La hipótesis de eficiencia en mercados automatizados

Dr. R. Mansilla
Investigador, CEIICH-UNAM

Coordinador del Seminario de Economía y Complejidad
CEIICH-UNAM

Introducción

Si bien no existe una definición universalmente aceptada, se entiende por negociación de alta frecuencia, también conocida en el sector de las finanzas por **high-frequency trading** (HFT por sus siglas en inglés), a las actividades comerciales que se llevan a cabo en los mercados financieros utilizando intensamente herramientas tecnológicas sofisticadas para obtener información del mercado y en función de la misma intercambiar activos financieros de todo tipo. Un análisis sobre la definición de los mismos puede verse en la página 21 del informe:

https://www.iosco.org/library/pubdocs/pdf/IOSCOPD354.pdf

Características básicas

- Altas velocidades en la toma de decisiones en las transacciones (2.6 milliseconds en 2015), (Nature, 518, pags. 161-163, 12 de febrero del 2015).
- Altos volúmenes de transacciones.
- Elevados order-to-trade ratios.
- Sharpe's ratio anualizados altos.
- Horizontes de inversión a muy corto plazo.

Según estimaciones del Tabb Group, el HFT representó alrededor del 56% de la negociación de acciones de EE. UU. ya en 2010. Estimaciones más recientes informan que HFT representaba entre el 60% y el 73% de todo el volumen de negociación de acciones de EE. UU. En México esa cifra rondaba entre el 15% y el 25% en 2017.

Sobre la noción de eficiencia

La definición de eficiencia tiene dos perspectivas de análisis: la eficiencia distributiva y eficiencia informacional.



Eficiencia distributiva: Este enfoque con bases en la eficiencia de Pareto señala que no puede haber eficiencia económica si no se tiene una distribución eficiente de los productos de la actividad económica.

Lerner, P. A. (1944). *The economics of control*. Macmillan.

La eficiencia informativa: La incorporación de toda la información relevante para la formación de los precios, de manera inmediata debido a la actuación de agentes económicos altamente sofisticados. Fama, E. (1970). *Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work*, Journal of Finance, vol. 25 (2), pags. 383-417.

En lo que sigue, cuando hablemos de la eficiencia de los mercados, nos referiremos la segunda.

Para probar la eficiencia de un mercado, se pueden examinar los patrones de movimiento a corto plazo que describen los rendimientos de los activos del mercado en cuestión e intentar identificar el proceso subyacente a esos rendimientos. Si el mercado es eficiente, el modelo no podrá identificar un patrón y concluiremos que los retornos siguen un proceso de caminata aleatoria. Si un modelo es capaz de establecer un patrón, los datos del mercado en el pasado se pueden utilizar para predecir los movimientos futuros del mercado y el mercado es por tanto ineficiente. Pero nótese que la observación de una caminata aleatoria es una condición **necesaria** para la eficiencia. Por lo tanto, la relación causal entre estos conceptos es la que sigue:

El mercado es eficiente ⇒ Los rendimientos siguen una caminata aleatoria

Existen estudios que muestran que esta condición no es suficiente¹. La lógica económica de esta relación causal es como sigue: si los agentes económicos en su conjunto incorporan toda la información relevante para la formación de los precios, descontando todas las oportunidades de arbitraje, los cambios de precios consecutivos deben ser fortuitos, por tanto los rendimientos consecutivos deben seguir una caminata aleatoria.

S. Leroy, *Risk aversion and the martingale property of stocks rerturns*, International Economic Review, **14**, pags. 436-446, 1973.

R. Lucas, *Asset prices in an exchange economy*, Econometrika, **46**, pags. 1429-1446, 1978.

En lo referente al mercado mexicano

Physica A 391 (2012) 2990-2996



Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

Physica A

journal homepage: www.elsevier.com/locate/physa



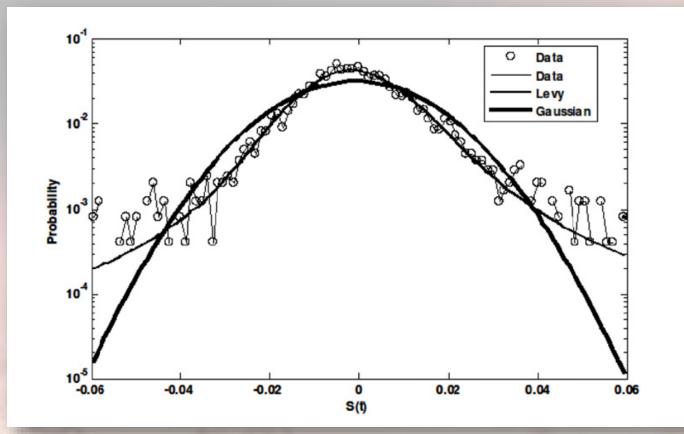
On the scaling of the distribution of daily price fluctuations in the Mexican financial market index

Léster Alfonso^a, Ricardo Mansilla^b, César A. Terrero-Escalante^{c,*}

^a Universidad Autónoma de la Ciudad de México, C.P. 09790, México D.F., Mexico

^b Centro de Investigaciones Interdisciplinarias en Ciencias y Humanidades, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad Universitaria, C.P. 04510, México D.F., Mexico

c Facultad de Ciencias, Universidad de Colima, Bernal Díaz del Castillo 340, Col. Villas San Sebastián, C.P. 28045, Colima, Colima, Mexico



$$\phi(t) = \begin{cases} \exp\left(-\gamma|t| \left[1 + i\beta \frac{2}{\pi} \mathrm{sign}(t) \ln(|t|) + i\mu t\right]\right), & \text{if } \alpha = 1. \\ \exp\left(-\gamma^{\alpha}|t|^{\alpha} \left[1 - i\beta \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right) \mathrm{sign}(t) + i\mu t\right]\right), & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Estimated parameters of the normal, α -stable and NIG distributions.					
Parameters	α	β	γ	μ	σ
Gaussian fit				-6.09×10^{-4}	0.0151

0.00815

0.01254

-0.000186

-0.000541

Case	K-S Test statistics	K–S (estimated) limiting values for $\alpha=0.05$	<i>p</i> -value	Reject H_0 ?
Gaussian	0.0651	0.0184	0.000	Yes
α-stable Lévy	0.0165	0.0209	0.133	No
NIG	0.0272	0.0207	0.01	Yes

 α -stable fit

NIG fit

1.64

55.43

0.219

-0.2990

Con datos intradía, pero no de alta frecuencia

RESEARCH

Revista Mexicana de Física 66 (5) 700-709

SEPTEMBER-OCTOBER 2020

Analysis of intra-day fluctuations in the mexican financial market index

L. Alfonso^a, D. E. Garcia-Ramirez^b, R. Mansilla^c, and C. A. Terrero-Escalante^d

^a Universidad Autónoma de la Ciudad de México, 09790, Ciudad de México, México.

^b Departamento de Astronomía, DCNE-CGT, Universidad de Guanajuato, 36023, Guanajuato, México.

^c Centro de Investigaciones Interdisciplinarias en Ciencias y Humanidades,

Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad Universitaria, 04510, Ciudad de México, México.

^d Facultad de Ciencias, Universidad de Colima,

Bernal Díaz del Castillo 340, Col. Villas San Sebastián, 28045, Colima, Colima, México.

e-mail: cterrero@ucol.mx

Received 6 June 2020; accepted 8 July 2020

TABLE II. Results of the Kolmogorov-Smirnov Goodness of Fit Test (K-S test).

$N_{ m conv}$	α	β	γ	δ	K-S Statistics	p-value	Reject H_0 ? $p = 0.05$
0	1.2565	-0.0024	0.3796	0.0014	0.0179	0.0	Yes
10	1.5788	0.0056	2.3138	-0.0051	0.0097	0.0	Yes
20	1.6107	0.0089	3.8497	-0.0114	0.0076	0.0026	Yes
30	1.6296	0.0072	5.2420	-0.0075	0.0081	0.0115	Yes
40	1.6539	0.0140	6.6326	-0.03553	0.0099	0.0064	Yes
50	1.6523	0.2332	7.8216	-0.0497	0.0108	0.0084	Yes
60	1.6594	0.0145	8.9391	-0.0492	0.0100	0.0404	Yes
70	1.6647	-0.0053	10.0793	0.0359	0.0078	0.2602	No
80	1.6682	0.0010	11.1893	0.0339	0.0089	0.2022	No
90	1.6688	0.0141	12.1705	0.0103	0.0102	0.1365	No
100	1.6845	0.0029	13.2942	0.0329	0.0099	0.2053	No
110	1.6916	0.0080	14.2635	-0.0547	0.0123	0.0819	No
120	1.6887	0.0049	15.2096	-0.0066	0.0114	0.1607	No
130	1.6826	-0.0291	16.0270	0.2303	0.0131	0.0903	No
140	1.6874	-0.0211	16.9094	0.2623	0.0115	0.2163	No
150	1.6909	-0.0027	17.8762	0.1131	0.0107	0.3344	No
1200	1.8693	-0.3670	71.8964	6.8822	0.0150	0.5328	No
2500	1.9065	-0.6018	108.4828	12.0903	0.0301	0.7860	No
2700	2.0000	0.7973	122.6070	5.0104	0.0309	0.7985	No

Las razones generales más esgrimidas para justificar la ineficiencia de los mercados son:

- La falta de una perfecta racionalidad por parte de los agentes de mercado (el "animal spirit" de Keynes).
- La falta de previsión perfecta de los agentes (perfect foresight).
- La incapacidad de procesar toda la información necesaria para hacer predicciones (relación entre el costo de la información y el rendimiento de la inversión correspondiente).

Las computadoras digitales no tiene sentimientos, poseen una enorme capacidad de cálculo, lo que le permite realizar el análisis de una enorme cantidad de escenarios diferentes, mejorando la capacidad de previsión de los agentes. Por tanto se impone la siguiente pregunta:

¿Son los mercados automatizados más eficientes que los mercados tradicionales?

Efficiency Hypothesis in Automated Markets for US and Mexico

Armando Tapia¹, Montserrat Reyna², Ricardo Mansilla³

¹Tec de Monterrey, Mexico City, Mexico

²Universidad Anáhuac, Mexico City, Mexico

³Universidad Nacional Autónoma de México, Mexico City, Mexico

Email: armando.tapia@tec.mx

Este es un trabajo de vocación muy econométrica. Se realizaron pruebas de normalidad utilizando la prueba de Jarque-Bera (1980), y sobre el exponente α característico de las distribuciones estables de tipo Lévy logrando un mayor conocimiento de la evolución de las distribuciones para diferentes escalas de tiempo. Se le aplicó a la función de autocorrelación de cada población de series temporales la prueba de Ljung-Box.

- C. Jarque, A. Bera, A Test for Normality of Observations and Regression Residuals. Economics Letters, 6 (3), pags. 255-259, 1980.
- G. Ljung, G. Box, *On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models,* Biometrika, **65**, (2), pags. 297–303, 1978.

Activos del mercado de EEUU utilizados

	Codigo de mercado	Nombre
1	ABT	Abbott Laboratories
2	BAC	Bank of America Corporation
3	BMY	Bristol-Myers Squibb Company
4	С	Citigroup Inc.
5	CSCO	Cisco Systems, Inc.
6	F	Ford Motor Company
7	FB	Facebook, Inc.
8	FOXA	Twenty-First Century Fox, Inc.
9	GE	General Electric Company
10	GM	General Motors Company
11	HPQ	HP Inc.
12	INTC	Intel Corporation
13	КО	The Coca-Cola Company
14	MDLZ	Mondelez International, Inc.
15	MO	Altria Group, Inc.
16	MS	Morgan Stanley
17	MSFT	Microsoft Corporation
18	ORCL	Oracle Corporation
19	PFE	Pfizer Inc.
20	Т	AT&T Inc.
21	TWTR	Twitter, Inc.
22	USB	U.S. Bancorp
23	VZ	Verizon Communications Inc.
24	WFC	Wells Fargo & Company

Activos del mercado mexicano utilizados

	Codigo de Mercado	Nombre
1	AC	Arca Continental, S.A.B. de C.V.
2	ALFA	Alfa, S.A.B. de C.V.
3	ALPEK	Alpek, S.A.B. de C.V.
4	ALSEA	Alsea, S.A.B. de C.V.
5	AMX	América Movil, S.A.B. de C.V.
6	ASUR	Grupo Aeroportuario del Sureste, S.A.B. de C.V.
7	BIMBO	Grupo Bimbo, S.A.B. de C.V.
8	BSMX	Grupo Financiero Santander, S.A.
9	CEMEX	Cemex, S.A.B. de C.V.
10	CUERVO	Becle, S.A.B. de C.V.
11	ELEKTRA	Grupo Elektra, S.A.B. de C.V.
12	FEMSA	Fomento Económico Mexicano, S.A.B. de C.V.
13	GAP	Grupo Aeroportuario del Pacífico, S.A.B. de C.V.
14	GCARSO	Grupo Carso, S.A.B. de C.V.
15	GENTERA	Gentera, S.A.B. de C.V.
16	GFINBUR	Grupo Financiero Inbursa, S.A.B. de C.V.
17	GFNORTE	Grupo Financiero Banorte, S.A.B. de C.V.
18	GMEXICO	Grupo México, S.A.B. de C.V. B
19	GRUMA	Gruma, S.A.B. de C.V.
20	IENOVA	Infraestructura Energética Nova, S.A.B. de C.V.
21	KIMBER	Kimberly Clark de Mexico, S.A.B. de C.V. A
22	KOF	Coca-Cola Femsa, S.A.B. de C.V. L
23	GMXT	GMexico Transportes, S.A. de C.V.
24	LALA	Grupo Lala, S.A.B. de C.V.
25	LIVEPOL	El Puerto de Liverpool, S.A.B. de C.V.
26	MEGA	Megacable Holdings, S.A.B. de C.V.
27	MEXCEMH	MexicEMH, S.A.B. de C.V.
28	NEMAK	Nemak, S.A.B. de C.V.
29	OMA	Grupo Aeroportuario del Centro Norte, S.A.B. de C.V.
30	PE&OLES	Industrias Peñoles, S.A.B. de C.V.
31	PINFRA	Promotora y Operadora de Infraestructura, S.A.B. de C.V.
32	R	Regional, S.A.B. de C.V.
33	TLEVISA	Grupo Televisa S.A.B.
34	VOLAR	Controladora Vuela Compania de Aviacion, S.A.B. de C.V.
35	WALMEX	Walmart de México, S.A.B. de C.V.

Preparación de los datos

El universo de información utilizado en esta investigación comprende las serie temporales de precios que reflejan operaciones ocurridas desde el 7 de marzo de 2018 al 7 de marzo de 2019. Para el mercado de EEUU se tenían **539,834,024** registros y para el mercado mexicano **78,863,574** registros.

Se realizaron los siguientes ajustes al conjunto de datos para el análisis tanto de las acciones estadounidenses como de las mexicanas:

- Solo se considerarán las operaciones que se realicen durante el mercado abierto, o su equivalente en la Hora Central de México. Las operaciones que se realizan fuera del horario de mercado abierto son más escasas y se supone que en este momento hay menos interacción entre operadores humanos y robots.
- Hora del Este (GMT-4), hora de Nueva York, es de 9:30 a.m. a 4 p.m. y su corresponsal para México Central Time. Las operaciones realizadas en otro momento se consideran fuera de las operaciones de mercado abierto.
- No se están considerando operaciones de volumen cero.
- En México, el porcentaje de operaciones que ocurren fuera del horario de mercado es de 0.72%. Para las acciones en el mercado estadounidense, el porcentaje de operaciones fuera del horario de mercado es del 2,65%.

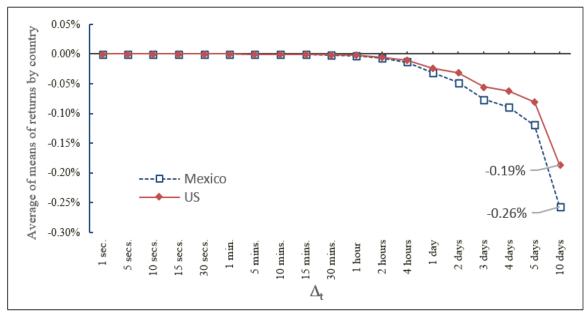


Figure 1. Promedio de medias de rentabilidad de las acciones de México y EE. UU. UU. para cada Δt . Fuente: elaboración propia.

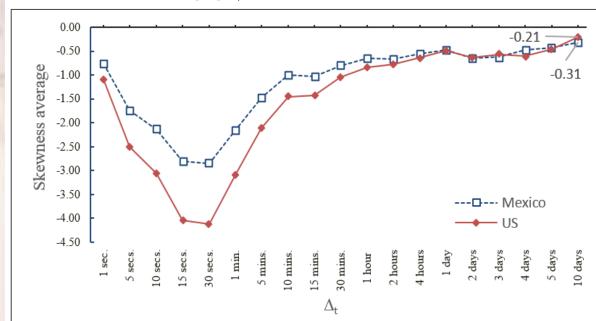


Figure 3. Skewness average of returns by country for each Δ_t . Source: Own elaboration.

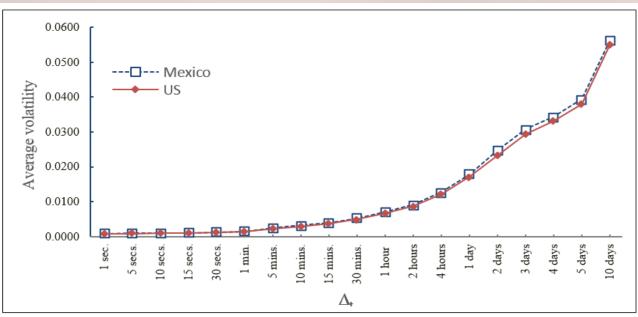


Figure 2. Volatility evolution of returns for each country and Δ_t . Source: Own elaboration. Source: Own elaboration.

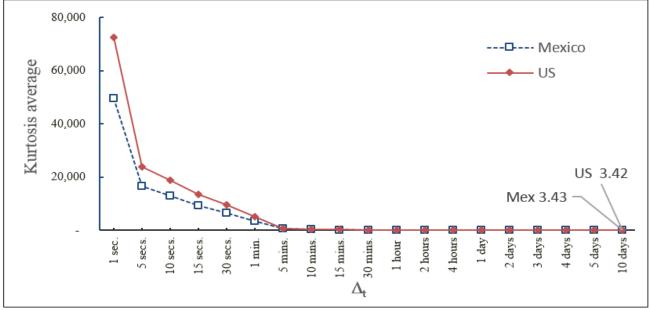


Figure 4. Kurtosis average of returns by country for each Δ_t . Source: Own elaboration.

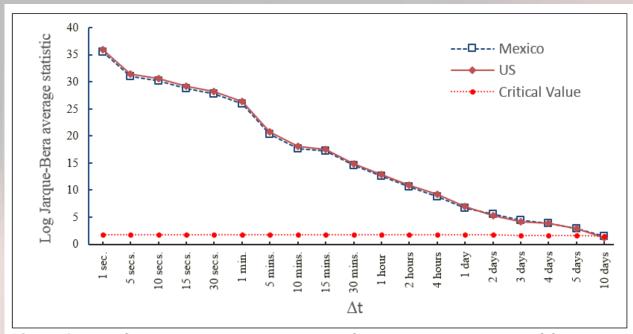


Figure 5. Logarithmic Jarque-Bera average statistic by country Δ_t . Source: Own elaboration.

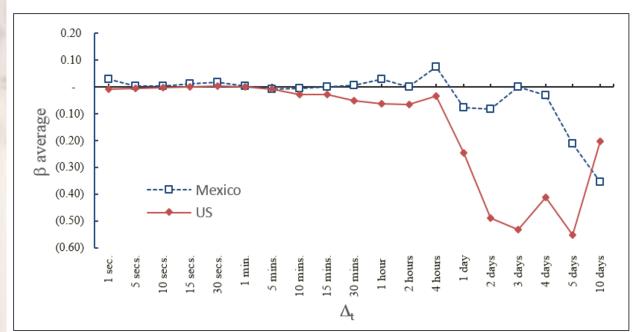


Figure 7. β average values of returns, by country for each Δ_t . Source: Own elaboration.

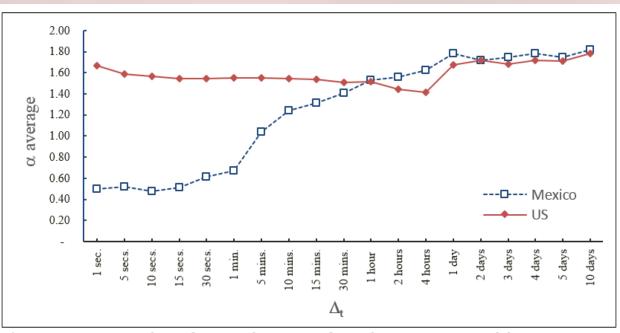


Figure 6. α average values of returns, by country for each Δ_t . Source: Own elaboration.

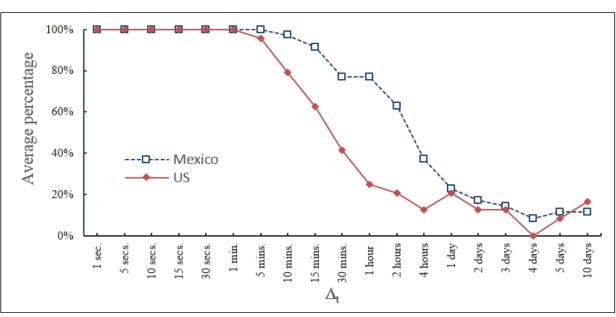


Figure 8. Average percentage of stocks with significant correlation from Ljung-Box test, by country for each Δ_t . Source: Own elaboration.

Conclusiones

- Si bien la media y la desviación estándar no son información suficiente para debatir la EMH, el sesgo registrado en los retornos de los activos en ambos mercados es la primera indicación fuerte que tenemos para cuestionar el cumplimiento de la EMH.
- Se encontraron valores de asimetría o simetría, que describen una distribución diferente a la normal, con colas negativas pesadas. Cuando Δt es igual a 1 segundo, el sesgo fue de -1,09 y -0,76 para EE. UU. y México respectivamente. Sin embargo, a medida que aumenta Δt , la asimetría también aumentó a -4,12 y -2,85. Cuando Δt es de 10 días, los valores de asimetría son -0,31 y -0,21, que muestran el acercamiento de las distribuciones a una normal. A medida que Δt continúa aumentando, la asimetría tiende a cero.
- Si bien la información disponible no es determinante para dictar la presencia de algoritmos de negociación, el resultado obtenido es una clara evidencia de que en determinados intervalos de tiempo la morfología de la asimetría y la curtosis denotan un comportamiento altamente concentrado y biselado. Especialmente en intervalos de tiempo muy cortos, donde la intervención humana es prácticamente imposible.
- Las pruebas Jarque-Bera confirman que, en promedio, las distribuciones de los rendimientos no son normales hasta que el intervalo de tiempo Δt es de 10 días. Previo a ese valor se encuentran curtosis y asimetría significativas, rechazando la hipótesis nula de normalidad.
- Los valores de α para las distribuciones α -estables también confirman la existencia de normalidad solamente cuando el intervalo de tiempo es de 10 días.

Complejidad y Patrones en el Mercado Financiero: Un Análisis de Patrones Armónicos en las Series Temporales del Mercado Forex.

V. Silveira¹, L. Coelho¹, D. Frias¹, R. Mansilla²
1- Univ. do Estado da Bahia, Salvador, Brasil
2-CEIICH-UNAM

Actas de Economía y Complejidad III (aparecerá en 2021).

Se analizó la serie temporal del par de monedas EUR/USD en el periodo de 10 de octubre de 2016 al 21 de abril de 2017, que comprende 27 semanas exactas.

¡ Un regreso a los cartistas pero en versión digital!

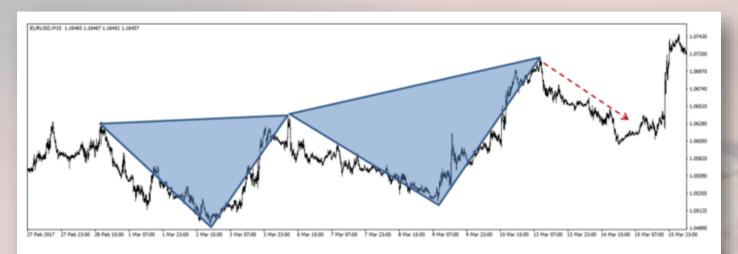


Figura 3. Representación de un patrón Mariposa W en el par EURUSD que se extiende aproximadamente desde el 28 de febrero hasta el 13 de marzo de 2017. El final de este patrón señaliza una tendencia de baja, indicada con la flecha.



Figura 4. Representación de un patrón Murciélago M en el par EURUSD que se extiende aproximadamente entre los días 2 y 15 de marzo de 2017. El final de este patrón señaliza una tendencia de alta, indicada con la flecha. Note que en ese periodo ocurre una sucesión de un patrón mariposa para uno murciélago.

Conclusiones generales

- El uso intensivo de las computadoras no le ha otorgado a los mercados la eficiencia esperada.
- A pesar de que la frecuencia de generación de los datos es del orden de los milisegundos, se observan colas gruesas en todos los rendimientos calculados con horizontes menores a los $\tau = 10$ minutos.
- Tanto la función de autocorrelación como la de información mutua muestran correlaciones de los datos en el orden de los minutos.

