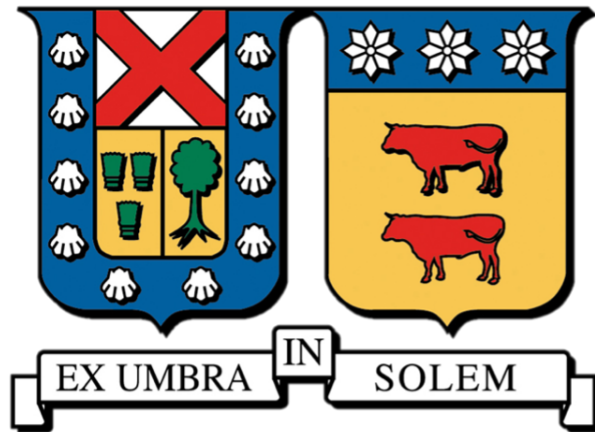




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA COMERCIAL

**PRONÓSTICO ECONÓMICO MEDIANTE EL USO
DE LA CURVA DE RENDIMIENTO:
BENCHMARKING PARA LATINOAMÉRICA Y
ESTADOS UNIDOS.**

TESIS PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO COMERCIAL

Autor:

Ignacio Sebastián Pérez Quezada

Profesor Guía:

Marcelo Villena Chamorro

13 de enero de 2025

Índice general

1. Introducción	8
2. Contexto del problema	10
2.1. Mercado de Renta Fija	11
2.2. Curva de Rendimiento	12
2.3. Estructura de la Curva de Rendimiento	13
2.3.1. Nivel	13
2.3.2. Pendiente	14
2.3.3. Curvatura	14
2.4. Bonos	14
2.5. Tasas Forward	15
2.6. Variables Macroeconómicas	15
3. Revisión de la Literatura	17
3.1. Modelo de Nelson y Siegel (1987)	21
3.2. Modelo de Splines	25
3.2.1. Método de Smoothing Splines	26

3.3. Resumen Modelos	28
4. Metodología de trabajo	31
4.1. Datos	31
4.2. Programación en software RStudio	32
4.3. Out-Of-Sample y Rolling Windows	34
5. Análisis de los Resultados	36
5.1. Chile	37
5.1.1. Neslon y Siegel en Pesos y UF	37
5.1.2. Smoothing Splines en Pesos y UF	38
5.2. Perú	39
5.2.1. Neslon y Siegel Pesos y VAC	40
5.2.2. Smoothing Splines Pesos y VAC	41
5.3. Colombia	42
5.3.1. Neslon y Siegel Pesos y UVR	43
5.3.2. Smoothing Splines Pesos y UVR	44
5.4. México	45
5.4.1. Neslon y Siegel Pesos y UDI	45
5.4.2. Smoothing Splines Pesos y UDI	46
5.5. Estados Unidos	47
5.5.1. Neslon y Siegel Nominal y TIPS	48

5.5.2. Smoothing Splines Nominal y TIPS	49
5.6. Resumen MAE y R^2	50
6. Conclusiones	55
7. Futuras investigaciones en ésta área	57
8. Anexos	58

Índice de figuras

2.1. Curva de rendimiento	12
3.2. Formas que toma la curva de rendimiento según el modelo de Nelson y Siegel y Svensson	23
3.3. Comportamiento de la curva de rendimiento y descomposición según el modelo de Nelson y Siegel	24
3.4. Comportamiento de una solución de splines	26
3.5. Ajuste mediante splines de suavizado, empleando GCV o smooth.spline() (línea continua)	27
5.1. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.318 y R^2 : 0.848	37
5.2. Yield Curve con UF a 10 años con MAE: 0.298 y R^2 : 0.773	38
5.3. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.212 y R^2 : 0.923	38
5.4. Yield Curve con UF a 10 años con MAE: 0.184 y R^2 : 0.894	39
5.5. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.451 y R^2 : 0.781	40
5.6. Yield Curve con VAC a 10 años con MAE: 0.272 y R^2 : 0.693	40
5.7. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.255 y R^2 : 0.915	41
5.8. Yield Curve con VAC a 10 años con MAE: 0.143 y R^2 : 0.862	41

5.9. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.735 y R^2 : 0.912	43
5.10. Yield Curve con UVR a 10 años con MAE: 0.340 y R^2 : 0.756	43
5.11. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.474 y R^2 : 0.970	44
5.12. Yield Curve con UVR a 10 años con MAE: 0.240 y R^2 : 0.878	44
5.13. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.416 y R^2 : 0.823	45
5.14. Yield Curve con UDI a 10 años con MAE: 0.252 y R^2 : 0.838	46
5.15. Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.365 y R^2 : 0.871	46
5.16. Yield Curve con UDI a 10 años con MAE: 0.209 y R^2 : 0.887	47
5.17. Yield Curve nominal a 10 años con MAE: 0.242 y R^2 : 0.959	48
5.18. Yield Curve con TIPS a 10 años con MAE: 0.228 y R^2 : 0.896	48
5.19. Yield Curve nominal a 10 años con MAE: 0.113 y R^2 : 0.988	49
5.20. Yield Curve con TIPS a 10 años con MAE: 0.162 y R^2 : 0.947	49
5.21. Distribuciones de MAE con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	50
5.22. Distribuciones de R^2 con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	51
5.23. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	51
5.24. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para R^2 con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	52
5.25. Comportamiento del MAE con Nelson y Siegel con distintos rolling windows	53
5.26. Comportamiento del R^2 con Nelson y Siegel con distintos rolling windows .	53

5.27. Comportamiento del MAE con Smoothing Splines con distintos rolling win- dows	53
5.28. Comportamiento del R^2 con Smoothing Splines con distintos rolling windows	54
8.1. Distribuciones de MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	59
8.2. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	59
8.3. Distribuciones de MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	60
8.4. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	60
8.5. Distribuciones de MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	61
8.6. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	61
8.7. Distribuciones de MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	62
8.8. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	62
8.9. Distribuciones de MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	63
8.10. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	63
8.11. Distribuciones de MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	64

8.12. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	64
8.13. Distribuciones de MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	65
8.14. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	65
8.15. Distribuciones de MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	66
8.16. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	66
8.17. Distribuciones de MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	67
8.18. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	67
8.19. Distribuciones de MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	68
8.20. Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.	68

Capítulo 1

Introducción

Para dar inicio, el estudio y la proyección de variables económicas a través de la curva de rendimiento son aspectos fundamentales en la toma de decisiones financieras y en el diseño de políticas económicas. La curva de rendimiento representa la relación entre las tasas de interés y los diferentes plazos de vencimiento de los bonos, es un indicador clave para anticipar ciclos económicos, evaluar expectativas de inflación y medir el riesgo de inversión en diferentes mercados. En este contexto, la importancia de desarrollar modelos precisos para estimar y pronosticar esta curva es importante para economistas, agentes de inversiones y autoridades financieras.

Este trabajo de tesis se centra en la evaluación de dos modelos ampliamente utilizados para estimar la curva de rendimiento: Smoothing Splines y Nelson y Siegel. La hipótesis principal que se plantea es que un modelo más flexible, como Smoothing Splines, puede ofrecer mejores resultados de pronóstico en términos de precisión, en comparación con los modelos paramétricos más tradicionales. Para comprobar esta hipótesis, se han aplicado y comparado estos modelos utilizando datos de tasas de bonos indexados a inflación y con su moneda local de cinco países: Chile, Perú, Colombia, México y Estados Unidos.

Por otro lado, el estudio se basa en un enfoque cuantitativo, utilizando métricas de error como el MAE (Mean Absolute Error) y el R^2 para evaluar la precisión de los modelos. Este análisis proporciona información valiosa sobre la eficacia de cada modelo en función de las características macroeconómicas y financieras específicas de cada país.

Posteriormente, en términos de resultados, se evidencia que el modelo de Smoothing Splines ofrece la mejor precisión en todos los países analizados, confirmando nuestra hipótesis inicial.

A continuación se presenta el objetivo general y objetivos específicos.

Objetivo General: Evaluar y comparar la precisión de dos modelos como son Smoothing Splines y Nelson y Siegel en la estimación y pronóstico de la curva de rendimiento para los mercados en cinco países: Chile, Perú, Colombia, México y Estados Unidos. De tal manera de identificar el modelo más adecuado para cada mercado, en función de métricas de error específicas, con el fin de mejorar la precisión en la proyección de variables económicas.

Objetivos Específicos: Analizar el desempeño de cada modelo, examinar cómo se ajustan estos modelos a las características económicas y financieras de cada país, considerando aspectos como la volatilidad de los mercados y la estructura económica y determinar si el modelo Smoothing Splines, de naturaleza más flexible, ofrece mejores resultados en términos de error de pronóstico (MAE y R^2) que los modelos paramétricos (Nelson y Siegel).

Por lo tanto, este estudio pretende contribuir al campo de los pronósticos económicos y financieros al ofrecer una evaluación comparativa de los modelos de curva de rendimiento aplicados a mercados emergentes y desarrollados. Al identificar el modelo que mejor se ajusta a los diferentes entornos económicos de los países estudiados, además esta investigación busca proporcionar herramientas de pronóstico más precisas para economistas y agentes financieros.

Por último, ésta tesis se divide en capítulos, el capítulo 2 contextualiza el problema, se entregan definiciones y conceptos para una mayor comprensión del estudio. Luego, en el capítulo 3 se revisan trabajos (papers) que pueden aportar a ésta tesis y también se desarrollan los modelos a utilizar. Posteriormente, el capítulo 4 en se plantea la metodología de trabajo. Asimismo, en el capítulo 5, es el apartado de mayor relevancia, pues se analizan los resultados obtenidos para cada país con los respectivos modelos y métricas. Por otra parte, el capítulo 6 se destacan las conclusiones de mayor significancia para el estudio realizado. Por último, el capítulo 7 que cierra el trabajo el cual abre la posibilidad de futuras investigaciones con otros enfoques.

Capítulo 2

Contexto del problema

Todos queremos saber que nos depara el futuro en distintos aspectos, sin embargo, lo que nos depara el futuro en lo que respecta al crecimiento económico es de gran interés de la gran mayoría. Por ejemplo, para los bancos centrales y otras autoridades tener una noción de lo que viene en el futuro es importante, ya que podrían estar mejor informados y, con ello, implementar políticas expansivas o contractivas más oportunas. Asimismo, los inversionistas podrían tomar decisiones más acertadas basadas en las perspectivas económicas futuras.

No obstante, el futuro es algo muy complejo de predecir con exactitud y prácticamente incierto, lo que dificulta predecirlo con precisión. A pesar de ello, la gran mayoría busca encontrar una aproximación al futuro, es por esto que, cada vez se busca elaborar pronósticos más confiables y utilizando la información disponible en el presente. En el ámbito de la previsión del crecimiento económico se han estudiado e investigado diversas variables, entre ellas la curva de rendimiento. Esta curva refleja las tasas de interés a corto y largo plazo presentes en los mercados financieros, y su análisis puede ser útil para anticipar el estado futuro del crecimiento económico, dicha curva ha sido caso de estudio por diversos países respaldada de distintos estudios empíricos desde su origen.

Es por esto que, distintos países intentan estimar la curva de rendimiento para tener una aproximación de lo que puede llegar a pasar en un futuro, por ejemplo en el caso de Chile el Banco Central se encarga de estimar dicha curva como fue la investigación

de Samuel Carrasco, Luis Ceballos y Jessica Mena en la Estimación de la Estructura de Tasas en Chile (2016) donde se evalúa el modelo de Nelson y Siegel (1987) en términos de la capacidad predictiva de la TPM y actividad sobre la base de datos del mercado de SPC y de bonos de gobierno.

Para comenzar, a continuación se presentan los conceptos fundamentales necesarios para una mejor comprensión del trabajo, junto con sus respectivas definiciones, gráficas y fórmulas. Con el fin de contextualizar adecuadamente los temas abordados antes de profundizar en el desarrollo del análisis.

2.1. Mercado de Renta Fija

En primer lugar, los mercados de renta fija presentan particularidades propias de cada país, asociadas a liquidez, volatilidad y agentes participantes, entre otras. La renta fija es conocida como un tipo de inversión formada por distintos activos financieros en los que el emisor se ve obligado a realizar pagos de cierta cantidad en un período de tiempo establecido anteriormente. Es decir, en la renta fija el emisor garantiza la devolución del capital invertido y una cierta rentabilidad.

Los precios de los mercados de renta fija presentan una gran cantidad de información implícita en sus instrumentos, desde proyecciones de crecimiento, inflación, política monetaria, riesgo de crédito e incluso probabilidades de recesiones futuras. Es por esto que uno de los grandes desafíos es la forma de descomponer esa expectativa o incertidumbre para así verificar si hay desviaciones propias o desalineamientos con lo que cree el mercado financiero.

Podríamos decir que la renta fija chilena, y similar con lo que pasa en gran parte de los mercados del mundo, se compone principalmente de tres submercados: intermediación financiera, que son los depósitos a plazos; bonos, que son instrumentos soberanos y corporativos emitidos a plazos más largos; y derivados sobre estos dos mercados y sus relacionados. Además, existen dos tipos de renta fija: en primer lugar, la que proviene de deuda pública y, en segundo lugar, la que proviene de deuda privada.

2.2. Curva de Rendimiento

La curva de rendimiento o *yield curve* es la relación de los rendimientos y la maduración de bonos que representan el mismo riesgo crediticio para una moneda y deudor determinado. Es decir, una curva de tasas o curva de rendimientos es una línea que traza las tasas de interés o rendimientos de bonos que tienen la misma calidad crediticia pero diferentes fechas de vencimiento o madurez. La pendiente de la curva da una idea de los posibles cambios futuros en las tasas de mercado y de la actividad económica.

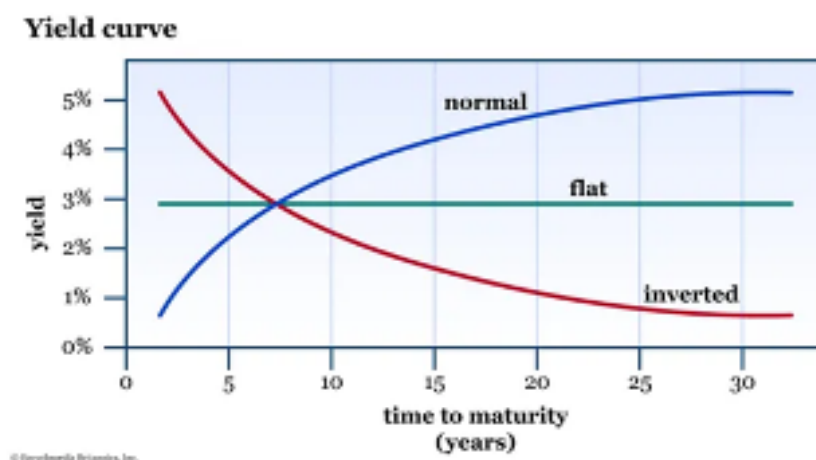


Figura 2.1: Curva de rendimiento

Existen tres formas principales de curvas: normal (pendiente ascendente), invertida (pendiente descendente) y plana.

Una curva de rendimiento normal es aquella en la que los bonos de vencimiento más largo tienen un rendimiento más alto en comparación con los bonos de plazo más corto debido a los riesgos asociados con el tiempo; esto es conocido como el premio por plazo. Una curva de rendimiento invertida es aquella en la que los rendimientos a corto plazo son más altos que los rendimientos a largo plazo, lo que puede ser una señal de una próxima recesión. En una curva de rendimiento plana, los rendimientos a corto y largo plazo están muy cerca uno del otro, lo que también es un indicador de una transición económica.

Cabe destacar que las curvas de rendimiento usualmente se desplazan reflejando las noticias sobre el entorno macroeconómico doméstico y externo, tales como noticias relacionadas al accionar de la política monetaria, por ejemplo, expectativas de inflación o

presiones en el mercado del trabajo; noticias sobre cambios en la oferta de bonos de corto y largo plazo; y cambios en la preferencia por riesgo y liquidez de los agentes. También, cambios permanentes en las tasas de interés de corto plazo tienen un mayor impacto en las tasas de largo plazo.

Estas curvas son usadas principalmente como puntos de referencia para otros instrumentos de deuda en el mercado, tales como tasas de créditos hipotecarios, tasas de préstamos bancarios; se usan también para predecir cambios en la producción y el crecimiento económico.

Los agentes económicos pueden usar la curva de rendimiento para hacer predicciones sobre hacia dónde podría dirigirse la economía y usar esta información para tomar sus decisiones de inversión. Por ejemplo, si la pendiente de la curva aumenta considerablemente, esto podría ser una señal de inflación futura.

2.3. Estructura de la Curva de Rendimiento

Cabe destacar que, la curva de rendimiento posee tres características importantes: el nivel, la pendiente y la curvatura.

2.3.1. Nivel

Respecto a el nivel se entiende como el rendimiento o tasa promedio a lo largo de los plazos de vencimiento. Se considera el corto, mediano y largo plazo en su cálculo. Estos rendimientos tienden a subir o bajar juntos, lo que los convierte en uno de los primeros indicadores de mercado.

$$\text{Nivel} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (2.1)$$

Donde n es el número de rendimientos observados.

2.3.2. Pendiente

Asimismo, la pendiente o *spread* de la curva es la diferencia entre el rendimiento de largo plazo y el de corto plazo. Normalmente, la pendiente es positiva, como se mencionó anteriormente (premio por plazo); sin embargo, este componente de la curva depende de muchos factores, tales como inflación esperada futura y el crecimiento económico. Es importante destacar que un cambio en la pendiente no necesariamente se traduce en un cambio en el nivel de la curva.

$$\text{Pendiente} = y_{\text{Largo plazo}} - y_{\text{Corto plazo}} \quad (2.2)$$

2.3.3. Curvatura

Por último, la curvatura refleja las fluctuaciones cíclicas de la economía. Ya que, una perturbación negativa de la curvatura parece anticipar o acompañar a una desaceleración de la economía. Así pues, el efecto de curvatura por tanto parece complementar la transición de una curva de rendimiento con pendiente ascendente a una curva plana y viceversa. Para calcular la curvatura se utiliza el método *butterfly spread* o *diferencial de mariposa*.

$$\text{Curvatura} = -y_{\text{Corto plazo}} + 2 \cdot y_{\text{Mediano plazo}} - y_{\text{Largo plazo}} \quad (2.3)$$

2.4. Bonos

En ésta tesis el instrumento financiero a utilizar son los bonos y éstos son usados como instrumentos de deuda; pueden ser emitidos por diversos organismos, tales como una empresa privada, un órgano del Estado o también una institución internacional como lo es el Banco Mundial. El emisor del bono se compromete a ir pagando paulatinamente el flujo pactado dependiendo de la fecha de vencimiento; el flujo incluye tanto el principal más un interés.

Estos activos se especifican por el valor nominal, fecha de vencimiento, madurez del bono y además algunos bonos poseen cláusulas restrictivas que condicionan el manejo del bono. El vencimiento indica la vida esperada del instrumento y el número de años en que se recibirá nuevamente su capital; también determina el retorno y está estrechamente relacionado con su vencimiento.

Generalmente, los activos que por sus características son más precisos de modelar en la ETTI son los de renta fija, en particular instrumentos cero cupón emitidos por algún organismo emisor libre de riesgo, como lo es el Banco Central o la Tesorería General de la República; esto se debe a que no poseen riesgo de default y generalmente gozan de gran liquidez en el mercado.

2.5. Tasas Forward

Para poder avanzar en las explicaciones es necesario dejar en claro el concepto de tasas *forward*. La curva de tasas *forward* corresponde a la estructura de tasas inversiones o préstamos contratados en el periodo actual pero con fecha de entrega y madurez futura. Existen dos factores que determinan la forma de la curva de rendimientos; estos factores corresponden a la prima de riesgo y a las expectativas, de acuerdo a este último punto se dice que las tasas *forward* son predictores insesgados de las tasa *spot* futuras. Por ello, las tasas *forward* actuales encontradas a largo plazo están estrechamente relacionadas con las expectativas del mercado sobre las tasas *forward* a corto plazo.

De esta forma, la estructura a plazo completa refleja en un momento dado las expectativas actuales del mercado para la familia de tasas a futuro a corto plazo. Debido a que las tasas *forward* se relacionan directamente con las tasas *spot*.

2.6. Variables Macroeconómicas

En primer lugar, la inflación es definida como un aumento generalizado en los precios de los bienes y servicios de una economía durante un tiempo determinado. Esta variable

es uno de los aspectos más importantes al momento de estudiar la macroeconomía y la política monetaria de los bancos centrales. Son estos últimos que, a través de la política monetaria y fiscal, buscan la estabilidad y el crecimiento de los países.

Por otro lado, las políticas monetarias es una disciplina de la política económica que controla los factores monetarios para garantizar la estabilidad de los precios y el crecimiento económico. Estas políticas pueden ser expansivas (aumentan la cantidad de dinero en el país para estimular la inversión y crecimiento económico) o restrictivas (trata de reducir la cantidad de dinero con el objetivo de reducir la inflación).

Particularmente, la política monetaria del Banco Central de Chile (BCCh) busca proteger el valor de la moneda nacional, buscando tasas de inflación bajas y estables. La política local está estructurada en un marco conceptual de metas de inflación. Incorpora el compromiso de utilizar los instrumentos necesarios para que la inflación anual del IPC se ubique la mayor parte del tiempo en torno al 3 %.

Capítulo 3

Revisión de la Literatura

Dentro de la literatura financiera existen herramientas para completar los huecos que tienen las curvas de rendimientos en diferentes países. La primera herramienta la representan los métodos paramétricos iniciados por Nelson y Siegel y complementado por autores posteriores. La gracia de estos métodos es que poseen una mayor simplicidad (parsimoniosos) y se pueden obtener con un número reducido de parámetros, facilitando los cálculos y manteniendo buenos resultados. Por otro lado, se encuentra modelos que tienen una mayor flexibilidad al comportamiento de los datos donde se puede encontrar el modelo de Splines complementado con el método de Smoothing Splines.

Según la literatura revisada, se han identificado numerosos estudios (papers) en el área del modelo de Nelson y Siegel y los Smoothing Splines aplicados a pronósticos. Sin embargo, cada uno de estos trabajos tiene objetivos, hipótesis, datos, y métodos específicos que difieren entre sí. Esta diversidad representa una valiosa fuente de apoyo empírico para comprender cómo funcionan estos modelos en el ámbito del pronóstico económico. En esta sección de la tesis, se analizarán dichos estudios con el propósito de adaptar sus enfoques y resultados al contexto y objetivos específicos del presente trabajo.

Para comenzar, el estudio Forecasting Latin-American yield curves: An artificial neural network approach de Daniel Veal. Se utilizó el modelo de Nelson y Siegel y se complementaron con otros métodos para realizar los pronósticos, entre estos métodos las redes neuronales mostraron el mejor desempeño fuera de muestra en todas las curvas de rendi-

miento estudiadas, al superar los resultados de los modelos paramétricos probados y ser significativamente diferentes del resultado de la caminata aleatoria. Cabe destacar que, Para las curvas de rendimiento de América Latina los mejores resultados se presentan con el modelo de Nelson y Siegel, mientras que para EE. UU. es el modelo de mejora de Svensson el que supera a las otras opciones. También, el autor señala que en otros horizontes temporales de predicción los resultados no son concluyentes, ya que en algunos casos algunas de las redes neuronales superan a los modelos paramétricos, pero en otros casos los resultados no superan el paseo aleatorio. Los resultados dependen en gran medida de la curva de rendimiento estudiada.

A continuación, tenemos el paper *Examining the Nelson-Siegel Class of Term Structure Models: In-Sample Fit versus Out-of-Sample Forecasting Performance* de Michiel De Pooter. Donde examina el modelo de Nelson y Siegel con el fin de ajustar y pronosticar la curva de rendimiento, y en su opinión encuentra que el uso de modelos más flexibles conduce a un mejor ajuste de la curva de rendimiento dentro de la muestra, pero también afirma que demuestra que la predictibilidad fuera de la muestra también mejora, pues los resultados que el obtienes en su trabajo muestran que los modelos más flexibles se ajustan a la estructura temporal (yield curve) con mayor precisión que el modelo de tres factores de Nelson y Siegel (1987), también en su estudio plantea un modelo de 4 factores donde obtiene buenos resultados, pues demuestra que el modelo de cuatro factores produce pronósticos precisos fuera de la muestra. De hecho, el modelo de cuatro factores supera al modelo de referencia de caminata aleatoria y a los modelos competidores AR y VAR, así como a todas las demás especificaciones de Nelson-Siegel, incluido el modelo de tres factores. Además, el modelo de cuatro factores pronostica cada vez mejor para todos los vencimientos a medida que se alarga el horizonte de pronóstico.

Por otro lado, el paper *Forecasting the term structures of Treasury and corporate yields using dynamic Nelson-Siegel models* de los autores Wei-Choun Yu y Eric Zivot. Se utiliza el modelo dinámico de tres factores de Nelson y Siegel para pronosticar en este caso bonos corporativos y compara con el método AR(1), obteniendo que el sencillo modelo dinámico de dos pasos del factor Nelson-Siegel AR(1) sobrevive a una larga lista de controles de solidez sobre la precisión de los pronósticos fuera de muestra, especialmente para los de grado de inversión bonos a corto plazo y bonos de alto rendimiento a largo plazo.

También, tenemos el estudio *Estimating and Forecasting the Yield Curve Using a Markov Switching Dynamic Nelson and Siegel Model* de Constantino Hevia, Martin Gonzalez-Rozada, Martin Sola and Fabio Spagnolo. Donde proponen una extensión de los modelos de estructura temporal de tres factores de Nelson y Siegel (1987) y Diebold y Li (2006), utilizando datos de bonos de cupón de cero de Estados Unidos. Obteniendo que el modelo tiene la flexibilidad sustancial necesaria para adaptarse a la forma cambiante de la curva de rendimiento y también el modelo tiene buen desempeño de pronóstico. Por lo tanto, los resultados de las previsiones son particularmente dignos de mención porque contradicen conclusiones empíricas comunes sobre el rendimiento relativamente pobre fuera de la muestra de los modelos no lineales.

Por último, el estudio *Forecasting the Yield Curve in a Data-Rich Environment using the Factor-Augmented Nelson-Siegel Model* de Peter Exterkate, Dick van Dijk, Christiaan Heij and Patrick J.F. Groenen. Donde emplean métodos de extracción de factores para resumir la información macroeconómica en un entorno rico en datos, reduciendo problemas de sobreajuste y aumentando la precisión predictiva. En su estudio concluyen que la integración de información macroeconómica mejora significativamente los pronósticos en períodos de alta volatilidad y además los métodos que utilizan todos los datos disponibles son más efectivos para vencimientos cortos, mientras que para vencimientos largos, agrupar variables relacionadas (como inflación o producción) genera mejores resultados.

Ahora bien, ya revisada la literatura del modelo Nelson y Siegel, a continuación se presentarán diversos estudios enfocados en el modelo de Splines y cómo diversos autores lo implementan en sus distintos casos de estudio y con los hallazgos obtenidos mediante sus resultados.

En primer lugar, el estudio *Testing the Performance of Cubic Splines and Nelson-Siegel Model for Estimating the Zero-coupon Yield Curve* de Eva Lorenčič donde se comparan los dos modelos que trabajaremos en ésta tesis, pero con un enfoque distinto, sin embargo, es relevante tener en consideración los resultados obtenidos. La autora demuestra que el modelo de Nelson-Siegel superó a los splines cúbicos en el extremo corto de la curva de rendimiento (hasta 2 años), mientras que para en el caso de vencimientos a medio plazo (de 2 a 10 años), el rendimiento de ajuste de ambos modelos fue comparable. También ella destaca una limitación en su estudio, ya que prueba el rendimiento del ajuste de los

modelos sobre los datos de los bonos gubernamentales de sólo un país (Austria).

Luego, el estudio *Fitting the term structure of interest rates: the practical implementation of cubic spline methodology* de Rod Pienaar and Moorad Choudhry. Donde hacen una explicación accesible de cómo funcionan los splines y también la metodología que plantean de estimación de la estructura de términos podría ser implementada por usuarios involucrados en cualquier área. de los mercados de capitales de deuda. La técnica es sencilla y rápida, y es válida para un número de aplicaciones, la mayoría de las cuales son curvas de rendimiento “normales” o convencionales. Sin embargo, la recomiendan a los usuarios a utilizarlo cuando las curvas tienen pendiente positiva o cuando el extremo largo de la curva no tiene pendiente descendente.

Por otro lado, el paper titulado *Flexible Smoothing with B-splines and Penalties* de Paul H. C. Eilers and Brian D. Marx, nos entrega que los splines cúbicos muestran un mejor ajuste (in-sample) en comparación con el modelo de Nelson-Siegel. Sin embargo, el modelo Nelson-Siegel se desempeña mejor en escenarios de predicción (out-of-sample), especialmente cuando las condiciones del mercado son volátiles. Además, mencionan que los splines cúbicos son preferidos para análisis detallados y precisos de datos históricos, y cabe destacar que la penalización de suavidad en splines cúbicos es crucial para garantizar un modelo interpretable y evitar el sobreajuste.

A continuación se presenta un estudio en donde se utiliza smoothing splines pero con un enfoque diferente, dicho paper es *The Analysis of Designed Experiments and Longitudinal Data by Using Smoothing Splines* de Arūnas P. Verbyla, Brian R. Cullis, Michael G. Kenward, Sue J. Welham. Estos autores plantean que los splines de suavizado y otros métodos de suavizado no paramétricos son bien aceptados para el análisis exploratorio de datos, por lo tanto, la formulación que presentan proporciona el mecanismo para incluir splines de suavizado cúbico en modelos para el análisis de experimentos diseñados y datos longitudinales. De ese modo, se pueden incluir curvas no lineales con efectos aleatorios y coeficientes aleatorios, y esto conduce a un modelado muy flexible e informativo dentro del marco del modelo mixto lineal.

Por último, el paper *Nonparametric Smoothing of Yield Curves* de Carsten Tanggaard donde el autor presenta evidencia de que el suavizado no paramétrico es una solución

factible para el problema de inferir la curva de rendimiento de los bonos cupón cero a partir de datos ruidosos sobre el cupón. Por lo tanto, ha presentado evidencia de que el suavizado no paramétrico es preferible a los modelos paramétricos y que suavizar una transformación simple de la curva de rendimiento se ve menos afectado por valores atípicos que el suavizado directo de la curva de rendimiento.

Teniendo en cuenta estos estudios, al respecto, gran parte de la investigación sobre la elaboración de curvas de rendimiento la realizan los bancos centrales que utilizan los modelos en un contexto práctico. Por lo tanto, es interesante ver qué modelos utilizan realmente los diferentes bancos centrales. Afortunadamente, recientemente se presentó información sobre el uso de modelos de curvas de rendimiento en el Banco de Pagos Internacionales, donde la evidencia internacional sobre la estimación de la estructura de tasas indica que los modelos paramétricos son los más utilizados.

Además, los modelos de curva de rendimiento se utilizan para calcular estadísticas (por ejemplo, tasas de interés implícitas de cupones cero) que se publican para el beneficio de todos los participantes del mercado y proporcionan las entradas clave para la tarea esencial de determinar una política monetaria apropiada, ya que muestran la expectativa del mercado sobre el nivel futuro de las tasas de interés.

A continuación, el objetivo es describir los modelos utilizados en el trabajo actual para construir la curva, aplicando una estimación basada en el modelo de Nelson y Siegel y Smoothing Splines. Tanto los agentes del mercado como los bancos centrales o entes reguladores utilizan la información contenida en la curva de rendimientos para extraer expectativas sobre los movimientos futuros de la TPM o las expectativas de inflación, o para disponer de una curva que les permita utilizarla como referencia para la valoración de otros instrumentos financieros.

3.1. Modelo de Nelson y Siegel (1987)

El modelo de Nelson y Siegel es uno de los más utilizados para proyectar la curva de rendimientos. Este modelo establece una relación entre la madurez de los distintos papeles con sus retornos, es decir, realiza un ajuste simple entre madurez y retorno. La intención

de este modelo es tener una forma fácil y parsimoniosa de calcular la curva de rendimiento que, además, sea lo suficientemente flexible para representar un rango general de la forma asociada a la curva de rendimientos, siendo monotónica, jorobada y con forma de S.

La metodología modela las tasas *forward* instantánea en m relacionándola con la madurez de la siguiente forma:

$$r(m) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \exp(-m/\tau_1) + \beta_2 \cdot \exp(-m/\tau_2) \quad (3.1)$$

Donde $r(m)$ es la función que relaciona el periodo de maduración con las tasas *forward*, τ_1 y τ_2 son constantes de tiempo asociadas con la ecuación y β_0 , β_1 , β_2 son determinados por condiciones iniciales.

Esta condición genera una familia de tasas *forward* (curva) que son monotónicas con joroba y con forma de S; dependiendo del valor de β_1 y β_2 , tiene asíntota en β_0 .

La ecuación anterior implica que el rendimiento a la maduración de los bonos cero cupón está dado por la integral de la curva de tasas *forward*, que representa el promedio de las tasas *forward* instantáneas y está representado por la siguiente ecuación:

$$R(m) = \frac{1}{m} \int_0^m r(m) dm \quad (3.2)$$

Al resolver la integral de la ecuación anterior, obtendremos la curva cero cupón modelada por la siguiente expresión:

$$R(m) = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2) \cdot \frac{1 - \exp(-m/\tau)}{m/\tau} - \beta_2 \cdot \exp(-m/\tau) \quad (3.3)$$

Los parámetros de este modelo son fácilmente observables y permiten conocer tasas teóricas no observables en la práctica. De esta forma β_0 representa la contribución del componente de largo plazo de la tasa *forward* sobre el rendimiento, β_1 es el componente de corto plazo y β_2 es el componente de mediano plazo. Por último, τ representa la tasa de convergencia de los niveles de corto y mediano plazo hacia los de largo plazo. Cuando

τ es grande, la velocidad en que las tasas de corto y mediana plazo convergen hacia las de largo es baja.

A continuación se puede ver en la figura 3.2, las distintas formas que puede presentar la curva de rendimientos según el modelo propuesto por estos autores, y dependiendo del valor que tome cada uno de los parámetros.

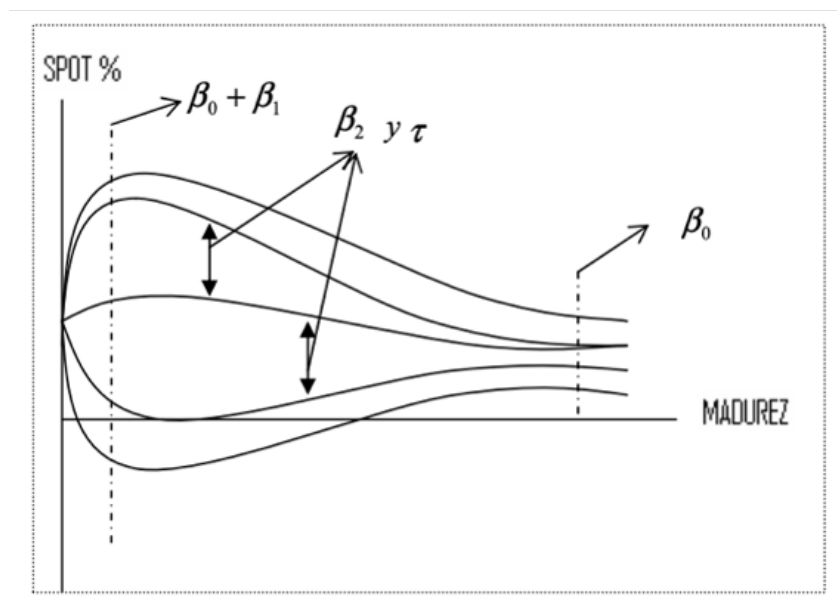


Figura 3.2: Formas que toma la curva de rendimiento según el modelo de Nelson y Siegel y Svensson

Como podemos ver en el figura anterior, el parámetro β_0 representa el rendimiento en el largo plazo, por lo que siempre será positivo. Además, éste parámetro determina el nivel de la curva de tipos de interés. Por otro lado, tenemos la suma de los parámetros $\beta_0 + \beta_1$ que representa la tasa a muy corto plazo, el que puede interpretarse como el tipo de interés instantáneo o próximo al valor real del dinero. Sea $c = \beta_0 + \beta_1$ entonces $\beta_1 = c - \beta_0$, y puede interpretarse como el spread entre el tipo de interés a corto y a largo, ya que variaciones en los extremos de la curva generan cambios en la pendiente. El parámetro β_1 recoge la tendencia, por lo que el signo de este coeficiente determinara si la curvatura es creciente o decreciente. Cuando β_1 es negativo la función crece, pero por el contrario cuando es positivo la función decrecerá, lo que indica que el tipo de corto es superior al de largo y por lo tanto la curva estará invertida.

Los parámetros restantes β_2 y τ desaparecen al muy corto y al muy largo plazo,

representando la curvatura de la ecuación, que se manifiesta en lugares intermedios. Estos parámetros no tienen una representación directa, sino únicamente de curvatura, y se ubican entre los límites de β_0 y $\beta_0 + \beta_1$. Por otro lado, τ solo puede tomar valores positivos para asegurar la convergencia al largo plazo. El parámetro β_2 determina la magnitud y forma de la curvatura, por lo que cuando este sea positivo la curva tendrá un máximo interior, cuando sea negativo existirá un mínimo interior y cuando sea cero, se dará monotocidad en la estructura temporal del tipo de interés.

También podemos mencionar que cuando el parámetros β_1 sea negativo y mayor que β_0 en términos absolutos, y además β_2 es negativo, las tasas cortas pueden ser negativas. Esto se puede ver en la figura 3 representado por la curva de más abajo.

La figura 3.3 que se muestra a continuación, refleja la forma que adopta cada uno de los componentes del modelo definido por Nelson y Siegel.

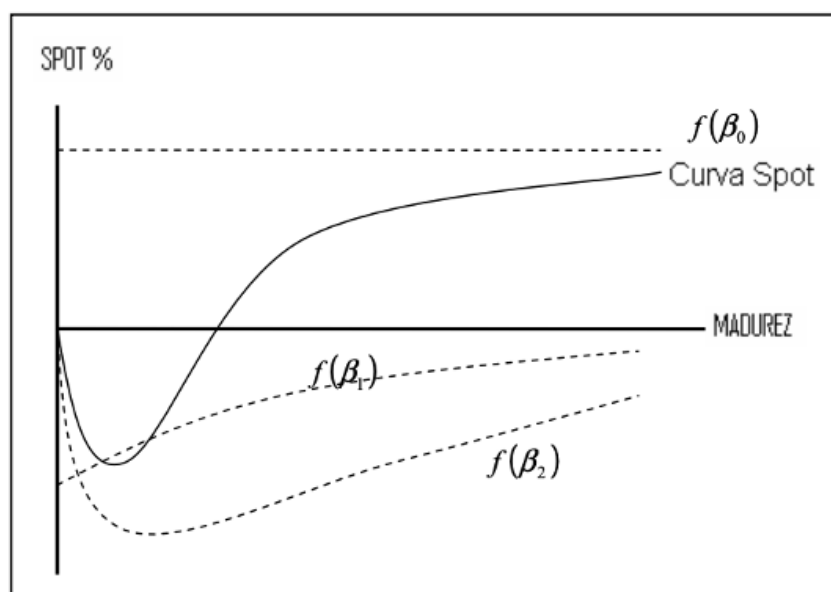


Figura 3.3: Comportamiento de la curva de rendimiento y descomposición según el modelo de Nelson y Siegel

Como podemos ver, el parámetro β_0 recoge el componente de nivel de la función y se representa como $f(\beta_0)$, el segundo factor de la ecuación (3.3) recoge la pendiente y vienen dado por β_1 . El término representado es equivalente a la ecuación (3.4) que se muestra a continuación.

$$f(\beta_1) = \beta_1 \cdot \left[\frac{1 - \exp\left(\frac{-m}{\tau}\right)}{\frac{m}{\tau}} \right] \quad (3.4)$$

El tercer sumando determina la curvatura del modelo y corresponde al parámetro β_2 , y la función que lo describe está dada por la ecuación (2.5).

$$f(\beta_2) = \beta_2 \cdot \left[\frac{1 - \exp\left(\frac{-m}{\tau}\right)}{\frac{m}{\tau}} - \exp\left(\frac{-m}{\tau}\right) \right] \quad (3.5)$$

Finalmente, este método tiene la particularidad de ser muy simple de implementar. Además, los autores fueron pioneros en la creación de un método parametrizado que fuese suficientemente simple y parsimonioso.

3.2. Modelo de Splines

Los modelos de splines presentan un problema opuesto a los modelos paramétricos, a medida que aumenta el grado de la función no lineal, la curva de rendimientos se hace más precisa, llegando en ocasiones a convertirse algo parecido a una interpolación de los datos observados. A este aspecto se le conoce como *overfitting*, o sobre-ajuste de la curva.

Esto hace que la curva de rendimientos pierda su capacidad de predicción de las expectativas de las tasas de interés, tanto en el corto como en el largo plazo, y de la construcción de las curvas forward. Sin embargo, se han hecho esfuerzos por equilibrar a partir de procesos de optimización con penalizaciones, lo que permite disminuir el sobreajuste.

Los splines corresponden a un conjunto de polinomios de algún orden unidos para conformar una curva que cumple cierta condición de suavidad. Los polinomios son definidos para ciertos intervalos separados por nodos, puntos en los cuales se cambia de una función a otra. En términos generales un spline cumple con continuidad y derivación de primer y segundo orden en los nodos. En la literatura matemática la forma de presentar estas funciones es muy variada y el campo de estudio es bastante extenso. Las formas funcionales aplicadas a finanzas han evolucionado de manera de entregar mayor estabilidad a las curvas y métodos de cálculo más eficientes. Pero se debe tener en cuenta que la base

teórica es la misma en cuanto a la representación de las funciones.

McCulloch (1971) fue el primero en utilizar Splines para modelar la estructura de tasas de interés. Específicamente ajustó un spline a la curva de descuento de bonos con cupones de la industria ferroviaria de EEUU. El autor modeló la función de descuento como lo muestra la ecuación:

$$\delta(m) = 1 + \sum_{j=1}^k a_j f_j(m) \quad (3.6)$$

Nótese que los nodos denotan valores del parámetro donde la curva cambia su expresión polinómica. En términos generales un spline cumple con continuidad y derivación de primer y segundo orden en los nodos. En la Figura 3.4 se muestra cómo se ajusta una nube de puntos por método de Splines:

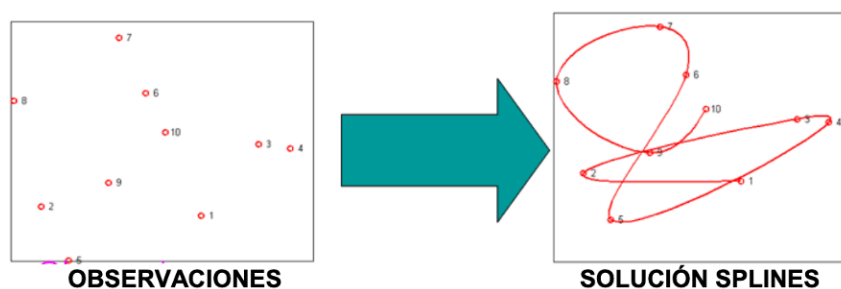


Figura 3.4: Comportamiento de una solución de splines

En la literatura matemática la forma de presentar estas funciones es muy variada y el campo de estudio es bastante extenso. Las formas funcionales aplicadas a finanzas han evolucionado de manera de entregar mayor estabilidad a las curvas y métodos de cálculo más eficientes. Pero se debe tener en cuenta que la base teórica es la misma en cuanto a la representación de las funciones.

3.2.1. Método de Smoothing Splines

El Smoothing Spline (Spline de Suavizamiento) es una técnica muy utilizada en finanzas para ajustar curvas de rendimiento (yield curves), que representan la relación entre el vencimiento y la tasa de interés de bonos del mercado. Esta técnica se emplea para

suavizar los datos de las tasas de interés observadas y obtener una curva continua que refleje la estructura de tasas a diferentes vencimientos. Los Smoothing Splines son Splines cúbicos que incorporan además una función de penalización por variabilidad de la curva. Estos nacieron ante la necesidad de algunos bancos centrales de contar con métodos que se ajustaran mejor a los datos que los métodos parsimoniosos, pero que a su vez mantuvieran estabilidad en el largo plazo. El smoothing spline es particularmente útil cuando los datos son ruidosos o irregulares, y se necesita una curva suave que refleje la tendencia subyacente en lugar de los movimientos específicos de los datos observados.

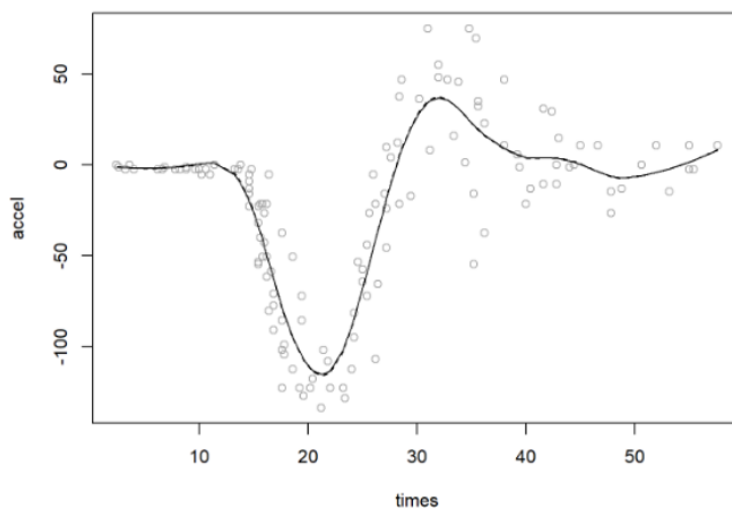


Figura 3.5: Ajuste mediante splines de suavizado, empleando GCV o `smooth.spline()` (línea continua)

Los Smoothing Splines minimizan una función objetivo que es la combinación de dos partes: el error de ajuste y el término de suavidad:

$$\min_f \left\{ \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \int_a^b (f''(x))^2 dx \right\} \quad (3.7)$$

A diferencia de modelos como Nelson y Siegel o Svensson, que suponen una forma paramétrica específica de la curva de rendimiento, los Smoothing Splines ofrecen mayor flexibilidad porque no imponen una forma fija a la curva. La suavidad de la curva se controla directamente mediante el parámetro de penalización, lo que permite capturar tendencias locales y cambios en la estructura temporal de las tasas.

Los estudios realizados con este método se atribuyen a bancos centrales en EEUU e Inglaterra. La diferencia más importante entre este método y el propuesto por McCulloch (1971) es la forma funcional pues en esta se incluye un factor de suavidad que permite un mejor ajuste de los datos.

3.3. Resumen Modelos

La siguiente tabla presenta un resumen y comparación de estos dos modelos, esta comparación permite entender mejor las fortalezas y limitaciones de cada enfoque, facilitando la elección del modelo más adecuado para distintos objetivos de análisis y predicción de tasas de interés.

	Nelson y Siegel	Smoothing Splines
Tipo de Modelo	Paramétrico.	No paramétrico.
Propósito	Ajustar la curva de rendimiento con pocos parámetros.	Ajustar curvas de rendimiento con suavidad, sin suponer una forma fija.
Parámetros del Modelo	4 parámetros.	Parámetro λ que controla la suavidad.
Comportamiento a Corto Plazo	Captura mediante la pendiente (β_1).	Puede capturar detalles locales debido a la flexibilidad en la suavidad.
Comportamiento a Largo Plazo	Captura mediante el nivel (β_0).	Se ajusta de manera flexible, pero depende de la penalización impuesta por λ .

Interpretación Económica	Los parámetros tienen interpretaciones claras: nivel (β_0), pendiente (β_1) y curvatura (β_2).	No hay una interpretación directa de los parámetros, ya que la forma de la curva depende del ajuste automático de λ .
Adecuado para	Cuando se busca una forma general de la curva con pocos parámetros y buena interpretación económica.	Cuando se quiere capturar detalles finos y se prefiere no imponer una forma específica a la curva.
Capacidad de Predicción (Mejor Plazo)	1 a 5 años. Predice mejor en plazos intermedios debido a la capacidad de capturar bien el comportamiento general de la curva.	1 a 2 años. Predice mejor en plazos cortos, ya que es capaz de captar detalles locales, pero la predicción a largo plazo puede ser menos precisa si no se ajusta bien la suavidad.
Software en R	<code>nls()</code> o librerías especializadas para Nelson y Siegel.	<code>smooth.spline()</code> para ajustar automáticamente la curva.

Autores y Estudios	Examining the Nelson-Siegel Class of Term Structure Models: In-Sample Fit versus Out-of-Sample Forecasting Performance de Michiel De Pooter y Forecasting the term structures of Treasury and corporate yields using dynamic Nelson-Siegel models de los autores Wei-Choun Yu y Eric Zivot.	Flexible Smoothing with B-splines and Penalties de Paul H. C. Eilers and Brian D. Marx y Nonparametric Smoothing of Yield Curves de Carsten Tanggaard
---------------------------	---	---

Capítulo 4

Metodología de trabajo

4.1. Datos

La principal fuente de información utilizada en este trabajo proviene de la Base de Datos Estadísticos (BDE) del Banco Central de Chile de donde se obtuvieron los archivos de las Tasas bonos BCCh en bolsa (mercado secundario) tanto en pesos como en unidades de fomento (UF). Asimismo, con Perú, Colombia, México y Estados Unidos.

Cabe destacar que, para Chile la serie de ambas bases de datos tanto en pesos como en UF, es Bonos en pesos a 10 años (BCP,BTP) y Bonos en UF a 10 años (BCU, BTU), respectivamente. Además, la frecuencia de ambos datos es mensual con una duración de 10 años como es mencionado en cada serie, por lo tanto, los datos utilizados para los modelos mencionados en el capítulo anterior son desde Enero del 2014 hasta la fecha más actual que se tenga registro la cual es Agosto del 2024.

La utilización de estos datos se debe a que:

- Los bonos como BCP, BTP, BCU, y BTU reflejan la prima de riesgo y las expectativas del mercado respecto a la inflación, el crecimiento económico y la política monetaria.
- Permiten observar las tasas de interés nominales, que incluyen el componente inflacionario y al estar denominados en UF, que se ajusta por inflación, estos bonos

ofrecen tasas de interés reales (excluyendo la inflación), por lo tanto, ayuda a obtener una perspectiva completa de las expectativas de inflación y la política monetaria.

- Para el Banco Central de Chile, la curva de rendimiento creada con estos bonos es una herramienta importante para implementar la política monetaria y evaluar el impacto de las tasas de interés en diferentes horizontes temporales.

Como se menciono anteriormente, para Estados Unidos, Perú, Colombia y México, los datos son obtenidos directamente de las bases de datos de cada Banco Central, respectivamente, de la misma forma que se obtuvieron para Chile. Aquellos datos, son sobre las tasas de bonos indexados a inflación y la moneda local de cada país en el periodo de 10 años y con una frecuencia mensual.

4.2. Programación en software RStudio

Para el desarrollo de los modelos de curvas de rendimiento mencionados en el capítulo anterior, se empleó el software de programación estadística RStudio. Este entorno de desarrollo integrado (IDE) para R fue seleccionado por su manejo de datos, su capacidad de visualización gráfica y su versatilidad en la implementación de modelos econométricos y financieros.

Los datos fueron exportados a un formato compatible con RStudio (.xlsx), lo que permitió una manipulación eficiente dentro del entorno de trabajo. La preparación de los datos incluyó los siguientes pasos:

- Limpieza de datos: Se eliminaron valores nulos o inconsistentes y se corrigieron posibles errores de formato, asegurando que la serie temporal fuera continua y consistente para cada unidad monetaria.
- Transformación de datos: Para facilitar el análisis, se transformaron las fechas a un formato numérico (por ejemplo, días desde un punto inicial), permitiendo que los modelos de curvas de rendimiento se ajustaran correctamente a los datos temporales.

Una vez preparada la base de datos, se procedió al desarrollo e implementación de los modelos de curvas de rendimiento. Los modelos abordados fueron los siguientes:

- Modelo de Nelson y Siegel: Este modelo permite ajustar la curva de rendimiento utilizando una función exponencial que describe la estructura temporal de tasas de interés. Su parametrización se centra en tres factores: nivel, pendiente y curvatura, permitiendo una interpretación económica de la forma de la curva.
- Smoothing Spline (Spline de Suavizamiento): Este modelo utiliza un spline suavizado para ajustar la curva de rendimiento. El modelo se basa en minimizar una función de penalización que equilibra el ajuste a los datos y la suavidad de la curva. Este enfoque permite captar variaciones locales en la curva de rendimiento y ajustar su forma de manera flexible.

Cada modelo fue desarrollado para capturar la evolución de las tasas de interés y comparar su ajuste tanto en pesos chilenos (CLP) como en unidades de fomento (UF) y de igual manera para Estados Unidos, Colombia, México y Perú con sus respectivos bonos indexados a inflación.

El desarrollo de cada modelo se llevó a cabo mediante el uso de código en R, aprovechando librerías especializadas para el análisis y visualización de datos financieros, tales como:

- ggplot2: Para la creación de gráficos de alta calidad, permitiendo visualizar y comparar las curvas de rendimiento de manera clara.
- stats y nls(): Para ajustar modelos no lineales como Nelson y Siegel, optimizando los parámetros del modelo según los datos.
- splines y smooth.spline(): Para ajustar el smoothing spline con el objetivo de generar curvas de rendimiento suaves a partir de los datos.
- window size: tamaño de la ventana de entrenamiento.
- step size: desplazamiento de la ventana.

- readxl y dplyr: Para la lectura y manipulación eficiente de la base de datos en formato Excel y la transformación de datos necesaria para el ajuste de los modelos.

Con el fin de generar los gráficos de las respectivas curvas de rendimiento para cada modelo y ambas unidades monetarias.

4.3. Out-Of-Sample y Rolling Windows

A continuación, se va a explicar el enfoque out-of-sample y también el método de rolling windows que se utiliza para generar la curva ajustada y posteriormente el pronóstico.

El out-of-sample (fuera de muestra) se refiere al proceso de evaluación de un modelo predictivo utilizando datos que no se incluyeron en su entrenamiento, enfoque simula cómo funcionaría el modelo en la práctica, al evaluarlo en datos no vistos y también la predicción se realiza hacia adelante en el tiempo, lo que es relevante para modelos financieros como el de tasas de interés, donde los datos tienen una fuerte dependencia temporal. Esto es importante para medir la capacidad de generalización del modelo y evitar problemas como el sobreajuste (overfitting).

Con respecto al el out-of-sample en el código, se utiliza un esquema de rolling window (ventana móvil) para realizar el backtesting y en cada iteración, una parte de los datos se reserva como conjunto de entrenamiento (in-sample) y otra como conjunto de prueba (out-of-sample). En primer lugar, los datos dentro de la ventana definida (datos-train) se utilizan para ajustar los modelos. Por otra parte, los datos inmediatamente posteriores a la ventana (datos-test) se reservan para evaluar el modelo, lo que simula predicciones reales y es lo que se asume como out-of-sample. En consecuencia, ya una vez ajustado el modelo, se generan predicciones para el conjunto de prueba (out-of-sample) y se comparan con los valores observados.

Por lo tanto, para ambos modelos tanto Nelson y Siegel y Smoothing Splines se utiliza el proceso de backtesting con rolling windows, es decir, existen datos de entrenamiento que corresponde a los utilizados en cada ventana, dichas ventanas corresponden a 12 meses de los datos, y luego el dato de prueba que es el del mes siguiente, que corresponde al

desplazamiento de la ventana, el cual corresponde a 1 mes, siendo un proceso reiterativo durante todo el periodo hasta construir el pronóstico de la misma manera. En otras palabras, para generar el pronóstico se entrena el modelo mediante el rolling windos con los últimos 12 meses de datos, para así generar predicciones para 12 meses que es el periodo establecido a pronosticar.

Ahora bien, el enfoque de rolling windows es una técnica utilizada en la modelización de datos temporales, especialmente en finanzas y econometría, para evaluar y validar modelos predictivos. Este enfoque simula cómo se actualizarían los modelos en un entorno real, donde se tienen datos históricos y se busca realizar predicciones hacia el futuro, es decir, ventanas móviles consiste en dividir una serie temporal en múltiples subconjuntos de datos que se actualizan continuamente al moverse hacia adelante en el tiempo

Por otro lado, cabe destacar que, se incluye el desarrollo de MAE y R^2 para cada modelo de cada país con el fin de comparar el desempeño relativo de cada modelo.

El MAE mide la magnitud promedio de los errores absolutos entre los valores reales y los valores pronosticados.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Un MAE más bajo indica un mejor ajuste del modelo.

El coeficiente de determinación (R^2) evalúa qué proporción de la variabilidad total de la variable dependiente es explicada por el modelo.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

El R^2 toma valores entre 0 y 1, donde un valor cercano a 1 indica que el modelo explica gran parte de la variabilidad de los datos.

Capítulo 5

Análisis de los Resultados

En este capítulo se presentan y analizan los resultados del estudio de las curvas de rendimiento de cinco economías: Chile, Perú, México, Colombia y Estados Unidos. Estas curvas fueron construidas utilizando dos modelos ampliamente reconocidos en la literatura financiera: Nelson y Siegel y Smoothing Splines. La aplicación de estos modelos permitió estimar las estructuras temporales de tasas de interés para períodos de 10 años, utilizando como base los bonos indexados a la inflación específicos de cada país y también con su respectiva moneda local. Estas curvas proporcionan una perspectiva sobre las expectativas del mercado en torno a la evolución de las tasas de interés e inflación a lo largo del tiempo.

El análisis se centra en la interpretación de los gráficos resultantes de las curvas de rendimiento para cada modelo y país mediante el enfoque de rolling windows con un tamaño de las ventanas de 12 meses y un desplazamiento de 1 mes hacia adelante, facilitando una comparación visual clara entre los diferentes escenarios. Asimismo, se calculan y comparan las métricas de desempeño Error Medio Absoluto (MAE) y el Coeficiente de Determinación (R^2) para cada curva y modelo, con el fin de evaluar la precisión de los ajustes realizados.

Un objetivo clave de este análisis es comparar las curvas entre los países latinoamericanos (Chile, Perú, México y Colombia) y Estados Unidos. La inclusión de Estados Unidos como referente global permite identificar contrastes con los mercados emergentes de América Latina, así como evaluar la coherencia de las expectativas sobre la inflación

y las tasas de interés en distintos contextos económicos.

La combinación de modelos y el horizonte temporal (10 años) proporciona una perspectiva más amplia sobre las posibles trayectorias de las tasas de interés. Además, los bonos indexados a la inflación utilizados como base para estas estimaciones reflejan las expectativas del mercado en torno a la inflación futura, aportando mayor profundidad al análisis.

5.1. Chile

En el caso de Chile, las curvas de rendimiento se construyeron utilizando datos de bonos denominados en pesos chilenos y Unidades de Fomento (UF). Los bonos en UF juegan un rol crucial, ya que están indexados a la inflación, permitiendo reflejar las expectativas del mercado sobre la evolución de los precios en el mediano y largo plazo. Estos instrumentos proporcionan una base sólida para la estimación precisa de la estructura temporal de tasas de interés en diferentes horizontes.

5.1.1. Nelson y Siegel en Pesos y UF

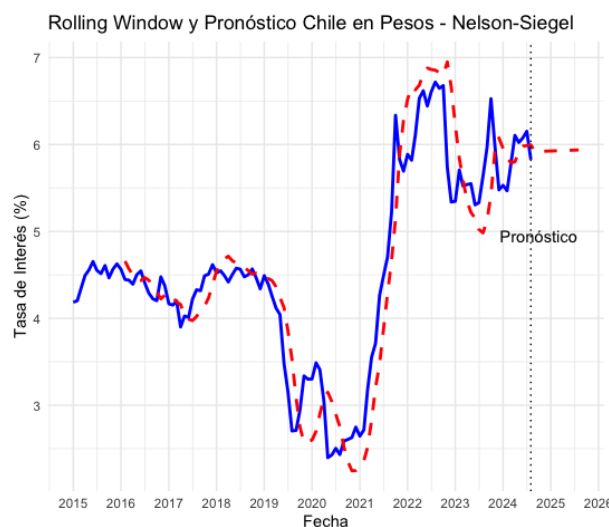


Figura 5.1: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.318 y R^2 : 0.848

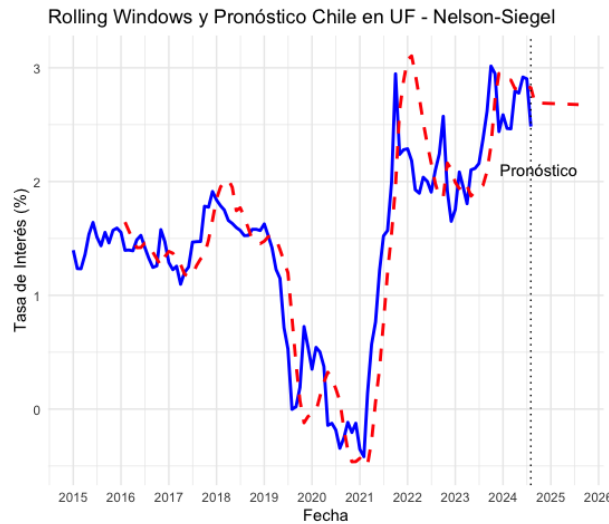


Figura 5.2: Yield Curve con UF a 10 años con MAE: 0.298 y R^2 : 0.773

El análisis muestra que el modelo Nelson-Siegel el modelo en pesos parece ser más confiable en términos de explicación de la variabilidad (R^2 más alto) pero es menos preciso en términos absolutos (MAE más alto). Por otro lado, La implementación de ventanas móviles permite evaluar cómo cambia la capacidad predictiva del modelo a lo largo del tiempo, adaptándose a nuevos datos.

5.1.2. Smoothing Splines en Pesos y UF

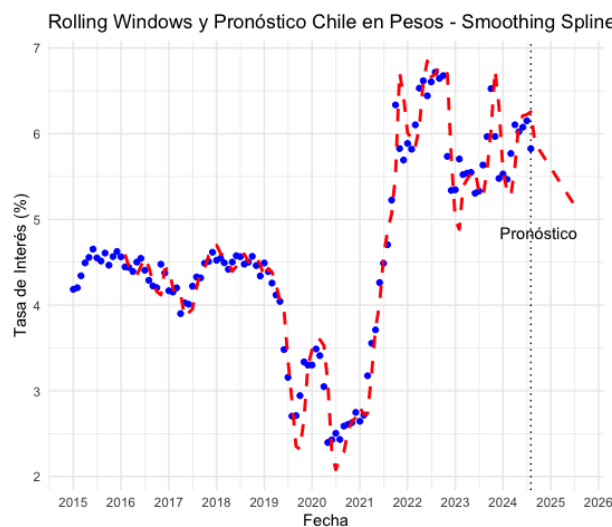


Figura 5.3: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.212 y R^2 : 0.923

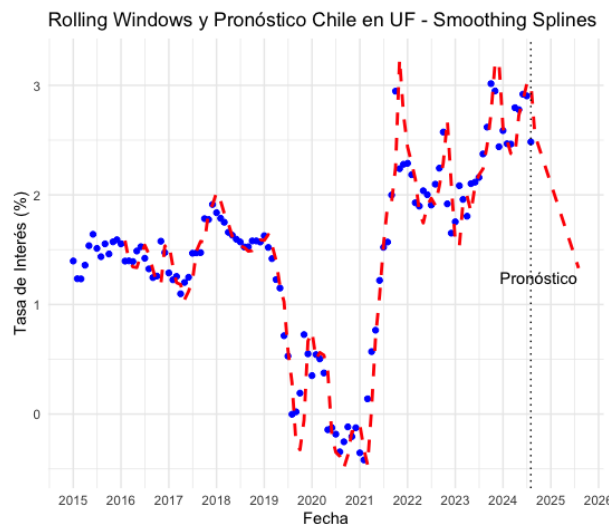


Figura 5.4: Yield Curve con UF a 10 años con MAE: 0.184 y R^2 : 0.894

El uso de Smoothing Splines mejora significativamente el ajuste y pronóstico de las tasas de interés tanto en pesos como en UF en comparación con el modelo Nelson-Siegel. Pues, ofrece una precisión significativamente alta (MAE bajo) y el ajuste casi perfecto (R^2 alto), ya que ambos valores son extramadamente buenos, por lo tanto, demuestran que los Smoothing Splines son particularmente efectivos para capturar tanto las tendencias como las fluctuaciones específicas de las tasas y también el pronóstico muestra una continuidad natural desde los datos históricos.

CHILE	MAE	R^2
NS PESOS	0.318	0.848
NS UF	0.298	0.773
SPLINES PESOS	0.212	0.923
SPLINES UF	0.184	0.894

5.2. Perú

Para Perú, las curvas de rendimiento se construyeron utilizando a moneda local que es el sol peruano y bonos VAC (Valor Adquisitivo Constante), los cuales están indexados a la inflación. Estos instrumentos financieros permiten que las tasas de interés reflejen de forma precisa las expectativas del mercado en torno al comportamiento de los precios y las presiones inflacionarias. La inclusión de bonos VAC garantiza que los resultados obtenidos

capturen las dinámicas específicas del mercado de deuda peruano, especialmente en un contexto de estabilidad macroeconómica e inflación moderada.

5.2.1. Neslon y Siegel Pesos y VAC

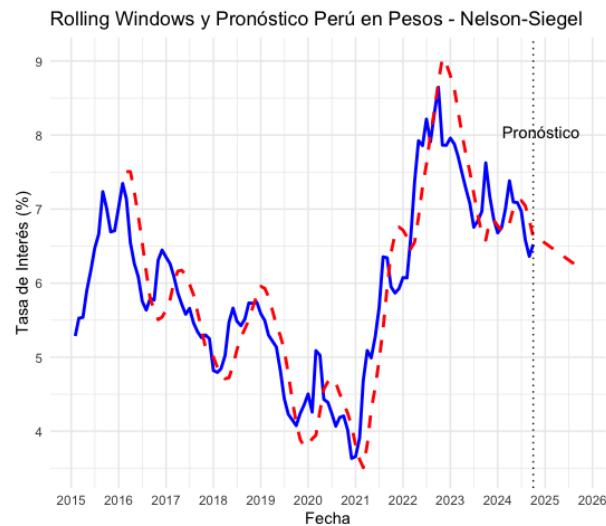


Figura 5.5: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.451 y R^2 : 0.781

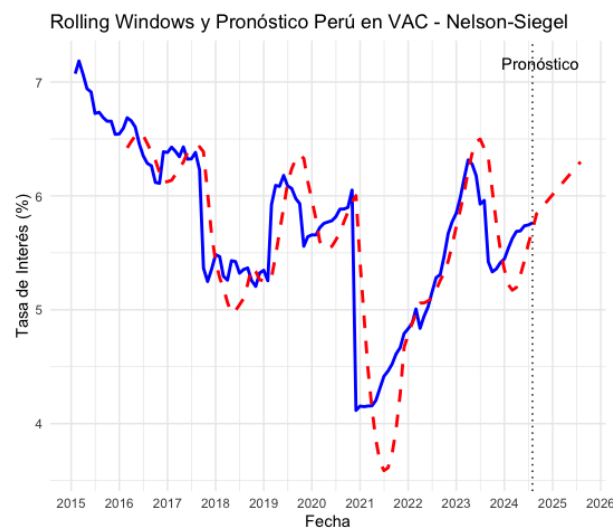


Figura 5.6: Yield Curve con VAC a 10 años con MAE: 0.272 y R^2 : 0.693

Para la situación de Perú con el modelo de Nelson y Siegel con rolling windows obtiene métricas de error que se pueden considerar aceptables, no obstante, si se compara con su par Chile, el mismo modelo se ajusta mejor para Chile. Ahora bien, para Perú la curva ajustada visualmente se comporta mejor para pesos comparado a los bonos VAC, ya que

es similar a los datos históricos, pero con un leve desfaz provocado por el rolling windows, sin embargo, para tasas con bonos VAC en algunos periodos la diferencia entre los datos históricos y la curva ajustada visualmente es notoria. Finalmente, la proyección para ambas es distinta, porque para pesos tiene una proyección al descenso y para VAC es al alza.

5.2.2. Smoothing Splines Pesos y VAC

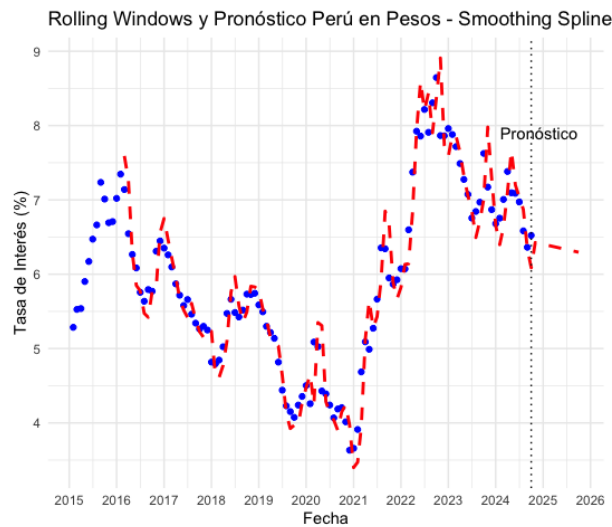


Figura 5.7: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.255 y R^2 : 0.915

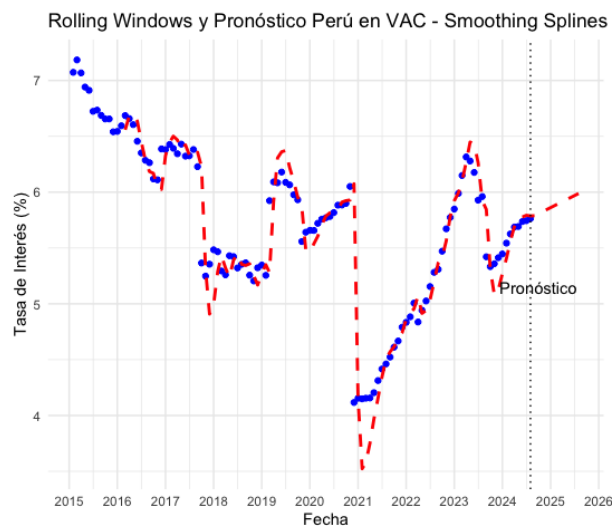


Figura 5.8: Yield Curve con VAC a 10 años con MAE: 0.143 y R^2 : 0.862

Para Smoothing Splines, el modelo se adapta mejor a los datos, ya que es más flexible a las fluctuaciones de la curva, tanto para pesos como en VAC las métricas que se obtuvieron son aceptables para considerar que el modelo se adapta bien, ya que el MAE no es tan elevado y el R^2 es alto y cercano a 1. Por otro lado, el pronóstico es distinto por la naturaleza de los datos, pues para pesos se puede evidenciar una disminución en las tasas, y para VAC tiene una proyección al alza.

PERÚ	MAE	R^2
NS PESOS	0.451	0.781
NS VAC	0.272	0.693
SPLINES PESOS	0.255	0.915
SPLINES VAC	0.143	0.862

5.3. Colombia

En el caso de Colombia, las curvas de rendimiento se construyeron utilizando bonos denominados en UVR (Unidad de Valor Real), que están indexados a la inflación, y además se utilizó el peso colombiano para los modelos. Estos bonos ajustan su valor con base en la variación del índice de precios al consumidor, proporcionando una herramienta para capturar las expectativas inflacionarias del mercado colombiano. Los bonos UVR permiten analizar de manera precisa las estructuras de tasas de interés a largo plazo, protegiendo a los inversionistas contra fluctuaciones en los niveles de precios.

5.3.1. Neslon y Siegel Pesos y UVR

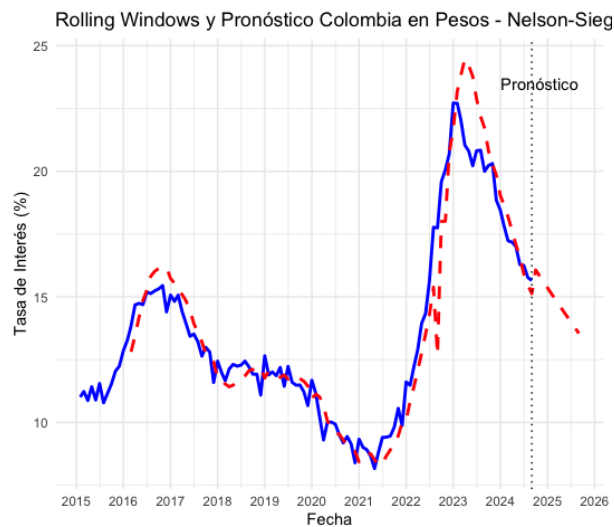


Figura 5.9: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.735 y R^2 : 0.912

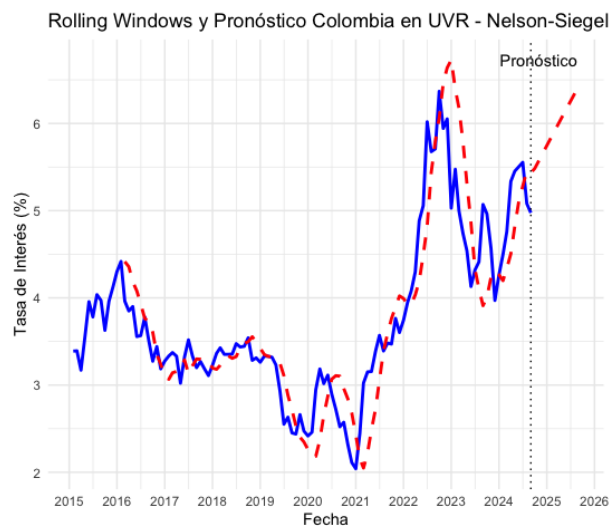


Figura 5.10: Yield Curve con UVR a 10 años con MAE: 0.340 y R^2 : 0.756

Para Colombia, el modelo de Nelson y Siegel el mayor MAE en pesos indica que las tasas de interés pueden ser más volátiles o estar sujetas a factores específicos (como fluctuaciones en la política fiscal o monetaria). Por otro lado, las tasas en UVR parecen ser más predecibles en términos absolutos (menor MAE) pero menos consistentes en términos relativos (R^2). Por otra parte, los pronósticos son distintos, ya que para pesos se visualiza una disminución de tasas y para UVR se observa un aumento de tasas.

5.3.2. Smoothing Splines Pesos y UVR

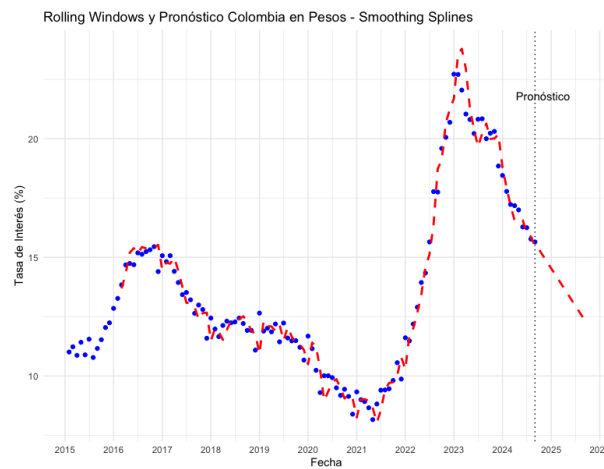


Figura 5.11: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.474 y R^2 : 0.970

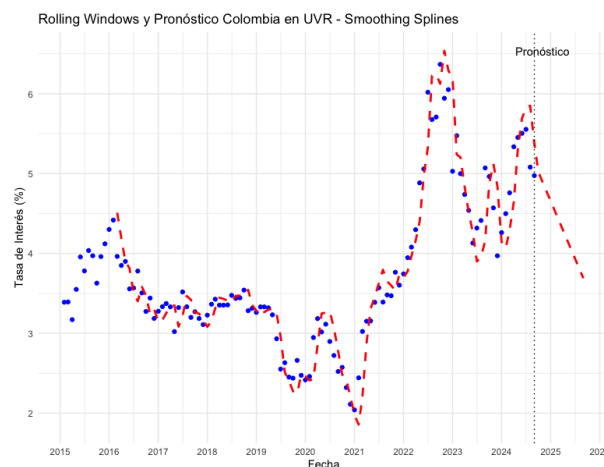


Figura 5.12: Yield Curve con UVR a 10 años con MAE: 0.240 y R^2 : 0.878

El modelo Smoothing Splines, sigue la tendencia de los resultados obtenidos en los otros países, ya que mejora significativamente en comparación al modelo de Nelson y Siegel. Para Colombia, el modelo tiene mayor aceptación para tasas de UVR que para pesos, pues tiene un MAE considerablemente bajo y un alto R^2 , por lo tanto, el modelo se adapta gratamente. Por otro lado, los pronósticos son distintos, porque para pesos se pronostica una disminución y para UVR se puede visualizar una leve proyección al alza.

COLOMBIA	MAE	R^2
NS PESOS	0.735	0.912
NS UVR	0.340	0.756
SPLINES PESOS	0.474	0.970
SPLINES UVR	0.240	0.878

5.4. México

En el caso de México, las curvas de rendimiento se construyeron utilizando la moneda local que es el peso mexicano y los UDI Bonos (Unidades de Inversión), que están indexados a la inflación. Estos instrumentos financieros permiten mantener el poder adquisitivo de los inversionistas al ajustar su valor según el índice de precios, reflejando las expectativas inflacionarias del mercado mexicano. Los UDI Bonos son una herramienta clave en el mercado de deuda local para gestionar los riesgos asociados a la inflación y garantizar tasas reales de rendimiento.

5.4.1. Neslon y Siegel Pesos y UDI

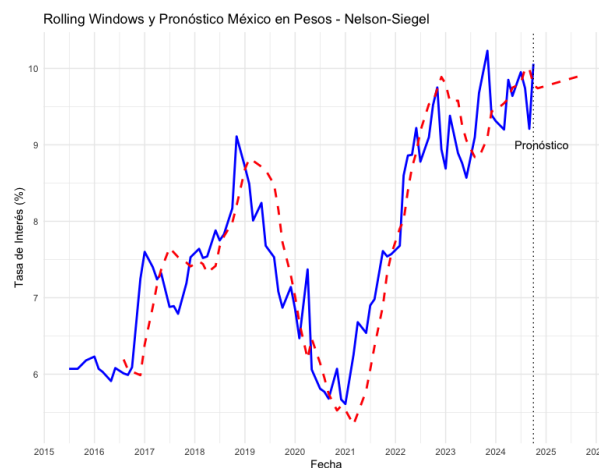


Figura 5.13: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.416 y R^2 : 0.823

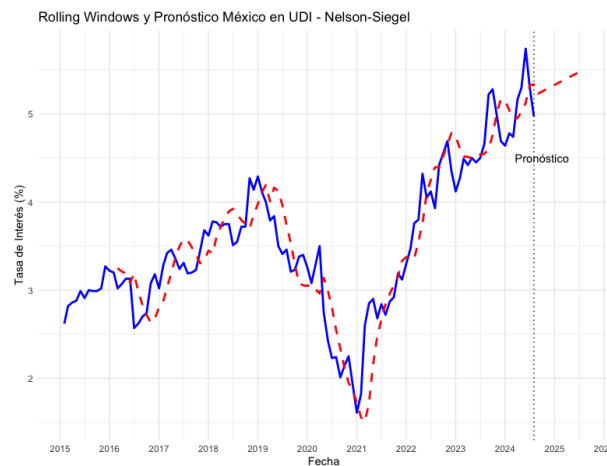


Figura 5.14: Yield Curve con UDI a 10 años con MAE: 0.252 y R^2 : 0.838

Nelson y Siegel para México, en ambos casos el pronóstico a través de rolling windows sigue una leve tendencia al alza al corto plazo tanto para pesos como en UDI bonos. Por otra parte, el R^2 es bastante similar en ambos casos, pues la diferencia no es significativa, no obstante, para el MAE existe una mayor diferencia entre ambos, ya que el MAE para pesos es mayor lo que se puede asociar a una mayor variabilidad en las tasas. Por lo tanto, a grandes rasgos este modelo se ajusta de mejor manera para tasas de bonos indexados a inflación (UDI bonos).

5.4.2. Smoothing Splines Pesos y UDI

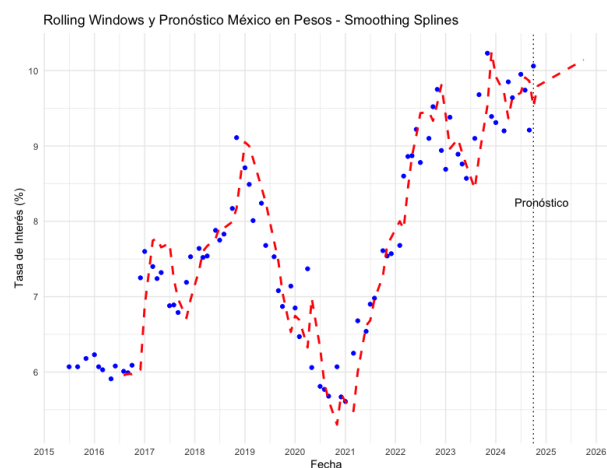


Figura 5.15: Yield Curve con pesos a 10 años con MAE: 0.365 y R^2 : 0.871

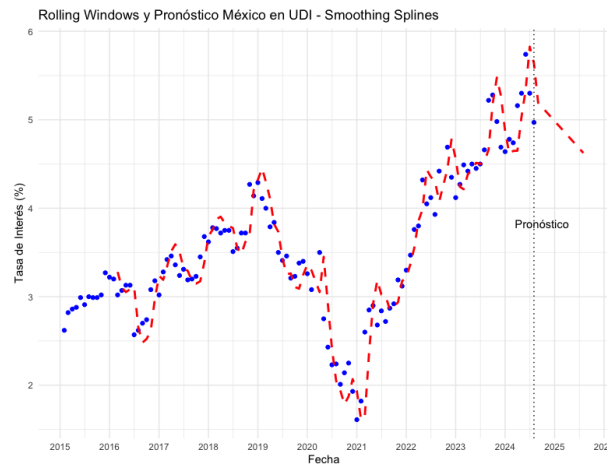


Figura 5.16: Yield Curve con UDI a 10 años con MAE: 0.209 y R^2 : 0.887

El modelo Smoothing Splines claramente se evidencia que se adapta de mejor forma a las tasas en UDI en bonos, pues su MAE es significativamente menor a pesos y tiene un R^2 más cercano a 1 en comparación al modelo en pesos. Por otro lado, el pronóstico para ambos es una tendencia al alza, pero para UDI bonos la curva tiene una pendiente más pronunciada.

MÉXICO	MAE	R^2
NS PESOS	0.416	0.823
NS UDI	0.252	0.838
SPLINES PESOS	0.365	0.871
SPLINES UDI	0.209	0.887

5.5. Estados Unidos

Para Estados Unidos, las curvas de rendimiento se construyeron utilizando valores nominales en dólares y TIPS (Treasury Inflation-Protected Securities), que son bonos del Tesoro protegidos contra la inflación. Estos instrumentos ajustan tanto su valor nominal como sus rendimientos en función del Índice de Precios al Consumidor (CPI), proporcionando así una cobertura eficaz contra la inflación. Los TIPS son fundamentales para reflejar las expectativas inflacionarias del mercado estadounidense y son ampliamente utilizados como referencia en los mercados financieros internacionales.

5.5.1. Neslon y Siegel Nominal y TIPS

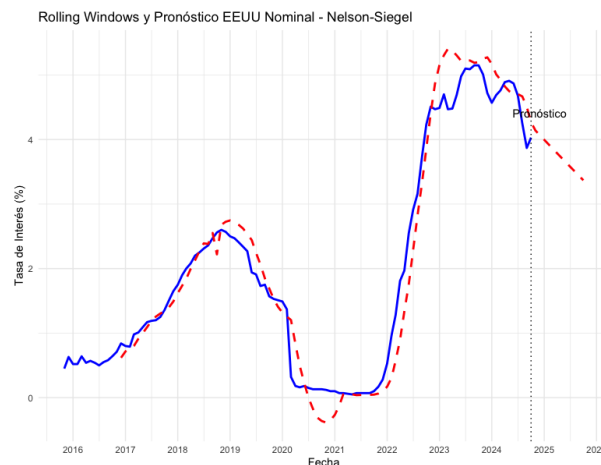


Figura 5.17: Yield Curve nominal a 10 años con MAE: 0.242 y R^2 : 0.959

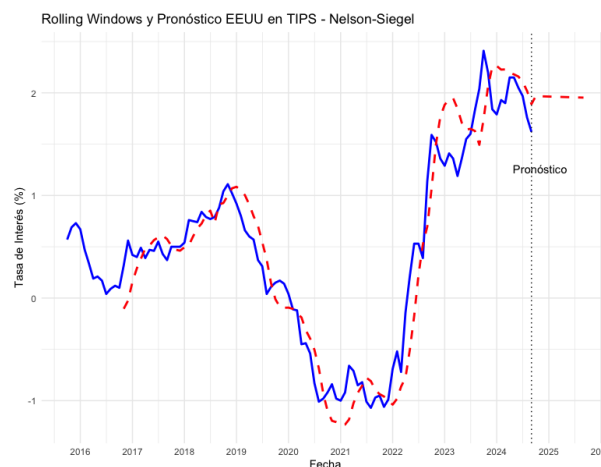


Figura 5.18: Yield Curve con TIPS a 10 años con MAE: 0.228 y R^2 : 0.896

Para la situación de Estados Unidos, se puede concluir que tanto para valores nominales como bonos TIPS el modelo Nelson y Siegel con rolling windows es aceptable, pues ambas métricas son bastante similares, con un MAE relativamente bajo y un R^2 relativamente alto. No obstante, el modelo en valores nominales ligeramente tiene mejor comportamiento, ya que su R^2 es más cercano a 1 y la diferencia entre ambos MAE no es significativamente alta. Por otro lado, el pronóstico para valores nominales tiene una proyección al descenso de tasas y para bonos TIPS se visualiza que la proyección tiende a generar una forma aplanada.

5.5.2. Smoothing Splines Nominal y TIPS

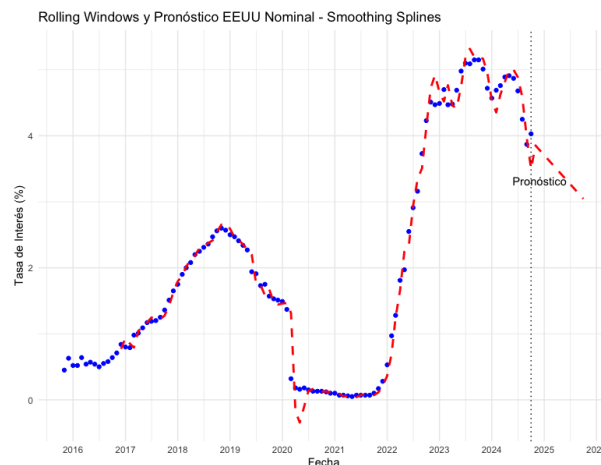


Figura 5.19: Yield Curve nominal a 10 años con MAE: 0.113 y R^2 : 0.988

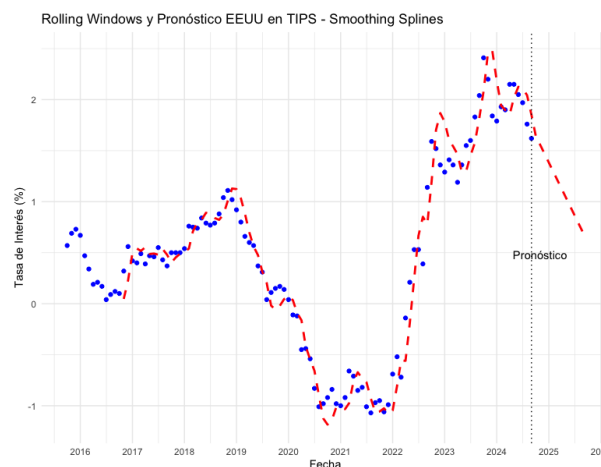


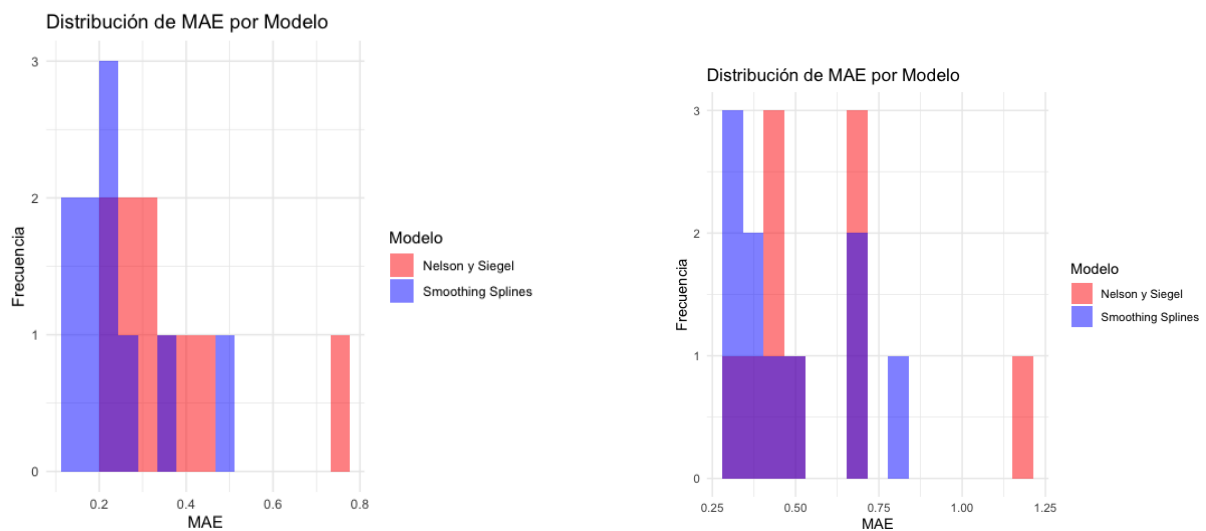
Figura 5.20: Yield Curve con TIPS a 10 años con MAE: 0.162 y R^2 : 0.947

Por último, Smoothing Splines se ajusta gratamente en ambas situaciones, porque los resultados de las métricas reflejan un buen comportamiento de los datos para generar tanto la curva como el pronóstico, pues se puede evidenciar un bajo MAE para valores nominales y TIPS, asimismo un R^2 cercano a 1 en ambos casos. Cabe destacar que, el comportamiento de ambos pronósticos es bastante similar en términos de pendiente de la curva pronosticada, además en ambas hay una leve proyección de disminución.

ESTADOS UNIDOS	MAE	R ²
NS NOMINAL	0.242	0.959
NS TIPS	0.228	0.896
SPLINES NOMINAL	0.113	0.988
SPLINES TIPS	0.162	0.947

5.6. Resumen MAE y R²

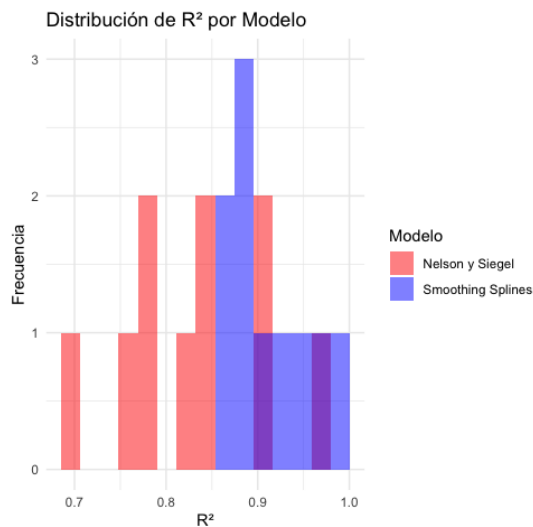
A continuación, se presentan resultados gráficos de métricas implementadas para los modelos con ventanas móviles de un tamaño de 12 meses y con un desplazamiento de 1 mes hacia adelante y también se compara con un desplazamiento de 5 meses hacia adelante.



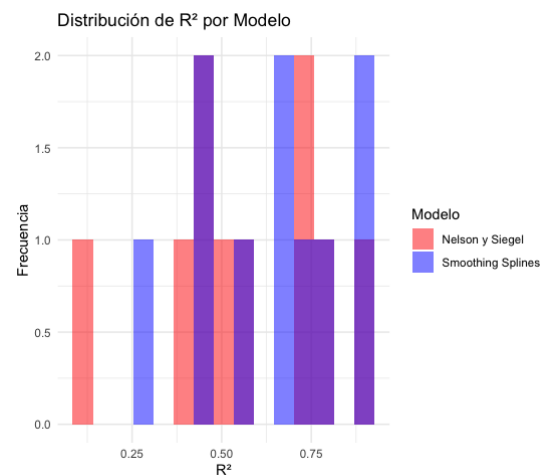
(a) Distribución de MAE para desplazamiento de 1 mes por Modelo.

(b) Distribución de MAE para desplazamiento de 5 meses por Modelo.

Figura 5.21: Distribuciones de MAE con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

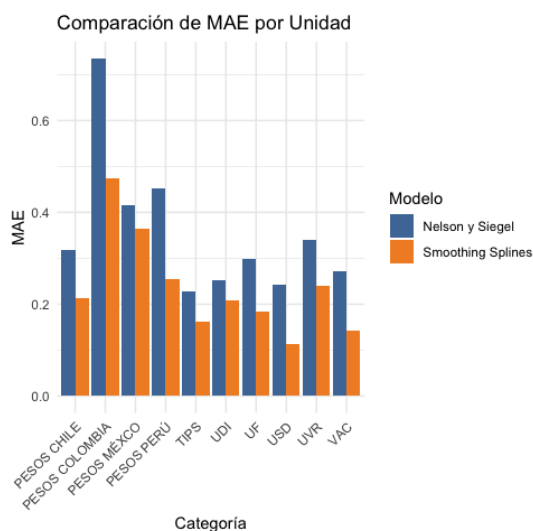


(a) Distribución de R^2 para desplazamiento de 1 mes por Modelo.

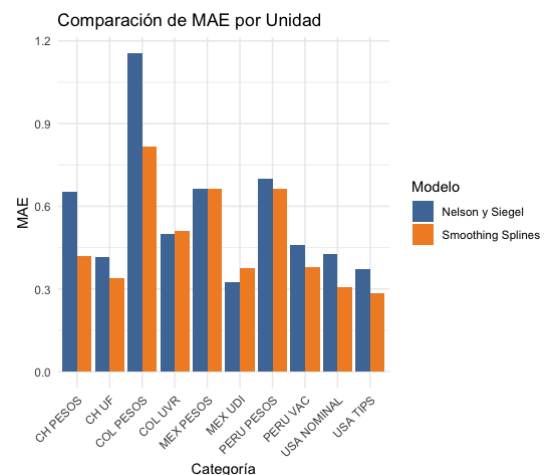


(b) Distribución de R^2 para desplazamiento de 5 meses por Modelo.

Figura 5.22: Distribuciones de R^2 con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

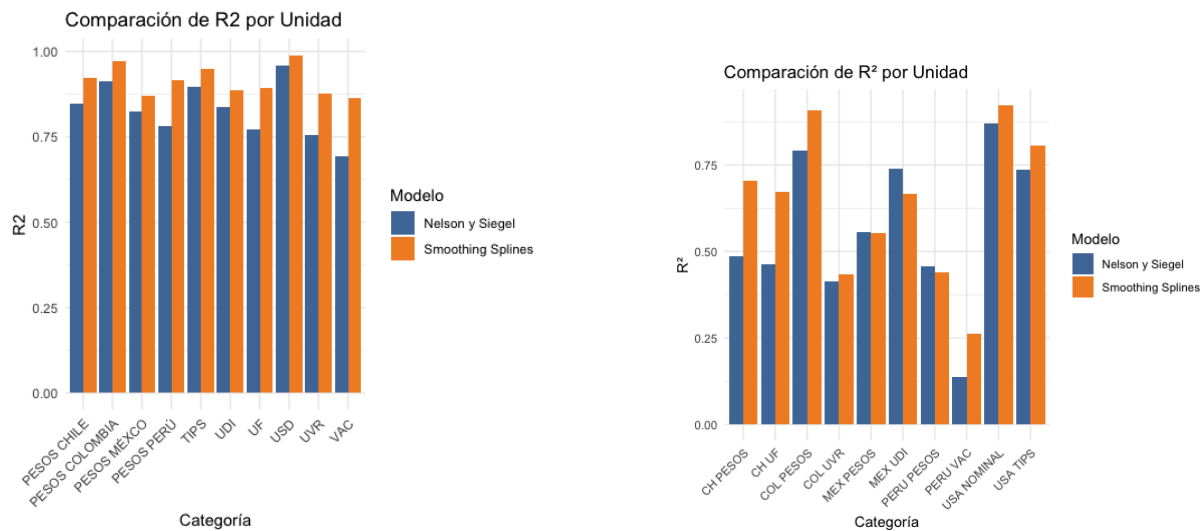


(a) Comparación específica de MAE con 1 mes de desplazamiento por Modelo.



(b) Comparación específica de MAE con 5 meses de desplazamiento por Modelo.

Figura 5.23: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.



(a) Comparación específica de R^2 con 1 mes de desplazamiento por Modelo.

(b) Comparación específica de R^2 con 5 meses de desplazamiento por Modelo.

Figura 5.24: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para R^2 con distintos desplazamientos para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

Al analizar los dos modelos empleados en este estudio para las tasas de bonos indexados a inflación y moneda local de cada país utilizando las métricas MAE y R^2 para cada país, se observa que el modelo de Smoothing Splines presenta los mejores valores de error en comparación con Nelson y Siegel, y esto es consistente en todos los países en ambas unidades. Por lo tanto, el modelo Smoothing Splines tiene un mejor desempeño analizando directamente las métricas de error. Por otra parte, el modelo de Nelson y Siegel obtiene resultados aceptables, pues en general los MAE son relativamente bajos y los R^2 son relativamente altos, sin embargo, no son lo suficiente para superar al otro modelo. Por otra parte, cabe destacar que los modelos con un desplazamiento de 1 mes hacia adelante obtienen mejores resultados en comparación a un desplazamiento de 5 meses hacia adelante, además dichos resultados no interfieren en el resultado final mencionado anteriormente, que el modelo de Smoothing Splines es superior al modelo de Nelson y Siegel.

Por otra parte, ahora se muestran cómo se comportan las métricas de los modelos con distintos tamaños de ventanas en meses (12, 24, 36, 48, 72 y 100) y con un desplazamiento de 1 mes hacia adelante.

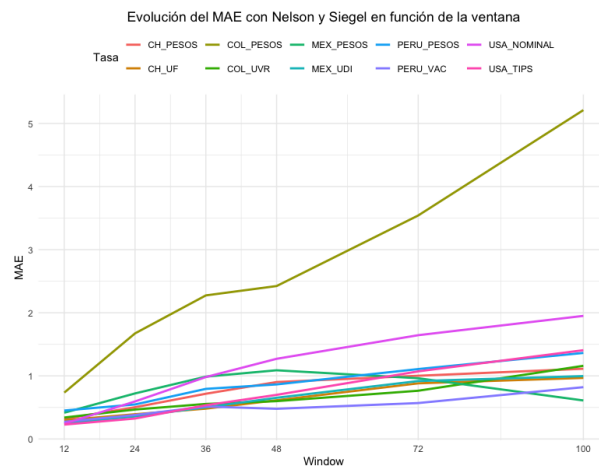


Figura 5.25: Comportamiento del MAE con Nelson y Siegel con distintos rolling windows

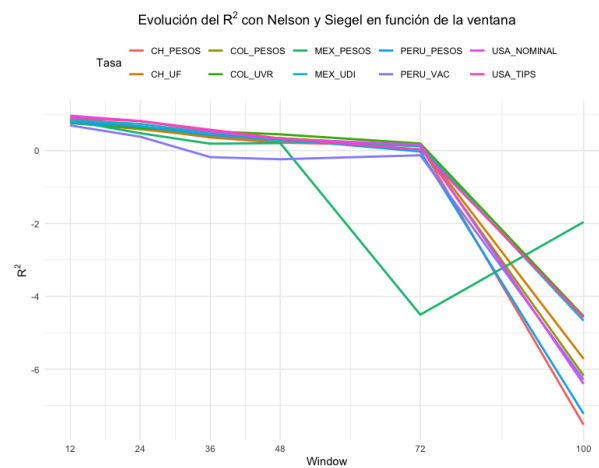
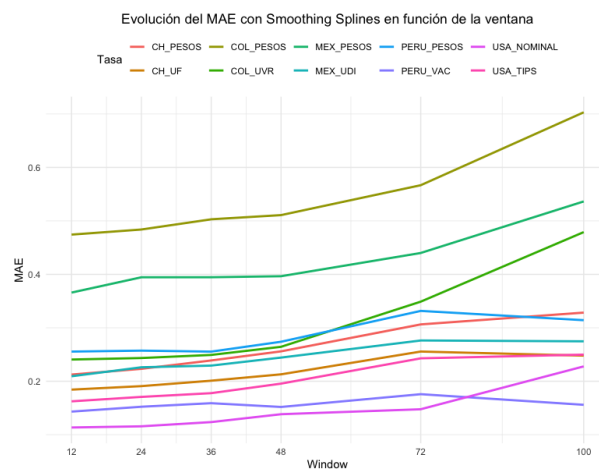
Figura 5.26: Comportamiento del R^2 con Nelson y Siegel con distintos rolling windows

Figura 5.27: Comportamiento del MAE con Smoothing Splines con distintos rolling windows

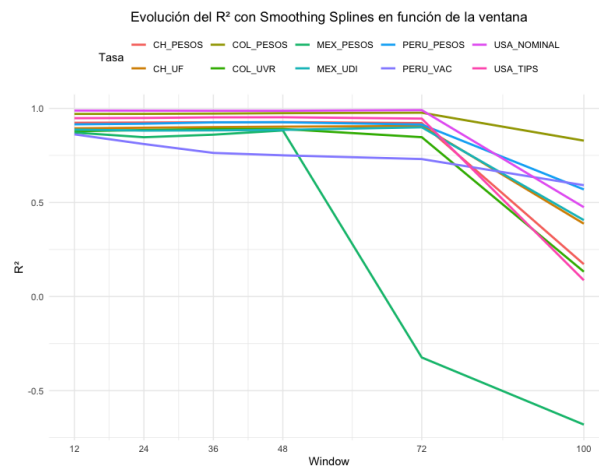


Figura 5.28: Comportamiento del R^2 con Smoothing Splines con distintos rolling windows

Analizando los resultados obtenidos para las métricas a distintos tamaños de ventanas móviles, se puede evidenciar en primer lugar que, el MAE para ambos modelos a medida que van aumentando las ventas éste va aumentando, por lo tanto, va a emporando y refleja un deterioro de estos modelos en relación al MAE con el aumento de las ventanas. Por otro lado, para el R^2 ocurre algo similar, ya que empeora significativamente mediante el paso de las ventanas, éste empeora porque a diferencia del MAE el R^2 disminuye (se aleja de 1), lo que corresponde a un deterioro de la métrica junto con los modelos, incluso hay situaciones en que el R^2 logra valores negativos.

Capítulo 6

Conclusiones

Resumiendo en este trabajo de tesis sobre pronósticos económicos utilizando la curva de rendimiento, se evaluaron y compararon dos modelos: Smoothing Splines en donde se extrapolan los datos históricos para generar los pronósticos y por otro lado, Nelson y Siegel utilizando rolling windows, con datos de tasas de bonos indexados a inflación y con la moneda local de Chile, Perú, Colombia, México y Estados Unidos. Los resultados obtenidos muestran que el modelo de Smoothing Splines es el que mejor se ajusta en términos de precisión, con los mejores errores (MAE y R^2) en todos los países analizados. Esto confirma la hipótesis inicial de que un enfoque más flexible y no paramétrico podría proporcionar mejores resultados en la estimación de la curva de rendimiento, influyendo positivamente en la previsión de variables económicas clave como las tasas de interés, el crecimiento económico y la inflación.

En relación a los pronósticos éstos varían dependiendo el país y en la unidad de la tasas, ya que hay proyecciones que van alza y otras en descenso, estos pronósticos de los rendimiento de las tasas se pueden interpretar macroeconómicamente de distintas maneras, entre estas: un aumento en las tasas suele ser una medida de política monetaria contractiva pues se presume una inflación alta y para combatirla se toman estas decisiones, esto en consecuencia desacelera el crecimiento económico, porque al aumentar las tasas va a desincentivar el consumo y la inversión, pues aumenta el costo al crédito y en consecuencia la demanda agregada disminuye. Por el contrario, cuando las tasas disminuyen suele ser una medida de política monetaria expansiva, ya que se encuentra en presencia

de un bajo crecimiento económico o deflación.

También, el análisis realizado no solo confirma las hipótesis planteada, sino que también destaca la relevancia de seleccionar el modelo adecuado de curva de rendimiento en función de las características macroeconómicas y financieras de cada país. El efecto de este estudio son significativos para la toma de decisiones en política económica y gestión financiera, ya que proporcionan una herramienta útil para anticipar cambios en variables importantes como el crecimiento económico, la inflación y el comportamiento de los mercados de deuda. Sin embargo, es importante considerar las limitaciones detectadas, como la sensibilidad de los modelos y las particularidades económicas de cada país, lo que abre la puerta a futuras investigaciones para optimizar las técnicas de pronóstico y explorar el impacto de choques económicos en las curvas de rendimiento.

En síntesis, si bien todos quieren saber lo que puede llegar a suceder en un futuro sobre todo en un ámbito económico, es muy complejo tener la total certeza de lo que puede llegar a suceder, sin embargo, estos modelos y como muchos más buscan minimizar la incertidumbre y acercarse lo más posible a un futuro tanto cercano como lejano. Ahora bien, matemáticamente cumplen un rol aceptable por los resultados obtenidos en el trabajo mediante el manejo de datos y el uso de métodos que complementan los modelos, pero siempre hay una brecha de mejora con el fin de generar los mejores hallazgos que aporten al estudio y a la sociedad en general.

Capítulo 7

Futuras investigaciones en ésta área

Para complementar el trabajo, a continuación se proponen distintas medidas que se pueden optar para futuras investigaciones que busquen perfeccionar en post de mejorar el trabajo.

Una investigación importante sería incorporar variables adicionales, como los indicadores de riesgo país o los diferenciales de tasas de interés internacionales, para mejorar la precisión y robustez de los modelos de curva de rendimiento. Además, se podría investigar el uso de modelos híbridos que combinen enfoques paramétricos y no paramétricos, evaluando si estas combinaciones ofrecen una ventaja significativa en términos de error de pronóstico.

También se podría profundizar en el análisis específico de cada país, considerando las particularidades económicas y estructurales de sus mercados financieros. Por ejemplo, estudios futuros podrían analizar cómo factores como la dependencia de los commodities, la apertura comercial o las políticas fiscales influyen en la forma de la curva de rendimiento y en la eficacia de los modelos aplicados.

Finalmente, dado el rápido desarrollo de técnicas avanzadas de aprendizaje automático y métodos de inteligencia artificial, una investigación futura podría evaluar si estos enfoques pueden superar a los modelos tradicionales en precisión y adaptabilidad, además podría abrir nuevas posibilidades en el campo de los pronósticos económicos, ofreciendo herramientas más dinámicas y adaptadas a los mercados financieros actuales.

Capítulo 8

Anexos

Anexo A: Tablas de métricas de errores para rolling windows de 12 meses

:

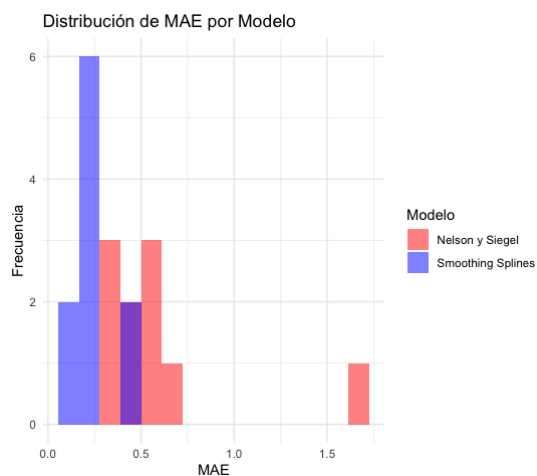
	MAE	R ²
PESO CHILE	0.318	0.848
UF	0.298	0.773
PESO PERÚ	0.451	0.781
VAC	0.272	0.693
PESO COLOMBIA	0.735	0.912
UVR	0.340	0.756
PESO MÉXCO	0.416	0.823
UDI	0.252	0.838
USD	0.242	0.959
TIPS	0.228	0.896

Cuadro 8.1: Nelson y Siegel

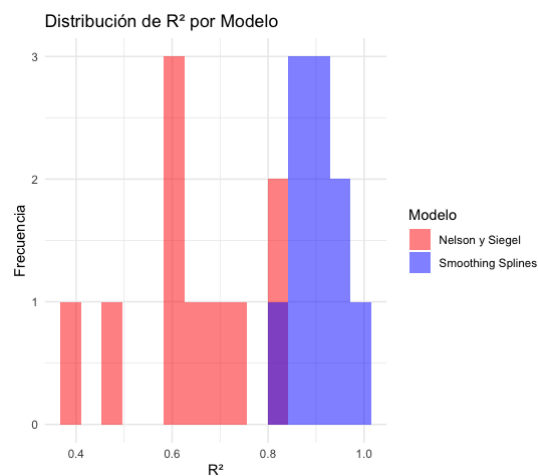
	MAE	R ²
PESO CHILE	0.212	0.923
UF	0.184	0.894
PESO PERÚ	0.255	0.915
VAC	0.143	0.862
PESO COLOMBIA	0.474	0.970
UVR	0.240	0.878
PESO MÉXCO	0.365	0.871
UDI	0.209	0.887
USD	0.113	0.988
TIPS	0.162	0.947

Cuadro 8.2: Smoothing Splines

Anexo B: Gráficas para distintos tamaños de ventanas (24, 36, 48, 72 y 100) con desplazamiento de 1 mes

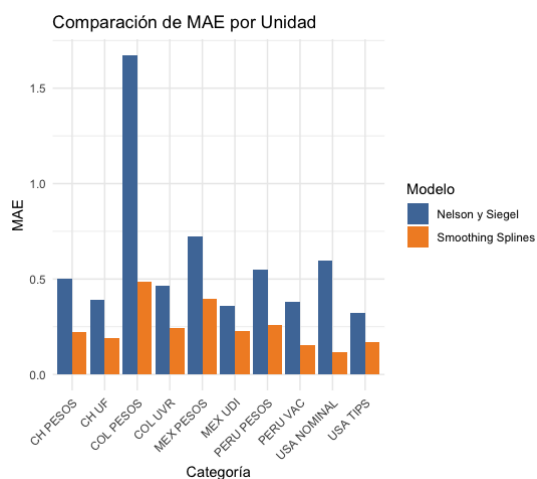


(a) Distribución de MAE por Modelo para 24 meses.

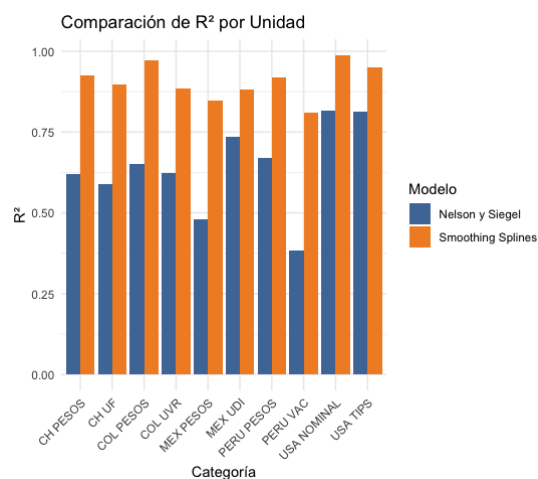


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 24 meses.

Figura 8.1: Distribuciones de MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

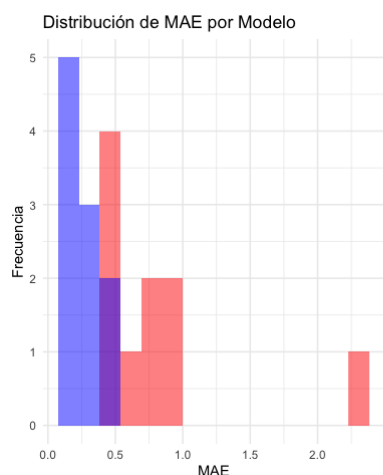


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 24 meses.

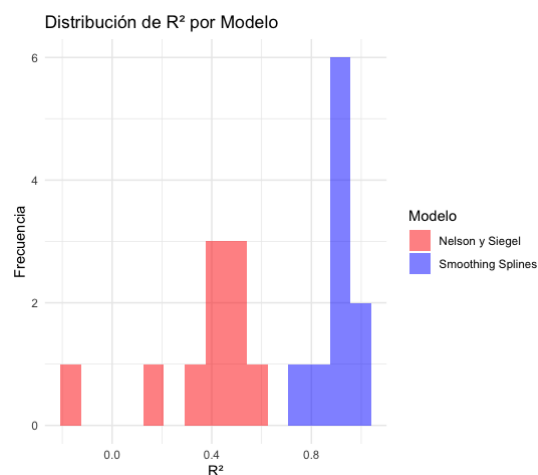


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 24 meses.

Figura 8.2: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

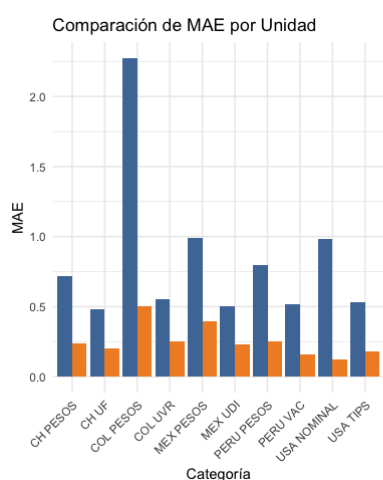


(a) Distribución de MAE por Modelo para 36 meses.

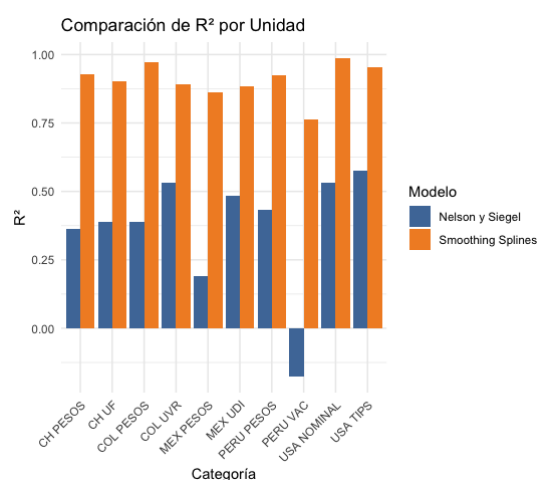


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 36 meses.

Figura 8.3: Distribuciones de MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

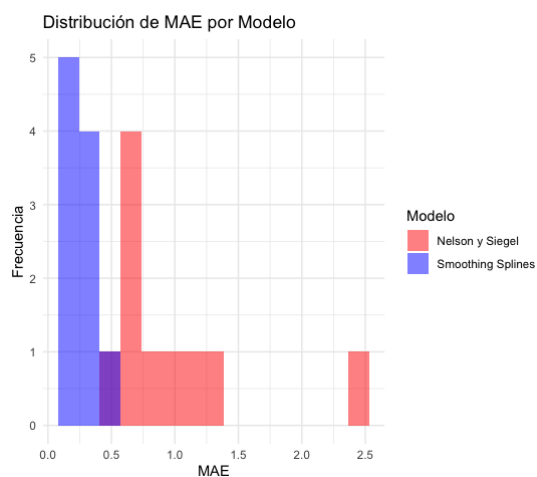


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 36 meses.

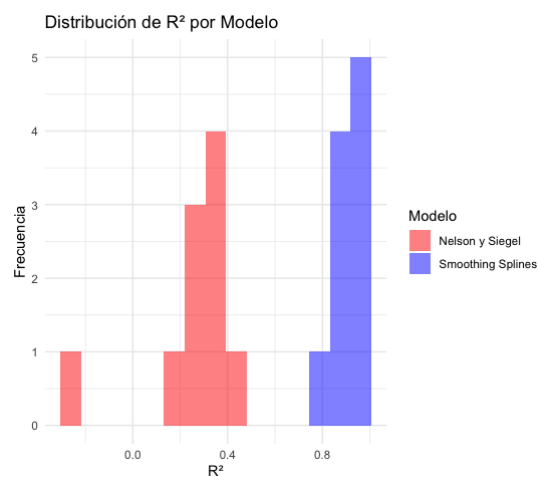


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 36 meses.

Figura 8.4: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

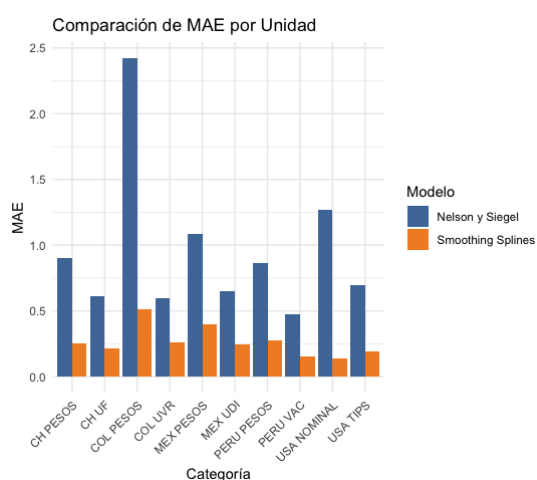


(a) Distribución de MAE por Modelo para 48 meses.

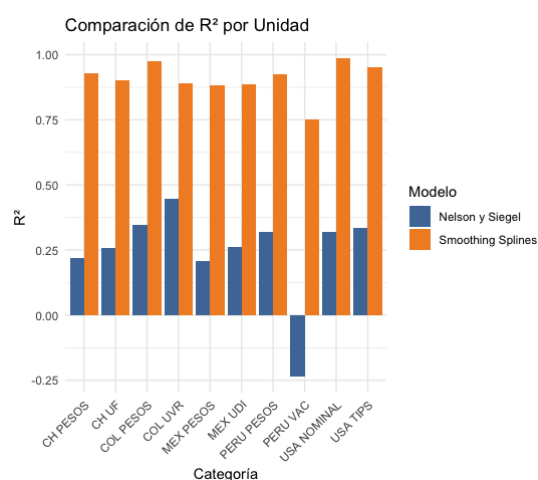


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 48 meses.

Figura 8.5: Distribuciones de MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

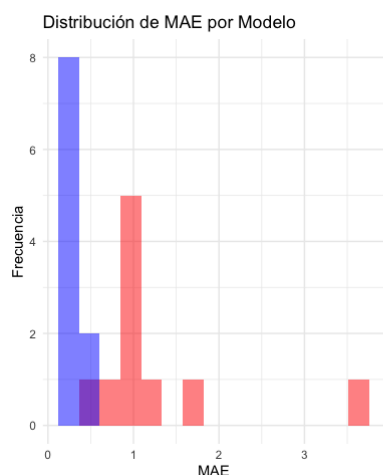


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 48 meses.

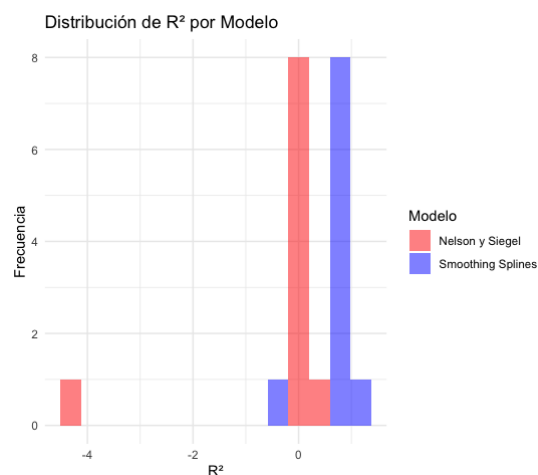


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 48 meses.

Figura 8.6: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

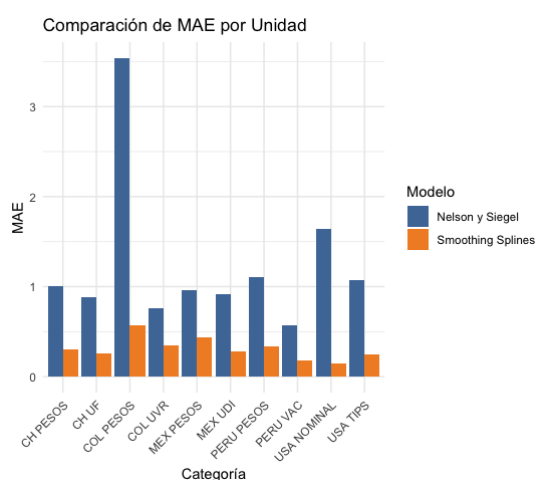


(a) Distribución de MAE por Modelo para 72 meses.

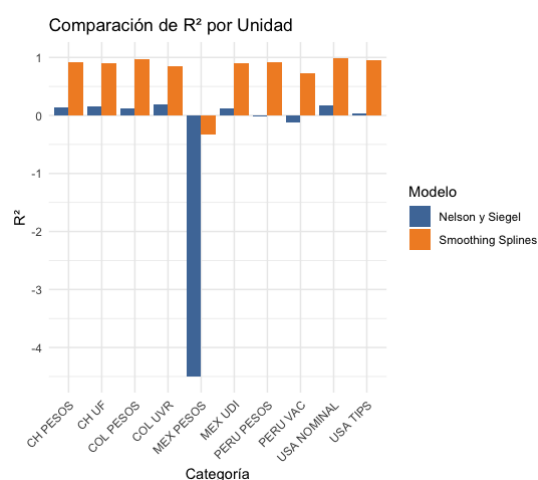


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 72 meses.

Figura 8.7: Distribuciones de MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

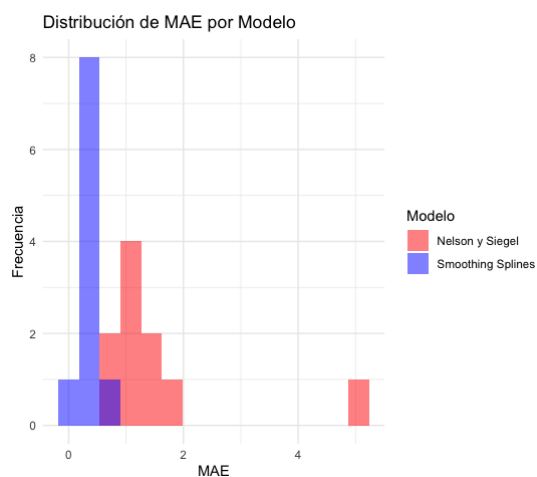


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 72 meses.

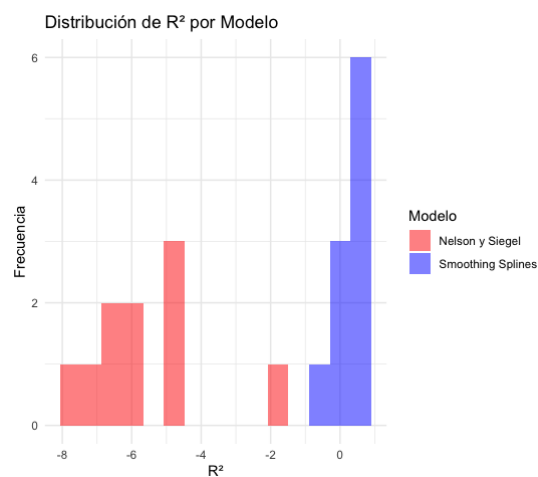


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 72 meses.

Figura 8.8: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

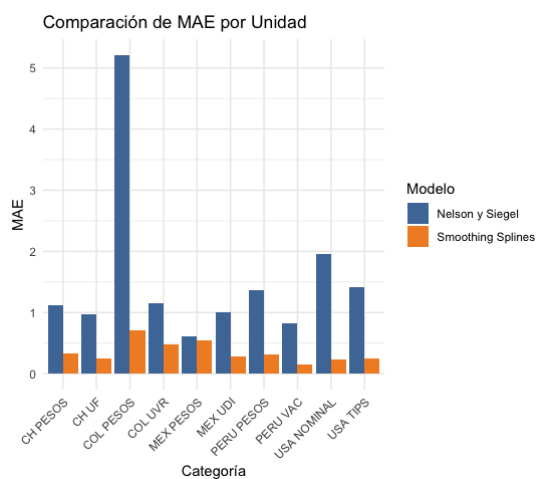


(a) Distribución de MAE por Modelo para 100 meses.

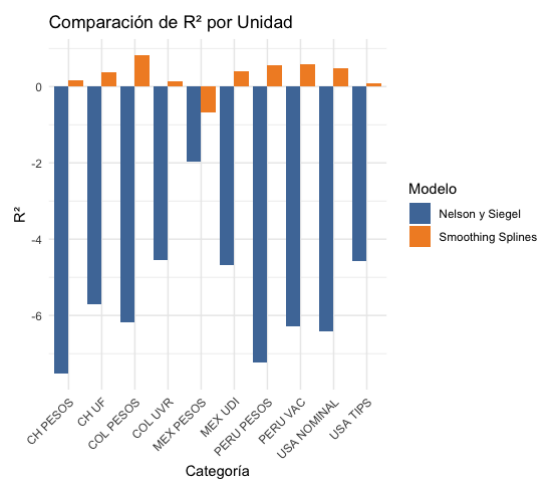


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 100 meses.

Figura 8.9: Distribuciones de MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.



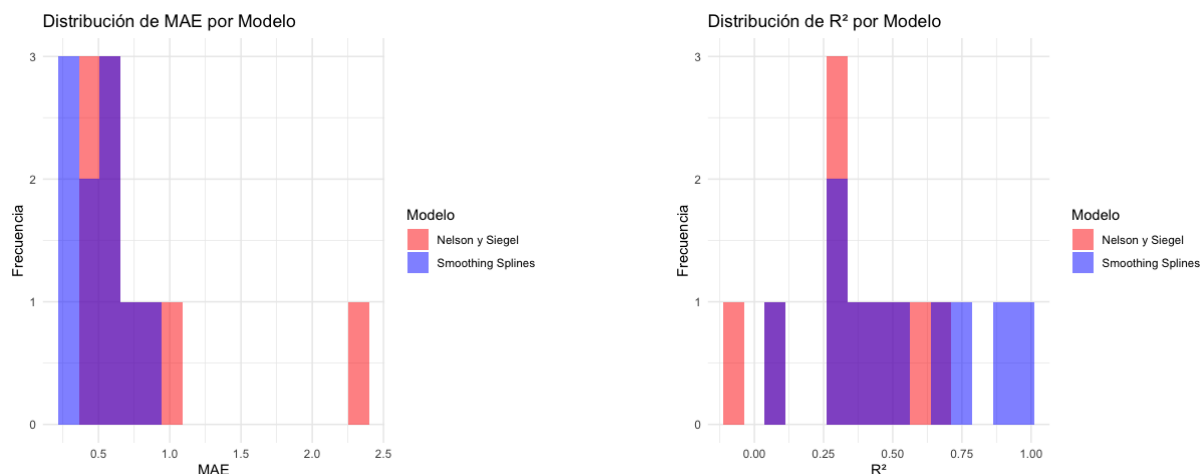
(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 100 meses.



(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 100 meses.

Figura 8.10: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

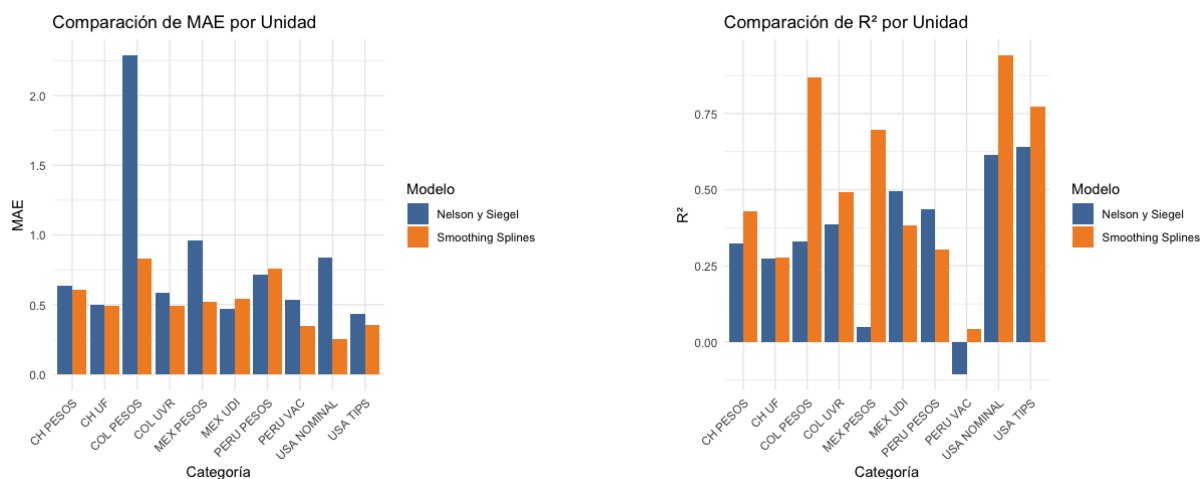
Anexo C: Gráficas para distintos tamaños de ventanas (24, 36, 48, 72 y 100) con desplazamiento de 5 meses



(a) Distribución de MAE por Modelo para 24 meses.

(b) Distribución de R^2 por Modelo para 24 meses.

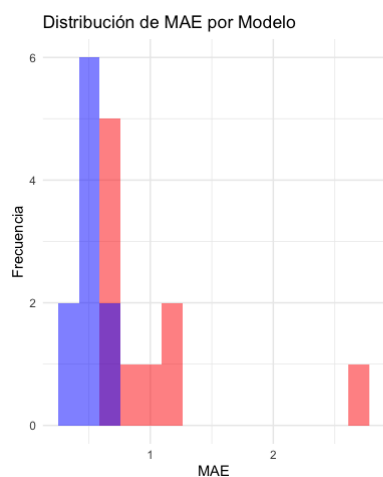
Figura 8.11: Distribuciones de MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.



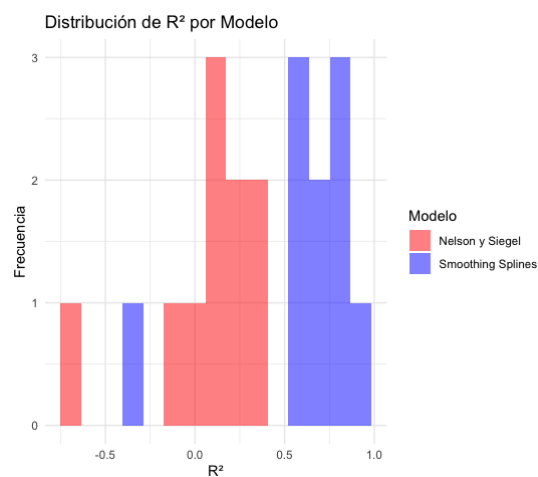
(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 24 meses.

(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 24 meses.

Figura 8.12: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 24 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

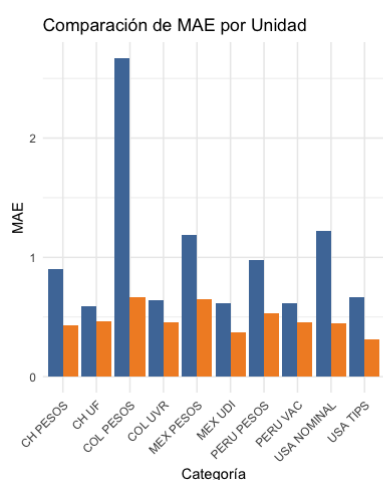


(a) Distribución de MAE por Modelo para 36 meses.

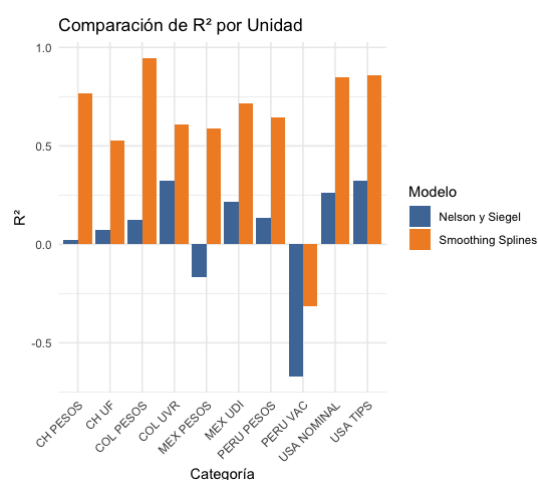


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 36 meses.

Figura 8.13: Distribuciones de MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

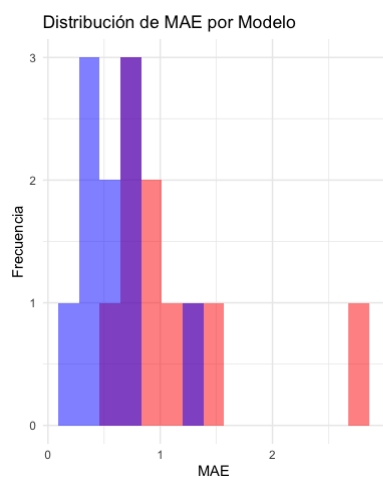


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 36 meses.

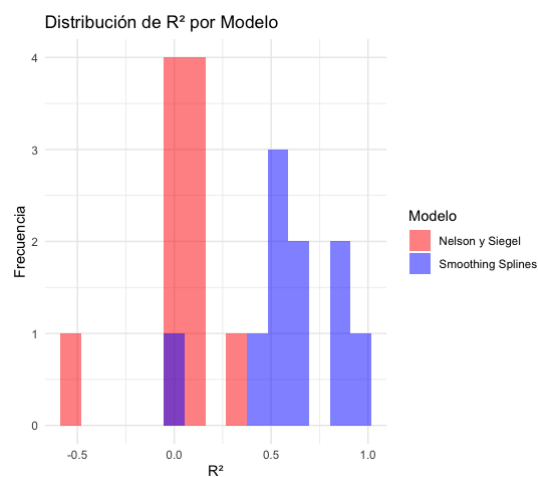


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 36 meses.

Figura 8.14: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 36 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

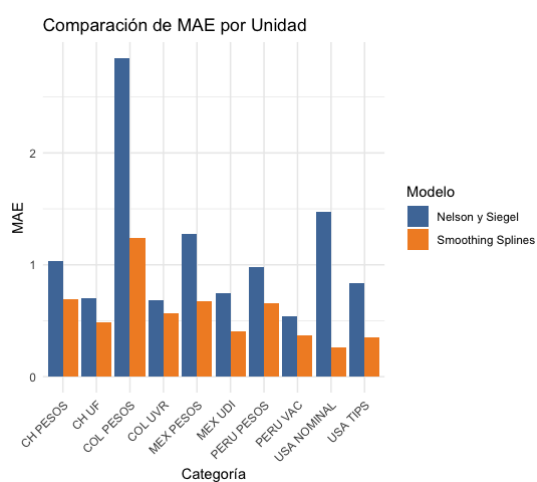


(a) Distribución de MAE por Modelo para 48 meses.

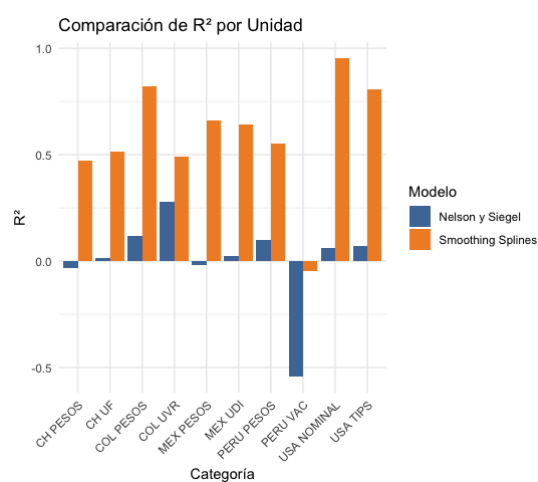


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 48 meses.

Figura 8.15: Distribuciones de MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

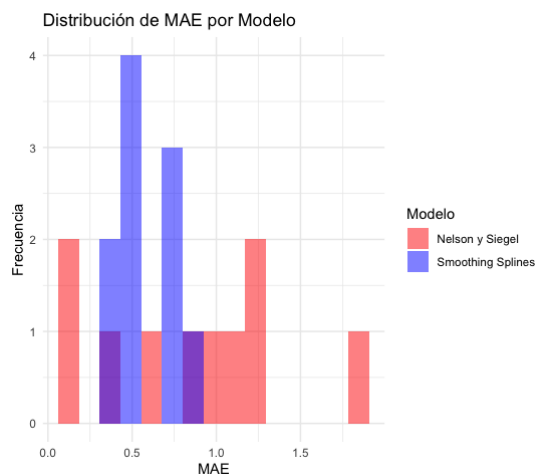


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 48 meses.

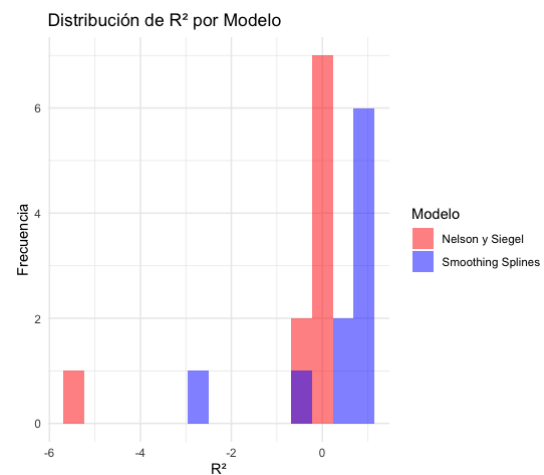


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 48 meses.

Figura 8.16: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 48 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

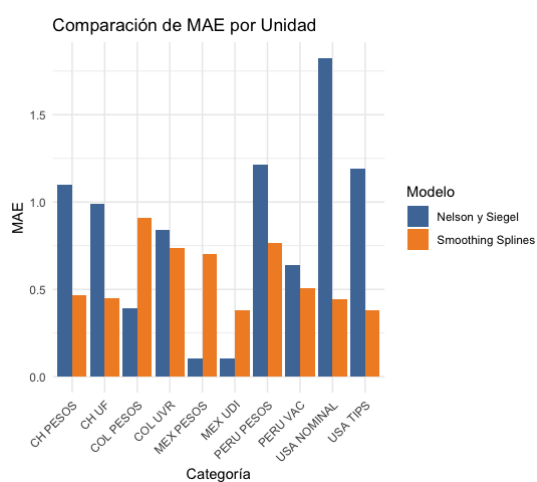


(a) Distribución de MAE por Modelo para 72 meses.

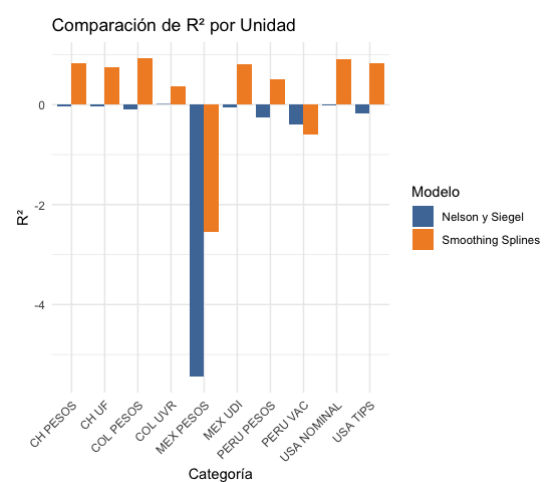


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 72 meses.

Figura 8.17: Distribuciones de MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

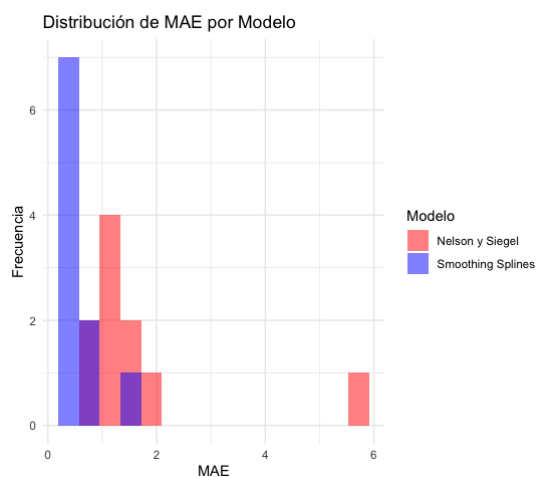


(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 72 meses.

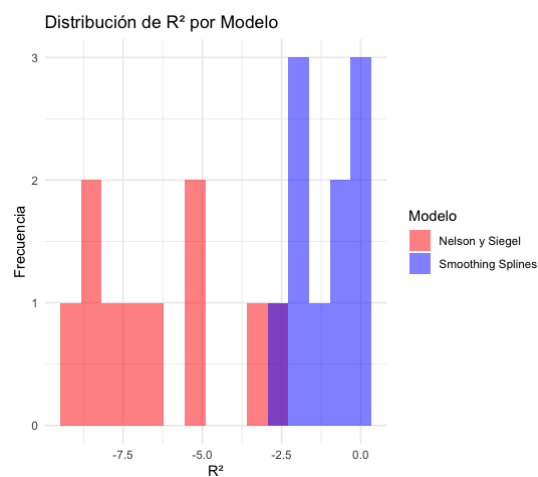


(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 72 meses.

Figura 8.18: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 72 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

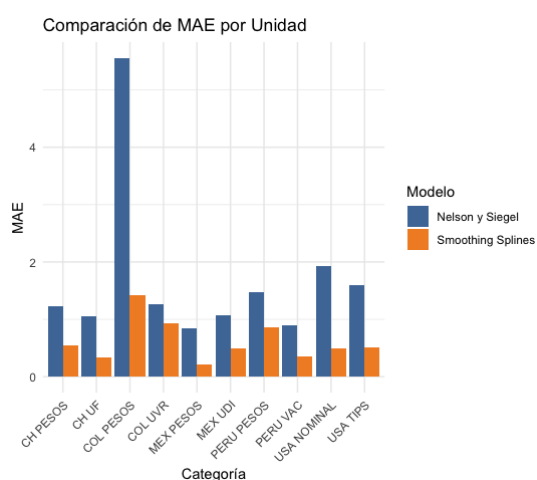


(a) Distribución de MAE por Modelo para 100 meses.

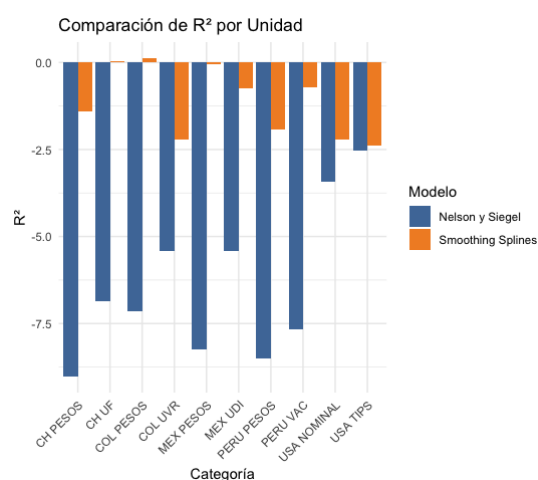


(b) Distribución de R^2 por Modelo para 100 meses.

Figura 8.19: Distribuciones de MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.



(a) Comparación específica de MAE por Modelo para 100 meses.



(b) Comparación específica de R^2 por Modelo para 100 meses.

Figura 8.20: Comparación según unidad respectiva para tasas de bonos para MAE y R^2 para 100 meses para modelos Nelson y Siegel y Smoothing Splines.

Bibliografía

- [1] Veronesi, P. (2010). *Fixed Income Securities: Valuation, Risk, and Risk Management*. John Wiley & Sons.
- [2] Yallup, P. J. (2011). Models of the yield curve and the curvature of the implied forward rate function. *Journal of Banking & Finance*, 36(1), 121-135.
- [3] Diebold, F. X., Li, C., & Yue, V. Z. (2008). Global yield curve dynamics and interactions: a dynamic Nelson–Siegel approach. *Journal of Econometrics*, 146(2), 351-363.
- [4] Yang, P. R. (2020). Using the yield curve to forecast economic growth. *Journal of Forecasting*, 39(7), 1057-1080.
- [5] Tanggaard, C. (1997). Nonparametric smoothing of yield curves. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 9, 251-267.
- [6] Banco Central de Reserva del Perú. (2024). *Serie de estadísticas mensuales*. Recuperado de <https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/mensuales/resultados/PN01109MM/html>
- [7] Banco de México. (2024). *Sistema de Información Económica*. Recuperado de <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF114>
- [8] Federal Reserve Bank of St. Louis. (2024). *10-Year Treasury Inflation-Indexed Security, Constant Maturity (FII10)*. Recuperado de <https://fred.stlouisfed.org/series/FII10>
- [9] Banco de la República de Colombia. (2024). *Tasa cero cupón UVR*. Recuperado de <https://totoro.banrep.gov.co/analytics/saw.dll?Go&Action=prompt&>

- NQUser=publico&NQPassword=publico123&path=%2Fshared%2FSeries%20Estad%C3%ADsticas_T%2F1.%20Tasas%20TES%2F1.1%20Tasa%20cero%20cup%C3%B3n%2F1.1.1%20Tasa%20cero%20cupon%20UVR&Options=rfd&lang=es
- [10] Banco Central de Chile. (2023). *Documento de trabajo N° 531*. Recuperado de https://www.bcentral.cl/documents/33528/133326/DTBC_531.pdf/fcd4163f-8b72-0c63-7c75-36a1ecd20d6b?t=1697456702820
- [11] Banco Central de Chile. (2024). *Tasa de interés*. Recuperado de https://si3.bcentral.cl/Siete/ES/Siete/Cuadro/CAP_TASA_INTERES/MN_TASA_INTERES_09/TMS_15/T311
- [12] Castillo Bardález, P. (2024). *Curvas de rendimiento*. Recuperado de <https://www.secmca.org/DOCUMENTOS/DP/CurvasRendimiento/Presentaciones/Paul%20Castillo%20Bard%C3%A1lez/01PC.pdf>
- [13] Banco Central de Chile. (2016). *Estudio de la política monetaria y sus efectos*. Recuperado de <https://repositoriodigital.bcentral.cl/xmlui/bitstream/handle/20.500.12580/4853/BCCh-rec-ni-v19n1abr2016p058-075.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [14] De Pooter, M. (2007). Examining the Nelson-Siegel class of term structure models: In-sample fit versus out-of-sample forecasting performance. *Available at SSRN*, 992748.
- [15] Yu, W. C., & Zivot, E. (2011). Forecasting the term structures of Treasury and corporate yields using dynamic Nelson-Siegel models. *International Journal of Forecasting*, 27(2), 579-591.
- [16] Vela, D. (2013). Forecasting Latin-American yield curves: An artificial neural network approach. *Borradores de Economía*, No. 761.
- [17] Hevia, C., Gonzalez-Rozada, M., Sola, M., & Spagnolo, F. (2015). Estimating and forecasting the yield curve using a Markov switching dynamic Nelson and Siegel model. *Journal of Applied Econometrics*, 30(6), 987-1009.
- [18] Exterkate, P., Dijk, D. V., Heij, C., & Groenen, P. J. (2013). Forecasting the yield curve in a data-rich environment using the factor-augmented Nelson-Siegel model. *Journal of Forecasting*, 32(3), 193-214.

-
- [19] Lorenčič, E. (2016). Testing the performance of cubic splines and Nelson-Siegel model for estimating the zero-coupon yield curve. *Naše gospodarstvo/Our Economy*, 62(2), 42-50.
- [20] Pienaar, R., & Choudhry, M. (2010). Fitting the term structure of interest rates: The practical implementation of cubic spline methodology. *Centre for Mathematical Trading and Finance, City University Business School, London*.
- [21] Eilers, P. H., & Marx, B. D. (1996). Flexible smoothing with B-splines and penalties. *Statistical Science*, 11(2), 89-121.
- [22] Verbyla, A. P., Cullis, B. R., Kenward, M. G., & Welham, S. J. (1999). The analysis of designed experiments and longitudinal data by using smoothing splines. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 48(3), 269-311.