



Munich Personal RePEc Archive

Modeling the volatility of the TED spread: An assessment of model forecasts with conditional heteroscedasticity.

Tinoco, Marcos

Universidad Nacional de Ingeniería Nicaragua (UNI)

12 October 2020

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/108086/>
MPRA Paper No. 108086, posted 02 Jun 2021 08:19 UTC

Modelando la volatilidad del diferencial TED: Una evaluación de pronósticos de modelos con heterocedasticidad condicional

Marcos Roberto Tinoco Palacios¹

Resumen

El presente trabajo evalúa los pronósticos de dos modelos para el diferencial TED², un modelo ARMA (Modelo autorregresivo de media móvil) que considera únicamente la media condicional y un modelo ARMA-GARCH-M (Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional) que considera tanto la media como la varianza condicional, con el fin de determinar si existe pérdida de información al no considerar la varianza en el cálculo de la media, tomando como criterios el Error cuadrático medio (ECM), la raíz del error cuadrático medio (RECM), y la prueba de Diebold y Mariano (DM). Los resultados obtenidos señalan que todos los pronósticos muestran un ECM bastante bajo, una RECM menor que la del modelo benchmark (Modelo de caminata aleatoria) y la prueba DM señala que el modelo ARMA presenta un ajuste mejor respecto al modelo ARMA-GARCH-M. Esto nos lleva a concluir que a pesar de que la serie del diferencial TED presenta volatilidad, no se producen pérdidas significativas en los pronósticos de corto plazo, al considerar únicamente la media condicional.

Palabras claves: Modelos ARMA, Modelos GARCH-M, Media condicional, Varianza.

Abstract

This document evaluates the predictive power of two models for the TED spread, an ARMA model (Autoregressive–moving-average model) that only considers the conditional mean and an ARMA-GARCH-M model (Autoregressive model with conditional heteroscedasticity) that considers both the mean and the conditional variance, in order to determine if there is loss of information by not considering the variance in the calculation of the mean, taking as criteria the mean square error (ECM), the root mean square error (RECM), and the Diebold and Mariano test (DM). The results obtained indicate that all the forecasts show a fairly low ECM, a lower RECM than that of the benchmark model (Random walk model) and the DM test indicates that the ARMA model presents a better fit compared to the ARMA-GARCH-M model. This leads us to conclude that despite the fact that the TED spread series presents volatility, there are no significant losses in short-term forecasts, considering only the conditional mean.

Key words: ARMA Models, GARCH-M Models, Conditional Mean, Variance.

Código JEL: C53, G10, G17

¹ El autor es egresado de Ingeniería en Economía y Negocios en la Universidad Nacional de Ingeniería. Para comentarios comunicarse al correo: mrtinoco@hotmail.es

² TED es un acrónimo para la palabra en inglés “Treasury-EuroDollar rate” o Tasa Tesorería-EuroDólar en español.

1. Introducción

El diferencial TED es de gran importancia ya que es utilizado como un indicador de riesgo que es capaz de medir la diferencia entre una tasa de deuda interbancaria sin garantía y una tasa de deuda estándar con garantía es decir el costo de financiamiento. Este indicador se presenta de forma diaria y tiene la particularidad de verse afectado por los valores de la tasa LIBOR euro-dólar a 3 meses a corto plazo y la tasa de letras del Tesoro a 3 meses a corto plazo cuyos valores dependen en cierta medida de los choques sobre el mercado financiero europeo y estadounidense. Es por ello que los estudiosos están interesados en conocer, ¿Si después de alcanzar un pico a fines de 2008, la probabilidad de encontrarse en un estado de alta volatilidad basada en los diferenciales TED ha disminuido drásticamente desde ese entonces?

Este planteamiento nos lleva profundizar en el análisis de la volatilidad del diferencial TED después de la crisis del 2008. Por lo que en este trabajo se pretende indagar primeramente sobre la existencia de volatilidad en la serie del diferencial TED por medio de un análisis histórico y pruebas de heterocedasticidad condicional como la prueba LM para confirmar dicha afirmación. La existencia de volatilidad, nos lleva a verificar que el valor de la media del valor del diferencial se ve afectada por dicho componente y que por lo tanto el análisis de esta serie de tiempo requiere de dicho elemento para poder elaborar proyecciones más precisas. La literatura pertinente a este tema, ha señalado que dicha volatilidad está presente en la serie, pero poco se ha hecho hincapié en su efecto sobre la media y el valor de sus proyecciones.

Es por ello que el objetivo principal de este trabajo es comprobar la hipótesis de que, si la media del diferencial TED depende de su varianza, se pueden mejorar las proyecciones de este en el corto plazo, con la incorporación de esta varianza en el cálculo de su media. Para lograr cumplir dicho objetivo se pretende realizar una evaluación de pronósticos con el fin de determinar si los pronósticos de la media condicional en el corto plazo calculada a partir de un modelo ARMA son mejores que los pronósticos de la media y la varianza condicional estimadas simultáneamente a partir de un modelo ARMA-GARCH-M, esto incluye el análisis de la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM) y la prueba de Diebold-Mariano.

2. Revisión literaria

La literatura sobre el diferencial TED nos indica que este se define formalmente como la diferencia entre la tasa LIBOR euro-dólar a 3 meses a corto plazo y la tasa de letras del Tesoro a 3 meses a corto plazo y que además puede interpretarse como la diferencia entre una tasa de deuda interbancaria sin garantía y una tasa de deuda estándar con garantía. Por lo tanto, este diferencial se considera un factor de riesgo porque captura el costo adicional (en términos de riqueza total) que tienen los agentes financieros para cubrir los gastos de financiamiento, es decir, para financiar posiciones de apalancamiento en el mercado.

En momentos en que el diferencial es alto, el costo adicional para cubrir los gastos de financiamiento aumenta y las acciones más expuestas a dificultades de financiamiento se vuelven menos atractivas para los inversores financieros. Por tanto, se requiere una prima adicional para compensar esta dificultad adicional (Westrupp, 2012).

Respecto a la evolución histórica, la literatura señala que después de alcanzar un pico a fines de 2008, la probabilidad de encontrarse en un estado de alta volatilidad basada en los diferenciales TED ha disminuido drásticamente desde principios de abril de 2009, donde se ha mantenido desde entonces. Sin embargo, González-Hermosillo & Hesse, (2009) presenta una técnica de cambio de régimen de Markov para examinar cuándo las variables clave de las condiciones del mercado global, como el VIX³, el intercambio de divisas o el diferencial TED, pasaron a un régimen de alta volatilidad, sus hallazgos apoyan la opinión de que la falla de Lehman fue un evento clave en la línea divisoria de la crisis, pero que también hubo períodos de un estado de alta volatilidad incluso antes de la falla de Lehman.

Además, siguiendo la línea de investigación de este trabajo, estudios como el de Lashgari, (2000) han revelado que el diferencial TED parece descender durante períodos de alta confianza y aumentar durante períodos de baja confianza de los inversores. Los cambios en el diferencial TED también parecen ser una fuente de volatilidad de las acciones (ver, Tse & Booth, (1996)). Así mismo, Lashgari, (2000) encuentra que la caída de los diferenciales de TED está asociada con el aumento de los mercados de valores y viceversa. Si bien este es de hecho un hallazgo interesante, la literatura académica que emplea la difusión TED lo es un poco (Bianchi, Drew, & Wijeratne, 2010).

3. Metodología

En este trabajo, los modelos empleados para la predicción del diferencial TED son un modelo ARMA para la media condicional y un modelo ARMA - GARCH-M para el cálculo conjunto de la media y la varianza condicional. Se sigue a Box & Jenkins, (1976) para identificar y estimar los componentes ARMA y se sigue a Engle, Lilien, & Robins, (1987) para modelar la volatilidad a través de un modelo GARCH-M.

3.1 Modelación de la media condicional:

Se estimará un modelo ARMA, que no tomará en consideración la volatilidad de los modelos y se presenta de la siguiente manera.

Sea $(y_t, t = 1, \dots, p)$ la serie de tiempo observada y $(\varepsilon_t, t = 1, \dots, q)$ un ruido blanco:

³ Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index

$$y_t = a_0 + \sum_{i=0}^p a_i y_{t-i} + \varepsilon_t^4$$

Dónde, p define el rezago del termino auto regresivo AR(p). La media condicional de la variable de interés viene dada como:

$$E y_t = a_0 + E \sum_{i=0}^p a_i y_{t-i}$$

3.2 Modelación de la varianza condicional (GARCH-M):

Partimos de la media condicional:

$$E y_t = a_0 + E \sum_{i=0}^p a_i y_{t-i}$$

La cual a su vez depende de otros factores:

$$y_t = \beta + \delta h_t \quad \text{con } \delta > 0$$

Donde h_t corresponde al proceso ARCH(q) es decir la **varianza condicional**:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=0}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

Ya que h_t es la varianza condicional, la volatilidad en ε_t se traduce en un aumento de la varianza condicional h_t . Así mismo dado que la media condicional depende de varianza condicional, este planteamiento indica que la volatilidad en ε_t se traduce en un aumento de la media condicional.

3.3 Prueba LM para la heterocedasticidad condicional⁵:

Considerando la serie de tiempo:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

Donde:

$$\mu_t = \text{Media condicional del proceso.}$$

$$\varepsilon_t = \text{Un proceso de innovacion de media cero}$$

⁴ No se toman en cuenta los términos de media móvil ya que se trata de representar un proceso ARMA($p,0$)

⁵ Para mayor información véase: Engle R. F., (1982)

La serie de residuos se define como:

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{\mu}_t$$

La hipótesis alternativa para la prueba ARCH de Engle es la auto correlación en los residuos cuadrados, dada por la regresión:

$$H_a: \varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + \mu_t,$$

donde μ_t es un proceso de error de ruido blanco y donde m denota el número de rezagos de la prueba. La hipótesis nula es:

$$H_0: \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_m = 0,$$

3.4 Evaluación de la Calidad de la predicción

La evaluación de los pronósticos se realizará por medio de una ventana de evaluación móvil para los siguientes horizontes: 1 y 2 días hacia adelante. Así mismo se emplea la raíz del error cuadrático medio y la prueba de Diebold y Mariano (DM) para determinar cuáles modelos tienen una mejor habilidad predictiva respecto al modelo benchmark (Caminata aleatoria).

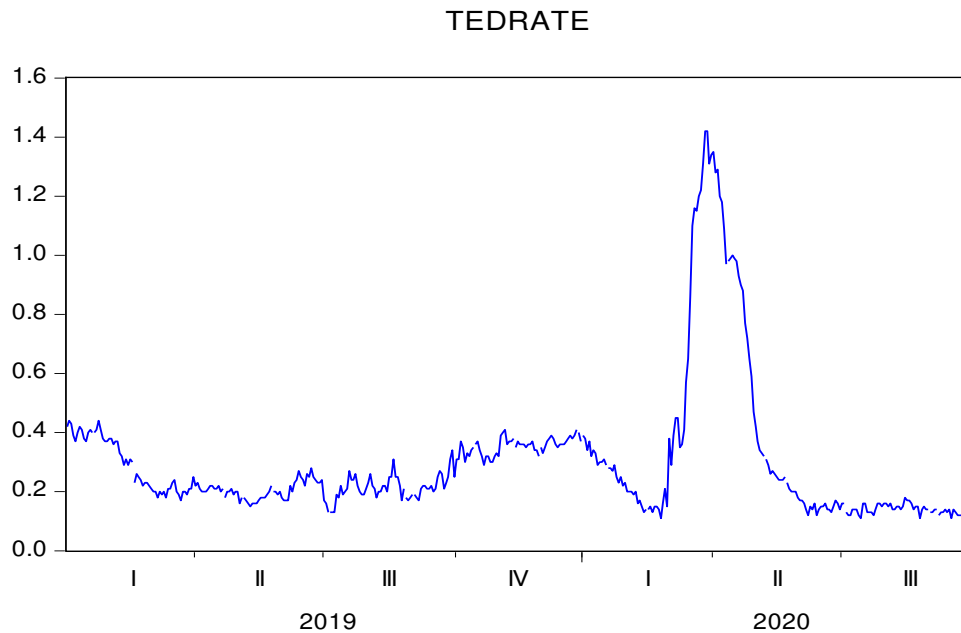
4. Análisis de datos

El periodo evaluado para el diferencial TED corresponde a los datos diarios que van de enero de 2019 a septiembre 2020. Para el año 2019 se observó un comportamiento bastante estable, en donde la media de los datos oscila entre 0.2 y 0.4 puntos decimales. Sin embargo, a inicios del año 2020, vemos un incremento significativo de los valores del diferencial TED, esto es el resultado de las primeras apariciones del covid-19 en territorio estadounidense y europeo creando grandes expectativas de riesgo en los mercados financieros, es decir una baja confianza de los inversores, lo que se traduce en un mayor costo de apalancamiento y un incremento del diferencial.

Dado que la serie no es estacionaria en niveles, se utilizará el logaritmo de la diferencia del rendimiento diario, la cual se calcula como: $dlogTedraterate = LOG(TEDRATE) - LOG(TEDRATE(-1))$. Para efecto de proyecciones la variable a pronosticar es el diferencial TED en niveles (dicho de otra forma, la tasa TED).

Figura 1. Diferencial TED (enero 2019- septiembre 2020)

(Porcentaje)



Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

5. Resultados

Utilizando la metodología box-Jenkins se identificó una especificación ARMA (p, 0) para construir el modelo univariado de pronósticos del diferencial TED. Las características de este modelo se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 1. Estimación de la media condicional del diferencial TED

	<i>Primer proceso</i>
<i>Especificación de la ecuación</i>	$Dlog(Tedrate_t)$ $= \beta_1 Dlog(Tedrate_{t-1}) + \beta_2 Dlog(Tedrate_{t-5})$ $+ \beta_3 Dlog(Tedrate_{t-31}) + \varepsilon_t$
<i>Ecuación estimada</i>	$Dlog(Tedrate_t)$ $= -0.22 Dlog(Tedrate_{t-1}) + 0.09 Dlog(Tedrate_{t-5})$ $- 0.13 Dlog(Tedrate_{t-31}) + \varepsilon_t$
<i>P-value</i>	Pvalue_β ₁ = 0.0000
<i>(Significancia estadística)</i>	Pvalue_β ₂ = 0.0507
	Pvalue_β ₃ = 0.0081
<i>Bondad de ajuste</i>	0.074538

<i>Criterio Akaike</i>	-1.467455
<i>Criterio Scharz</i>	- 1.437350
<i>GL</i>	397
<i>Errores estándar</i>	0.115738
<i>P-Value (Q-Test)</i>	0.129
<i>Rezago 30</i>	

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Utilizando la metodología GARCH-M se identificó el proceso GARCH (p, q) que mejor describa la varianza condicional de la variable de interés para que combinado con el modelo ARMA del apartado anterior se lograra estimar la media y la varianza condicional de forma simultánea. Las características de este modelo se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 2. Estimación de la media y la varianza condicional del diferencial TED⁶

	<i>Segundo proceso</i>	
<i>Especificación de la ecuación ARMA</i>	$Dlog(Tedrate_t) = \rho_1 Dlog(Tedrate_{t-1}) + \rho_2 Dlog(Tedrate_{t-5}) + \rho_3 Dlog(Tedrate_{t-31}) + \varepsilon_t$	
<i>Especificación de la varianza condicional</i>	$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-3}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \beta_3 \sigma_{t-3}^2$	
<i>Ecuación ARMA estimada</i>	$Dlog(Tedrate_t) = -0.15 Dlog(Tedrate_{t-1}) + 0.09 Dlog(Tedrate_{t-5}) - 0.05 Dlog(Tedrate_{t-31}) + \varepsilon_t$	
<i>Ecuación de la varianza condicional estimada</i>	$\sigma_t^2 = 0.004 + 0.16 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.22 \varepsilon_{t-2}^2 + 0.27 \varepsilon_{t-3}^2 - 0.45 \sigma_{t-1}^2 + 0.02 \sigma_{t-2}^2 + 0.47 \sigma_{t-3}^2$	
<i>P-value (Significancia estadística)⁷</i>	Pvalue_ρ ₁ = 0.0024	Pvalue_α ₁ = 0.0195
	Pvalue_ρ ₂ = 0.0561	Pvalue_α ₁ = 0.0001
	Pvalue_ρ ₃ = 0.1339	Pvalue_α ₁ = 0.0001
<i>Bondad de ajuste</i>	Pvalue_β ₁ = 0.0000	Pvalue_ω = 0.0000
	Pvalue_β ₂ = 0.0024	
	Pvalue_β ₃ = 0.0000	
<i>Criterio Akaike</i>	-1.724039	
<i>Criterio Scharz</i>	-1.603618	

⁶ La estimación se realizó con una distribución t de student. Para revisar los gráficos Q-Q remitirse a: 8 Anexos

⁷ Los coeficientes GARCH-M son significativos lo que indica presencia de efectos GARCH en los residuos. Los correlogramas de los residuos al cuadrado y las pruebas LM de heterocedasticidad condicional están en: 8 Anexos

<i>GL</i>	391
<i>Errores estándar</i>	0.116842
<i>P-Value (Q-Test)</i>	0.312
<i>Rezago 30</i>	

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

5.1 Comparación de resultados:

- Para el modelo ARMA-GARCH el coeficiente de $Dlog(Tedrate_{t-31})$ no es significativo, sin embargo todos los componentes GARCH si lo son. La bondad de ajuste es un poco mayor cuando solo se calcula la media condicional esto se ve reflejado en un menor error estándar para el primero.
- Los valores de los criterios de información de Akaike (AIC) y de Schwartz (BIC) son mayores para el modelo de ARMA-GARCH-M que para el modelo de la media condicional. Esto significa que bajo este criterio el modelo ARMA es un mejor modelo que el modelo ARMA-GARCH. Sin embargo, cabe destacar que el número de parámetros del segundo modelo es mucho mayor por lo que un valor mayor de este criterio puede ser el resultado del castigo por grados de libertad.

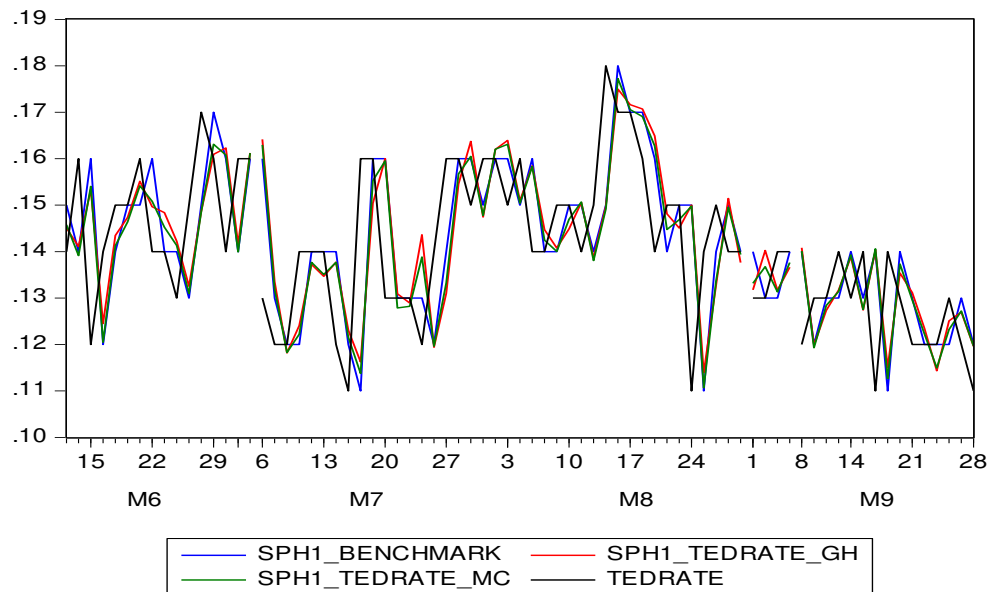
5.2 Evaluación de pronósticos

La evaluación de pronósticos se realizó por medio de una ventana móvil que inicia desde abril del año 2020 hasta septiembre del mismo año (100 observaciones), para los siguientes horizontes: 1 y 2 días hacia adelante. Se evaluaron los siguientes pronósticos:

- a. Los pronósticos provenientes de una caminata aleatoria (modelo *benchmark*)
- b. Los pronósticos provenientes del Modelo ARMA de la media condicional.
- c. Los pronósticos provenientes del Modelo ARMA-GARCH-M de la media y la varianza condicional conjunta.

El análisis grafico nos muestra que los pronósticos del modelo benchmark son mejores que los de los demás procesos utilizados, seguido de este tenemos en el mismo lugar los del modelo ARMA y los del modelo ARMA-GARCH-M. Cabe mencionar que la diferencia entre las proyecciones que incluye la varianza y las que no, son bastante pequeñas, tal es el caso que no es posible determinar gráficamente cual presenta un mejor ajuste. Como criterio de análisis tenemos que mientras más cerca este la línea de la serie de la tasa TED original mejor ajuste presenta el pronóstico.

Figura 2. Estimación de la media y la varianza condicional (Para $h=1$)



Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 3. Estadísticos descriptivos para evaluación de pronósticos⁸

	Modelo <i>benchmark</i>	ARMA(31,0) Media Condicional	ARMA(31,0)-GARCH-M (3,3)
H = 1			
ECM	0.000260	0.000251	0.000251
RECM-REL	1	0.982586	0.982436
P – DM TEST		0.3666	0.2485
H=2			
ECM	0.000500	0.000273	0.000275
RECM-REL	1	0.656527	0.661038
P – DM TEST		0.0000	0.0000

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

El ECM corresponde a la pérdida de información cuadrática de los pronósticos, tal como el análisis gráfico lo indicaba el ECM de los modelos de la media condicional (ARMA (31,0)) y los modelos de la media y varianza condicional (ARMA (31,0)-ARCH-M (3,3)) son casi idénticos para ambos horizontes. Respecto al RECM relativo, ambos presentan un valor cercano a 1, sin embargo, para el segundo horizonte el segundo modelo presenta un RECM relativo más alto.

⁸ Estos estadísticos incluyen el Error Cuadrático Medio (ECM), la Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) relativa al modelo benchmark, y el valor p de significancia de la prueba Diebold y Mariano (DM).

Además, los resultados de la prueba Diebold y Mariano (DM) nos indican que para ambos modelos en el horizonte 1 no se rechaza la hipótesis nula, lo que implica que no hay una pérdida de información sobre el modelo benchmark. Sin embargo, al trabajar con 2 horizontes se rechaza la hipótesis nula y por lo tanto hay pérdida de información. Por último, ya que la información presentada no produce pruebas suficientes para decir si incluir la varianza genera mejores estimaciones, realizamos la prueba DM una última vez comparando los pronósticos para ambos modelos estimados.

Tabla 4. Prueba Diebold y Mariano para los procesos 1 y 2

	ARMA(31,0) Media Condiciona	ARMA(31,0)- GARCH-M (3,3)
H = 1		
P – DM TEST	-	0.0716
H=2		
P – DM TEST	-	0.0026

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

6. Conclusiones

Tal como los resultados de la última prueba nos indican, si bien ambas series de pronósticos (del proceso ARMA y ARMA-GARCH) contienen la misma información para un horizonte de 1 día, en el caso de un horizonte de 2 días el modelo ARMA-GARCH no contiene toda la información que está contenida en el modelo ARMA de la media condicional lo cual explica por qué el RECM relativo respecto al modelo benchmarking del proceso 1 es menor. Sin embargo, ya que el RECM relativo de estos dos modelos es casi de 1 (0.99⁹) no se puede dar ninguna afirmación contundente de que unos pronósticos son mejores que otros en el corto plazo.

En esta investigación se llega a la conclusión de que la media del diferencial TED si depende de su varianza incluso después de las crisis del 2008, sin embargo, también se concluye que el incluir esta varianza no hay mejora en los pronósticos de la serie al menos durante un periodo corto de tiempo. Dado lo anterior, es posible realizar pronósticos eficientes¹⁰ del diferencial TED en el corto plazo, considerando únicamente la media condicional.

⁹ Calculado como el RECM del proceso ARMA sobre el RECM del proceso ARMA-GARCH-M.

¹⁰ Los resultados para pronósticos de más largo plazo pueden variar.

7. Referencias Bibliográficas

- Bianchi, R. J., Drew, M. E., & Wijeratne, T. R. (2010). *Systemic Risk, the TED Spread and Hedge Fund Returns*.
- Box, G. E., & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco.
- Engle, R. F. (1982). *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of U.K. Inflation*.
- Engle, R. F., Lilien, D. M., & Robins, R. P. (1987). *Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model*.
- González-Hermosillo, B., & Hesse, H. (2009). *Global Market Conditions and Systemic Risk*.
- Granger, C. W., & Ramanathan, R. (1984). *Improved methods of combining forecasts*.
- Lashgari, M. (2000). *The Role of TED Spread and Confidence Index in Explaining the Behavior of Stock Prices*. American Business Review.
- Tse, Y., & Booth, G. (1996). *Common volatility and volatility spillovers between US and Eurodollar interest rates: Evidence from the futures market*.
- Westrupp, V. (2012). *The TED Spread as a Risk Factor in The Cross Section of Stock Returns*.

8. Anexos

Tabla 5. Prueba de Dickey-Fuller aumentada dlog (diferencial TED)

Null Hypothesis: DLOG(TEDRATE) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=17)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-25.64773	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.445445	
5% level	-2.868089	
10% level	-2.570323	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 6. Correlograma dlog (diferencial TED)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.215	-0.215	19.949	0.000
		2 0.115	0.072	25.627	0.000
		3 -0.003	0.038	25.630	0.000
		4 0.011	0.010	25.679	0.000
		5 0.105	0.110	30.441	0.000
		6 -0.052	-0.012	31.634	0.000
		7 0.093	0.064	35.426	0.000
		8 -0.080	-0.051	38.237	0.000
		9 0.154	0.121	48.652	0.000
		10 0.041	0.100	49.392	0.000
		11 0.026	0.038	49.679	0.000
		12 -0.026	-0.047	49.968	0.000
		13 0.035	0.025	50.497	0.000
		14 0.083	0.070	53.525	0.000
		15 -0.075	-0.056	56.035	0.000
		16 0.008	-0.058	56.067	0.000
		17 -0.058	-0.053	57.583	0.000
		18 0.063	0.027	59.354	0.000
		19 -0.026	-0.027	59.650	0.000
		20 0.061	0.044	61.339	0.000
		21 0.027	0.062	61.681	0.000
		22 -0.062	-0.042	63.447	0.000
		23 0.053	-0.015	64.737	0.000
		24 -0.095	-0.077	68.823	0.000
		25 0.037	0.002	69.452	0.000
		26 -0.062	-0.020	71.221	0.000
		27 -0.065	-0.103	73.156	0.000
		28 -0.004	-0.039	73.162	0.000
		29 -0.079	-0.059	76.019	0.000
		30 -0.024	-0.079	76.288	0.000

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 7. Correlograma de residuos – Modelo ARMA (31,0)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 0.005	0.005	0.0091	0.924
		2 0.063	0.062	1.5766	0.455
		3 0.026	0.026	1.8535	0.603
		4 0.012	0.008	1.9095	0.752
		5 -0.019	-0.022	2.0530	0.842
		6 -0.002	-0.004	2.0550	0.915
		7 0.058	0.061	3.4275	0.843
		8 -0.032	-0.032	3.8528	0.870
		9 0.139	0.133	11.720	0.230
		10 0.082	0.083	14.494	0.152
		11 0.044	0.028	15.274	0.170
		12 -0.015	-0.030	15.372	0.222
		13 0.060	0.049	16.835	0.207
		14 0.047	0.051	17.761	0.218
		15 -0.086	-0.086	20.819	0.143
		16 -0.047	-0.072	21.746	0.152
		17 -0.026	-0.021	22.031	0.184
		18 0.047	0.045	22.940	0.193
		19 -0.006	-0.016	22.956	0.239
		20 0.081	0.053	25.741	0.175
		21 0.051	0.051	26.837	0.176
		22 -0.019	-0.028	26.992	0.212
		23 0.008	-0.022	27.020	0.255
		24 -0.071	-0.066	29.134	0.215
		25 -0.006	0.023	29.148	0.258
		26 -0.057	-0.025	30.558	0.245
		27 -0.079	-0.108	33.251	0.189
		28 -0.041	-0.038	33.956	0.202
		29 -0.078	-0.070	36.579	0.157
		30 -0.073	-0.092	38.858	0.129

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 8. Correlograma de residuos – Modelo ARMA (31,0)-GARCH-M (3,3)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.032	-0.032	0.4209	0.516
		2 0.028	0.027	0.7285	0.695
		3 0.000	0.002	0.7285	0.866
		4 0.048	0.048	1.6759	0.795
		5 0.012	0.015	1.7374	0.884
		6 -0.058	-0.060	3.1154	0.794
		7 0.077	0.073	5.5325	0.595
		8 -0.098	-0.094	9.4055	0.309
		9 0.158	0.152	19.615	0.020
		10 0.045	0.062	20.442	0.025
		11 0.007	-0.003	20.463	0.039
		12 0.015	0.018	20.555	0.057
		13 0.072	0.069	22.693	0.046
		14 0.053	0.032	23.845	0.048
		15 -0.059	-0.031	25.290	0.046
		16 -0.041	-0.074	25.982	0.054
		17 -0.040	-0.028	26.651	0.063
		18 0.049	0.035	27.643	0.068
		19 0.010	0.007	27.686	0.090
		20 0.078	0.082	30.211	0.066
		21 0.045	0.052	31.078	0.072
		22 -0.023	-0.046	31.302	0.090
		23 0.045	0.017	32.160	0.097
		24 -0.049	-0.052	33.193	0.100
		25 0.040	0.043	33.885	0.110
		26 -0.044	-0.015	34.706	0.118
		27 -0.069	-0.099	36.742	0.100
		28 -0.021	-0.015	36.927	0.120
		29 -0.078	-0.080	39.579	0.091
		30 -0.025	-0.061	39.860	0.108

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 9. Estimación de diferencial TED – ARMA (31,0)

Dependent Variable: DLOG(TEDRATE)

Method: Least Squares

Sample (adjusted): 2/19/2019 9/28/2020

Included observations: 397 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLOG(TEDRATE(-1))	-0.221696	0.048495	-4.571522	0.0000
DLOG(TEDRATE(-5))	0.095147	0.048551	1.959753	0.0507
DLOG(TEDRATE(-31))	-0.133310	0.050071	-2.662417	0.0081
R-squared	0.074538	Mean dependent var		-0.002527
Adjusted R-squared	0.069840	S.D. dependent var		0.120004
S.E. of regression	0.115738	Akaike info criterion		-1.467455
Sum squared resid	5.277701	Schwarz criterion		-1.437350
Log likelihood	294.2899	Hannan-Quinn criter.		-1.455530
Durbin-Watson stat	1.975342			

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 10. Estimación de diferencial TED – ARMA (31,0)-GARCH-M (3,3)

Dependent Variable: DLOG(TEDRATE)

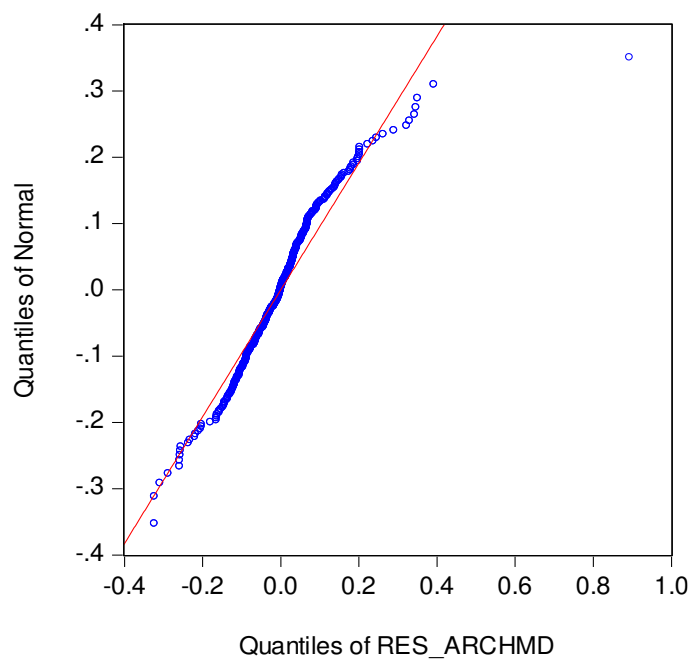
Method: ML ARCH - Student's t distribution (BFGS / Marquardt steps)

Sample (adjusted): 2/19/2019 9/28/2020

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
GARCH	-0.125933	0.370486	-0.339912	0.7339
DLOG(TEDRATE(-1))	-0.154442	0.050807	-3.039791	0.0024
DLOG(TEDRATE(-5))	0.093935	0.049181	1.909972	0.0561
DLOG(TEDRATE(-31))	-0.052906	0.035300	-1.498767	0.1339
Variance Equation				
C	0.004502	0.001013	4.444404	0.0000
RESID(-1)^2	0.161861	0.069271	2.336625	0.0195
RESID(-2)^2	0.218278	0.056073	3.892756	0.0001
RESID(-3)^2	0.266364	0.066818	3.986384	0.0001
GARCH(-1)	-0.453990	0.071026	-6.391925	0.0000
GARCH(-2)	0.015098	0.004964	3.041363	0.0024
GARCH(-3)	0.470209	0.044280	10.61896	0.0000
R-squared	0.059181	Mean dependent var		-0.002527
Adjusted R-squared	0.051999	S.D. dependent var		0.120004
S.E. of regression	0.116842	Akaike info criterion		-1.724039
Sum squared resid	5.365279	Schwarz criterion		-1.603618
Log likelihood	354.2218	Hannan-Quinn criter.		-1.676337
Durbin-Watson stat	2.086249			

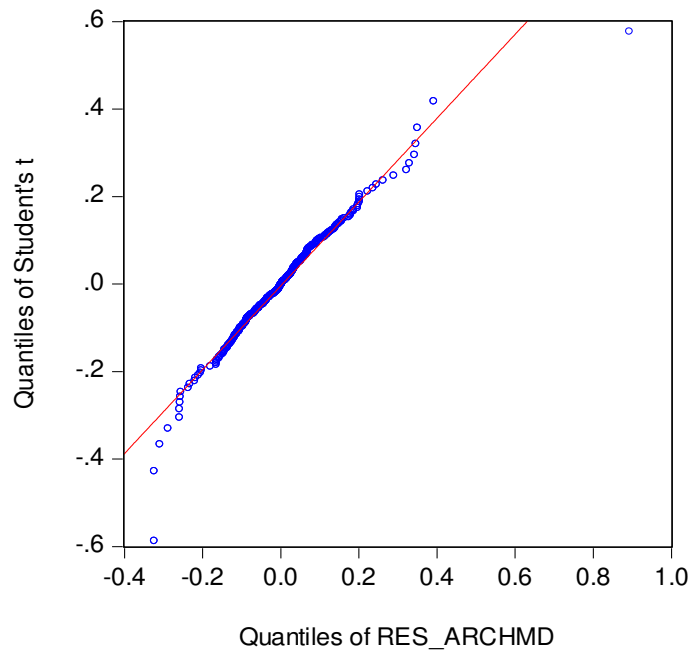
Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Figura 3. Gráfico Q-Q para distribución normal – ARMA (31,0)-GARCH-M (3,3)



Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Figura 4. Gráfico Q-Q para distribución t de Student – ARMA (31,0)-GARCH-M (3,3)



Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 11. LM ARCH–TEST de los residuos – Modelo ARMA (31,0)

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Sample (adjusted): 2/22/2019 9/28/2020

Included observations: 394 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.008497	0.002322	3.659507	0.0003
RESID^2(-1)	0.067664	0.050228	1.347130	0.1787
RESID^2(-2)	0.164613	0.049658	3.314954	0.0010
RESID^2(-3)	0.123979	0.050127	2.473312	0.0138
R-squared	0.057017	Mean dependent var		0.013219
Adjusted R-squared	0.049763	S.D. dependent var		0.042646
S.E. of regression	0.041572	Akaike info criterion		-3.512703
Sum squared resid	0.673994	Schwarz criterion		-3.472334
Log likelihood	696.0025	Hannan-Quinn criter.		-3.496707
F-statistic	7.860411	Durbin-Watson stat		2.002189
Prob(F-statistic)	0.000042			

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Tabla 12. LM ARCH– TEST de los residuos – Modelo ARMA (31,0)

Test Equation:

Dependent Variable: WGT_RESID^2

Method: Least Squares

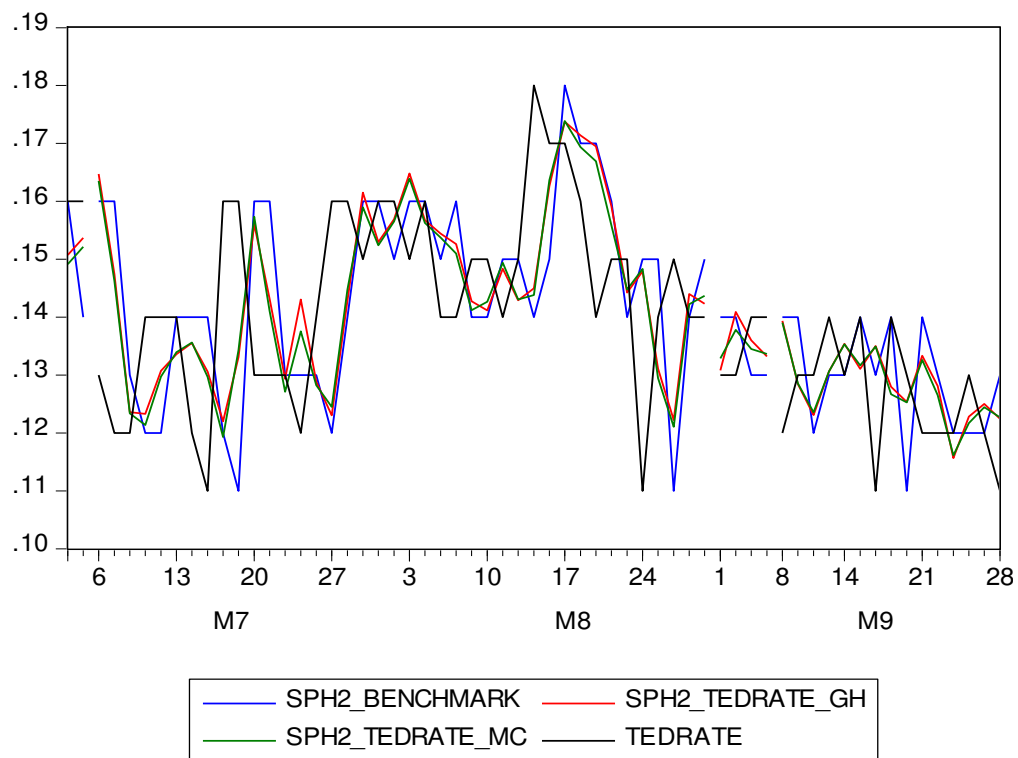
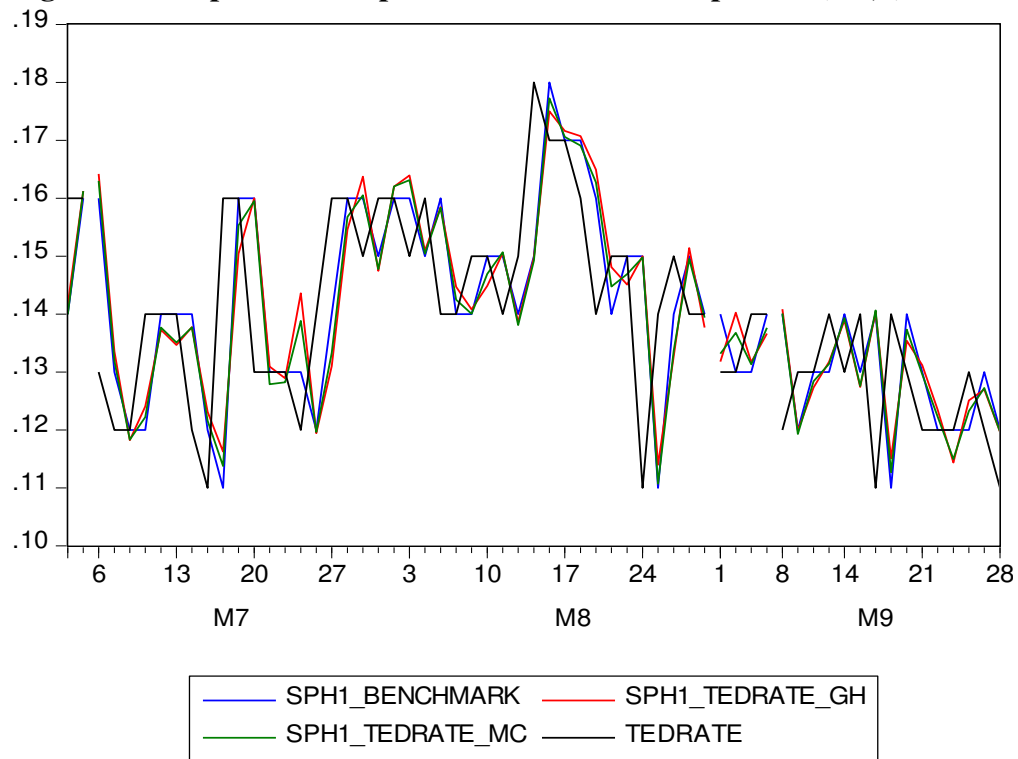
Sample (adjusted): 2/22/2019 9/28/2020

Included observations: 394 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.991991	0.126464	7.844056	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.005079	0.050605	-0.100364	0.9201
WGT_RESID^2(-2)	-0.021259	0.050583	-0.420285	0.6745
WGT_RESID^2(-3)	0.024404	0.050500	0.483251	0.6292
R-squared	0.001088	Mean dependent var		0.990265
Adjusted R-squared	-0.006596	S.D. dependent var		1.802562
S.E. of regression	1.808497	Akaike info criterion		4.032969
Sum squared resid	1275.558	Schwarz criterion		4.073338
Log likelihood	-790.4950	Hannan-Quinn criter.		4.048966
F-statistic	0.141634	Durbin-Watson stat		2.002284
Prob(F-statistic)	0.934986			

Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data

Figura 5. Comparación de pronósticos de inflación para h_i ($i=1,2$)



Fuente: Elaboración propia con información del Federal Reserve Economic Data