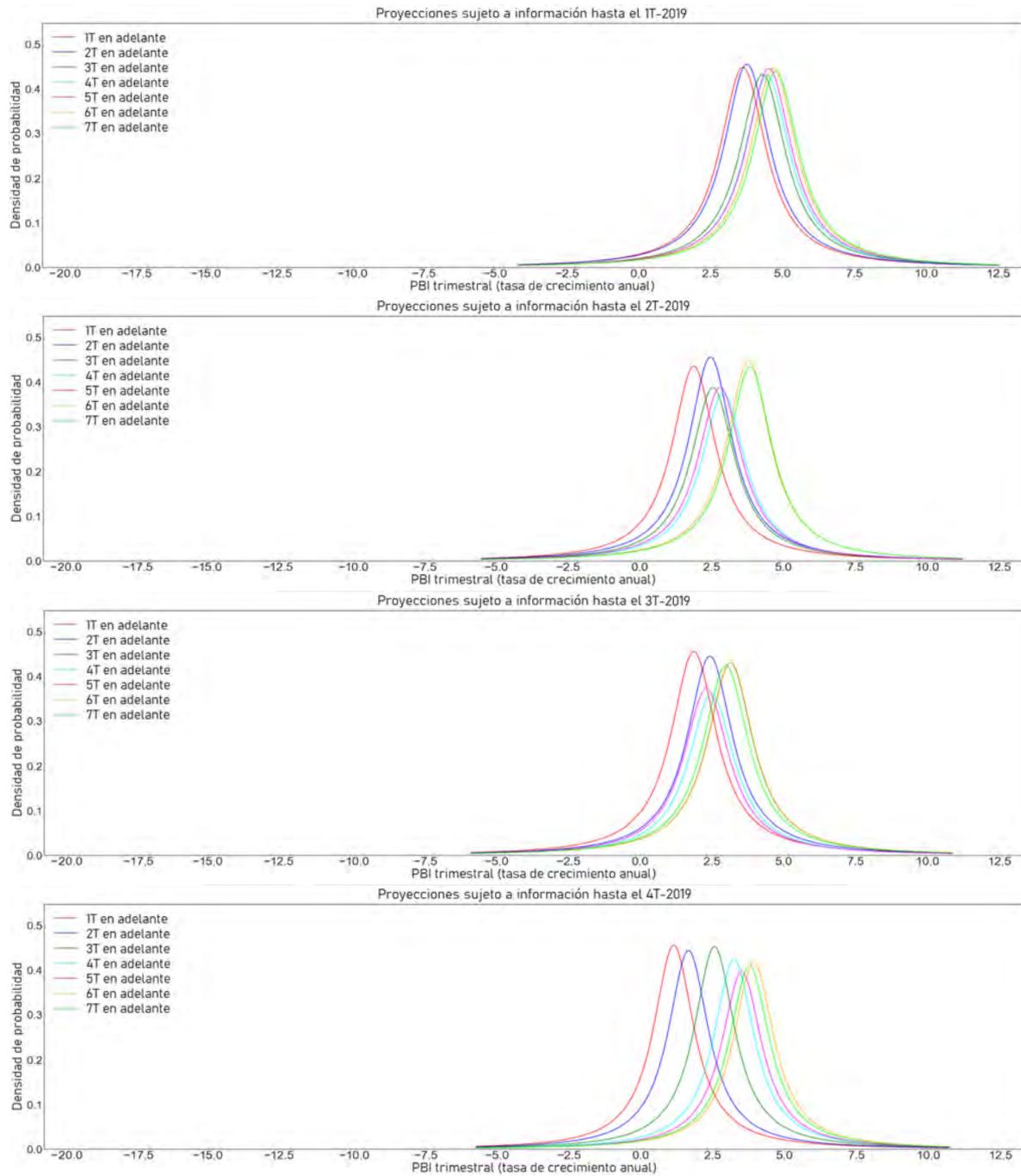
Fuente: estimaciones propias.

Figura 44: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en el Taper Tantrum del 2014: coeficientes β_i^τ para $i = 5, 6$



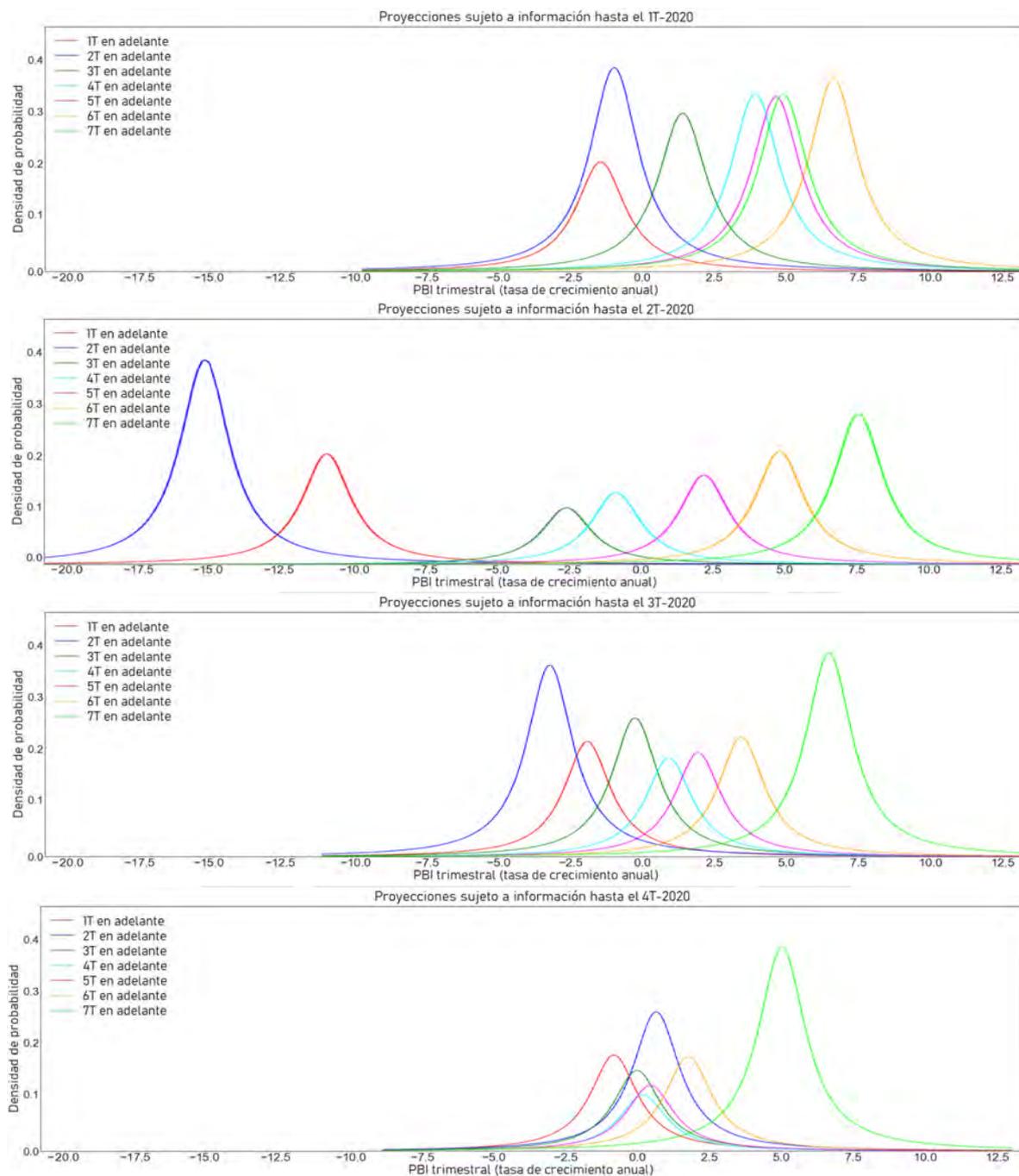
Fuente: estimaciones propias.

Figura 45: Proyecciones Covid-19: 1T2019 - 4T2019



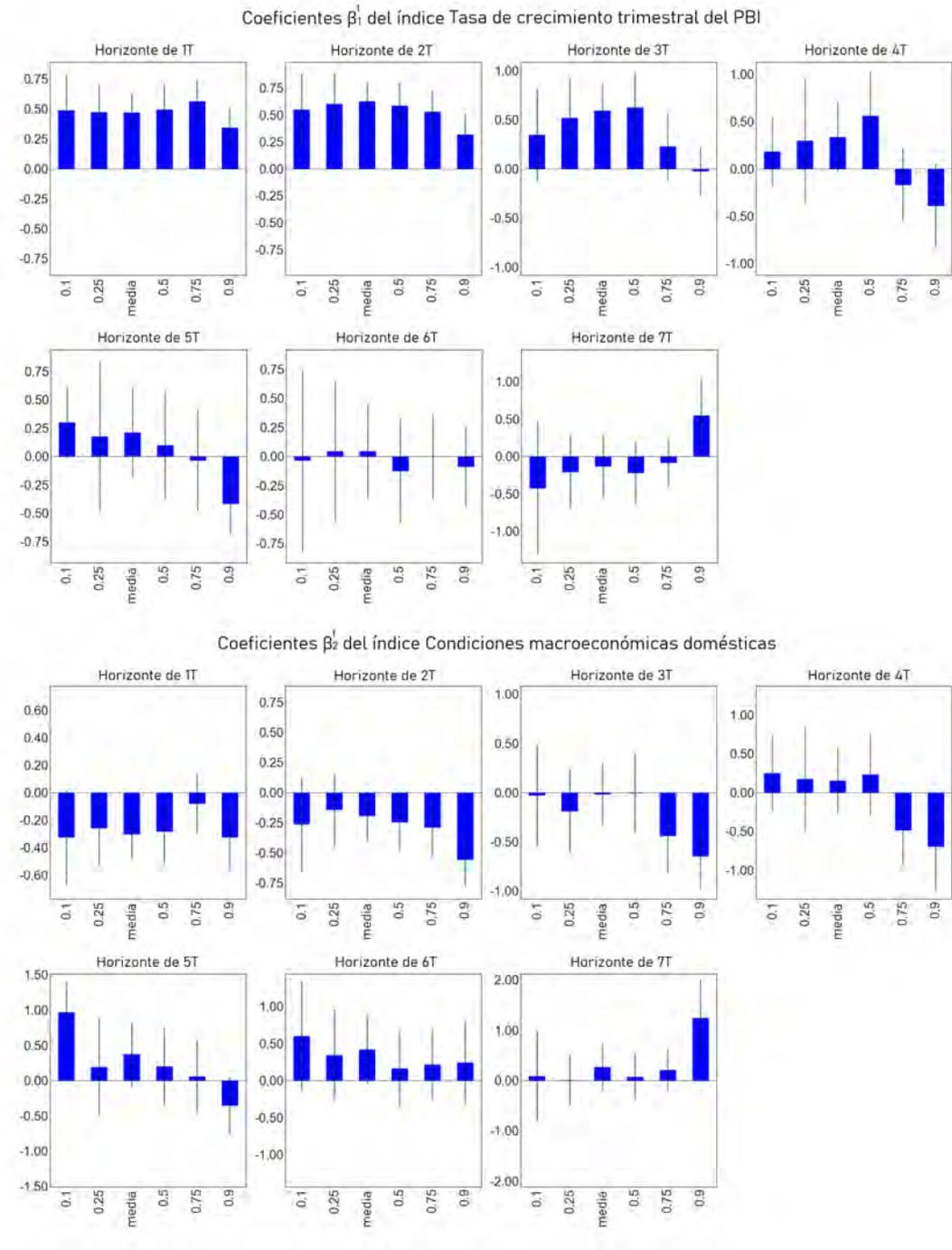
Fuente: estimaciones propias.

Figura 46: Proyecciones Covid-19: 1T2020 - 4T2020



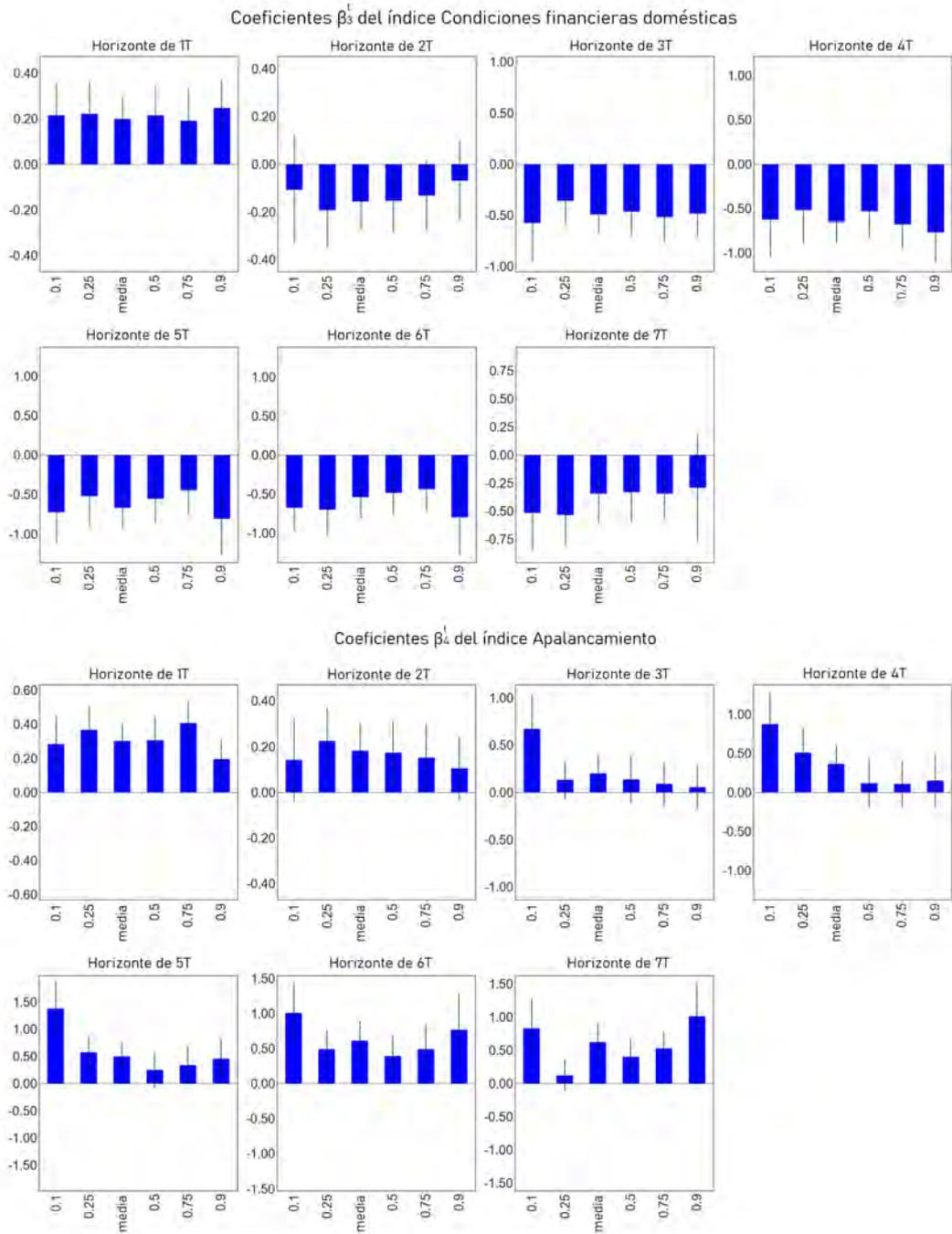
Fuente: estimaciones propias.

Figura 47: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid-19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 1, 2$



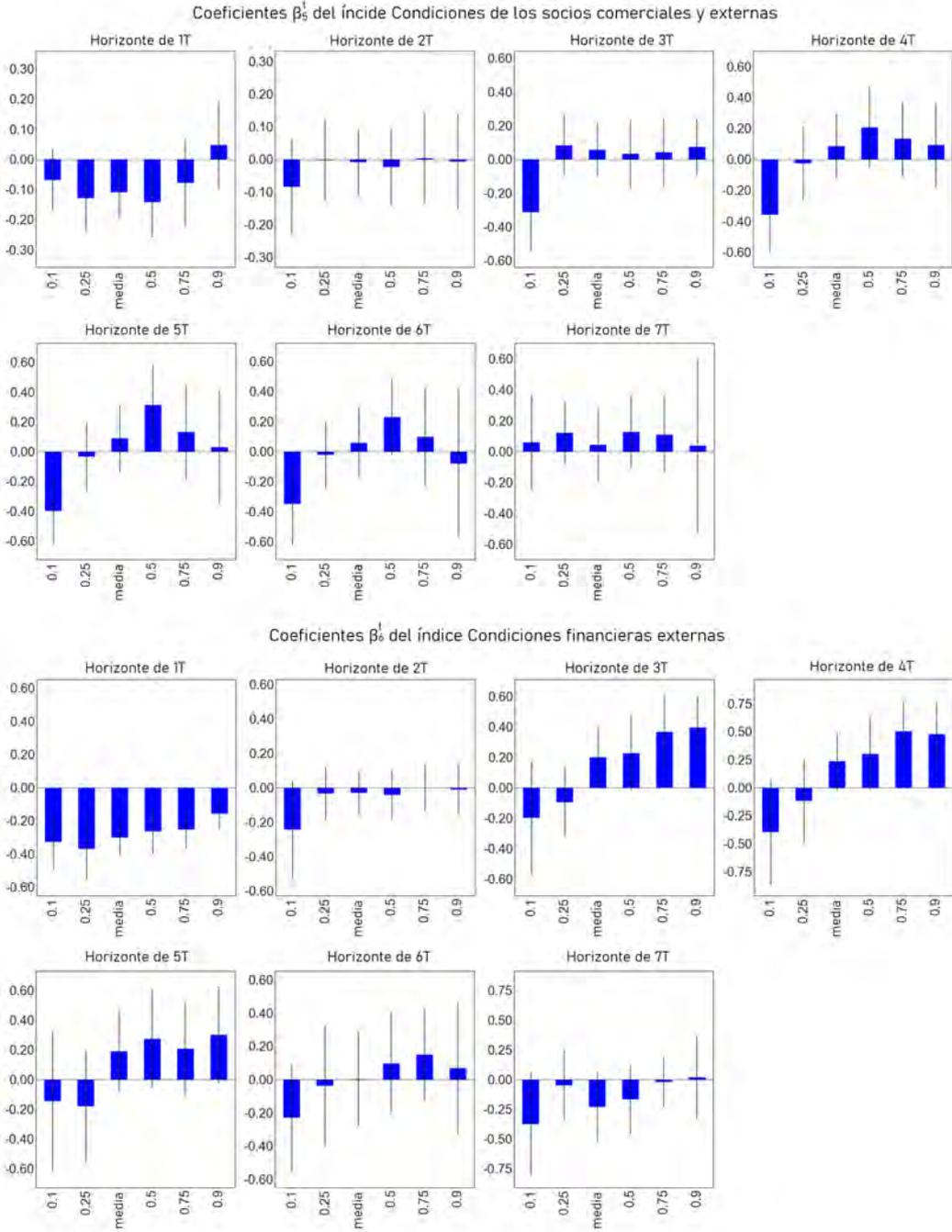
Fuente: estimaciones propias.

Figura 48: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid-19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 3,4$



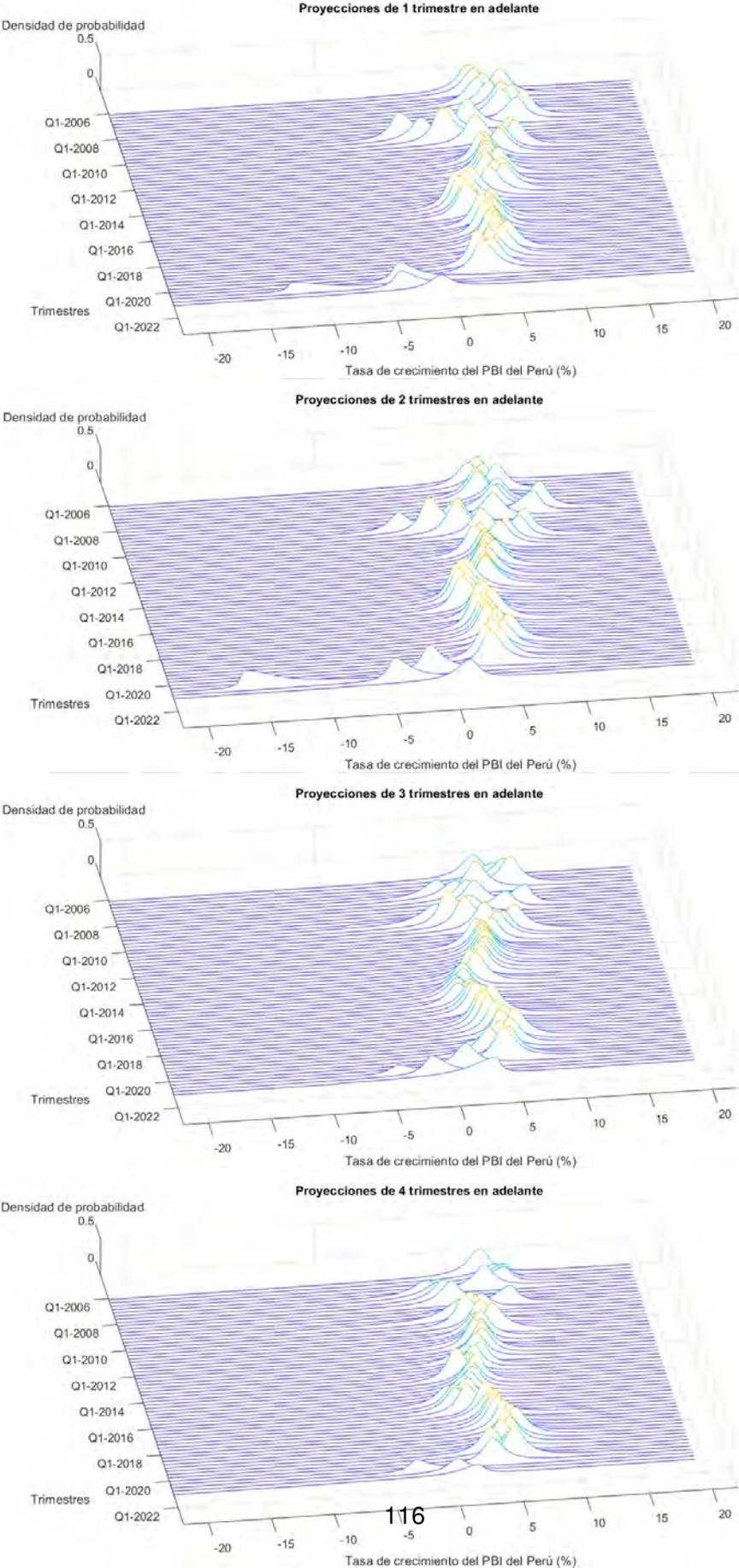
Fuente: estimaciones propias.

Figura 49: Regresión cuantílica de horizontes múltiples en la Crisis del Covid19 en 2020: coeficientes β_i^τ para $i = 5, 6$



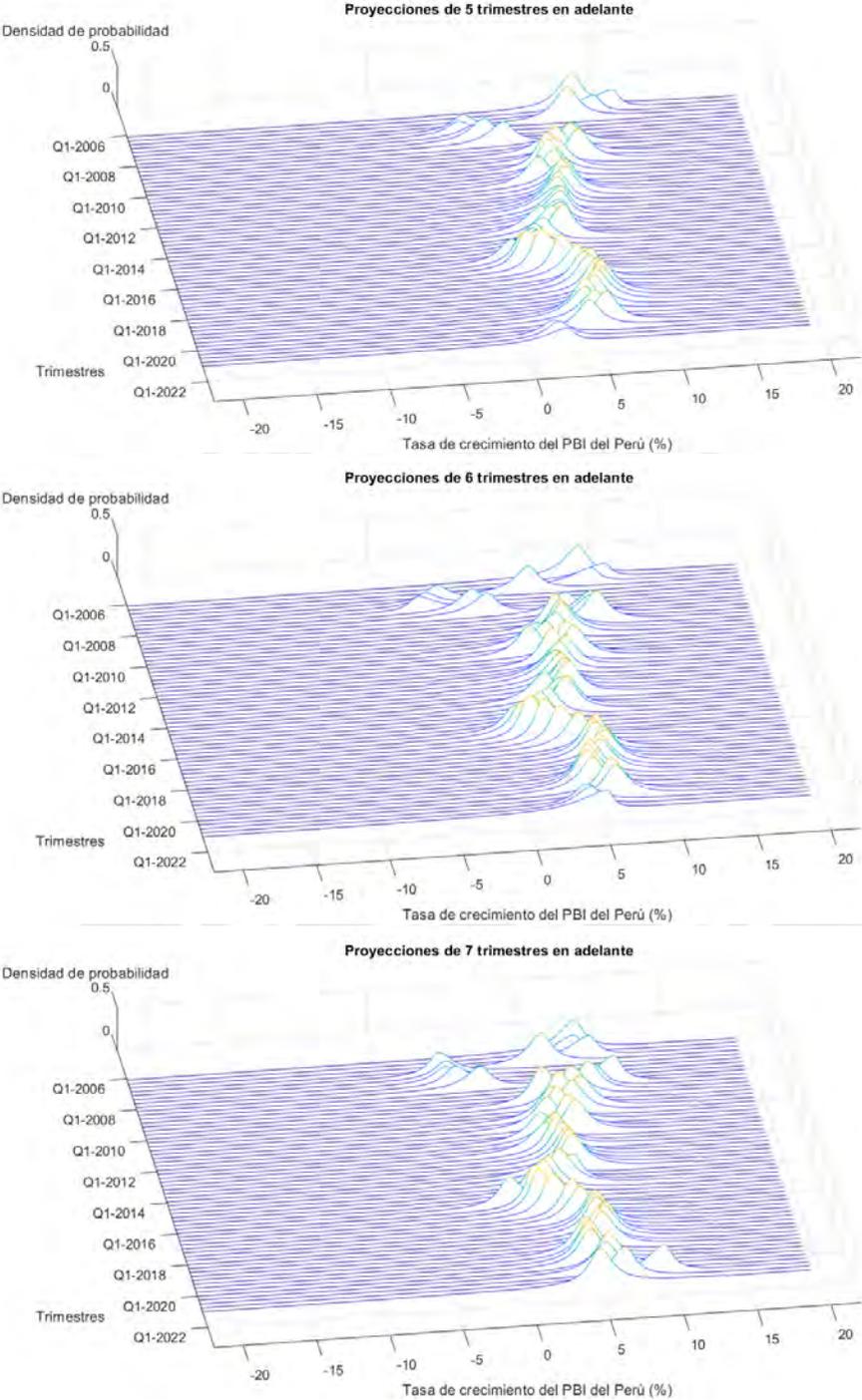
Fuente: estimaciones propias.

Figura 50: Proyecciones trimestrales según la distribución Cauchy sesgada



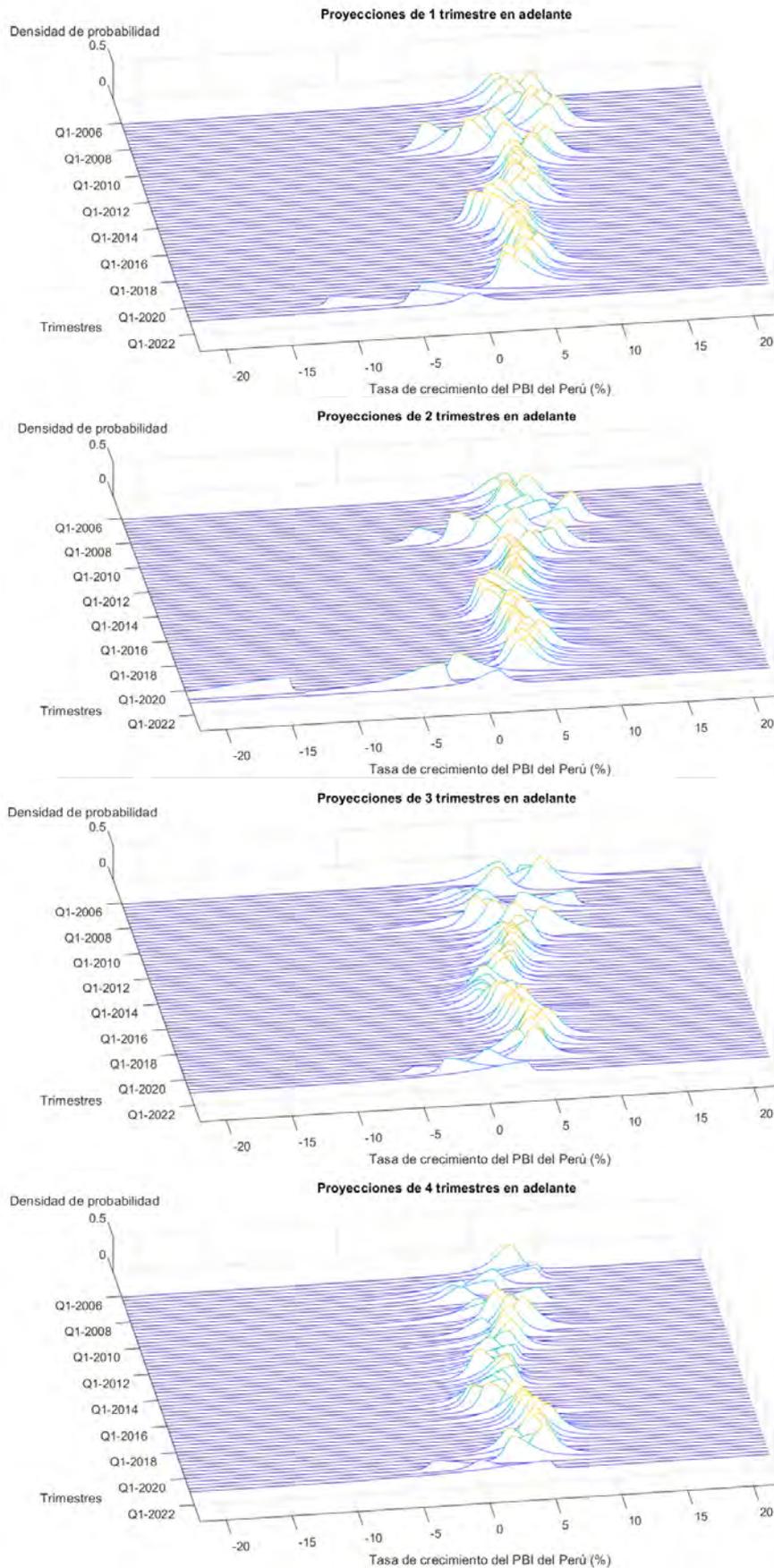
Fuente: estimaciones propias.

Figura 51: Proyecciones trimestrales según la distribución Cauchy sesgada



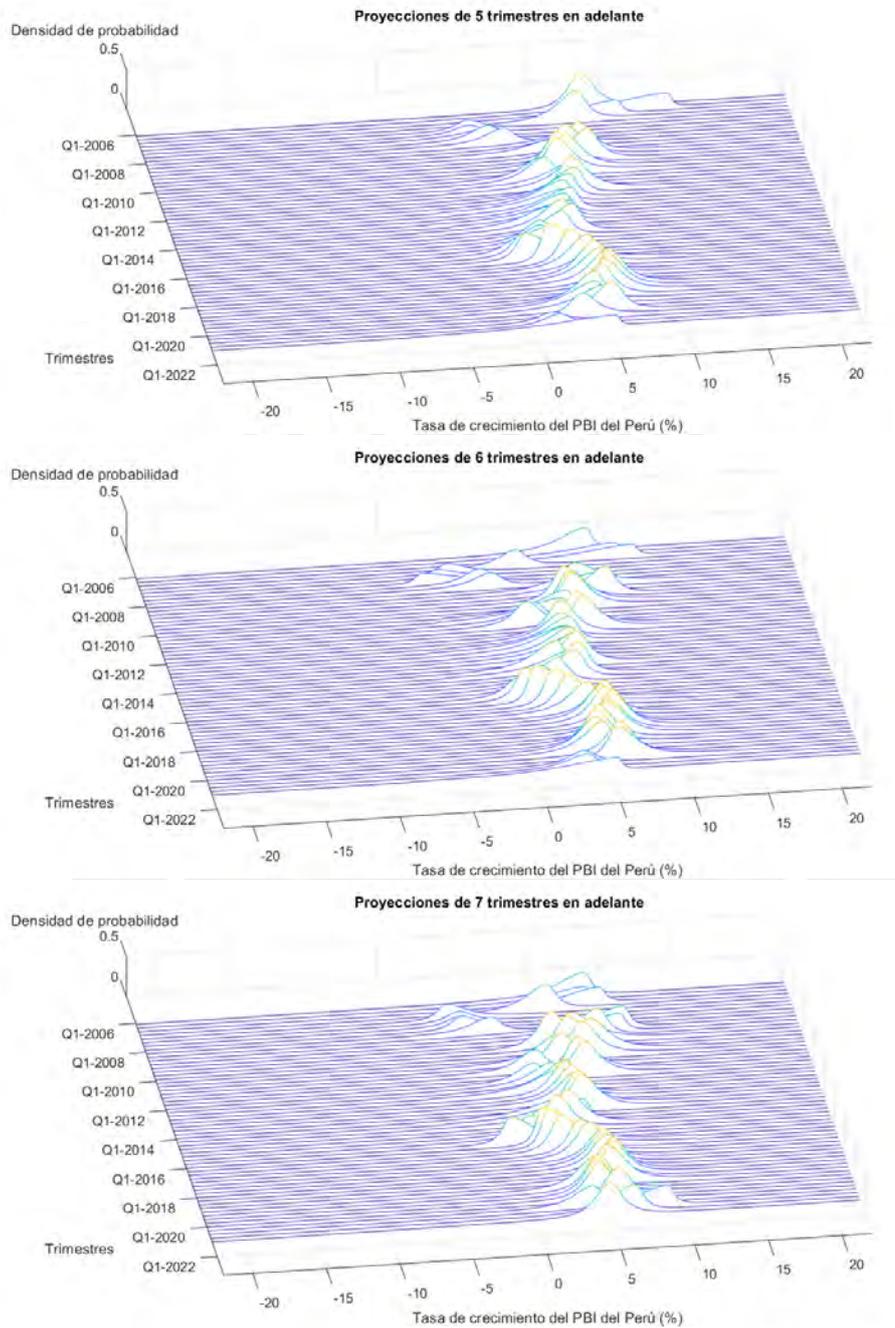
Fuente: estimaciones propias.

Figura 52: Proyecciones trimestrales según la distribución T-student sesgada



Fuente: estimaciones propias.

Figura 53: Proyecciones trimestrales según la distribución T-student sesgada



Fuente: estimaciones propias.

Cuadros

Cuadro 1: Evaluación AIC y BIC

Criterio de información de Akaike (AIC)				Criterio de información bayesiano (BIC)			
Orden	Distribución	df	AIC	Orden	Distribución	df	BIC
1	Errores generalizados sesgada	4	1028.55	1	Errores generalizados sesgada	4	1040.85
2	T-student sesgada	4	1036.04	2	T-student sesgada	4	1048.34
3	Errores generalizados	3	1042.36	3	Laplace	2	1050.64
4	T-student	3	1043.28	4	Errores generalizados	3	1051.58
5	Laplace	2	1044.49	5	T-student	3	1052.50
6	Weibull	2	1052.24	6	Weibull	2	1058.39
7	Cauchy	2	1054.80	7	Cauchy	2	1060.95
8	Logística	2	1059.56	8	Logística	2	1065.71
9	Normal sesgada	3	1064.53	9	Normal sesgada	3	1073.75
10	Normal	2	1086.19	10	Normal	2	1092.34
11	Nakagami	2	1092.71	11	Nakagami	2	1098.86
12	Log-normal	2	1106.43	12	Log-normal	2	1112.58
13	Gaussiana inversa (Wald)	2	1106.87	13	Gaussiana inversa (Wald)	2	1113.02
14	Beta prima	2	1114.24	14	Beta prima	2	1120.39
15	Power	2	1177.89	15	Power	2	1184.04
16	Gumbel	2	1185.61	16	Gumbel	2	1191.77
17	Weibull inversa	2	1223.18	17	Weibull inversa	2	1229.33
18	Uniforme	2	1243.85	18	Uniforme	2	1250.00
19	Pareto	2	1499.13	19	Pareto	2	1505.28
20	Rayleigh	1	1585.51	20	Rayleigh	1	1588.59
21	Exponencial	1	1804.96	21	Exponencial	1	1808.03
22	Log-logística	2	264802.85	22	Log-logística	2	264809.00
23	Gamma	2	Inf	23	Gamma	2	Inf
24	Gamma inversa	2	Inf	24	Gamma inversa	2	Inf
25	Log-gamma	2	Inf	25	Log-gamma	2	Inf

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 2: Perú: índices macrofinancieros y variables por dimensión de riesgo

Condiciones macroeconómicas domésticas	Condiciones financieras domésticas	Apalancamiento doméstico	Condiciones de socios comerciales y externas	Condiciones financieras externas
PBI de sectores primarios	Tasa de interés de política monetaria del BCRP	Crédito total como porcentaje del PBI	PBI de China	VIX
PBI de sectores no primarios	Tasa de interés de los CD del BCRP	Deuda pública como porcentaje del PBI	PBI de EE.UU.	EMBIG para países emergentes
Demanda interna	Tasa interbancaria promedio en MN	Bonos y deuda externa	PBI de la Unión Europea	Tasa de interés de política monetaria del PBOC
Inflación	Rendimiento del bono soberano de 10 años en MN	Morosidad del sistema financiero	Términos de intercambio	Tasa de interés de política monetaria de la FED
Reservas internacionales netas	Tasa de depósito overnight del BCRP	Liquidez total del sistema financiero	Índice S&P 500	Tasa del bono del tesoro de EE.UU. (10 años)
Exportaciones totales	Ahorro total en MN	Tasa de encaje	Precio del cobre	LIBOR (3 meses)
Inversión privada	EMBIG Perú	Coefficiente de dolarización	Precio del oro	Tipo de cambio USDPEN
Inversión minera	Índice general de la BVL		Precio de la plata	
Inversión pública				
Consumo de electricidad				
Consumo de cemento				

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 3: Proyecciones de horizontes múltiples

Horizonte de proyección (trimestres)	1	2	3	4	5	6	7
Datos disponibles hasta la fecha	2T-2021						
Moda condicional	4.05%	3.50%	4.17%	4.00%	3.14%	4.48%	4.89%
Mediana condicional	3.27%	2.81%	3.19%	4.19%	3.48%	3.33%	3.74%
Media condicional	3.05%	2.53%	3.11%	4.40%	4.61%	4.92%	5.50%
GaR 5%	1.49%	1.16%	1.19%	0.47%	-4.12%	-5.01%	-5.25%
GaR 10%	2.07%	1.68%	1.88%	1.83%	-1.21%	-1.75%	-1.73%
Probabilidad de crecimiento menor a cero	0.01	0.01	0.02	0.04	0.14	0.16	0.15

Fuente: estimaciones propias.



Cuadro 4: SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 1, 2 y 3 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 1 trimestre en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student sesgada - GaR 5%	1	-1.948	1.000	2	0.275	1.000	0.12795
Cauchy sesgada - GaR 5%	2	-1.236	1.000	1	-0.275	1.000	0.12086
Cauchy - GaR 5%	3	-0.982	1.000	5	1.818	0.000	0.13668
Cauchy sesgada - GaR 10%	4	1.210	0.335	3	1.558	1.000	0.22904
T-student - GaR 5%	5	1.298	0.335	4	1.605	0.335	0.23166
Cauchy - GaR 10%	6	1.421	1.000	6	1.899	0.000	0.25806

Número de modelos eliminados: 26

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 2 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 5%	1	-1.590	1.000	1	-1.421	1.000	0.32311
Cauchy - GaR 5%	2	-0.721	1.000	3	2.260	0.000	0.41634
T student sesgada - GaR 5%	3	1.305	0.344	2	1.421	1.000	0.60018

Número de modelos eliminados: 29

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 3 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 5%	1	-1.493	1.000	1	-1.330	1.000	0.18111
Cauchy - GaR 5%	2	-1.472	1.000	2	1.330	0.327	0.43543
T student sesgada - GaR 5%	3	1.496	0.327	3	1.497	0.327	1.99088

Número de modelos eliminados: 29

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 5: SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 4 y 5 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 4 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 10%	1	-1.950	1.000	3	1.387	1.000	1.41166
T student sesgada - GaR 10%	2	-1.854	1.000	4	1.398	1.000	1.41945
Normal sesgada - GaR 10%	3	-1.836	1.000	8	1.615	0.325	1.54685
Normal sesgada - GaR 5%	4	-1.499	1.000	5	1.443	1.000	0.97840
Cauchy sesgada - GaR 5%	5	-1.482	1.000	1	-0.983	1.000	0.14908
T-student sesgada - GaR 5%	6	-1.473	1.000	2	0.983	1.000	0.20360
Cauchy - GaR 5%	7	-1.399	1.000	13	1.740	0.000	0.51810
Cauchy - GaR 10%	8	0.831	0.664	6	4.485	0.325	1.85231
T-student - GaR 5%	9	1.047	0.325	12	1.700	0.325	1.93789
Normal sesgada - Moda cond.	10	1.515	0.325	7	1.5576	0.325	3.77016
T-student - GaR 10%	11	1.557	0.325	9	1.696	0.325	2.65435
Normal - GaR 5%	12	1.582	0.325	11	1.699	0.325	2.81719
Normal - GaR 10%	13	1.610	0.325	10	1.697	0.325	3.08676

Número de modelos eliminados: 19

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 5 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Normal sesgada - GaR 10%	1	-2.008	1.000	4	1.262	1.000	0.98649
T-student sesgada - GaR 10%	2	-1.783	1.000	5	1.269	1.000	0.91287
Cauchy sesgada - GaR 10%	3	-1.701	1.000	10	1.793	0.000	0.97781
Normal sesgada - GaR 5%	4	-1.462	1.000	3	0.885	1.000	0.58333
T-student sesgada - GaR 5%	5	-1.226	1.000	2	0.678	1.000	0.29243
Cauchy - GaR 5%	6	-1.215	1.000	6	1.274	1.000	0.35083
Cauchy sesgada - GaR 5%	7	-1.129	1.000	1	-0.678	1.000	0.18572
Cauchy - GaR 10%	8	0.842	1.000	9	1.519	0.670	1.23330
T-student asimétrica - GaR 5%	9	1.196	0.333	7	1.346	1.000	1.74990
T-student - GaR 5%	10	1.296	0.333	13	2.122	0.000	1.33909
T-student asimétrica - GaR 10%	11	1.316	0.333	12	2.052	0.000	1.89267
T-student - GaR 10%	12	1.339	0.333	8	1.475	0.670	1.76559
Normal - GaR 10%	13	1.362	0.333	11	1.867	0.000	2.02524
Normal - GaR 5%	14	1.373	0.333	14	3.250	0.000	1.87648

Número de modelos eliminados: 18

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 6: SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 6 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 6 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 10%	1	-1.793	1.000	2	1.488	1.000	0.36150
Normal sesgada - GaR 5%	2	-1.760	1.000	1	-1.488	1.000	0.16362
Normal sesgada - GaR 10%	3	-1.736	1.000	19	2.581	0.000	0.39240
Cauchy sesgada - GaR 5%	4	-1.665	1.000	15	1.997	0.000	0.27395
Cauchy - GaR 10%	5	-1.598	1.000	17	2.118	0.000	0.50327
Cauchy - GaR 5%	6	-1.440	1.000	20	3.565	0.000	0.28301
T-student - GaR 5%	7	-1.295	1.000	22	3.930	0.000	0.60338
T-student sesgada - GaR 5%	8	-0.883	1.000	14	1.871	0.000	0.77119
T-student - GaR 10%	9	-0.812	1.000	13	1.851	0.000	0.75132
T-student sesgada - GaR 10%	10	-0.452	1.000	10	1.737	0.665	0.80757
Normal - GaR 5%	11	-0.359	1.000	21	3.879	0.000	0.81904
Normal - GaR 10%	12	-0.032	1.000	18	2.454	0.000	0.86415
T-student asimétrica - GaR 10%	13	0.521	1.000	3	1.560	1.000	0.91977
T-student asimétrica - GaR 5%	14	0.625	1.000	5	1.615	0.665	0.91387
Normal - Moda cond.	15	1.281	0.330	6	1.665	0.665	1.00665
T-student - Moda cond.	16	1.434	0.330	12	1.772	0.000	1.03663
T-student asimétrica - Media cond.	17	1.489	0.330	4	1.596	0.665	1.88002
Cauchy sesgada - Moda cond.	18	1.496	0.330	7	1.702	0.665	1.31446
Cauchy - Moda cond.	19	1.517	0.330	8	1.711	0.665	1.16093
T-student sesgada - Moda cond.	20	1.540	0.330	9	1.733	0.665	1.20636
Normal sesgada - Moda cond.	21	1.565	0.330	16	2.011	0.000	1.37724
T-student sesgada - Media cond.	22	1.612	0.330	11	1.761	0.000	1.70690

Número de modelos eliminados: 10

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 7: SSM durante la Crisis Financiera Internacional del 2008: 7 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 7 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - Moda cond.	1	-1.682	1.000	1	-0.529	1.000	0.03967
T-student sesgada - Media cond.	2	-1.667	1.000	2	0.529	1.000	0.43991
Cauchy sesgada - Mediana cond.	3	-1.900	1.000	12	1.774	0.000	0.05460
Normal sesgada - Mediana cond.	4	-1.567	1.000	14	2.037	0.000	0.04587
T-student sesgada - Mediana cond.	5	-1.530	1.000	10	1.733	0.000	0.04589
Cauchy sesgada - Media cond.	6	-1.487	1.000	4	1.393	0.672	0.04644
Cauchy - Moda cond.	7	-0.448	1.000	3	1.064	1.000	0.08913
T-student sesgada - Moda cond.	8	-0.148	1.000	13	1.783	0.000	0.09291
Cauchy - Mediana cond.	9	0.176	1.000	6	1.657	0.672	0.09988
T-student - Mediana cond.	10	0.173	1.000	7	1.659	0.672	0.09989
Normal - Mediana cond.	11	0.177	1.000	15	2.097	0.000	0.09991
Normal sesgada - Moda cond.	12	0.846	1.000	5	1.591	0.672	0.13071
T-student - Moda cond.	13	1.195	1.000	9	1.724	0.000	0.13136
Normal - Moda cond.	14	1.395	1.000	8	1.722	0.336	0.15160
Normal sesgada - Media cond.	15	1.563	0.672	11	1.746	0.000	0.27178
Número de modelos eliminados: 17							

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 8: SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 1 y 2 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 1 trimestre en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student sesgada - GaR 5%	1	-3.416	1.000	8	2.5199	0.000	0.10263
Cauchy sesgada - GaR 10%	2	-2.894	1.000	2	0.757	1.000	0.06548
T-student - GaR 5%	3	-1.744	1.000	3	1.023	0.661	0.04321
Cauchy - GaR 10%	4	-1.698	1.000	11	-0.757	1.000	0.03919
Cauchy sesgada - GaR 5%	5	-1.327	1.000	10	3.008	0.000	0.06371
Cauchy - GaR 5%	6	-0.155	1.000	9	2.880	0.000	0.12343
T-student asimétrica - GaR 5%	7	1.325	0.328	5	1.764	0.000	0.22673
T-student asimétrica - GaR 10%	8	1.378	0.328	4	1.638	0.328	0.31312

Número de modelos eliminados: 24

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 2 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student - GaR 5%	1	-2.080	1.000	1	-1.639	1.000	0.02444
Cauchy - GaR 10%	2	-1.679	1.000	4	2.924	0.000	0.02879
Cauchy sesgada - GaR 5%	3	0.843	0.668	3	2.788	0.000	0.04838
Cauchy sesgada - GaR 10%	4	1.425	0.322	2	1.639	1.000	0.07472

Número de modelos eliminados: 28

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 9: SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 3 y 4 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 3 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 10%	1	-1.245	1.000	1	-0.836	1.000	0.03793
Cauchy sesgada - GaR 10%	2	-1.188	1.000	8	1.732	0.322	0.04739
T-student - GaR 5%	3	-1.019	1.000	12	3.976	0.000	0.04739
Normal sesgada - GaR 5%	4	-0.982	1.000	5	1.050	1.000	0.04962
T-student asimétrica - GaR 5%	5	-0.859	1.000	10	2.004	0.000	0.05296
T-student sesgada - GaR 5%	6	-0.793	1.000	11	2.078	0.000	0.05671
T-student sesgada - GaR 10%	7	-0.100	1.000	2	0.836	1.000	0.09249
Normal - GaR 5%	8	0.115	1.000	3	0.840	1.000	0.09790
T-student - GaR 10%	9	0.540	1.000	4	0.896	1.000	0.12615
Normal - GaR 10%	10	0.966	1.000	6	1.362	1.000	0.19944
Normal sesgada - GaR 10%	11	1.029	1.000	7	1.487	1.000	0.15163
Cauchy sesgada - GaR 5%	12	1.040	1.000	13	4.791	0.000	0.12597
T-student asimétrica - GaR 10%	13	1.262	0.660	9	1.796	0.000	0.14978

Número de modelos eliminados: 19

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 4 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Normal - GaR 10%	1	-2.991	1.000	3	0.572	1.000	0.05599
Normal sesgada - GaR 10%	2	-2.291	1.000	8	2.783	0.000	0.09018
Normal - GaR 5%	3	-1.558	1.000	1	-0.357	1.000	0.03680
T-student - GaR 10%	4	-1.553	1.000	2	0.357	1.000	0.03759
Cauchy - GaR 10%	5	-1.467	1.000	5	2.015	0.000	0.05483
T-student sesgada - GaR 10%	6	-1.271	1.000	9	3.480	0.000	0.05584
T-student asimétrica - GaR 10%	7	-1.267	1.000	11	3.714	0.000	0.05483
Cauchy sesgada - GaR 10%	8	-1.179	1.000	14	4.285	0.000	0.06246
T-student - GaR 5%	9	-0.916	1.000	10	3.530	0.000	0.08045
Normal sesgada - GaR 5%	10	-0.804	1.000	7	2.496	0.000	0.09506
T-student sesgada - GaR 5%	11	-0.199	1.000	13	4.143	0.000	0.11235
T-student asimétrica - GaR 5%	12	-0.194	1.000	12	3.991	0.000	0.11325
Normal - Moda cond.	13	0.910	0.678	4	1.083	1.000	0.35238
T-student - Moda cond.	14	1.215	0.341	6	2.054	0.000	0.48941
Cauchy - GaR 5%	15	1.228	0.341	15	5.040	0.000	0.15395

Número de modelos eliminados: 17

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 10: SSM durante el Taper Tantrum del 2014: 5, 6 y 7 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 5 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Normal - GaR 5%	1	-0.835	1.000	1	-0.673	1.000	0.03809
T-student - GaR 10%	2	-0.271	1.000	3	3.060	0.000	0.04693
Normal - GaR 10%	3	0.583	1.000	2	0.673	1.000	0.06520
Número de modelos eliminados: 29							

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 6 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 10%	1	-2.773	1.000	2	0.875	1.000	0.09857
Cauchy sesgada - GaR 10%	2	-1.840	1.000	3	1.199	1.000	0.06731
T-student - GaR 5%	3	-1.600	1.000	1	-0.875	1.000	0.02285
Normal sesgada - GaR 5%	4	-1.418	1.000	9	2.080	0.000	0.05841
T-student sesgada - GaR 5%	5	-1.194	1.000	11	2.713	0.000	0.06672
Cauchy - GaR 5%	6	-1.065	1.000	12	2.926	0.000	0.09259
Cauchy sesgada - GaR 5%	7	-0.533	1.000	13	3.080	0.000	0.12809
T-student asimétrica - GaR 5%	8	0.865	1.000	5	1.734	0.322	0.20296
T-student sesgada - GaR 10%	9	0.975	0.662	8	1.935	0.000	0.19721
Normal sesgada - GaR 10%	10	1.078	0.322	6	1.741	0.322	0.23783
T-student - GaR 10%	11	1.100	0.322	4	1.617	0.662	0.27356
T-student asimétrica - GaR 10%	12	1.407	0.322	7	1.928	0.000	0.38330
Normal - GaR 5%	13	1.712	0.322	10	2.325	0.000	0.33904
Número de modelos eliminados: 19							

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 7 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 5%	1	-0.979	1.000	1	-0.679	1.000	0.06178
Cauchy - GaR 5%	2	-0.701	1.000	6	4.892	0.000	0.08337
T-student sesgada - GaR 5%	3	-0.111	1.000	4	0.944	1.000	0.12217
Cauchy - GaR 10%	4	0.200	1.000	2	0.679	1.000	0.13837
T-student - GaR 5%	5	0.450	1.000	3	0.793	1.000	0.14731
Cauchy sesgada - GaR 10%	6	1.120	0.664	5	1.735	0.328	0.21723
Número de modelos eliminados: 26							

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 11: SSM durante la crisis económica del Covid-19 en 2020: 1, 2, 3 y 4 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 1 trimestre en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 5%	1	-2.040	1.000	1	-2.040	1.000	3.36330

Número de modelos eliminados: 31

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 2 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 5%	1	-1.981	1.000	1	-1.981	1.000	5.39149

Número de modelos eliminados: 31

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 3 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 5%	1	-0.238	1.000	1	-0.238	1.000	6.01002
Cauchy sesgada - GaR 5%	2	0.238	1.000	2	0.238	1.000	6.05276

Número de modelos eliminados: 30

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 4 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 5%	1	-0.435	1.000	1	-0.435	1.000	5.92943
Cauchy - GaR 5%	2	0.435	1.000	2	0.435	1.000	6.03439

Número de modelos eliminados: 30

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 12: SSM durante la crisis económica del Covid-19 en 2020: 5, 6 y 7 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 5 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - GaR 5%	1	-1.124	1.000	1	-1.124	1.000	4.81292

Número de modelos eliminados: 31

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 6 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 5%	1	-1.260	1.000	1	-0.927	1.000	6.43369
Cauchy sesgada - GaR 5%	2	0.214	1.000	3	2.543	0.000	7.02537
T-student asimétrica - GaR 5%	3	0.710	0.667	2	0.927	0.667	7.44387

Número de modelos eliminados: 29

Fuente: estimaciones propias.

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 7 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 5%	1	-3.706	1.000	1	-3.706	1.000	6.55564

Número de modelos eliminados: 31

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 13: SSM de proyecciones trimestrales: 1 trimestre

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 1 trimestre en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student asimétrica - Mediana cond.	1	-2.310	1.000	7	0.880	0.999	2.10581
Normal sesgada - Mediana cond.	2	-2.061	1.000	8	1.121	0.999	2.13212
T-student sesgada - Mediana cond.	3	-2.041	1.000	11	1.238	0.984	2.16603
Normal - Moda cond.	4	-1.820	1.000	1	-0.106	1.000	2.00303
T-student sesgada - Moda cond.	5	-1.707	1.000	3	0.232	1.000	2.01494
Cauchy sesgada - Moda cond.	6	-1.631	1.000	4	0.305	1.000	2.01736
T-student asimétrica - Media cond.	7	-1.607	1.000	12	1.414	0.9.9	2.14950
Normal sesgada - Moda cond.	8	-1.574	1.000	5	0.351	1.000	2.03277
T-student - Moda cond.	9	-1.546	1.000	6	0.541	1.000	2.01989
Cauchy - Mediana cond.	10	-1.490	1.000	10	1.229	0.984	2.18165
Cauchy - Moda cond.	11	-1.470	1.000	2	0.106	1.000	2.00874
T-student - Mediana cond.	12	-1.253	1.000	17	2.037	0.687	2.19155
Normal - Mediana cond.	13	-1.184	1.000	19	2.125	0.454	2.19402
Cauchy sesgada - Mediana cond.	14	-0.960	1.000	9	1.194	0.999	2.20373
T-student asimétrica - Moda cond.	15	-0.419	1.000	22	3.038	0.046	2.22464
T-student sesgada - Media cond.	16	0.113	1.000	14	1.719	0.787	2.26286
Cauchy sesgada - Media cond.	17	0.366	1.000	13	1.630	0.849	2.28282
Normal sesgada - Media cond.	18	0.681	0.991	16	1.927	0.706	2.32405
T-student asimétrica - GaR 10%	19	1.442	0.623	15	1.805	0.723	2.52648
Normal sesgada - GaR 10%	20	1.678	0.434	20	2.184	0.454	2.52898
Normal - GaR 10%	21	1.739	0.386	21	2.399	0.261	2.54792
T-student asimétrica - GaR 5%	22	1.950	0.253	18	2.091	0.486	3.50948

Número de modelos eliminados: 10

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 14: SSM de proyecciones trimestrales: 2 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 2 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - Mediana cond.	1	-3.365	1.000	7	0.611	1.000	2.84501
Normal sesgada - Mediana cond.	2	-3.316	1.000	3	0.169	1.000	2.83077
T-student asimétrica - Mediana cond.	3	-3.195	1.000	10	1.009	0.997	2.88033
T-student - Mediana cond.	4	-3.167	1.000	9	0.976	0.997	2.85334
Normal - Mediana cond.	5	-3.072	1.000	12	1.056	0.995	2.85398
T-student sesgada - Mediana cond.	6	-2.958	1.000	2	0.028	1.000	2.82494
Cauchy sesgada - Mediana cond.	7	-2.217	1.000	8	0.912	1.000	2.86303
T-student asimétrica - Media cond.	8	-2.158	1.000	1	-0.028	1.000	2.82131
Normal sesgada - Moda cond.	9	-1.670	1.000	6	0.546	1.000	2.87824
T-student sesgada - Media cond.	10	-1.338	1.000	4	0.213	1.000	2.84900
Cauchy sesgada - Media cond.	11	-1.182	1.000	20	2.588	0.161	2.95266
Normal - Moda cond.	12	1.128	1.000	11	1.023	0.996	2.93631
T-student asimétrica - Moda cond.	13	-1.112	1.000	19	2.500	0.198	3.01154
Cauchy - Moda cond.	14	-1.007	1.000	14	1.279	0.965	2.95124
Normal sesgada - Media cond.	15	-0.941	1.000	5	0.262	1.000	2.86714
T-student - Moda cond.	16	-0.929	1.000	13	1.278	0.966	2.96601
T-student sesgada - Moda cond.	17	-0.867	1.000	16	1.684	0.786	2.97138
Cauchy sesgada - Moda cond.	18	-0.666	1.000	15	1.462	0.906	2.99083
T-student asimétrica - GaR 10%	19	0.467	0.995	17	1.850	0.664	3.16418
Normal - GaR 10%	20	0.884	0.860	23	2.989	0.051	3.21989
Normal sesgada - GaR 10%	21	1.727	0.321	21	2.776	0.161	3.37842
T-student sesgada - GaR 10%	22	1.736	0.315	22	2.801	0.088	3.49254
T-student asimétrica - GaR 5%	23	1.739	0.313	18	1.851	0.663	5.26261
Normal - GaR 5%	24	1.787	0.285	24	4.581	0.000	3.41760

Número de modelos eliminados: 8

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 15: SSM de proyecciones trimestrales: 3 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 3 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student sesgada - Mediana cond.	1	-3.258	1.000	3	0.568	0.999	3.0594
T-student sesgada - Media cond.	2	-2.012	1.000	2	0.386	0.999	3.02517
Normal sesgada - Mediana cond.	3	-1.799	1.000	8	1.202	0.975	3.09577
Normal - Mediana cond.	4	-1.700	1.000	19	2.834	0.069	3.1352
T-student - Mediana cond.	5	-1.607	1.000	18	2.806	0.077	3.13977
T-student asimétrica - Mediana cond.	6	-1.534	1.000	4	0.571	0.999	3.09044
Cauchy - Mediana cond.	7	-1.332	1.000	1	-0.386	1.000	2.94679
Cauchy - Moda cond.	8	-0.685	1.000	9	1.248	0.950	3.07104
Cauchy sesgada - Mediana cond.	9	-0.575	1.000	15	1.849	0.632	3.16088
Cauchy sesgada - Moda cond.	10	-0.450	1.000	5	0.647	0.999	3.13355
Cauchy sesgada - Media cond.	11	-0.084	1.000	16	1.884	0.596	3.19299
T-student sesgada - Moda cond.	12	-0.065	1.000	6	0.880	0.999	3.19096
T-student asimétrica - Media cond.	13	0.075	1.000	10	1.282	0.941	3.21125
T-student - Moda cond.	14	0.229	0.999	7	1.109	0.975	3.24041
Normal sesgada - Moda cond.	15	0.371	0.999	13	1.792	0.670	3.24820
T-student asimétrica - Moda cond.	16	0.425	0.998	14	1.839	0.632	3.26679
Normal - Moda cond.	17	0.628	0.983	11	1.438	0.892	3.29912
Normal sesgada - Media cond.	18	0.635	0.981	12	1.610	0.802	3.34813
T-student asimétrica - GaR 10%	19	0.879	0.913	17	2.322	0.268	3.51337
Normal - GaR 10%	20	1.574	0.402	20	3.469	0.010	3.66493

Número de modelos eliminados: 12

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 16: SSM de proyecciones trimestrales: 4 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 4 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student asimétrica - Mediana cond.	1	-3.524	1.000	1	-0.002	1.000	3.18898
Cauchy sesgada - Mediana cond.	2	-1.714	1.000	5	0.500	1.000	3.21313
Cauchy sesgada - Media cond.	3	-1.613	1.000	2	0.002	1.000	3.18932
T-student sesgada - Mediana cond.	4	-1.320	1.000	7	1.085	0.998	3.24097
Normal sesgada - Mediana cond.	5	-1.037	1.000	12	1.783	0.702	3.27124
Normal - Mediana cond.	6	-0.906	1.000	18	2.223	0.325	3.28522
T-student - Mediana cond.	7	-0.841	1.000	15	2.119	0.396	3.28694
Cauchy sesgada - Moda cond.	8	-0.829	1.000	3	0.022	1.000	3.19302
T-student sesgada - Moda cond.	9	-0.742	1.000	4	0.437	1.000	3.22362
Cauchy - Mediana cond.	10	-0.732	1.000	10	1.669	0.732	3.28948
Normal sesgada - Moda cond.	11	-0.238	1.000	8	1.340	0.998	3.31950
T-student asimétrica - Moda cond.	12	-0.117	1.000	6	0.738	0.998	3.31831
T-student sesgada - Media cond.	13	0.053	1.000	16	2.148	0.376	3.35069
T-student asimétrica - Media cond.	14	0.130	1.000	9	1.370	0.899	3.36173
Cauchy - Moda cond.	15	0.178	1.000	14	2.051	0.449	3.36860
Normal - Moda cond.	16	0.717	0.950	11	1.711	0.7020	3.45519
T-student - Moda cond.	17	0.834	0.908	17	2.161	0.367	3.44721
Normal - GaR 10%	18	1.510	0.491	13	1.912	0.545	3.86106
Normal sesgada - Media cond.	19	1.614	0.412	19	4.677	0.000	3.64910

Número de modelos eliminados: 13

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 17: SSM de proyecciones trimestrales: 5 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 5 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student asimétrica - Mediana cond.	1	-3.813	1.000	4	0.372	1.000	3.23098
Normal sesgada - Mediana cond.	2	-1.516	1.000	3	0.253	1.000	3.22538
T-student asimétrica - Moda cond.	3	-0.947	1.000	1	-0.100	1.000	3.16495
Normal - Mediana cond.	4	-0.932	1.000	11	0.971	0.990	3.26217
Cauchy - Mediana cond.	5	-0.931	1.000	5	0.412	1.000	3.25034
T-student sesgada - Mediana cond.	6	-0.902	1.000	13	1.584	0.787	3.26735
T-student - Mediana cond.	7	-0.878	1.000	10	0.749	0.998	3.26107
Cauchy - Moda cond.	8	-0.874	1.000	2	0.100	1.000	3.18938
Normal sesgada - Moda cond.	9	-0.629	1.000	7	0.457	1.000	3.25333
Cauchy sesgada - Mediana cond.	10	-0.506	1.000	14	1.618	0.763	3.30112
Cauchy sesgada - Moda cond.	11	-0.485	1.000	6	0.438	1.000	3.24274
T-student - Moda cond.	12	-0.340	1.000	9	0.735	0.998	3.28346
Normal - Moda cond.	13	-0.252	1.000	8	0.601	0.999	3.30014
T-student sesgada - Moda cond.	14	-0.086	1.000	12	1.457	0.859	3.32870
Cauchy sesgada - Media cond.	15	0.299	0.999	16	1.795	0.632	3.38039
T-student asimétrica - Media cond.	16	0.708	0.966	15	1.683	0.717	3.44311
T-student sesgada - Media cond.	17	0.964	0.874	17	1.903	0.549	3.51843
Normal sesgada - Media cond.	18	1.288	0.672	18	1.971	0.495	3.69080
Normal - GaR 10%	19	1.845	0.284	19	2.340	0.249	4.01134

Número de modelos eliminados: 13

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 18: SSM de proyecciones trimestrales: 6 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 6 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Normal - Mediana cond.	1	-3.185	1.000	4	0.422	1.000	3.25407
T-student asimétrica - Mediana cond.	2	-3.116	1.000	2	0.325	1.000	3.24535
T-student - Mediana cond.	3	-2.796	1.000	8	0.988	0.987	3.26411
Normal sesgada - Mediana cond.	4	-2.680	1.000	13	1.284	0.927	3.31715
T-student sesgada - Mediana cond.	5	-2.137	1.000	7	0.910	0.999	3.31851
Cauchy - Mediana cond.	6	-2.031	1.000	3	0.418	1.000	3.26621
Cauchy sesgada - Mediana cond.	7	-1.753	1.000	9	1.006	0.984	3.31599
Cauchy sesgada - Moda cond.	8	-1.318	1.000	1	-0.325	1.000	3.18421
Cauchy - Moda cond.	9	-0.873	1.000	5	0.537	1.000	3.24459
T-student sesgada - Moda cond.	10	-0.828	1.000	15	1.368	0.897	3.27484
Normal - Moda cond.	11	-0.318	1.000	6	0.606	0.999	3.33956
Cauchy sesgada - Media cond.	12	-0.100	1.000	11	1.173	0.957	3.40039
T-student - Moda cond.	13	-0.099	1.000	14	1.319	0.915	3.39059
Normal sesgada - Moda cond.	14	-0.070	1.000	16	1.965	0.490	3.40199
T-student asimétrica - Moda cond.	15	0.164	1.000	10	1.044	0.981	3.44462
T-student sesgada - Media cond.	16	0.569	0.991	12	1.179	0.957	3.53860
T-student asimétrica - Media cond.	17	0.974	0.889	19	3.289	0.016	3.47673
Normal sesgada - Media cond.	18	1.319	0.699	17	2.014	0.452	3.93276
T-student - GaR 10%	19	1.882	0.277	18	2.368	0.229	4.21026

Número de modelos eliminados: 13

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 19: SSM de proyecciones trimestrales: 7 trimestres

SSM o set de modelos superiores de proyecciones de 7 trimestres en el futuro.

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy sesgada - Mediana cond.	1	-1.378	1.000	1	-0.393	1.000	2.77199
T-student sesgada - Mediana cond.	2	-1.376	1.000	2	0.393	1.000	2.79369
Cauchy sesgada - Media cond.	3	-1.375	1.000	7	1.157	0.979	2.81750
T-student asimétrica - Moda cond.	4	-1.374	1.000	13	1.418	0.900	3.10345
Cauchy - Mediana cond.	5	-1.373	1.000	5	0.516	1.000	2.79391
Normal - Mediana cond.	6	-1.373	1.000	4	0.496	1.000	2.80150
Normal sesgada - Mediana cond.	7	-1.373	1.000	3	0.406	1.000	2.80195
T-student - Mediana cond.	8	-1.371	1.000	6	0.781	0.999	2.81056
T-student sesgada - Media cond.	9	-1.361	1.000	15	1.650	0.758	2.96752
Cauchy sesgada - Moda cond.	10	-1.352	1.000	8	1.201	0.979	2.95165
Cauchy - Moda cond.	11	-1.343	1.000	14	1.544	0.832	2.99625
T-student sesgada - Moda cond.	12	-1.337	1.000	19	2.902	0.070	3.05294
Normal sesgada - Media cond.	13	-1.334	1.000	20	2.971	0.049	3.22630
Normal sesgada - Moda cond.	14	-1.334	1.000	29	3.557	0.005	3.05941
Normal - Moda cond.	15	-1.316	1.000	23	3.301	0.019	3.19399
T-student - Moda cond.	16	-1.309	1.000	22	3.247	0.022	3.23644
Normal - GaR 10%	17	-1.300	1.000	17	2.703	0.111	3.64800
Normal - GaR 5%	18	-1.274	1.000	16	2.673	0.121	3.91951
T-student - GaR 10%	19	-1.265	1.000	18	2.871	0.070	3.88167
Normal sesgada - GaR 10%	20	-1.248	1.000	25	3.366	0.013	4.07501
T-student sesgada - GaR 10%	21	-1.229	1.000	24	3.317	0.018	4.20154
Cauchy - GaR 10%	22	-1.207	1.000	21	2.996	0.046	4.25239
Normal sesgada - GaR 5%	23	-1.203	1.000	27	3.469	0.009	4.50262
Cauchy sesgada - GaR 10%	24	-1.191	1.000	26	3.385	0.013	4.43513
T-student - GaR 5%	25	-1.181	1.000	28	3.530	0.006	4.61331
T-student sesgada - GaR 5%	26	-1.100	1.000	30	4.295	0.000	5.32456
Cauchy - GaR 5%	27	-0.884	1.000	32	6.824	0.000	6.71416
Cauchy sesgada - GaR 5%	28	-0.842	1.000	31	6.487	0.000	7.15724
T-student asimétrica - Media cond.	29	1.080	0.513	12	1.329	0.939	14.96285
T-student asimétrica - Mediana cond.	30	1.243	0.497	9	1.272	0.956	47.90723
T-student asimétrica - GaR 10%	31	1.274	0.450	10	1.294	0.951	104.9340
T-student asimétrica - GaR 5%	32	1.286	0.392	11	1.311	0.945	148.0298

Número de modelos eliminados: 0

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 20: SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2020: *LossLevel*

SSM o set de modelos superiores de proyecciones del año en que se realizó la proyección ("t").

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - Moda cond.	1	-2.341	1.000	1	-0.491	1.000	1.30412
T-student - Moda cond.	2	-1.377	1.000	4	0.967	0.991	1.39339
T-student sesgada - Mediana cond.	3	-1.047	1.000	7	1.802	0.775	1.46987
Cauchy sesgada - Moda cond.	4	-1.042	1.000	14	2.288	0.230	1.42475
Normal - Moda cond.	5	-1.010	1.000	3	0.703	1.000	1.38956
T-student asimétrica - Media cond.	6	-0.987	1.000	2	0.491	1.000	1.36944
Normal - Mediana cond.	7	0.201	1.000	8	1.807	0.680	1.49413
T-student - Mediana cond.	8	0.119	1.000	9	1.829	0.652	1.49781
T-student sesgada - Moda cond.	9	0.154	1.000	12	2.119	0.371	1.50519
BCRP	10	0.183	1.000	5	1.160	0.970	1.52797
Cauchy - Mediana cond.	11	0.453	0.996	10	1.920	0.564	1.51372
Normal sesgada - Media cond.	12	0.556	0.990	6	1.660	0.775	1.56368
Normal sesgada - Moda cond.	13	0.642	0.983	11	2.031	0.469	1.54639
T-student asimétrica - Mediana cond.	14	0.672	0.978	13	2.208	0.280	1.54323
Normal sesgada - Mediana cond.	15	0.693	0.972	17	2.626	0.052	1.50806
T-student sesgada - Media cond.	16	1.375	0.630	15	2.435	0.149	1.59594
T-student asimétrica - Moda cond.	17	1.432	0.588	16	2.500	0.114	1.68171
Cauchy sesgada - Mediana cond.	18	1.546	0.491	18	3.456	0.000	1.55276

Número de modelos eliminados: 15

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 21: SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2019: *LossLevel*

SSM o set de modelos superiores de proyecciones del año en que se realizó la proyección ("t").

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student asimétrica - Media cond.	1	-2.687	1.000	1	-1.121	1.000	1.05360
Cauchy - Moda cond.	2	-1.988	1.000	2	1.121	0.976	1.14334
Cauchy sesgada - Moda cond.	3	-1.510	1.000	5	1.542	0.834	1.20646
Normal sesgada - Mediana cond.	4	-1.174	1.000	12	2.519	0.101	1.28138
T-student sesgada - Mediana cond.	5	-0.708	1.000	8	2.334	0.188	1.28182
T-student - Moda cond.	6	-0.516	1.000	4	1.273	0.944	1.23897
Normal - Moda cond.	7	-0.473	1.000	3	1.167	0.960	1.23489
Normal - Mediana cond.	8	0.058	1.000	11	2.518	0.101	1.30107
T-student - Mediana cond.	9	0.194	1.000	13	2.525	0.099	1.30500
T-student asimétrica - Mediana cond.	10	0.587	0.987	15	2.695	0.049	1.31431
Cauchy - Mediana cond.	11	0.614	0.979	14	2.694	0.049	1.32205
T-student sesgada - Moda cond.	12	0.783	0.948	18	2.995	0.005	1.35086
Normal sesgada - Media cond.	13	0.793	0.945	6	2.032	0.432	1.40497
T-student sesgada - Media cond.	14	0.904	0.888	7	2.320	0.190	1.39199
Normal sesgada - Moda cond.	15	1.340	0.625	10	2.404	0.153	1.38964
T-student asimétrica - Moda cond.	16	1.423	0.551	9	2.402	0.157	1.40420
Cauchy sesgada - Mediana cond.	17	1.449	0.538	17	2.865	0.020	1.36276
Cauchy sesgada - Media cond.	18	1.576	0.455	16	2.839	0.020	1.40394

Número de modelos eliminados: 15

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 22: SSM de proyecciones anuales desde 2006 hasta el 2020: *LossLevel*

SSM o set de modelos superiores de proyecciones del año siguiente en que se realizó la proyección (“t+1”).

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student asimétrica - Media cond.	1	-1.140	1.000	3	0.370	1.000	2.72610
T-student sesgada - Mediana cond.	2	-1.042	1.000	9	0.652	1.000	2.77811
Normal - Mediana cond.	3	-1.039	1.000	5	0.439	1.000	2.75078
T-student asimétrica - Mediana cond.	4	-0.984	1.000	8	0.598	1.000	2.76364
Cauchy - Moda cond.	5	-0.954	1.000	1	-0.187	1.000	2.68762
T-student - Mediana cond.	6	-0.954	1.000	7	0.523	1.000	2.74838
Normal sesgada - Mediana cond.	7	-0.938	1.000	4	0.396	1.000	2.75964
Cauchy - Mediana cond.	8	-0.891	1.000	2	0.187	1.000	2.73267
Cauchy sesgada - Mediana cond.	9	-0.626	1.000	10	0.801	0.997	2.77524
Normal - Moda cond.	10	-0.443	1.000	6	0.485	1.000	2.78117
Cauchy sesgada - Moda cond.	11	-0.382	1.000	11	0.879	0.995	2.77466
Cauchy sesgada - Media cond.	12	-0.157	1.000	12	0.897	0.995	2.81891
T-student - Moda cond.	13	-0.004	1.000	14	1.129	0.981	2.83402
T-student sesgada - Moda cond.	14	0.044	1.000	18	1.586	0.845	2.84198
T-student asimétrica - Moda cond.	15	0.489	0.998	17	1.584	0.845	2.92360
T-student sesgada - Media cond.	16	0.579	0.983	13	1.100	0.981	2.88752
Normal sesgada - Moda cond.	17	1.035	0.823	19	3.081	0.009	2.98883
Normal sesgada - Media cond.	18	1.187	0.743	16	1.537	0.870	3.05694
BCRP	19	1.252	0.692	15	1.496	0.887	3.22844

Número de modelos eliminados: 14

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 23: SSM de proyecciones anuales del 2009, 2014 y 2020: *LossVaR*

SSM o set de modelos superiores de proyecciones del año en que se realizó la proyección ("t").

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
T-student - GaR 5%	1	-3.368	1.000	2	0.368	0.999	0.54511
T-student asimétrica - GaR 5%	2	-0.969	1.000	3	0.455	0.992	0.56456
Cauchy sesgada- GaR 5%	3	-0.804	1.000	1	-0.368	1.000	0.49338
T-student sesgada - GaR 5%	4	-0.746	1.000	9	1.060	0.928	0.57967
Cauchy - GaR 10%	5	-0.554	1.000	10	1.312	0.886	0.58651
T-student asimétrica - GaR 10%	6	-0.512	1.000	5	0.745	0.954	0.58418
Normal sesgada - GaR 5%	7	-0.480	1.000	6	0.759	0.954	0.58320
Normal - GaR 5%	8	-0.393	1.000	4	0.669	0.961	0.58389
T-student - GaR 10%	9	-0.202	1.000	7	0.775	0.953	0.59302
T-student sesgada - GaR 10%	10	0.029	1.000	12	1.733	0.503	0.60928
Normal sesgada - GaR 10%	11	0.181	0.974	11	1.543	0.886	0.62009
Cauchy sesgada - GaR 10%	12	0.463	0.865	13	2.336	0.124	0.65025
Cauchy - GaR 5%	13	0.482	0.855	15	3.688	0.000	0.61974
BCRP	14	0.510	0.845	8	1.020	0.928	0.84319
Normal - GaR 10%	15	0.578	0.817	14	2.574	0.031	0.65068

Número de modelos eliminados: 18

Fuente: estimaciones propias.

Cuadro 24: SSM de proyecciones anuales del 2009, 2014 y 2020: *LossVaR*

SSM o set de modelos superiores de proyecciones del año siguiente en que se realizó la proyección (“t+1”).

Modelo	Rank _{max,M}	t _i	p-value _{max,M}	Rank _{R,M}	t _{i,j}	p-value _{R,M}	Loss
Cauchy - GaR 10%	1	-1.808	1.000	2	0.288	1.000	1.02965
Cauchy sesgada - GaR 10%	2	-1.639	1.000	9	2.094	1.000	1.07334
T-student - GaR 5%	3	-1.294	1.000	14	4.274	0.000	1.06899
Cauchy - GaR 5%	4	-0.771	1.000	1	-0.288	1.000	0.98747
Cauchy sesgada - GaR 5%	5	-0.573	1.000	10	2.104	0.220	1.03259
T-student sesgada - GaR 5%	6	-0.367	1.000	15	4.858	0.000	1.12164
T-student - GaR 10%	7	-0.146	1.000	4	1.184	0.905	1.13469
Normal - GaR 5%	8	0.081	0.998	5	1.259	0.877	1.14259
Normal - GaR 10%	9	0.418	0.774	3	1.095	0.929	1.16859
T-student sesgada - GaR 10%	10	0.630	0.735	12	3.901	0.000	1.16116
T-student asimétrica - GaR 10%	11	0.711	0.726	6	1.268	0.875	1.19528
Normal sesgada - GaR 10%	12	0.850	0.710	11	3.166	0.002	1.19375
T-student asimétrica - GaR 5%	13	1.158	0.359	7	1.676	0.618	1.19640
Normal - Moda cond.	14	1.343	0.326	8	1.752	0.550	1.41870
Normal sesgada - GaR 5%	15	1.348	0.326	13	4.123	0.000	1.17871

Número de modelos eliminados: 18

Fuente: estimaciones propias.