

ASAI, Simposio Argentino de Inteligencia Artificial

Análisis predictivo de corto y largo plazo del riesgo país para economías latinoamericanas

Gustavo Alasino¹, Julián Pucheta², Carlos Salas³, Martín Herrera³,
Facultad de Relaciones Internacionales y Ciencia Política- Universidad Torcuato Di Tella
Buenos Aires, Argentina
galasino7@gmail.com

² Departamento de Electrónica- FCEFYN-Universidad Nacional de Córdoba.
Córdoba, Argentina
jpucheta@unc.edu.ar

³ FTyCA-Universidad Nacional de Catamarca.
Catamarca, Argentina
calberto.salas@gmail.com

Resumen. La presente investigación propone la aplicación de métodos cuantitativos computacionales de aprendizaje automático en las ciencias sociales, en este caso particular se apunta a la predicción del comportamiento del riesgo país. El indicador seleccionado de riesgo país utilizado es el EMBI implementado por el Banco JP Morgan desde 1999 para monitorear el riesgo financiero y el retorno requerido de los mercados emergentes vs mercados seguros. El método de aprendizaje se aplica a la lectura subyacente del patrón/patrones de comportamiento histórico del índice durante el periodo 1999 a 2018 con el objetivo de elaborar un algoritmo que permita proyectar el valor diario del índice con distintos horizontes de tiempo usando el método de redes neuronales no lineales. Dado que cada mercado /país tiene su patrón de comportamiento, su volatilidad histórica, se proyectaron los escenarios de Argentina, Brasil, Chile, Colombia y México. En esta investigación se proyectaron dos horizontes de tiempo mensual Dic 2018- Enero 2019 y luego Diciembre Enero 2020. Los escenarios planteados permiten el desarrollo de análisis predictivos asociados al concepto de riesgo en la toma de decisiones, y análisis de escenarios económicos y políticos. Para ello el algoritmo permite pronosticar la tendencia del índice y valor diario. Adicionalmente se presentan medidas de performance de las series de datos proyectados vs la realidad. Se busca abrir el debate sobre la aplicación de estos métodos en las relaciones económicas internacionales. El modelo ha sido entrenado revisando el patrón del EMBI de los últimos 10 años, para aprender cual será en el largo plazo (12 meses) y en cada momento (diario) el rango del costo de financiamiento de cada economía, de cuáles serán los momentos de volatilidad, y cuál será la tendencia del costo financiero del país y cuál será el valor promedio del mismo.

1 Introducción

En 1981 el economista del International Finance Corporation, Antoine Van Agtmael, comenzó a utilizar el concepto de economía emergente para referirse a las eco-

nomías que eran consideradas en transición entre economías desarrolladas y en vías de desarrollo. Desde entonces y dado el potencial de crecimiento y rentabilidad los mercados financieros de estas economías han recibido mucha atención [1] [2]. Así se generó una gran cantidad de información sobre estos mercados, los cuales comenzaron a ser evaluadas por especialistas y se desarrollaron organizaciones específicas [3].

Los métodos de evaluación de riesgo y análisis de economía de países son en su mayoría cualitativos o cuantitativos determinísticos, dentro de los cuales se han destacado los que analizan el EMBI (Emerging Markets Bonds Index) de JP Morgan [4]. El EMBI es una medida diaria del riesgo adicional respecto a una inversión segura en una determinada economía de un país o Región. Es un indicador que diariamente sondea el sentimiento de los inversores respecto del riesgo país. Refleja la percepción de los eventos políticos o noticias económicas incorporadas al retorno de inversión en estos mercados.

El EMBI tiene variantes (por ejemplo EMBi+, EMBIG etc) que comprenden una selección de títulos de deuda soberana en dólares, por un grupo seleccionado de economías emergentes [5]. Los índices incluyen variables tales como liquidez, madurez, y restricciones estructurales. Embi fue introducido en el año 1995 con datos desde el 31 de diciembre de 1993 hasta la actualidad [6]. Para la construcción del índice, primero se definen los países y los instrumentos financieros que lo integrarán. Para la selección de países se utiliza un concepto de mercado emergente que agrupa en esta categoría países con habilidad para pagar la deuda externa, cuyas calificaciones crediticias se ubiquen hasta la categoría BBB+/Baa12. Se refiere a mercados emergentes, al grupo de países que están experimentando tasas de crecimiento económico positivas pero inestables, que están abriendo sus economías al exterior y que presentan riesgos e incertidumbre fiscal dado su transformación política, con divisas volátiles, aun sin una clase media fuerte, y con gran potencial de crecimiento en el mediano plazo.

Desde el punto de vista del rating crediticio los países emisores de deuda comprendidos en el segmento de calificación (BBB+/Baa12) muestran indicadores económicos que revelan solvencia fiscal con capacidad de pago de capital e intereses de sus obligaciones financieras. Sin embargo estos países son vulnerables en distinto grado a debilitarse ante un shock externo o cambios políticos en la economía interna y en tal caso suspender el pago de sus obligaciones financieras.

1.1 Relevancia del índice EMBI

El EMBI presenta continuidad, consistencia, coherencia técnica, simpleza y capacidad de síntesis, lo cual ha hecho sea muy utilizado tanto en la academia, por técnicos y operadores de mercado, los inversores, y por tanto por el público en general, por su capacidad para sintetizar una medida cuantitativa para el análisis financiero y tomar decisiones. Por ello una predicción del EMBI da un complemento para análisis de los mercados del público en general, operadores, académicos, en los escenarios a analizar en estos mercados. La medida del EMBI se expresa en puntos básicos (pb), donde 100 pb equivalen a 1% y su medida refleja la diferencia entre la tasa de interés que pagan

los bonos en dólares emitidos por países comprendidos en el índice y el rendimiento de los Bonos del Tesoro de Estados Unidos. Éstos últimos se consideran de mínimo riesgo. Por ejemplo, un aumento de pb en el EMBI, anticipa un mayor costo de financiamiento para el país en los mercados internacionales. Los bonos más riesgosos pagan un interés más alto, por lo tanto, la diferencia de estos bonos respecto a los bonos del Tesoro de Estados Unidos es mayor, y su retorno puede ser incierto. Esto implica que el mayor rendimiento que tiene un bono riesgoso es la compensación por su probabilidad de incumplimiento. Mientras que una disminución, implica un menor costo de financiamiento y un menor riesgo con su consecuente retorno más cierto.

1.2 EMBI- Indicador de alerta o resiliencia

El análisis de la dispersión de los bonos soberanos [7] tiene dos vertientes. Por un lado, cambios en la brecha como análisis de los factores causales que lo originan y por otro el análisis de cambios en la brecha como sistema de alerta temprana de crisis fiscales [8] [9], como indicador de vulnerabilidad fiscal, y como indicador que anticipa crisis monetarias [10] en casos que tienen spread considerables sobre los bonos libre de riesgo. Es decir que, bajos niveles de brecha sobre la tasa libre de riesgo revelan un bajo costo de financiamiento en mercados internacionales, que revela la resiliencia fiscal para afrontar turbulencias o cambios repentinos en los mercados externos. Dado que el EMBI refleja una medida diaria del riesgo adicional respecto a una inversión segura, es un indicador líder ya que anticipa en tiempo real el sentimiento de los inversores respecto del riesgo país en cuestión. En éste artículo se usa el índice EMBI Global para predecir la evolución de economías usando series históricas extraídas de fuentes públicas [12].

1.3 Relevancia de la predicción del indicador riesgo país

El EMBI puede ser usado directamente un proxy (sustituto) de valor de costo de financiamiento del gobierno del país y el piso para el costo de financiamiento de los actores económicos en ese país. Tendencias estables reflejan situaciones de gobiernos estables en términos políticos y ordenados en términos fiscales y monetarios para cumplir sus obligaciones, cuando el índice es más volátil está reflejando desorden fiscal o monetario en las finanzas públicas con un potencial de descarrilamiento. Es una serie temporal de datos que permite considerarse como patrón de comportamiento histórico y presenta la posibilidad de estimar la trayectoria probable de los próximos meses. Esta proyección predice el comportamiento futuro y permite ajustar comportamientos y decisiones de composición de cartera a nivel país en términos relativos y absolutos, como así también de anticipar necesidades de cobertura para mitigar momentos de mayores riesgos, también ayuda a limitar la exposición. Permite considerar la tendencia del índice a nivel general como agrupación de mercados emergentes, desagregarlos a nivel regional y hacer comparaciones entre índices nacionales, por ejemplo: situación del EMBI Brasil respecto del EMBI México en los siguientes meses.

Colabora a tener un patrón de comportamiento general de todos los instrumentos del EMBI global y país. Esto ayuda a identificar y cuantificar la fortaleza o vulnerabilidad de cada país para absorber impactos globales. Por ejemplo, dada una suba de la tasa FED de 1/4, daría una idea de cuantos puntos básicos varia el EMBI correspondiente.

1.4 Necesidad de previsión a 30 días y a 350 días

Tim Davenport afirma que: si bien nadie tiene la habilidad de capturar y analizar datos desde el futuro, el modelo predictivo de escenario permite predecir el futuro usando datos desde el pasado y estas predicciones en un horizonte de plazo más cercano tienen significados relevantes [6] tanto para la toma de decisiones de los inversores, como así también para las correcciones y ajuste del modelo predictivo.

La predicción EMBI en periodos más cercanos, permite tener un trazo del comportamiento que tendrá el índice y de este modo identificar riesgos y oportunidades guiando al decisor para la toma de decisiones en futuras transaccionales. La predicción de corto plazo, asigna de forma directa una probabilidad de valor futuro del índice y de este modo permite focalizar el análisis de los acontecimientos que lo originan o el debilitamiento factores que sostienen un valor potencial del índice. En este sentido, el modelo predictivo propuesto identifica relaciones entre diferentes factores que permiten valorar riesgos o probabilidades asociadas sobre la base de un conjunto de condiciones, guiando así al decisor durante las operaciones de la organización, identificando la probabilidad de ocurrencia de acontecimientos y el consecuente valor del índice en el corto y mediano plazo. Permite tener claridad sobre el escenario de la tasa de retorno requerida en dólares por países en análisis y le permite al administrador de cartera reafirmar objetivos de inversión y exposición considerando la individualidad del riesgo de cada país y del conjunto o bien reformular la inversión. En particular al manager que tiene una profunda percepción y expertos sobre las variables que explican el valor del índice y las que en la práctica predicen el comportamiento del índice EMBI, le brinda claridad de cuáles son los acontecimientos más probables vs las expectativas, o variables no incluidas en el análisis. Un cambio sorpresivo en el índice puede indicar que los acontecimientos probables, y las exceptivas no marcan el rumbo, sino que anticipa el devenir de acontecimientos no ponderados y que tienen algún patrón histórico capturado por el modelo de predicción del índice que estamos presentando. La toma de decisiones en productos financieros acciones, bonos, etc., consiste de alguna forma descontar que sucederá en el futuro, y a través de la demanda y oferta de estos instrumentos ajustar el precio de mercado. En este sentido la proyección de corto y mediano plazo del EMBI, provee una medida de realidad bastante posible sobre el comportamiento del índice y los acontecimientos que condicionan, el valor de los bonos denominados en dólares de cada país en bajo análisis. Es decir que permite visualizar un panorama de rendimientos con tendencia, desvíos y correcciones en el corto plazo. Se puede afirmar que el modelo ha sido entrenado revisando el patrón del EMBI de los últimos 10 años, para aprender cual será en el largo plazo (12 meses) y en cada momento (diario) el rango del costo de financiamiento de cada eco-

nomía, de cuáles serán los momentos de volatilidad, y cuál será la tendencia del costo financiero del país y cuál será el valor promedio del mismo.

2. Formulación del problema

Se sabe que nadie tiene la habilidad de capturar y analizar datos desde el futuro [11], el modelo predictivo de escenario permite predecir el futuro usando datos desde el pasado y estas predicciones en un horizonte de plazo más cercano tienen significados relevantes tanto para la toma de decisiones de los inversores, como así también para las correcciones y ajuste del modelo predictivo. La predicción EMBI en periodos más cercanos, permite tener un trazo del comportamiento que tendrá el índice y de este modo identificar riesgos y oportunidades para guiar al decisor para la toma de decisiones en futuras transaccionales. La predicción de corto plazo, asigna de forma directa una probabilidad de valor futuro del índice y de este modo permite focalizar el análisis de los acontecimientos que lo originan o el debilitamiento factores que sostienen un valor potencial del índice.

En particular al manager que tiene una profunda percepción y expertos sobre las variables que explican el valor del índice y las que en la práctica predicen el comportamiento del índice EMBI, le brinda claridad de cuáles son los acontecimientos más probables y cuáles las expectativas, o variables no incluidas en el análisis. Un cambio sorpresivo en el índice puede indicar que los acontecimientos probables, y las exceptivas no marcan el rumbo, sino que anticipa el devenir de acontecimientos no ponderados y que tienen algún patrón histórico y el modelo debe capturarlo. La toma de decisiones en productos financieros acciones, bonos, etc. consiste en descontar que sucederá en el futuro, y a través de la demanda y oferta de estos instrumentos, ajustar el precio de mercado.

En este sentido se requiere de una aceptable la proyección de corto y mediano plazo del EMBI, que provea una posibilidad del comportamiento del índice y los acontecimientos que condicionan, el valor de los bonos denominados en dólares de cada país bajo análisis.

3 Solución propuesta

En este trabajo, se propone un modelo adaptable auto-regresivo no lineal basado en redes neuronales con desempeño evaluado mediante análisis estocástico. Luego de ajustados los parámetros, se realiza una simulación Monte Carlo con ruido Gaussiano (Gn) y ruido Gaussiano fraccionario (fGn). Se calculan las expectativas del ensamble predicho para obtener series temporales determinísticas para Gn y fGn . Aquí se empleando diferentes parámetros para cada ruido y se elige el pronóstico que tenga mejor desempeño de rugosidad estadística.

3.1 El problema básico

El problema puede enunciarse como sigue: dados valores pasados distribuidos uniformemente en el tiempo de un proceso llamados $x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N)$ donde N es la longitud de la serie, debe predecirse el valor presente $x(n)$.

Aquí se considera una secuencia $\{x_n\}$ y se pretende obtener una predicción para una serie $\{x_e\}$ de 30 o 350 datos futuros. Así, en el tiempo k , la predicción es evaluada como

$$e(k) = x_n(k) - x_e(k) \tag{1}$$

que es empleado por la regla de ajuste para elegir los coeficientes del filtro predictor basado en redes neuronales (NN). De acuerdo con el comportamiento estocástico de la serie, el parámetro H puede ser mayor o menor a 0,5 que corresponde a que la serie tenga dependencia de largo o corto alcance, respectivamente.

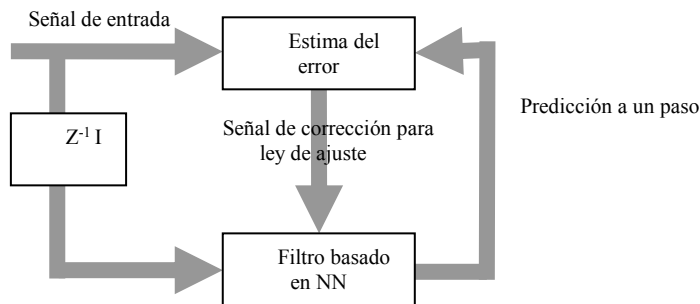


Fig. 1. Diagrama en bloques del filtro predictor basado en redes neuronales.

3.2 Modelo auto regresivo basado en NN

Hay varias experiencias de ésta implementación [22] [23]. Aquí se ajustará una NN para implementar al predictor como muestra la Fig. 1. La topología es directa, con l_x entradas, una capa oculta de H_o neuronas y una de salida lineal [22] [23]. La ley de ajuste es Levenberg-Marquardt [17].

Para predecir un paso adelante la secuencia $\{x_e\}$ el primer retardo de x_n es usada como entrada. Por lo tanto, la salida predicha es

$$x_e(n) = F_p \left(\begin{bmatrix} x_{n-1} \\ x_{n-2} \\ \vdots \\ x_{n-1-l_x} \end{bmatrix}, \xi \right) \tag{2}$$

donde $F_p(\cdot, \xi)$ es el filtro predictor no lineal, con l_x inputs and $x_e(n)$ es la predicción de salida en el tiempo $n-1$, y ξ contiene a los parámetros de ajuste.

3.3 Implementación del Monte Carlo con movimiento Browniano fraccional

El parámetro de Hurst H se emplea para generar el movimiento Browniano fraccional, como indica la Fig. 2, donde se destaca la diferencia para cada valor de H elegido en cada ensamble. La figura muestra resultados según se detallan en [24], donde las líneas negras corresponden a cinco trazas para cada valor de H , las líneas magenta muestra las varianzas teóricas y las líneas azules muestran las estimadas por

$$Var(f_t) = \frac{1}{N-1} \sum_{\omega} (f_{t,\omega} - E[f_t])^2 \quad (3)$$

donde N es el tamaño de $f(t, \omega)$ para cada tiempo t . Finalmente, aquí se usa el método destallado en [25].

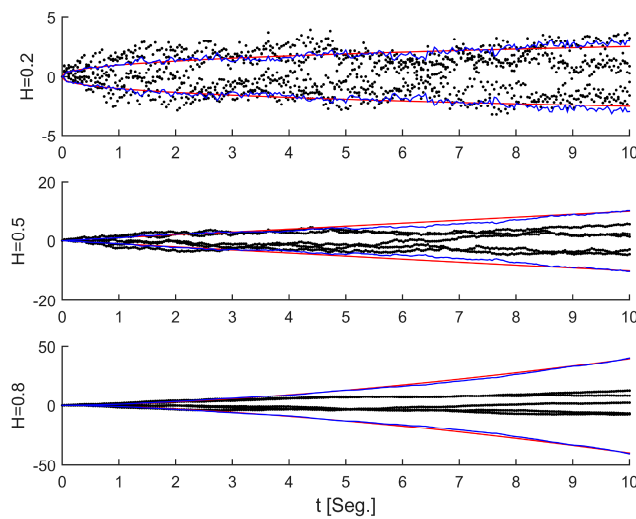


Fig. 2. Evolución de tres casos de movimiento Browniano fraccional para tres valores de H , estimados en realizaciones de 50 trazas, con sus varianzas teóricas y estimadas indicadas.

3.4 Descripción del algoritmo

En éste trabajo se afirma que si un proceso evoluciona evidenciando un determinado valor de H , lo hará en el futuro manteniéndolo. Para generara los ensambles, una vez sintonizado el filtro definido en Eq (2) se generan las predicciones mediante R trazas modificando a la Ec. (2) mediante

$$x_e(n+q, \omega) = F_p \left(\begin{bmatrix} x_{n-1+q} \\ x_{n-2+q} \\ \vdots \\ x_{n-1+q-l_x} \end{bmatrix}, \omega \right) + \theta \cdot \Delta B_H(q, \omega) \quad (4)$$

donde $q = 1, 2, \dots, F_H$ establece el tiempo futuro, F_H el horizonte de predicción, $\omega = 1, 2, \dots, R$ identifica cada traza, R es el tamaño del ensamble y θ es un parámetro de normalización para B_H . Luego de ajustado el filtro predictor, se tiene que una serie es la dato

$$\{x_n\}, n = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (5)$$

y la otra está compuesta por la dato y la predicha promediando a la Ec (4), concatenadas

$$\{\{x_n\}, \{E[x_e]\}\}, e = 1, 2, 3, \dots, F_H. \quad (6)$$

Ambas secuencias se analizan estadísticamente como se indica en [15] [21] y esa estima de H debe ser consistente entre la (5) y la (6). Así se selecciona la predicción más adecuada según presente la adecuada similitud en rugosidad. La Tabla 1 detalla el método de ajuste y la selección de la mejor predicción con el fGn.

Tabla 1. Algoritmo que realiza el pronóstico de series temporales.

1.	Establecer los valores iniciales del filtro predictor (NN) mediante $l_x, H_o(2)$
2.	Elegir datos para validar el ajuste.
3.	Ajuste a los parámetros de la NN con el 85% de los datos y verificar con el 15% el sobreajuste
4.	Detener el ajuste si el error de verificación aumenta.
5.	Si los datos de validación no son ajustados razonablemente, volver a 1.
6.	Asignar θ de acuerdo a la heurística de la serie.
7.	Implementar el Monte Carlo asignando H descrito por la Ec. (4).
8.	Seleccionar el valor medio que dé el mejor H
9.	El valor medio y las varianzas del Monte Carlo son los resultados del algoritmo.
10.	Si los resultados no son creíbles, volver a 6 y modificar la característica de ruido cambiando $H, 0 < H < 1$.

4 Implementación en las series del EMBI

El método se implementó con datos de varios países con datos de 2700 de longitud. Aquí se propone construir un modelo para pronosticar la evolución en el tiempo de los próximos 30 datos después del tiempo actual, que se considerará de corto alcance, y

los siguientes 350 datos que corresponden al largo alcance. Para ambos casos, la metodología utiliza un entrenamiento por lotes con un conjunto de validación del 15% de los datos aleatorios. En el caso de corto alcance, se utilizaron 800 datos de entrenamiento y para el de largo alcance, 2700. La predicción se realizó mediante la simulación de Monte Carlo, donde el ruido utilizado fue estacionario, estacional y pseudoaleatorio, aunque con una característica de rugosidad determinada por el parámetro H, generada de acuerdo con [24].

La rugosidad se evalúa mediante el parámetro H de Hurst, que se calcula utilizando un método basado en wavelet [15] [21].

Una vez completado el proceso de ajuste, se definen dos pares de secuencias. Un par es

$$\{x_n\}, n = 1, 2, 3 \dots N_s, \tag{7}$$

con

$$\{\{x_n\}, \{x_e\}\}, e = 1, 2, 3 \dots F_s \tag{8}$$

para el pronóstico de corto alcance dado $N_s=800$, $F_s=30$. El otro par es

$$\{x_n\}, n = 2350, 2351, \dots, N_L, \tag{9}$$

con

$$\{\{x_n\}, \{x_e\}\}, e = 1, 2, 3 \dots F_L \tag{10}$$

para el pronóstico de largo alcance dado $N_L=2700$, $F_S=350$. El par de secuencias debe mostrar el similitud en sus parámetros H estimados por [21].

4.1 Pronóstico mensual del EMBI

En la Tabla 2 se muestran los resultados de análisis estadísticos de rugosidad para la predicción a 30 días.

Nótese que los valores resaltados en negrita son los más adecuados según el criterio propuesto que consiste en igualar las rugosidades de las series (7) y (8). Las simulaciones Monte Carlo fueron realizadas con ruidos gaussianos fraccionarios como se indica en cada caso.

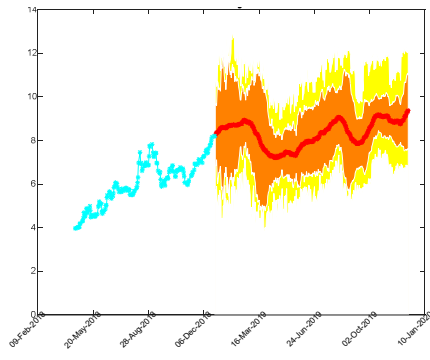
Tabla 2. Resultados obtenidos mediante la implementación del algoritmo a 30 días (Marzo 2019).

	Argentina	Brasil	México
$\{x_n\}$	0.66917	0.63827	0.65115
$\{x_n, x_e\}$ Gauss Frac	0.66941	0.63864	0.65077
$\{x_n, x_e\}$ Gauss	0.66895	0.6376	0.65128

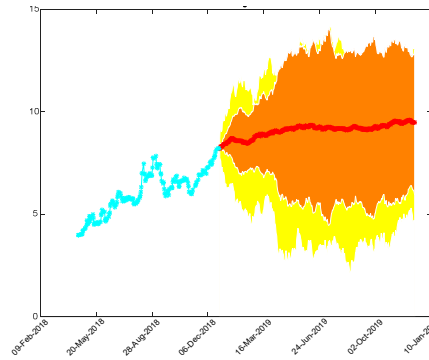
4.2 Pronostico anual del EMBI

Tabla 3. Resultados de rugosidad con la implementación del algoritmo para 350 de horizonte de pronostico (Dic 2019).

	Argentina	Brasil	México
Rugosidad			
$\{x_n\}$	0.70392	0.647	0.54395
$\{x_n, x_e\}$ Gauss Frac	0.78425	0.6444	0.29233
	Fig. 3 (a)	Fig. 4 (a)	Fig. 5 (a)
$\{x_n, x_e\}$ Gauss	0.58782	0.44172	0.83236
	Fig. 3 (b)	Fig. 4 (b)	Fig. 5 (b)

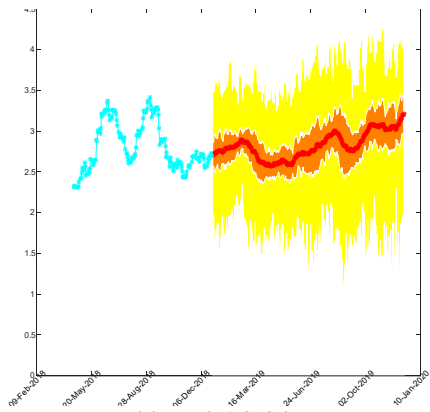


(a) $H=0.16724$.

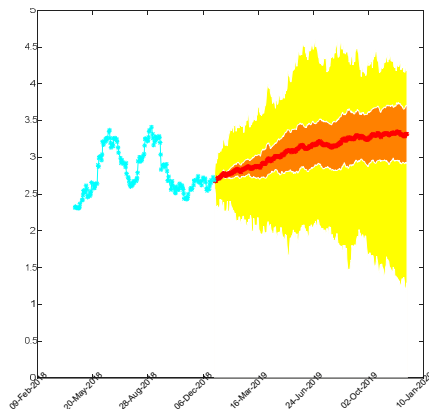


(b) $H=0.5213$.

Fig. 3. Pronostico del EMBI de Argentina y su rugosidad estadística.



(a) $H=0.16724$.



(b) $H=0.52786$.

Fig. 4. Pronostico del EMBI de Brasil y su rugosidad estadística.

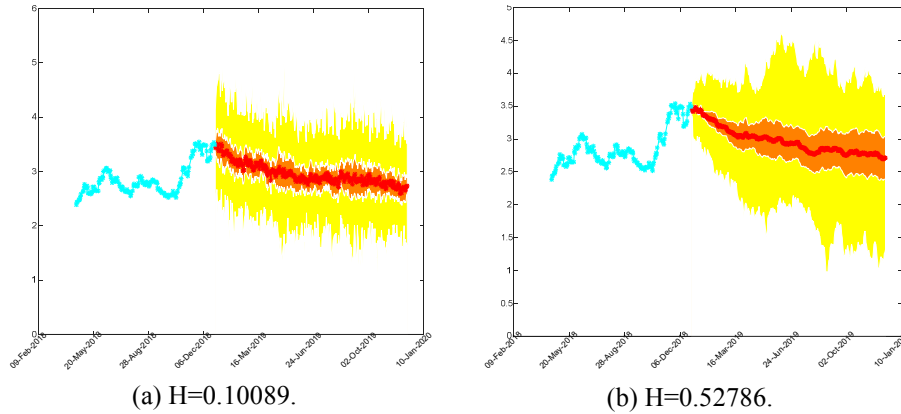


Fig. 5. Pronostico del EMBI de México y su rugosidad estadística.

Se emplearon series del índice EMBI de Latinoamérica, disponibles en línea [12] [13] aunque no estén actualizadas diariamente. La información mostrada en las gráficas, permite diferentes lecturas como las detalladas en la Tabla 4.

Tabla 4. Predicción EMBI del Primer Trimestre de 2019 para varios países.

	Regio- nal	Argen- tina	Brasil	Chile	Co- lombia	México
Ten- dencia	Sube	Abrup- tos movi- mientos	Igual	Igual	Igual	Des- censo
Varia- ción	Estable	Capri- chosos	Estable	Estable	Estable	Esta- ble
Rango	450- 500	820- 478	260- 290	160- 165	225- 250	330- 350

4.3 Discusión

Para la región Latinoamérica su índice comienza alrededor de los 460 bp con fluctuaciones que lo pueden posicionar en el rango 490 - 500 a mediados del trimestre en marzo, el alza es sostenida y de pendiente muy suave, pero vuelve a caer hacia el final del mes de marzo cerca de los 450, lo cual es completamente aceptable.

El comportamiento del EMBI es estable, tendiendo a incrementarse en el caso de Argentina que es muy volátil y a decrementarse en caso de México. El rango de variaciones estimadas en Argentina se reflejan muy amplias, a nivel regional, las variaciones de Chile y Brasil son moderadas y las de Colombia y México son muy reducidas.

El rango de riesgo país en bp para Argentina se ubicará entre 800 y 600 puntos en el periodo con una clara tendencia descendente después de picos mayores a 840 en enero de 2019. La tendencia indica una caída en el trimestre y luego continua en descenso, respecto del rango la volatilidad histórica repercute en la amplitud del rango

con valores predichos con valores probables de descenso alrededor de 495 puntos en menos de 90 días. El escenario de variaciones es alto, pero con tendencia decreciente con márgenes amplios condicionados por la alta fluctuación que tiene su índice histórico. El valor promedio mensual esta alrededor de los 700 puntos y con una tendencia anual descendente, pronóstico aceptable dado que 2019 es un año con Elecciones presidenciales en Argentina.

En el caso de Chile comienza el año alrededor de 165 bp y con una tendencia alcista, suave y constante que se mantiene ascendente hasta finales de marzo con 160 puntos, lo que indica algún factor interno o externo que presiona levemente el alza. Mientras que Colombia, según este modelo empieza el año alrededor de 224 bp, y se mantiene en una banda en este periodo y consolidándose alrededor de 245 a fines de marzo, pero con algunas predicciones de ampliación de la banda de bp hacia el fin del trimestre. Por su parte, según este modelo Brasil comenzara el año alrededor de los 272 bp y tendría un comportamiento ascendente no mayor a 290 hasta el 20 de marzo cuando empieza a volver a los 260, con muy poca variación y movimientos regulares, sin altas y bajas bruscas. Por último, en el caso de México la predicción que comenzaría entre los 350-360 bp, con una tendencia suave y descendente hacia fines de enero 330- 300 bp, y el resto del trimestre se mantiene entre tres 325 -350 también es aceptable.

5 Conclusiones

En éste trabajo, se detalló una metodología basada en datos históricos para modelar el comportamiento del proceso subyacente que provoca la evolución de las mediciones del EMBI. La metodología consiste en generar un filtro predictor basado en inteligencia artificial, con un análisis estocástico de su comportamiento a futuro empleando ruido fraccionario Gaussiano. Se mostraron resultados de éste análisis para que determinar qué serie es la más coincidente según el parámetro de Hurst.

La información generada no es el valor del acierto exacto, sino generar una idea sobre cuál será la tendencia del índice en función de los valores históricos. Se mostró cómo incorporar este valor a la toma de decisiones estimando el impacto que pueden tener los valores pronosticados en el plan de negocios o la cartera de inversiones. En este último caso el EMBI, otorga una medida diaria de la percepción de los inversores respecto del riesgo país. Así, dado el sentido de alarma que despierta el EMBI - incapacidad de pago por insolvencia fiscal o monetaria, este motivo nos pareció relevante generar la proyección de esta serie para la región y algunos países que la componen.

Basado en las predicciones de datos, se puede optimizar la exposición en instrumentos, tanto bonos como acciones, a nivel país y ayuda disminuir exposición en momentos que se anticipa una suba del EMBI. En este sentido, el modelo predictor propuesto identifica relaciones entre diferentes factores que permiten valorar riesgos o probabilidades asociadas sobre la base de un conjunto de condiciones. Guía así al decisor durante las operaciones de la organización, identificando la probabilidad de ocurrencia de acontecimientos y el consecuente valor del índice en el corto y mediano plazo.

Genera claridad sobre el escenario de la tasa de retorno requerida en dólares de los países en análisis y le permite al administrador de cartera reafirmar objetivos de inversión y exposición considerando la individualidad del riesgo de cada país y del conjunto, o bien reformular la inversión.

Referencias

1. Antoine van Agtmael. *The Emerging Markets Century: How a New Breed of World-Class Companies Is Overtaking the World*. Free Press; Annotated edition (January 9, 2007).
2. IFC: *The First Six Decades Leading the Way in Private Sector Development a History*. Second Edition. 2010. Washington D.C. Available on line at <https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/6285ad53-0f92-48f1-ac6e-0e939952e1f3/IFC-History-Book-Second-Edition.pdf?MOD=AJPERES>
3. <https://www.journals.elsevier.com/emerging-markets-review>.
4. John Cavanagh, Richard Long “Introducing the J.P. Morgan Emerging Markets Bond Index Global (EMBI Global)” New York J.P. Morgan Securities Inc. Emerging Markets Research, August 3, 1999.
5. <https://www.jpmorgan.com/country/US/EN/jpmorgan/investbk/solutions/research/indices/product>
6. https://gdc.bancentral.gov.do/Common/public/entorno-internacional//documents//Serie_Historica_Spread_del_EMBI.xlsx
7. Comelli, Fabio- (2012) *Emerging Market Sovereign Bond Spreads: Estimation and Backtesting- International Monetary Fund- Working Paper WP/12/212-* (Washington, International Monetary Fund).
8. Baldacci, Emanuele, Iva Petrova, Nazim Belhocine, Gabriela Dobrescu and Samah Mazraani 2011, “Assessing Fiscal Stress”, IMF Working Paper No. WP/11/100 (Washington, International Monetary Fund)
9. Schaechter, Andrea, et al., 2012, “A Toolkit to Assessing Fiscal Vulnerabilities and Risks in Advanced Economies,” IMF Working Paper No. WP/12/11 (Washington, International Monetary Fund)
10. Candelon, Bertrand, Elena-Ivonia Dumitrescu and Christophe Hurlin, 2012, “How to Evaluate and Early-Warning System: toward a Unified Statistical Framework for Assessing Financial Crises Forecasting Methods”, IMF Economic Review, Vol. 60, No. 1 (Washington, International Monetary Fund).
11. Davenport Tim- (2014)- *Article A Predictive Analytics Primer-* Harvard Business Review – September 2014.
12. https://gdc.bancentral.gov.do/Common/public/entorno-internacional//documents//Serie_Historica_Spread_del_EMBI.xlsx
13. <https://www.invenomica.com.ar/riesgo-pais-embj-america-latina-serie-historica/>
14. J.C. Cosset, J. Roy “Forecasting country risk ratings using a neural network”, Proc. Twenty-Third Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2-5 Jan. 1990.
15. Abry, P.; P. Flandrin, M.S. Taqqu, D. Veitch., “Self-similarity and long-range dependence through the wavelet lens”. Theory and applications of long-range dependence, Birkhäuser, pp. 527-556. 2003.
16. Bardet, J.-M.; G. Lang, G. Oppenheim, A. Philippe, S. Stoev, M.S. Taqqu. “Semi-parametric estimation of the long-range dependence parameter: a survey”. Theory and applications of long-range dependence, Birkhäuser, pp. 557-577. 2003.
17. Bishop, C. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Boston: Springer, 2006.

18. Chow, T.W.S.; Leung, C.T. "Neural network based short-term load forecasting using weather compensation". *Power Systems, IEEE Transactions on*, Vol.11, Iss.4, Nov 1996, Pp. 1736-1742.
19. Dieker, T. *Simulation of fractional Brownian motion*. MSc theses, University of Twente, Amsterdam, The Netherlands. 2004.
20. Espinoza Contreras, Adriana Eliza. *El Caos y la caracterización de series de tiempo a través de técnicas de la dinámica no lineal*. Universidad Autónoma de Mexico. Campus Aragón. 2004.
21. Flandrin, P. "Wavelet analysis and synthesis of fractional Brownian motion" *IEEE Transactions on Information Theory*, 38, pp. 910-917. 1992.
22. Cristian Rodríguez Rivero, Julián Pucheta, Sergio Laboret and Víctor Sauchelli. "Energy associated tuning method for short-term series forecasting by complete and incomplete datasets". *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*. Volume 7, Issue 1, Pages 5-16, ISSN (Online) 2083-2567, DOI: <https://doi.org/10.1515/jaiscr-2017-0001>, 2017.
23. Julián A. Pucheta, Cristian M. Rodríguez Rivero, Martín R. Herrera, Carlos A. Salas, H. Víctor Sauchelli. "Rainfall Forecasting Using Sub sampling Nonparametric Methods" ("Pronóstico de lluvia usando métodos no paramétricos con submuestreo"). ISSN 1548-0992. Pp. 346-350. *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, VOL. 11, NO. 1, FEB. 2013.
http://www.ewh.ieee.org/reg/9/etrans/ieee/issues/vol11/vol11issue1Feb.2013/11TLA1_110Pucheta.pdf.
24. J.R.M. Hosking (1984), Modeling persistence in hydrological time series using fractional brownian differencing *Water Resources Research*, Vol. 20, pp. 1898--1908.
25. <http://www.columbia.edu/~ad3217/fbm/hosking.c>