

UN ENFOQUE ECONOMETRICO AL RIESGO MACROECONÓMICO. UN ANÁLISIS ENTRE PAÍSES.

Jorge Eduardo Carrera (UNLP)
Ana Paula Cusolito (UNLP)
Mariano Félix (PIETTE-CONICET, UNLP)
Demian Panigo (PIETTE-CONICET, UNLP)

Esta versión: Agosto 2000

Resumen

En el presente trabajo se realiza un aporte a la literatura sobre volatilidad y riesgo país para posibilitar la correcta comparación entre países. Presentamos una metodología para evaluar el riesgo que incorpora: detección endógena de quiebres estructurales múltiples diferenciando sus tipos, identificación del tipo de shocks predominante a través del orden de integración fraccional depurado de quiebres estructurales y determinación de la volatilidad ajustada más apta para caracterizar la economía.

Se aplica la metodología al PBI de 9 países desarrollados y 9 emergentes, para el período 1980-1999 con datos trimestrales. Si bien los países desarrollados tienen menos quiebres estructurales que los emergentes, considerarlos es muy relevante en 14/18 países. Esto modifica el cálculo de la persistencia de las series y la volatilidad de las mismas. De la comparación entre un indicador tradicional de riesgo y nuestra propuesta vemos que el 60% de los países cambia el cluster de pertenencia.

Keywords: Risk, Persistence, Cycles, Structural breaks, Volatility, Forecastability, Macroeconomic variables, Cross country analysis.

JEL Classification Numbers: C3, C5, E3

¹jcarrera@isis.unlp.edu.ar

UN ENFOQUE ECONOMETRICO AL RIESGO MACROECONÓMICO.

UN ANÁLISIS ENTRE PAÍSES.

Jorge Eduardo Carrera (UNLP)
Ana Paula Cusolito (UNLP)
Mariano Félix (PIETTE-CONICET, UNLP)
Demian Panigo (PIETTE-CONICET, UNLP)

Esta versión: Agosto 2000

Introducción. La obtención del riesgo en base a la información de datos económicos

El riesgo macroeconómico ha pasado a tener un rol central en modelos que explican la performance de las economías nacionales por lo que en los últimos años se han desarrollado una amplia gama de indicadores, ratings y calificaciones que toman en cuenta este tipo de información. En tales circunstancias sigue siendo relevante recordar que, para el riesgo país debería valer la misma regla que para el riesgo de un activo, esto es, se debe asociar el riesgo macroeconómico de un país con la capacidad de predecir o realizar un pronóstico con la máxima precisión promedio y la mínima incertidumbre de la variable en cuestión, sea este un indicador individual como el PBI o el tipo de cambio o sea una canasta de indicadores.

Existen en la literatura múltiples intentos de aproximar y calcular este riesgo sea para variables individuales, como serían los activos públicos o privados emitidos por el país, sea a nivel global para su aplicación a la calificación del riesgo soberano realizada por las calificadoras internacionales, cuya actividad se ha expandido exponencialmente en la última década, sobre todo por la irrupción de los llamados países emergentes en los mercados de deuda de la OECD (Cantor y Packer, 1995).

En toda la variada producción teórica y empírica reciente sobre el tema podemos encontrar gran cantidad de variables que ayudan a determinar el riesgo en base a diferentes técnicas econométricas.

Así como la volatilidad del precio de un activo financiero es una aproximación al riesgo del mismo, dada la mayor dificultad en pronosticar con precisión su comportamiento futuro (y por ende las ganancias y pérdidas de capital), la volatilidad de la economía es el indicador sintético más comúnmente utilizado para medir el riesgo asociado con invertir financiera o físicamente en dicho país.

Además, al margen de esta asociación directa entre volatilidad, precisión de pronóstico y riesgo, la volatilidad asociada a una economía ha sido un campo tradicional de intenso análisis, encontrándose en muchos casos una significativa evidencia cross country de una asociación entre los efectos de la volatilidad de variables como el producto, el tipo de cambio nominal o real, la Cta. Cte., el déficit fiscal, las variables monetarias, etc. y la evolución macroeconómica de los países.

Sin embargo, el análisis de la relación global entre riesgo y precisión de predicción requiere un uso más exhaustivo de la información proveniente de cada variable y la aplicación de los avances más recientes en la econometría para series temporales.

Para lograr esto, deben evaluarse factores de riesgo adicionales como la probabilidad de que una economía tenga shocks estructurales extraordinarios y la persistencia de los shocks

² jcarrera@isis.unlp.edu.ar

que afectan a dicha economía. Estos son puntos clave para optimizar el uso de la información que podemos obtener en un proceso univariado. Además son un mejor input para un modelo multivariado que relacione al riesgo con un set de variables asociadas y para una estrategia que explote adecuadamente las relaciones de co-integración entre las variables.

El objetivo de este trabajo consiste entonces en realizar un aporte a la literatura sobre riesgo macroeconómico, al construir un indicador de riesgo univariado multidimensional que incorpore al análisis los distintos factores de riesgo que pueden extraerse de una serie de tiempo.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. Luego de esta introducción presentamos a los distintos factores que afectan al riesgo (asociado a la precisión de pronóstico o bondad de ajuste del proceso utilizado para pronosticar el comportamiento futuro de una serie). Luego describimos la metodología que utilizaremos para estimar la significatividad y magnitud de cada uno de dichos factores, poniendo un énfasis especial en la explicación de los test utilizados para obtener los parámetros de persistencia y la información referente a la potencial existencia de quiebres estructurales múltiples en las series. Posteriormente aplicamos la metodología a la evaluación del riesgo macroeconómico de un conjunto de 18 países (9 desarrollados y 9 emergentes) para finalizar con las conclusiones y las referencias bibliográficas.

Principales determinantes del riesgo asociado a la bondad de ajuste o precisión de pronóstico.

Volatilidad

Cuando tratamos con acciones o activos financieros, vemos que la volatilidad mide el riesgo total de la acción, tanto el sistémico como el no sistémico¹. En este sentido la volatilidad es la medida correcta para el poseedor de una cartera diversificada y es, además imprescindible para calcular el valor de opciones, warrants, obligaciones convertibles e instrumentos financieros con opciones incorporadas. Si la volatilidad de una acción es alta, quiere decir que el rendimiento futuro de la acción diferirá mucho del valor esperado. En otras palabras, la volatilidad es un coeficiente que mide el riesgo total de un valor en función de las variaciones históricas respecto a su media. Técnicamente, el cálculo de la volatilidad consiste en obtener la desviación estándar anualizada de la rentabilidad de la acción. La volatilidad se relaciona también con el beta que es el cálculo de la covarianza de la rentabilidades del mercado y de la acción en estudio.

A nivel agregado podemos establecer que el riesgo macroeconómico de un país está relacionado con la incertidumbre para predecir (calcular) sus tasas de crecimiento futuro. Desde un punto de vista extremo si en un país no existiera volatilidad sabríamos el nivel del producto u otra variable macro en el largo plazo. Cuanto más se incrementa la volatilidad más se incrementa nuestra incertidumbre sobre cual va a ser la tasa de crecimiento en los períodos siguientes y sobre cual será el nivel futuro del PBI u otra variable, o conjunto de variables que aproxime el riesgo.

Puesto el riesgo país en términos econométricos, existe una relación directa entre volatilidad de la serie, capacidad de predicción y riesgo asociado. A mayor volatilidad menor precisión en el pronóstico y mayor riesgo.

La justificación de esta relación entre volatilidad, precisión de pronóstico y riesgo se encuentra en las distorsiones existentes en el sector financiero. Un aumento de la volatilidad del producto u otras variables macro relevantes como el TCR, el déficit fiscal, la Cta. Cte., etc. aumentan la dificultad y el costo de monitoreo (verificación de los estados de la naturaleza) y también las probabilidades de que *ceteris paribus* el deudor de ese país caiga

en default por causas macro. Por lo tanto, ante una mayor volatilidad el premio requerido por los mercados internacionales será mayor.

Adicionalmente, Aizenman y Powell (1997) señalan que, bajo determinadas condicionesⁱⁱ, la volatilidad ejerce una significativa influencia negativa sobre la producción, el empleo y el bienestar, lo cual puede ser visto como un factor de riesgo complementario.

Otros estudios empíricos como los de Pindyck y Solimano (1993), Hausmann y Gavin (1995) y Aizenman y Marion (1996) también han encontrado efectos adversos de primer orden de la volatilidad del producto sobre la inversión privada y sobre el crecimiento.

Adhiriendo a este enfoque, tanto el IDB (1995) como Hausmann y Gavin (1995) remarcen la importancia de la volatilidad macroeconómica para explicar la pobre performance de los países latinoamericanos en comparación con los de Asia o los países desarrollados.

Como denominador común de estos trabajos recientes, que son representativos de la relación entre volatilidad y performance macro comparada, vemos comparaciones que miden la volatilidad entre dos regiones con el desvío estándar sin tener en cuenta adecuadamente los quiebres estructurales. Si una región tuvo shocks extraordinarios y la otra no, se puede estar infiriendo erróneamente efectos de la volatilidad que en realidad son causados por los eventos extraordinarios. Obviamente, las políticas aconsejables a los efectos de reducir el riesgo país son, en cada caso, diferentes: políticas estructurales para corregir o amortiguar un shock permanente versus un régimen e instituciones que minimicen la volatilidad nociva en la economía.

Imaginemos dos países A y B con igual volatilidad en la variable de control ($\sigma_A = \sigma_B$) a la cual le aplicamos un shock permanente que produce un cambio permanente (o al menos persistente por varios años) en la tendencia de largo plazo. Con la medición tradicional de la volatilidad tenemos que una región es más volátil que la otra y, por lo tanto, las recomendaciones del trabajo del BID serían copiar de esa economía las instituciones y el régimen de política económica. Con la volatilidad medida en forma correcta, se requeriría una política para compensar el shock permanente y extraordinario.

Se podría hacer un ejemplo aún más extremo donde el país (A) presente una volatilidad base más baja respecto a (B), pero al haber sufrido un shock estructural aparezca como el país más volátil en una medición estándar cuando, en realidad, con una medición correcta sería el menos volátil. Si inferimos recomendaciones de política del país B convertiremos a las economías del tipo de A en más volátiles en vez de menos.

La forma citada de medir la volatilidad es particularmente grave en los estudios panel de o cross section (del tipo de la ecuación de Barro) donde se toman decenas de países durante períodos largos sin tener en cuenta los n posibles shock extraordinarios (positivos o negativos) que han tenido cada uno. Esto lleva a preguntar cuán robustos son estos estudios, a cambios en la estimación de la volatilidad.

La volatilidad regular es un fenómeno permanente e intrínseco a la distribución de probabilidades de la series mientras que un quiebre estructural es un fenómeno extraordinario de grandes dimensiones. Confundirlos o tratarlos en el mismo set up lleva a conclusiones erróneas. Los shocks extraordinarios requieren políticas estructurales para su tratamiento, mientras que la volatilidad se relaciona con la aplicación de políticas contracíclicas o de estabilización macroeconómica.

Por este motivo, el segundo factor de riesgo que puede analizarse a partir de un proceso univariado esta relacionado con la función de distribución de shocks extraordinarios en el componente determinístico (cantidad, tipo y magnitud de los quiebres estructurales).

Quiebres estructurales

La capacidad de predicción econométrica es un instrumento muy importante (no el único) para determinar el riesgo asociado a una economía (variable) bajo análisis. Como hemos visto la volatilidad de la variable en su comportamiento pasado, es usada generalmente como una información central para determinar el riesgo.

Sin embargo, recientes desarrollos econométricos han remarcado el efecto de otros factores como los quiebres estructurales y la persistencia en afectar la capacidad de pronóstico de un modelo econométricoⁱⁱⁱ. La existencia de estos fenómenos con una distribución probabilística particular deteriora la relación usual entre volatilidad, predicción y riesgo.

Hendry y Clements (1998) presentan una taxonomía de las posibles fuentes de error de pronóstico para las series de tiempo:

- 1) cambio en la pendiente
- 2) cambio en la media de equilibrio
- 3) error de especificación en la pendiente
- 4) error de especificación en la media de equilibrio
- 5) estimación de la pendiente
- 6) estimación de la media de equilibrio
- 7) incertidumbre en el origen del pronóstico
- 8) acumulación de errores

La principal conclusión de Hendry y Clements (1999) es que la existencia de quiebres estructurales constituye el principal determinante de los errores de pronóstico. Los quiebres estructurales resaltan una debilidad de los modelos que podría ser explotada por una adecuada estrategia de modelización.

Cuando el quiebre estructural no es "exógeno" al sistema en estudio, sino generado internamente, la mejor solución consiste en intentar modelar el quiebre como parte integrante del proceso generador de datos (DGP). El punto sería que si el investigador tiene variables asociadas a la ocurrencia del quiebre, entonces se podría usar estas variables para predecir los quiebres (McCulloch y Tsay, 1893;. Maddala y Kim, 1998).

En este sentido, la incorporación de los quiebres estructurales al análisis de riesgo (en tanto precisión de predicción) no debe restringirse a su utilización como variable instrumental (que permita calcular de manera más precisa al componente determinístico de largo plazo), sino que también debe evaluarse como factor autónomo de riesgo en tanto la función de distribución de los mismos pueda ser utilizada para evaluar la probabilidad de ocurrencia de futuros quiebres estructurales en la serie evaluada.

Desde el punto de vista macroeconómico, la existencia de quiebres estructurales también constituye un factor de riesgo al incrementar la posibilidad de cambios institucionales. Como planteáramos previamente, los shocks extraordinarios suelen requerir de políticas estructurales, usualmente asociadas con modificaciones en las distintas instituciones que regulan el funcionamiento de los mercados. Esta mayor "inestabilidad institucional" debida a la existencia de quiebres estructurales significativos debe ser incorporada a la función de riesgo que analiza el inversor.

Persistencia

En Hendry y Clements (1999) se presenta una comparación de la bondad de ajuste y la precisión de pronóstico de dos modelos alternativos: un random walk (RW) y un modelo con

tendencia determinística lineal (LT). El modelo de RW muestra que la incertidumbre predictiva, dada por el intervalo de predicción al 95%, es mucho mayor que para el LT^{iv}.

Por lo tanto, el grado de persistencia de los shocks regulares es también una variable crucial para determinar el riesgo macroeconómico. Afecta a la precisión de pronóstico al ser un indicador de la duración de los desvíos de la serie respecto a la tendencia de largo plazo proyectada. Cuanto más persistentes sean los shock, más tiempo demorará la serie en revertir a la tendencia y, por lo tanto, menos precisos serán los pronósticos a largo plazo basados en el componente determinístico.

Para mostrar el impacto de la incertidumbre de estimación sobre la precisión de pronóstico podemos comparar un modelo simple para una serie I(0), una serie I(1) y una serie estacionaria en torno a una tendencia determinística (Hendry y Clements, 1998, 1999).

Sea:

$$y_t = \mu_t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde y_t es un proceso integrado fraccionalmente con $|\rho| < 1$ y $\varepsilon_t \sim IN[0, \sigma_\varepsilon^2]$.

El forecast para 1 período con parámetros μ y ρ conocidos y condicional a la información disponible en $T+1$ es:

$$\hat{y}_{T+1} = \mu + \rho \hat{y}_T = \mu_h + y_T \quad (2)$$

Se puede demostrar que la varianza del error de forecast para un forecast de h períodos tomado desde el período T , es

$$V[\varepsilon_{T+h}] = V[y_{T+h} | y_T] = \sigma_\varepsilon^2 \frac{(1 - \rho^{2h})}{(1 - \rho)} \quad (3)$$

en el caso en que son conocidos los parámetros. Esta varianza converge a la varianza no condicional del proceso cuando $h \rightarrow \infty$.

Cuando la serie es I(1) en la serie representada anteriormente $|\rho| = 1$ siendo:

$$y_t = \mu_t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

con $\varepsilon_t \sim IN[0, \sigma_\varepsilon^2]$

El pronóstico para h períodos, para parámetros conocidos y condicional a la información disponible en T es:

$$\tilde{y}_{T+h} = \mu + y_{T+h-1} = \mu_h + y_T \quad (5)$$

Para un pronóstico de h períodos tomado desde el período T , se puede demostrar que cuando la serie es correctamente un proceso I(1) la varianza del error de pronóstico es

$$V[\hat{e}_{T+h}] = h(\sigma_\varepsilon^2 + hV[\hat{\mu}]) \cong h\sigma(1 + \frac{h}{T}) \quad (6)$$

Si T y h tienden a infinito

$T = Ah^K$ con $K > 0$, entonces

$$V[\hat{e}_{T+h}] \cong h\sigma(1 + A^{-1}h^{1-K}) = V_{ds} \quad (7)$$

Por último debemos comparar que ocurre con un proceso generador de datos estacionario en tendencia es:

$$y_t = \phi + \gamma t + u_t \quad (8)$$

$$u_t \sim N[0, \sigma_u^2]$$

El pronóstico para h períodos para parámetros conocidos y condicional a la información disponible en T es

$$\hat{y}_{T+h} = \phi + \gamma(T + h) \quad (9)$$

Si T y h tienden a infinito, $T = Ah^K$ con $K > 0$, entonces la varianza multiperíodo del error es

$$V[\hat{e}_{T+h}] \cong \sigma_u^2 (1 + 4A^{-1}h^{-K} + 12A^{-2}h^{1-2K} + 12A^{-3}h^{2-3K}) = V_{ts} \quad (10)$$

Para comparar fácilmente el modelo estacionario en tendencia (TS) con el modelo estacionario en diferencias (DS) podemos calcular el ratio entre ambas varianzas donde eliminamos T usando $T = Ah^K$ con $K > 0$.

$$\frac{V_{ds}}{V_{ts}} = \frac{h(A^{-1}h^{2-K})}{\sigma_u^2 (1 + 4A^{-1}h^{-K} + 12A^{-2}h^{1-2K} + 12A^{-3}h^{2-3K})} \quad (11)$$

Cuando $h \rightarrow \infty$, $V_{ds} / V_{ts} \rightarrow \infty$. Cuando permitimos crecer a T como h no importa a que velocidad siempre que $K \neq 0$, $V_{ds} / V_{ts} \rightarrow \infty$. Por lo tanto, la varianza del error de pronóstico del modelo estacionario por diferenciación (DS) explota respecto a la del TS.

De esta manera podemos observar que, a mayor persistencia en los shocks, menor confiabilidad en el pronóstico. Tanto menor cuanto mas largo es plazo al cual se realiza el pronóstico.

Desde la perspectiva macroeconómica, suele señalarse que persistencia de los shocks que golpean a la economía incrementan la probabilidad de histéresis en un conjunto de variables que inciden sobre la capacidad de crecimiento a largo plazo. Bajo esta línea argumental suele plantearse que los shocks duraderos pueden afectar severamente a la acumulación de capital físico y humano, deteriorando las condiciones básicas para un crecimiento sostenido.

Conjugando el análisis econométrico con el macroeconómico resulta ostensible la necesidad de incorporar al análisis de riesgo algún indicador de persistencia de los shocks regulares a los efectos de identificar el verdadero proceso generador de los datos, y obtener una medida más precisa de la confiabilidad de pronóstico para cada serie.

Aspectos metodológicos para la determinación del riesgo macroeconómico asociado a una variable o indicador

Existen múltiples formas de calcular el riesgo macroeconómico de un país. A modo de ejemplo se puede señalar que Erb, Harvey y Viskanta (2000) toman cinco indicadores complementarios de riesgo (International Country Risk Guide's political risk, Financial risk, Economic risk, Composite risk indices y Institutional Investor's country ratings), para clasificar a una muestra de más de 130 países. Los autores encuentran que las distintas medidas se hallan correlacionadas y que el riesgo financiero contiene la mayor información acerca del comportamiento futuro de los retornos.

Sin embargo, cada uno de los indicadores utilizados en el trabajo de Erb *et al* (2000) es en principio multivariado ya que incluye un conjunto de variables explicativas que, luego de ponderadas, se utilizan para construir el índice en cuestión.

Para proceso univariados, el indicador de riesgo macroeconómico más usual es la volatilidad real del producto^{vi} u otra variable relevante del sector real o financiero. La econometría de las series de tiempo ha generado recientemente varios instrumentos aptos para realizar inferencia de riesgo basados en la volatilidad a través de la metodología ARCH.

Dentro de la gama ARCH, el tipo GARCH (Bollerslev, 1986) tiene en cuenta el orden de integración (persistencia) de las variables, pero no los quiebres estructurales y por ende le atañen problemas similares a los de los test tradicionales de raíces unitarias^{vii}. El SWARCH (Hamilton y Susmel, 1992) sí capta el quiebre pero no toma el quiebre en sí mismo como input, por lo que su performance predictiva no es la mejor para evaluar el riesgo global (total) de la serie.

En estos modelos, la eficiencia informativa sobre la “verdadera” varianza es adecuada. Pero no incorpora los quiebres estructurales (cantidad, tipo y magnitud) a la evaluación del riesgo global de la variable.

Este riesgo se podría reflejar en un indicador de riesgo macroeconómico univariado multidimensional. Tal indicador es mucho más ambicioso (ya que lo incluye y lo excede) que el objetivo de calcular una forma más ajustada de la volatilidad de una variable. Este es un índice apto para la comparación entre países ya que se podría tomar tanto a la media de la muestra como al país central en los mercados financieros como referencia comparativa.

Si se desea obtener este indicador, debe tenerse una apreciación adecuada de cuál es la mejor aproximación a la tendencia de largo plazo de la economía con el objeto de optimizar el pronóstico de la serie.

Para ello, es importante separar los quiebres en tendencia o constante que signifiquen tanto una alteración espuria de la volatilidad cuanto una mala especificación del comportamiento de largo plazo que representa la tendencia. Conocer los quiebres estructurales también permitirá determinar correctamente el nivel de integración del proceso generador de los datos incluyendo la posibilidad de integración fraccional.

En resumen, un indicador de riesgo macroeconómico univariado multidimensional debería brindar al evaluador o inversor información sobre: 1) la distribución de los shocks en la expectativa de crecimiento (shocks en tendencia), 2) la distribución de shock abruptos en el nivel de la serie (cambios en la constante), 3) el parámetro de persistencia de los shocks regulares y 4) la volatilidad cíclica de la serie depurada del efecto que ejercen sobre ella los quiebres estructurales.

Nuestro procedimiento consiste en una secuencia de herramientas complementarias destinadas a obtener una mejor determinación del comportamiento de la variable asociada al riesgo macroeconómico de un país. Los pasos a seguir son los siguientes:

Identificación y estimación de los factores de riesgo de cada serie

Consiste en:

- 1) Desestacionalizar y logaritmizar la serie, usando el procedimiento X-11 ARIMA y el logaritmo natural respectivamente.
- 2) Determinar los quiebres estructurales en forma endógena aplicando la metodología propuesta por Bai y Perron (1998,a,b), y utilizando el procedimiento Break.src para GAUSS desarrollado por el mismo Perron. Debido a que implican errores de predicción de diferentes características, se diferencian los quiebres que afectan a la constante de los que cambian la tendencia.
- 3) Calcular el grado de persistencia de las series mediante el estudio de la integración fraccional usando la metodología ARFIMA, tomando las series depuradas de quiebres estructurales. Los test de integración fraccional utilizados son los desarrollados por Sowell (1992a), quien aplica el método de máxima verosimilitud para estimar el parámetro de interés^{viii}.
- 4) Calcular la volatilidad común y corregida por quiebres estructurales. En base a la tendencia que mejor represente el comportamiento de largo plazo de la serie, se puede obtener el ciclo y sobre el mismo calcular la volatilidad pura de la misma.

Clasificación de los países según los distintos indicadores de riesgo macroeconómico univariado y comparación de las metodologías de agrupamiento alternativas:

Consiste en:

- 1) Rankear los países de acuerdo al grado de estabilidad estructural en media.
- 2) Rankear los países de acuerdo al grado de estabilidad estructural en tendencia.
- 3) Rankear los países de acuerdo a la persistencia de los shocks.
- 4) Rankear los países de acuerdo a la volatilidad cíclica ordinaria (para simular los resultados de la metodología tradicional).
- 5) Rankear los países de acuerdo a la volatilidad cíclica corregida por quiebres estructurales.
- 6) Construir un indicador de riesgo univariado multidimensional^{ix}.
- 7) Agrupar en clusters de acuerdo a la volatilidad cíclica ordinaria (para ver los resultados que se obtendrían a partir de la metodología tradicional).
- 8) Agrupar en clusters de acuerdo a estabilidad estructural en media y tendencia, persistencia (corregida) de los shocks y volatilidad cíclica corregida.
- 9) Agrupar en clusters de acuerdo al indicador de riesgo macroeconómico univariado multidimensional.
- 10) Comparar los resultados de la metodología tradicional con la que surge de utilizar el indicador de riesgo macroeconómico univariado multidimensional.

Las innovaciones metodológicas más importantes consisten en la implementación de test para quiebres estructurales múltiples y la estimación de parámetros de integración fraccional para evaluar la persistencia de los shocks que afectan a las distintas series. En ambos casos, la innovación permite identificar con mayor precisión el verdadero proceso generador de los datos, al estimar de manera más apropiada, el componente determinístico de las series y la "memoria" de las perturbaciones estocásticas regulares. Como un todo, la metodología alternativa permite evaluar de manera más adecuada cual es la precisión de pronóstico potencial intrínseca en cada serie, y por lo tanto una aproximación más precisa al riesgo estimado a partir de un proceso univariado.

A continuación presentamos una breve descripción de las innovaciones metodológicas señaladas para facilitar la comprensión de los resultados hallados en la aplicación empírica.

Determinación endógena de múltiples quiebres estructurales

El procedimiento elaborado por Bai y Perron (1998) se utiliza para determinar la cantidad de quiebres estructurales que presenta una serie, identificar las fechas de quiebre y estimar la magnitud de cada quiebre en constante y tendencia.

La metodología implementada posee un campo extenso de aplicación; ya que puede ser utilizada para modelos de cambio estructural puro o parcial. Los modelos puros son aquellos que contienen exclusivamente regresores cuyos coeficientes cambian en el tiempo, mientras que los parciales admiten la existencia de, al menos, un regresor cuyo coeficiente es invariante.

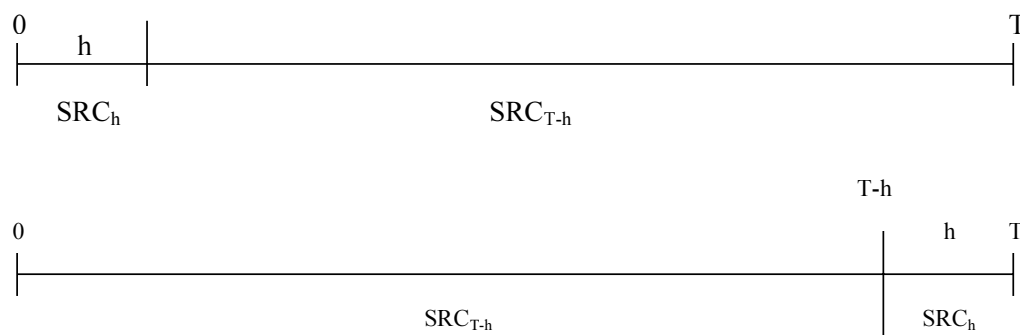
El mecanismo para detectar los momentos de quiebre en una serie se basa en un algoritmo cuya función es la de encontrar los puntos T_i^* de esta que son los minimizadores globales de las sumas de residuos al cuadrado que han sido previamente calculadas en base a los datos de la muestra.

Antes de proceder a la explicación de cómo funciona el algoritmo se deben especificar ciertos parámetros que caracterizan al procedimiento, entre ellos definimos a “ h ”, como el mínimo número de observaciones que se admiten en cada segmento en los que la muestra es dividida. También es imprescindible determinar el grado de robustez del procedimiento aplicado, el que está asociado con la existencia o no de heterocedasticidad y autocorrelación entre los residuos de cada segmento.

En particular, se puede permitir que las distribuciones de los errores sean diferentes para distintos regímenes, o se puede imponer la restricción de una estructura común en éstos a lo largo de toda la serie.

Se comienza evaluando la partición óptima de la serie permitiendo solamente un quiebre. Esto se realiza para todas las particiones que la muestra admite, respetando la especificación de que cada segmento debe contener una extensión mínima de h observaciones. De esta manera se tiene una partición cuyo rango va desde h hasta $T-mh$ con m el número de quiebres predeterminado, (para esta primera etapa $m=1$). Posteriormente se obtienen las sumas de residuos al cuadrado (SRC) para cada uno de los segmentos generados con la partición, los que en conjunto determinan la SRT de esa partición. Así el primer paso finaliza cuando se recopila un conjunto de $T-(m+1)h+1$ particiones con un solo quiebre junto con sus respectivas SRT.

Una ilustración gráfica puede servir para comprender mejor esta primera etapa del proceso.



$$SRT = SRC_h + SRC_{T-mh}$$

El procedimiento continúa permitiendo 2 quiebres en toda la serie. Esta segunda especificación divide a la muestra en 3 segmentos y en cada uno de éstos se calcula la SRC para poder determinar la SRT asociada a esa partición. El resultado es un conjunto de $T-(m+1)h+1$ particiones cada una con dos quiebres y una SRT asociada. Los momentos finales para este tipo de particiones pertenecen a un rango que se extiende desde $3h$ hasta $T-(m-2)h$.

El método avanza secuencialmente hasta tener un set de $T-(m+1)h+1$ particiones óptimas con $(m-1)$ quiebres y sus SRT las que fueron calculadas a partir de los m regímenes que presenta cada partición. Se prosigue analizando cuál de estas particiones con $(m-1)$ quiebres tiene la mínima SRT cuando se combina con un segmento adicional. El método puede ser visto como la actualización secuencial de $T-(m+1)h+1$ segmentos con particiones óptimas que tienen $1, 2, \dots, (m-1)$ quiebres. En el último paso simplemente se crea una partición óptima con m quiebres.

Luego de estimar la cantidad óptima de quiebres estructurales se debe implementar una metodología que permita identificar las fechas de quiebre apropiadas.

Para ello existe una amplia variedad de test entre los cuales podemos mencionar los test F del método Bayesiano^x y otros test F de la misma clase como son el $UD_{\max} F_i$ y el

WDmáx F_i (versiones ponderadas de otros test similares, elaborados por Bai y Perron, 1998a).

En nuestro caso utilizamos un test secuencial diseñado por Bai y Perron (1998a) dado que su aplicación es simple y su comprensión es sencilla. El test sirve para confrontar la H_0 de que una serie contiene " λ " quiebres frente a la H_A de que el parámetro del modelo es " $\lambda + 1$ ".

El estadístico de prueba que se utiliza para determinar si se acepta o no la H_0 se basa en la comparación de la suma de residuos al cuadrado bajo los dos modelos especificados.

El test rechaza H_0 en favor de un modelo con $(\lambda + 1)$ quiebres si el valor de la suma de residuos al cuadrado del conjunto de segmentos en los que un quiebre adicional es introducido es lo suficientemente más pequeña que la suma de residuos al cuadrado de un modelo con λ cambios estructurales.

El programa calcula secuencialmente el estadístico SupF $(\lambda + 1/\lambda)$ partiendo del supuesto de que la serie no presenta ningún quiebre. El test finaliza cuando ya no es posible rechazar la H_0 de un modelo con λ quiebres.

Este test posee dos virtudes importantes a los fines de su aplicación: i) no se requiere que los momentos de quiebre T_i^* utilizados para computar los valores del F sean minimizadores globales; ii) el test sirve aún cuando el período de trimming^{xi} en los dos modelos comparados (λ y $(\lambda + 1)$ quiebres) no sea el mismo.

Persistencia e integración fraccional. Análisis de la memoria de los shocks a partir de modelos ARFIMA.

A lo largo de la última década, ha habido un creciente interés en la investigación del grado de integración de las series de tiempo macroeconómicas, así como en la medición de la persistencia de los shocks. En este sentido, mucho trabajo ha sido desarrollado con los modelos de clase ARIMA (ver, por ejemplo, casi toda la literatura de raíces unitarias).

Sin embargo, en años recientes varios econométristas han argumentado que los modelos ARIMA son muy restrictivos. Por ejemplo, Sowell (1992b) señala que los modelos ARIMA tienden a ajustar básicamente las propiedades de corto plazo de los datos y por lo tanto pueden proveer estimaciones erróneas de las propiedades de largo plazo.

Los modelos ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) proveen una alternativa a los modelos ARIMA. Estos modelos permiten que una serie presente comportamiento ARMA luego de ser diferenciado de manera fraccional. Granger y Joyeux (1980) y Hosking (1981) propusieron el uso de modelos ARFIMA para modelar procesos con "memorias largas". Algunas propiedades teóricas de estos procesos estocásticos pueden ser encontrados en Beran (1994), Brockwell y Davis (1991) y Odaki (1993) En el contexto de la econometría aplicada, Sowell (1992b) describe como el componente ARMA puede recuperar el comportamiento de corto plazo, mientras el componente fraccionalmente diferenciado recupera el comportamiento de largo plazo.

Un proceso ARMA ($p; q$) (estacionario e invertible) es formalmente un caso especial de un proceso ARFIMA ($p; d; q$) (también estacionario e invertible), con un valor $d = 0$ para el parámetro de integración fraccional.

La función de autocorrelación de un proceso ARFIMA puede mostrarse que decae a una tasa hiperbólica para valores de d distintos de cero, la cual es mucho más reducida que la tasa geométrica asociada a los procesos ARMA estacionarios.

La alternativa de un proceso con integración fraccional coloca el debate entre la estacionariedad ($d = 0$) y la raíz unitaria ($d = 1$) en otra perspectiva, a la vez que elimina la

necesidad de elegir uno de esos dos casos especiales, correspondientes a grados de integración enteros en el contexto de modelos ARIMA. En tanto y en cuanto $d \in (0, 0.5)$, y_t (la variable dependiente) será estacionaria en torno a una tendencia determinística (con memoria larga). En este caso, el valor límite de las funciones de impulso es 0, implicando que los shocks no tienen efectos permanentes. Por el contrario, para $d \in (0.5, 1.5)$ la serie diferenciada, Δy_t , será estacionaria, con una memoria intermedia para $d < 1$ y una memoria larga para $d > 1$. Aquí, los shocks del pasado tienen efectos permanentes en la serie pero la serie diferenciada es estacionaria con una función de covarianza de memoria larga.

El uso de modelos ARFIMA se ha incrementado notablemente entre los investigadores empíricos (ver, entre otros, Baillie, Chung y Tieslau (1992), Diebold y Rudebusch (1989, 1991), Cheung (1993), Cheung y Lai (1993)). Virtualmente todos estos trabajos han sido realizados utilizando técnicas estadísticas no Bayesianas.^{xii} Las técnicas más comúnmente utilizadas pueden dividirse en tres categorías:

- (i) Máxima verosimilitud (Sowell (1992a));
- (ii) Máxima verosimilitud aproximada (Baillie y Chung (1992), Li y McLeod (1986) o Fox y Taqqu (1986)); y
- (iii) Procedimientos en dos etapas (Geweke y Porter-Hudak (1983) o Janacek (1982)).

En este trabajo testeamos el grado de integración de las series a partir de la metodología (i). Partimos de la siguiente ecuación, que surge de una representación $MA(\infty)$:

$$y_t = (1 - L)^{-d} \psi(L) \varepsilon_t \quad (12)$$

Multiplicando ambos lados de la ecuación por $1 - L$ (equivalente a aplicar la primera diferencia a y_t) tenemos

$$\Delta y_t = (1 - L)y_t = (1 - L)(1 - L)^{-d} \psi(L) \varepsilon_t \quad (13)$$

que puede transformarse en:

$$(1 - L)^{d-1} \Delta y_t = \psi(L) \varepsilon_t \quad (14)$$

En conclusión, para determinar el grado de integración de la serie y_t testeamos (a partir del método de máxima verosimilitud propuesto por Sowell, 1992a) la hipótesis nula de que $d=1$, y que por lo tanto la serie es integrada de orden 1 (estacionaria en primeras diferencias), contra la hipótesis alternativa de que sea $d \neq 1$.

Aplicación empírica

La propuesta metodológica presentada en este trabajo se aplicó a un conjunto de países pretendiendo calcular y comparar el riesgo macroeconómico cross-country. Para la muestra se consideraron 18 países, 9 desarrollados y otros tantos emergentes (Argentina, Australia, Brasil, Canadá, Chile, Corea, España, Filipinas, Francia, Indonesia, Italia, Japón, Malasia, México, Reino Unido, Suecia, Tailandia y USA). Los datos de PBI utilizados son trimestrales. La muestra consta de 80 observaciones trimestrales para el período comprendido entre 1980:1-1999:4 y lo que sigue se presentan algunos resultados

Los principales resultados de la aplicación realizada los discutiremos, primero en forma individual para cada indicador y luego en forma conjunta comparando el riesgo en nuestra muestra de 9 países emergentes y 9 países desarrollados.

Quiebres estructurales

En la tabla 1 presentamos los resultados del test secuencial para quiebres estructurales múltiples de Bai y Perron (1998) para los 18 países analizados. Al permitir la selección endógena de más de un quiebre estructural encontramos que ocho países (4 desarrollados y 4 emergentes) presentan shifts determinísticos múltiples. Este resultado confirma la importancia de testear por múltiples quiebres estructurales endógenos en series temporales macroeconómicas, tal como plantean Bai y Perron (1999). También verifica que no existe una relación unívoca entre nivel de desarrollo y la probabilidad de ocurrencia de quiebres estructurales.

De los 10 países restantes sólo en 4 no se hallaron quiebres significativos: EEUU, Italia, Australia y Brasil. En los 6 restantes se encontró un quiebre estructural.

En el quinquenio 1986-1991 se concentra la mayor cantidad de quiebres estructurales (11/22). La distribución geográfica de los quiebres muestra que es Asia la región que concentra la mayor cantidad de cambios en tendencia o constante (10/22). Estos países son, adicionalmente, los que muestran los quiebres de mayor magnitud. Especialmente en la constante.

El shock máximo está representado por la caída en el producto potencial de Indonesia cercana al 23%. Es llamativo también que Chile presenta el mayor quiebre estructural en tendencia para 1984.

**Tabla 1. Quiebres estructurales en el componente determinístico de las series.
Determinación del número óptimo, las fechas de ocurrencia y la magnitud de los cambios**

País	Quiebre número	Valor F(I+I/I)	F crítico	N° de quiebres óptimo	Fecha de Quiebre	Intervalo de confianza al 90%	Var % en la constante	Var % en la tendencia
Argentina	1	67,2	11,47	2	ii 91 //Obs.46	45-47	7,6%	1,7%
	2	35,5	11,47		i 95 //Obs.61	60-62	-8,9%	-0,4%
Australia	1	3,2	11,47	0				
Brasil	1	3,8	11,47	0				
Canadá	1	16,4	11,47	1	iii 90 //Obs.43	41-44	-8,4%	-0,1%
	2	10,5	11,47					
Chile	1	3402,5	11,47	1	iv 84 //Obs.20	18-21	-0,8%	2,3%
	2	10,4	11,47					
Corea	1	53,6	11,47	1	ii 95 //Obs.62	60-63	1,0%	-1,5%
	2	6,7	11,47					
España	1	1397,8	11,47	2	ii 84 //Obs.18	16-19	-0,7%	0,6%
	2	332,6	11,47		ii 87 //Obs.30	29-30	5,3%	-0,3%
Filipinas	1	601,8	11,47	1	iv 84 //Obs.20	18-21	-14,4%	0,3%
	2	3,2	11,47					
Francia	1	31,6	11,47	2	iv 84 //Obs.20	18-21	-0,2%	0,4%
	2	15,0	11,47		iv 87 //Obs.32	31-33	3,9%	-0,2%
Indonesia	1	108,4	12,25	2	ii 88 //Obs.34	32-35	-0,4%	0,5%
	2	180,5	12,25		iv 97 //Obs.72	71-72	-22,6%	-1,6%
Italia	1	7,0	11,47	0				
Japón	1	33,1	11,47	2	i 87 //Obs.29	27-30	0,3%	0,4%
	2	19,5	11,47		i 90 //Obs.41	39-42	3,2%	-1,0%
Malasia	1	14,8	12,25	2	ii 90 //Obs.42	41-43	5,2%	0,8%
	2	273,1	12,25		iv 97 //Obs.72	70-73	-13,2%	-0,9%
México	1	44,6	11,47	1	ii 86 //Obs.26	23-29	-4,6%	0,5%
	2	9,0	11,47					
Reino Unido	1	15,5	11,47	2	iv 82 //Obs.12	10-13	1,6%	0,8%
	2	18,1	11,47		iv 90 //Obs.44	42-45	-8,3%	-0,2%
Suecia	1	19,1	11,47	1	i 92 //Obs.49	48-49	-9,6%	0,05%
	2	6,6	11,47					
Tailandia	1	81,6	12,25	2	i 88 //Obs.34	32-35	10,0%	0,7%
	2	18,0	12,25		ii 97 //Obs.70	68-71	-18,9%	-2,2%
USA	1	5,2	11,47	0				

Persistencia

Los resultados para la persistencia de los shocks macroeconómicos han sido obtenidos a partir de la implementación de los test de integración fraccional que aplican el método de máxima verosimilitud descrito en Sowell (1992), discutidos en la sección metodológica. Los mismos se presentan sintéticamente en la siguiente tabla:

Tabla 2. Persistencia de los shocks macroeconómicos

País	Test de integración fraccional				Test de integración fraccional (corregido por quiebre estructural)			
	AR	MA	Prob. d=1	d	AR	MA	Prob. d=1	d
Argentina	3	2	0,34	1,00	3	3	0,02	0,18
Australia	3	2	0,21	1,00	3	2	0,21	1,00
Brasil	3	2	0,00	0,07	3	2	0,00	0,07
Canadá	3	2	0,12	1,00	3	2	0,12	1,00
Chile	3	3	0,74	1,00	3	3	0,50	1,00
Corea	0	0	0,63	1,00	3	2	0,96	1,00
España	3	2	0,61	1,00	1	0	0,71	1,00
Filipinas	3	2	0,88	1,00	2	0	0,57	1,00
Francia	0	0	0,02	1,23	3	3	0,09	1,00
Indonesia	2	2	0,62	1,00	3	3	0,79	1,00
Italia	3	2	0,00	0,32	3	2	0,00	0,32
Japón	2	2	0,00	1,26	3	2	0,00	0,23
Malasia	2	2	0,78	1,00	0	3	0,76	1,00
México	1	2	0,21	1,00	1	0	0,00	0,28
Reino Unido	3	2	0,01	0,62	3	3	0,00	0,30
Suecia	2	0	0,05	1,27	1	0	0,13	1,00
Tailandia	3	3	0,01	0,46	3	3	0,01	0,42
USA	3	3	0,43	1,00	3	3	0,43	1,00

Observamos que al incorporar los quiebres estructurales se reduce la persistencia de los shocks en todas las series que presentan shifts determinísticos, siendo el caso más impactante el de Japón. El parámetro de persistencia de este país pasa de 1.26 (lo que implicaría memoria larga aún para la primera diferencia de la serie) a 0.23, esto representa una serie estacionaria con memoria larga en el nivel.

Al 5% de significatividad, sin tomar en cuenta los quiebres estructurales, los tests de integración fraccional desarrollados para las distintas series no permiten rechazar la hipótesis nula de $d=1$ para la mayoría de ellas (11/18). De los siete países restantes, tres de ellos tienen memoria larga en la tasa de crecimiento y los restantes en el nivel de la serie.

Al incorporar los quiebres estructurales el principal resultado es que ningún país presenta shocks duraderos en la tasa de crecimiento del producto (para ningún país $d>1$).

Junto a Japón los países más sensibles a la incorporación de los quiebres en el análisis de persistencia son: Suecia, Francia, México y Argentina. Este último país y Brasil son los que presentan los shocks menos persistentes de toda la muestra analizada.

Volatilidad

El indicador de volatilidad utilizado es el desvío estándar del ciclo económico. Este último ha sido calculado de manera tradicional (como la diferencia entre la series desestacionalizada y su tendencia lineal) y corregido por quiebres estructurales múltiples.

Al igual que la persistencia, la modelización apropiada de los quiebres estructurales reduce cualquier indicador de volatilidad. Esto implica que también caiga el rango de variación de los indicadores de volatilidad para las distintas observaciones de la muestra.

Tabla 3. Volatilidad del ciclo macroeconómico.

País	Tendencia lineal	Tendencia lineal con quiebre estructural
	Desvío Estándar del ciclo	Desvío Estándar del ciclo
Argentina	8,30%	3,20%
Australia	2,20%	2,20%
Brasil	4,40%	4,40%
Canadá	3,09%	1,99%
Chile	9,50%	4,39%
Corea	5,68%	2,82%
España	2,62%	1,05%
Filipinas	5,53%	2,55%
Francia	1,83%	1,18%
Indonesia	7,07%	1,49%
Italia	1,96%	1,96%
Japón	4,31%	1,12%
Malasia	5,53%	2,09%
México	4,21%	2,81%
Reino Unido	2,60%	1,16%
Suecia	3,04%	1,72%
Tailandia	8,84%	2,52%
USA	2,16%	2,16%

Nota: Los países para los cuales el test de Bai y Perron (1998) no encontró quiebres estructurales presentan la misma volatilidad en ambas columnas debido a que se asume la misma tendencia implícita en el proceso generador de los datos.

Del análisis comparativo de los desvíos estándar de las series, obtenidos a partir de una tendencia lineal con y sin quiebres estructurales en constante y/o pendiente, hallamos que los países que más reducen su volatilidad son los asiáticos.

Los países con mayor volatilidad cíclica calculada en forma normal son: Chile, Tailandia y Argentina. Cuando incorporamos los quiebres estructurales, los tres mayores indicadores de volatilidad corresponden a Chile, Brasil y Argentina.

En el extremo opuesto encontramos inicialmente a Francia, Italia y Estados Unidos. Al corregir por quiebres estructurales los países menos volátiles son: España, Japón y Reino Unido.

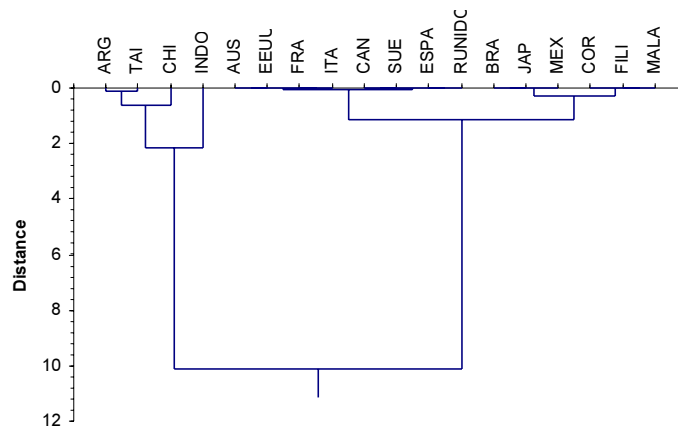
Indicador de riesgo multivariado y análisis de clusters

En base a los resultados obtenidos para los cuatro factores previamente analizados, construimos un indicador de riesgo macroeconómico univariado multidimensional que utilizamos para agrupar los países en cuatro clusters a partir de una medida de similitud basada en la distancia euclídeana equiponderada de los distintos factores de riesgo. Para ello se hace uso de la metodología de clusters^{xiii}.

Si realizáramos un análisis de riesgo tradicional centrado exclusivamente en la volatilidad cíclica del producto, los resultados del agrupamiento en cuatro clusters pueden resumirse en la Tabla 4. Todos los países desarrollados, a excepción de Japón entran en la categoría de menor riesgo. Los países emergentes se dividen entre las tres categorías restantes, siendo Chile, Tailandia y Argentina los que quedan agrupados en la categoría de mayor riesgo.

Tabla 4. Agrupamiento de los países analizados según distintos tipos de riesgo

Tipo de riesgo	Muy bajo	Bajo	Moderado	Elevado
Volatilidad cíclica ordinaria	Australia, Canadá, USA, España, Francia, Italia, Reino Unido y Suecia.	Brasil, Corea, Filipinas, Japón, México y Malasia	Indonesia	Argentina, Chile y Tailandia



DENDOGRAMA POR VOLATILIDAD

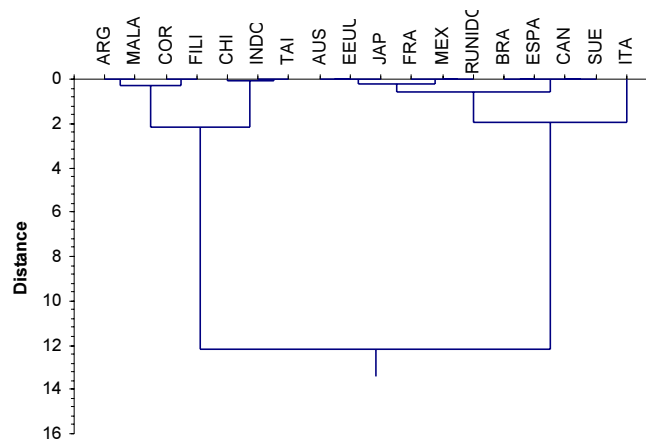
Cuando incorporamos los cuatro factores para obtener un indicador de riesgo univariado multidimensional los resultados sufren significativas modificaciones.

Con esta metodología el único país que puede incluirse en la categoría de riesgo muy bajo es Italia. En el segundo grupo (riesgo bajo a moderado) se encuentran el resto de los países desarrollados, México y Brasil.

El cluster que agrupa a los países con mayor riesgo es similar al obtenido en el análisis tradicional (que utiliza sólo la volatilidad cíclica como factor de riesgo) aunque se verifica un intercambio de categoría entre Argentina, que baja su riesgo relativo, e Indonesia, que lo sube.

Tabla 5. Agrupamiento de los países analizados según distintos tipos de riesgo (indicadores de persistencia y volatilidad corregidos por quiebres estructurales)

Tipo de riesgo	Muy bajo	Bajo	Moderado	Elevado
Riesgo por persistencia	Argentina, Brasil y Japón	Italia, México y el Reino Unido	Tailandia	Australia, Canadá, Chile, Corea, USA, España, Filipinas, Francia, Indonesia, Malasia y Suecia
Riesgo por volatilidad	Australia, Canadá, USA, España, Francia, Indonesia, Italia, Japón, Malasia, Reino Unido y Suecia.	Corea, Filipinas, México y Tailandia	Argentina	Brasil y Chile
Riesgo estructural 1 (cambio en constante)	Australia, Brasil, Chile, Corea, USA, España, Francia, Italia, Japón y México.	Canadá, Reino Unido y Suecia	Argentina, Filipinas y Malasia	Indonesia y Tailandia
Riesgo estructural 2 (cambio en tendencia)	Australia, Brasil, Canadá, USA, Filipinas, Francia, Italia, México y Suecia.	España, Japón y Reino Unido	Argentina, Corea, Indonesia y Malasia	Chile y Tailandia
Riesgo multidimensional	Italia	Australia, Brasil, Canadá, USA, España, Francia, Japón, México, Reino Unido y Suecia.	Argentina, Corea, Filipinas y Malasia	Chile, Indonesia y Tailandia.



DENDOGRAMA MULTIDIMENSIONAL

Si diseñamos una matriz de transición para ver el cambio entre cluster comparando las diferentes metodologías, podemos observar que existe una notable influencia del indicador de riesgo elegido para la clasificación de los países. Esto se desprende del hecho de que la diagonal principal de la matriz de transición presentada en la tabla 6 (que incluye a aquellos países que no cambian de grupo al modificar el indicador de riesgo) solamente abarca al 34% de los casos analizados. En otras palabras, al utilizar el indicador univariado multidimensional se altera el ordenamiento relativo de riesgo de más del 60% de los países.

Tabla 6. Matriz de transición de agrupamientos entre los clusters obtenidos a partir del indicador de riesgo multidimensional, común y corregido por quiebre estructural.

		Clusters obtenidos a partir del indicador de riesgo univariado multidimensional				
		Muy bajo	Bajo	Moderado	Elevado	Casos por fila
Clusters obtenidos a partir de la volatilidad cíclica no corregida por quiebre estructural	Muy bajo	6%	39%	0%	0%	8
	Bajo	0%	17%	17%	0%	6
	Moderado	0%	0%	0%	6%	1
	Elevado	0%	0%	6%	11%	3
	Casos por columna	1	10	4	3	18

Nota: Los distintos elementos de la matriz representan el porcentaje de países (respecto al total de la muestra analizada) que siendo agrupados en el cluster i a partir del indicador de riesgo multidimensional común pasan a estar agrupados en el cluster j (pudiendo i ser igual o distinto de j) cuando se utiliza el indicador de riesgo multivariado corregido por quiebre estructural.

También se verifica una notable modificación en la distribución inter-cluster de los distintos países. Si se utiliza como indicador de riesgo a la volatilidad cíclica ordinaria, casi el 50% de los países puede clasificarse como de muy bajo riesgo, y el 78% como de riesgo bajo o muy bajo. Estas proporciones descienden al 5% y al 61% respectivamente cuando se trabaja con el indicador de riesgo univariado multidimensional.

Conclusiones

El trabajo presenta un aporte metodológico al análisis del riesgo univariado multidimensional, aplicable a distintos estudios macroeconómicos y financieros. En esta ocasión evaluamos su utilidad empírica aplicando la metodología al análisis del riesgo macroeconómico real en una muestra de 18 países, 9 desarrollados y otros tantos emergentes, para el período comprendido entre 1980:1 y 1999:4.

Si asociamos a la incertidumbre con un conjunto de factores que afectan a la capacidad de pronóstico podemos conjugar todos los elementos necesarios para optimizar la evaluación del riesgo, superando el simple uso de la volatilidad global como proxy del mismo.

Para ello presentamos una metodología que brinda al evaluador o inversor una herramienta de análisis para extraer información sobre el riesgo asociado a cualquier proceso univariado. Los cuatro factores utilizados son: 1) distribución de los shocks en la expectativa de crecimiento (cambios en tendencia determinística), 2) distribución de los shocks en nivel de la serie (cambios en la constante), 3) persistencia de los shocks regulares y 4) volatilidad cíclica de la serie, depurada de los efectos de los quiebres estructurales.

Esta información puede utilizarse de manera individual para establecer un ranking de riesgo en base a cada uno de los factores evaluados o, tomarlos conjuntamente para construir un indicador de riesgo univariado multidimensional (o de confiabilidad del pronóstico).

De la aplicación empírica de esta metodología al caso de estudio en este trabajo encontramos que la misma resulta significativa para mejorar la estimación del riesgo implícito en las series debido a que:

- 1) 14 países presentan al menos 1 quiebre estructural y 8 de ellos múltiples quiebres.
- 2) Al depurar las series de estos quiebres, la persistencia de los shocks regulares se reduce drásticamente.
- 3) Lo mismo ocurre con el indicador de volatilidad cíclica en todos los países que presentan shifts determinísticos en constante o tendencia.

- 4) 7 de los países presentan series de producto con integración fraccional lo cual no podría haber sido advertido por los test de raíces unitarias tradicionales.
- 5) El indicador de riesgo univariado multidimensional que construimos altera sustancialmente el agrupamiento en distintas categorías de riesgo de más del 60% de los países.

Los resultados de la aplicación empírica muestran adicionalmente que los 18 países analizados pueden agruparse en dos grandes subdivisiones. Por un lado, encontramos los de bajo-muy bajo riesgo que son todos los países desarrollados más México y Brasil. Entre ellos, Italia es el país con el indicador más bajo en la ponderación conjunta de los cuatro factores de riesgo real.

Los siete países restantes son todos emergentes y presentan un significativo riesgo macroeconómico real. Aún así pueden distinguirse dos grupos. El de mayor riesgo real está compuesto por Tailandia, Chile e Indonesia. El elemento común entre ellos es la presencia de fuertes quiebres estructurales en el componente determinístico.

Referencias.

- Agenor, R. y Aizenman, J. (1997). Contagion and volatility with imperfect credits markets. IMF.
- Aizenman, J. y Marion, N. (1996). Volatility and the investment response. NBER. WP 5841.
- Aizenman, J. y Powell, A. (1997). Volatility and financial intermediation. NBER. WP 6320. and finance. Vol. 1 n. 3.
- Bai, J y Perron, P. (1998b). Estimating and testing linear models with multiple structural changes, *Econometrica* 66,47-78.
- Bai, J. y Perron, P. (1998a), Computation and analysis of multiple structural-change models, manuscript, Boston University.
- Baillie, R. y Chung, C. (1992). Estimation of fractionally integrated processes with ARCH innovations, manuscrito.
- Baillie, R., Chung, C. y Tieslau, M. (1992). The long memory and variability of inflation: A reappraisal of the Friedman hypothesis, CentER Discussion Paper 9246, Tilburg University.
- Banerjee, A, Lazarova, S. y Urga, G.. (1999). Bootstrapping Sequential Test for Multiple Structural Breaks.
- Beran, J. (1994). *Statistics for Long-Memory Processes*, New York, Chapman and Hall.
- Black, F. (1972). Capital markets equilibrium with restricted borrowing. *Journal of Business* 45, pp 444-455..
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31. pp307-327.
- Brockwell, P. J. y Davis, R. A. (1991). *Time Series: Theory and Methods*, New York Springer-Verlag.
- Cantor, R. y Packer, F. (1995). Sovering credit ratings. *Current issues in economics* Carlin, J. y Dempster, A. (1989). Sensitivity analysis of seasonal adjustments:
- Carrera, J. Féliz, M. y Panigo, D. (1999). Unit roots and cycles in the main macroeconomic variables for Argentina. *Anales de la AAEP* 1999. Rosario.
- Cati, R.C. (1998). Stochastic and segmented trends in Brazilian GDP from 1900 to 1993, *Anales, Sociedad Brasileña de Econometría*.
- Cribari Neto, F. (1996). On time series econometrics, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 36, Special Issue, 37-60,.
- Cuttler, D. Poterba, J. y Sum, L.. (1989). What moves stock prices?. *Journal of portfolio management*, vol 15, n. 53, pp4-12.
- Cheung, Y.-W. (1993). Long memory in foreign-exchange rates, *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 93-102.
- Cheung, Y.-W. y Lai, K.(1993). A fractional cointegration analisis of purchasing power parity, *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 103-112.
- Diebold, F. X. y Rudebusch, G. D. (1989). Long memory and persistence in agrégate output, *Journal of Monetary Economics*, 24, 189-209.
- Diebold, F. X. y Rudebusch, G. D. (1991). Is consumption too smooth? Long memory and the Deaton paradox, *Review of Economics and Statistics*, 73, 1-9.

- Doornik, J. A. y Ooms, M. (1999). A package for estimating, forecasting and simulating ARFIMA models: ARFIMA package 1.0 for Ox, Nuffield College, Oxford, Erasmus University, Rotterdam.
- Easterly, W. Roumeen, I. y Stiglitz, J. (2000). Shaken and stirred: explaining growth volatility. The World Bank.
- Erb, C. Harvey, C. y Viskanta, T. (2000a). Expected returns and volatility in 135 countries. www.duke.edu.
- Erb, C. Harvey, C. y Viskanta, T. (2000b). Political risk, economic risk and financial risk. www.duke.edu.
- Ferson, W. y Harvey, C. (1994). An explanatory investigation of the fundamental determinants of national equity market returns, in Frankel, J. (ed) The internationalization of equity markets. UC Press.
- Fox, R. y Taqqu, M. (1986). Large-sample properties of parameter estimates for strongly dependent stationary Gaussian time series, *Annals of Statistics*, 14, 517-532.
- Geweke, J. y Porter-Hudak, S. (1983). The estimation and application of long memory time series models, *Journal of Time Series Analysis*, 4, 221-238.
- Goldfajn, I. y Valdez, R. (1997). Balance of payment crises and capital flows: the rol of liquidity, mimeo. MIT.
- Granger, C. W. J. y Joyeux, R. (1980). An introduction to long-memory time series models and fractional differencing, *Journal of Time Series Analysis*, 1, 15-39.
- Hamilton, J. D. y Susmel, R. (1992). Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. University of California at San Diego. Mimeo.
- Harvey, C. (1991). The World price of covariance risk, *Journal of Finance*, 40 pp 111-157.
- Harvey, C. (1995). Portfolio enhancement with emerging markets and conditional information, in Classens, S. y Gooptu, S. (eds) Portfolio investment in developing countries. The World Bank.
- Hausmann, R. y Gavin, M. (1995). Overcoming volatility, special report in economic and social progress in Latin America. IDB.
- Hendry, D. y Clements, M. (1998) Forecasting non-stationary economic time series. MIT Press.
- Hendry, D. y Clements, M. (1999). Economic forecasting in the face of structural breaks. In Holly, S. y Weale, M. (eds.), *Econometric Modeling: Techniques and applications*. CU Press.
- Hosking, J. R. M. (1981). Fractional differencing, *Biometrika*, 68, 165-176.
- Inter-American Development Bank-IDB (1995). Overcoming volatility in Latin America in Overcoming volatility, special report in economic and social progress in Latin America. Part II. IDB.
- Janacek, G. (1982). Determining the degree of differencing for time series via the long spectrum, *Journal of Time Series Analysis*, 3, 177-183.
- Li, W. K. y McLeod, A. I. (1986). Fractional time series modelling, *Biométrica*, 73, 217-221.
- Liljeblom, E. y Stenius, M. (1995). Macroeconomic volatility and stock market volatility; empirical evidence on Swedish data. Swedish School of Economics and Business Administration.
- Liljeblom, E. y Stenius, M. (1997). Macroeconomic volatility and stock market volatility; empirical evidence on finish data. *Applied financial economics*, 7 pp 419-426.

Maddala y Kim, Maddala, G.S. and Kim, I.,(1998). Unit Roots, co-integration and structural change, Cambridge University Press.

McCulloch, R. y Tsay, R. (1893). Bayesian inference and prediction for mean and variance shifts in autoregressive time series, *Journal of American Statistical Association*. 88, pp 968-978.

Odaki, M. (1993). On the invertibility of fractionally differenced ARIMA processes, *Biometrika*, 80, 703-709.

Perron, P. (1989). The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis, *Econometrica*, 57, 1361-1401.

Pindyck, R. y Solimano, A. (1993). Economic instability and aggregate investment, NBER, Macroeconomic annual report.

Ramey, G. y Ramey, V. (1995). Cross country evidence on the links between volatility and growth. *AER*, December, p 1138-1151.

Schwert, W.(1989). Why does stock market volatility change over time?. *Journal of Finance*, vol. 44, n. 5, pp 1115-1153.

Shape, W. (1964). Capital assets price: A theory of market equilibrium under conditions of risk, *Journal of Finance*, 19, pp 425-442.

Solnik, B. (1974). An equilibrium model of international capital market, *Journal of Economic theory*, 8, pp 500-524.

Solnik, B. (1977). Testing international asset pricing: some pessimistic views, *Journal of Finance* 32. pp 503-511.

Sowell, F. (1992a). Maximum likelihood estimation of stationary univariate fractionally integrated models, *Journal of Econometrics*, 53, 165-188.

Sowell, F. (1992b). Modelling long-run behavior with the fractional ARIMA model, *Journal of Monetary Economics*, 29, 277-302.

Uribe, M. (1996). The tequila effect: Theory and evidence from Argentina, *International Finance Discussion Paper n. 552*. Board of Governors of the Federal Reserve System.

Volgelsang, T.J. and Perron, P. (1994). Additional tests for a unit root allowing for a break in the trend function at an unknown time, *CRDE, Université de Montréal, Cahier de Recherche*, No 2694,.

Wang, J y Zivot, E. (1999) A Time Series Model of Multiples Structural Changes in Level, Trend and Variance.

ⁱ El enfoque tradicional sobre el riesgo sistémico es el beta de Shape (1964) y el modelo CAMP de Black (1972). Usado inicialmente para EEUU el modelo fue presentado en un contexto internacional por Solnik (1974, 1977). Harvey (1991) presenta evidencia contra un modelo CAMP para el mundo cuando el riesgo y los retornos esperados cambian en el tiempo. Harvey (1995) y Ferson y Harvey (1994) discuten la relación entre riesgo y retornos en países en desarrollo. Este autor parte de considerar que se puede medir el riesgo sistémico de la misma forma en países desarrollados que en los países en desarrollo (o emergentes). En su estudio de 1995 muestra que no existe relación entre los retornos esperados y los betas medidos respecto a un portafolio mundial

ⁱⁱ Sistemas legales débiles altos costos de información y agentes neutrales al riesgo.

ⁱⁱⁱ Perron (1989), Volgelsang y Perron (1994), Crivari Netto (1996), Cati (1998),

^{iv} Los autores reportan el mismo ejemplo en primeras diferencias y verifican que no se revierte el ranking de precisión de pronóstico. Aún cuando las diferencias son mucho menores el modelo RW presenta un mayor sesgo en estimación de la tasa de cambio respecto al modelo LT.

^v El proceso es estrictamente estacionario si el término de error es IID sin asumir normalidad, pero hacerlo facilita el cálculo de los intervalos de confianza del pronóstico.

^{vi} Aún cuando algunos autores como Cuttler, Poterba y Summers (1989) han señalado la débil relación entre los fundamentales macroeconómicos y los movimientos de los índices de mercado (lo que podría entenderse como una débil relación entre fundamentales macro y riesgo percibido por los inversores), otros autores como Liljeblom y Stenius (1995, 1997) analizan esta relación para Suecia y Finlandia respectivamente, y encuentran que la volatilidad macroeconómica sí presenta una correlación positiva y bastante significativa con la volatilidad de los mercados accionarios.

^{vii} Un ejemplo de los problemas empíricos de los modelos ARCH / GARCH, puede verificarse en los trabajos de Liljeblom y Stenius (1995, 1997) quienes estiman a la volatilidad condicional como medias móviles ponderadas (o "predicted absolute errors") y también a partir de modelos GARCH. El problema aquí es la forma de medir la volatilidad ya que las distintas medidas dan diferentes resultados. Adicionalmente, no toman en cuenta los posibles cambios de régimen que hayan implicado los quiebres estructurales (muy probables en un período de 100 años), lo que puede estar sobreestimando la volatilidad real.

^{viii} Los resultados de los test de integración fraccional se obtuvieron a partir de la implementación del package "Arfima 1.0 para OX" desarrollado por Doornik y Ooms (1999).

^{ix} El indicador univariado multidimensional está definido como la suma de los distintos factores de riesgo, elevados al cuadrado para penalizar los desvíos excesivos y normalizados para evitar que la escala de cada factor pueda afectar la equiponderación asumida al establecer una suma simple.

^x Wangy Zivot (1999). Banerjee, Lazarova y Urga (1998).

^{xi} Trimming se refiere al % del total de las observaciones que quedan incluidas en cada segmento en los que se divide la muestra.

^{xii} Excepciones a esta regla son los trabajos de Koop (1991) y Carlin y Dempster (1989). Sin embargo, el primero utiliza un modelo muy simple mientras el segundo lleva adelante un análisis Bayesiano condicional (esto es, el análisis se realiza de manera condicionada por el valor de los parámetros ajustados).

^{xiii} El algoritmo utilizado para agrupar en clusters a los distintos países utiliza el método "complete" (también conocido como el del vecino más alejado) que busca que la distancia entre dos grupos sea igual a la distancia entre los miembros más alejados de ambos grupos.