

BANCO DE LA REPUBLICA Subgerencia de Estudios Económicos

Construcción de un "Índice de Percepción de Riesgo" de los Mercados Financieros Globales *

Luis Fernando Melo V. Juan Mauricio Ramírez C. Mario Andrés Ramos V.

Resumen

En este documento se construye un Indice de Percepción de Riesgo de los inversionistas institucionales en los mercados industrializados. Este índice se estima con base en un modelo de análisis factorial dinámico, que explora las tendencias comunes de las volatilidades de los retornos de una canasta de bonos, acciones y monedas de economías desarrolladas para el periodo comprendido entre enero de 1990 y marzo de 2005.

Se encuentra que en la mayoría de episodios críticos el índice aumenta, reflejando un incremento en el riesgo percibido por los inversionistas. Adicionalmente, se encuentra que muchos de los deterioros fuertes del riesgo país (medidos por incrementos en el EMBI⁺) están asociados con aumentos en este índice. La explicación es que la percepción de riesgo afecta las decisiones de inversión de los inversionistas institucionales en bonos de países emergentes y en general en activos riesgosos.

Palabras clave: Indice de Percepción de riesgo, EMBI⁺, análisis factorial dinámico.

Códigos JEL: G15, C32, C51.

^{*} Los resultados y opiniones son responsabilidad exclusiva de los autores y su contenido no compromete al Banco de La República ni a su Junta Directiva. Los autores agradecen la valiosa colaboración de Luz Adriana Flórez, al igual que los comentarios y sugerencias de Luis E. Arango, Javier Bonza, Carlos Sandoval y de los asistentes al seminario del Departamento de Programación e Inflación de la Subgerencia de Estudios Económicos del Banco de la República.

1. Introducción

Una variable central de las economías emergentes es la evolución de los *spreads* (coeficientes riesgo país) de la deuda soberana. Aunque la literatura tradicionalmente ha señalado que los niveles de los spreads están determinados principalmente por factores de liquidez y solvencia específicos a cada economía, los movimientos de los spreads de diferentes economías tienden a estar altamente correlacionados en el tiempo. Así por ejemplo, la correlación entre los cambios absolutos del spread colombiano y del EMBI⁺ entre 2001 y 2004 es de 0.74. Más aún, los coeficientes de correlación entre los spreads tienden a incrementarse en períodos en los cuáles experimentan mayores cambios relativos. El Cuadro 1 muestra, por ejemplo, que la correlación entre las variaciones de los spreads de Colombia, Perú y México con la variación del spread de Brasil es mayor a 0.95 cuando aumentan o disminuyen más de 50%.

Cuadro 1 Correlación entre cambios en los spreads (Promedios móviles de 30 días)

	Coeficiente de correlación (promedio)				
Cambios porcentuales del <i>spread</i> *	Colombia/brasil	Perú/Brasil	Chile/Brasil	México/Brasil	
10	0,70	0,78	0,64	0,81	
15	0,78	0,81	0,71	0,88	
20	0,81	0,86	0,80	0,94	
25	0,81	0,90	0,78	0,94	
30	0,81	0,93	0,76	0,95	
35	0,87	0,95	0,79	0,95	
40	0,88	0,96	0,80	0,96	
45	0,87	0,97	0,71	0,96	
50	0,95	0,98	0,46	0,96	
55	0,95	0,98	0,46	0,96	
* Los cambios indican tanto caídas como incrementos en el spread					

Una explicación de este resultado es que choques al spread de Brasil generan un efecto contagio sobre estas economías. Alternativamente, es posible que los spreads sean afectados por factores comunes probablemente asociados a incertidumbre en los mercados financieros globales. Este es un resultado encontrado por Galvis (2003) en la determinación de los spreads en el corto plazo, mientras que otras variables específicas a cada economía como las expectativas de crecimiento, inflación, cuenta corriente y variables estructurales reflejadas en las calificaciones de las agencias evaluadoras de riesgo soberano afectan los spreads en el mediano y largo plazo.

La razón para que esto ocurra es que en períodos de mayor incertidumbre (por razones no necesariamente relacionadas con aspectos fundamentales de las economías emergentes e incluso aunque esas condiciones mejoren), los inversionistas globales reducen su posición en activos de mayor riesgo, entre ellos los bonos de las economías emergentes. El papel de estos "inversionistas de paso" (*crossover investors* como se denominan en el informe del FMI, 2001), es un hecho característico de los mercados de capitales emergentes¹.

Por lo tanto, para entender la evolución de los spreads en el corto plazo resulta fundamental determinar el riesgo que perciben los inversionistas en los mercados financieros mundiales. Esta percepción de riesgo permite determinar sus decisiones de inversión en bonos de países emergentes y en general en activos riesgosos. Si el riesgo que observan los inversionistas en los mercados "principales" es alto, éstos exigirían un premio al riesgo mayor por salir de activos libres de riesgo (como los bonos de la Reserva Federal o el oro) y comprar los

.

¹ En la definición del FMI (2001) los "crossover investors" son instituciones que tienen inversiones en mercados maduros como su principal objetivo y como su principal referencia, pero al mismo tiempo compran y venden activos de mercados emergentes con el fin de aprovechar oportunidades de ganancia. Estos inversionistas determinan su exposición en estos mercados con base en su apetito por riesgo y en las perspectivas de los mercados desarrollados y emergentes.

bonos de países emergentes². De igual manera, el premio al riesgo se reduce si el inversionista percibe un riesgo bajo en los mercados financieros. Por lo tanto, la identificación de los cambios en la percepción de riesgo de estos inversionistas permite evaluar si los movimientos en los spreads de una economía específica responden a "choques globales" originados en los mercados financieros centrales, a otros choques que no afectan esos mercados (choques "regionales"), o a factores idiosincrásicos específicos³.

Varios estudios han intentado medir la aversión al riesgo. Tarashev *et al* (2003) obtiene un índice comparando la función de distribución de los retornos futuros de los activos con una valoración de esta misma función filtrada por las preferencias de riesgo efectivas de los participantes. La primera función de distribución es estimada con base en las características históricas de los precios spot, mientras que la segunda considera los precios de las opciones (option prices). Los autores realizan este procedimiento para los índices accionarios S&P 500, FTSE 100 y DAX 30, de las cuales derivan un índice de aversión al riesgo a partir del primer componente principal de las series.

Chou *et al* (1991) estiman un modelo TVP-GARCH-M, donde la aversión al riesgo de los inversionistas se estima como el coeficiente de la relación lineal entre el exceso de retorno y la volatilidad de este exceso de retorno. Este coeficiente refleja el precio de la volatilidad, e indica cuánto se incrementa el premio al riesgo ante un cambio en la volatilidad del mercado, y por lo tanto, debe ser entendido como una medida de aversión al riesgo. Una de las ventajas de esta metodología

_

² El premio al riesgo es la diferencia entre el retorno que se paga por un activo y el que se paga por el activo libre de riesgo.

³ En el marco de los Informes de Inflación que desarrolla periódicamente el Banco de la República como parte de su política monetaria de Inflación Objetivo, el Indice de Percepción de Riesgo se utiliza como un instrumento para evaluar los cambios que tienen lugar en el contexto externo.

es que captura la dinámica de la aversión al riesgo dado que permite que el coeficiente de aversión al riesgo varíe a través del tiempo⁴.

Galvis (2003) en su estudio sobre determinantes de los spreads obtiene un índice de aversión al riesgo utilizando una técnica similar al análisis factorial para series de monedas, acciones y bonos, y suponiendo una relación lineal entre el índice de aversión y este conjunto de variables. Esta metodología incluye la estimación de valores faltantes, y se realiza para un solo factor, pero sin considerar la dinámica de las series.

El objetivo del actual documento es obtener un índice de riesgo que sirva como una medida complementaria al EMBI⁺ y que evalué las condiciones de riesgo que perciben los inversionistas en los mercados industrializados. Para ello se utiliza un modelo basado en el análisis factorial dinámico, que incluye la especificación de la dinámica de las series y del índice de riesgo, a diferencia del propuesto por Galvis.

Esta técnica puede ser vista como un mecanismo para extraer información relevante de un conjunto de series. Por ejemplo, Stock y Watson (1998) utilizan los factores de un amplio conjunto de variables de la economía estadounidense como predictores de la inflación y la producción industrial de Estados unidos. Esta metodología también se ha utilizado para construir indicadores de actividad económica como en Forni *et al* (2000) o de demanda de dinero como en Gilbert y Pichette (2003). Las aplicaciones de la metodología de análisis factorial dinámico en Colombia se han centrado en la construcción de indicadores coincidentes y líderes de la actividad económica, en trabajos como los de Nieto y Melo (2002), Melo et al (2003) y Castro (2003).

⁴ La estimación del índice de percepción de riesgo a través de esta metodología no produjo resultados satisfactorios desde el punto de vista estadístico ni económico. Aunque estos resultados no se presentan en el documento, la metodología estadística se explica en el Anexo 2.

El trabajo se divide en 5 secciones, siendo la primera de ellas esta introducción. En la segunda sección se explica el análisis factorial dinámico, metodología utilizada en la construcción del índice. En la tercera sección se explica la información utilizada y la forma como fueron construidas las medidas de volatilidad. En la cuarta sección se muestran los resultados de las estimaciones. Finalmente, en la quinta sección se presentan las conclusiones.

2. Metodología Estadística

El índice propuesto se basa en la metodología de análisis factorial dinámico. La idea básica de esta técnica es describir la dinámica estocástica de un grupo de series a través de la suma de dos componentes. El primer componente esta conformado por un grupo de factores no observables, comunes al conjunto de series y que expresan fuentes de variabilidad independientes entre sí. El segundo componente es idiosincrásico, y representa la parte de cada serie que no es explicada por el componente común. Para ilustrar de una mejor forma este tipo de metodologías se presenta a continuación una descripción del análisis factorial estático, metodología utilizada por Galvis (2003) y del análisis factorial dinámico.

Análisis factorial Estático

El análisis factorial asume que un grupo de N series de tiempo estacionarias, $\{x_{1t}, x_{2t}, ..., x_{Nt}\}$, depende de dos componentes. El primer componente esta compuesto por m factores, $\{f_{1p}, f_{2t}...f_{mt}\}$ m < N, comunes a todas las series y un componente idiosincrásico o específico a cada serie, $\{u_{it}\}$, i=1,...,N. En este modelo los factores afectan a las series de manera contemporánea. Así, este modelo se representa de la siguiente manera:

$$x_{it} = \lambda_{i1} f_{1t} + ... + \lambda_{im} f_{mt} + u_{it} \text{ para } i = 1,...,N$$

$$t = 1,...,T$$
(4)

Los coeficientes λ_{ij} miden el impacto del factor j sobre la variable i, estos coeficientes con conocidos como "loadings". Se asume que los componentes $\{u_{it}\}, i=1...N, \ t=1,...,T$, no están correlacionados entre ellos ni con respecto a los factores, de este modo se tiene $E(u_{it},u_{js})=0 \quad \forall i,j,t,s \sim (i=j \land t=s)$ y $E(u_{it},f_{js})=0 \quad \forall i,j,t,s \sim (i=j)$. Además se supone que el componente común es un proceso no autocorrelacionado.

La estimación de este modelo se puede realizar a través de dos métodos: componentes principales, y máxima verosimilitud.⁵ La principal diferencia entre estos métodos radica en la consideración del número de factores seleccionados. La estimación por componentes principales es independiente del número de factores mientras que la de máxima verosimilitud no.

Modelo de Galvis (2003)

Galvis (2003), desarrolla una estimación del índice de aversión al riesgo con base en series de monedas, acciones y bonos de los mercados industrializados. El autor utiliza una metodología similar al análisis factorial estático y adicionalmente incluye un tratamiento para series con valores faltantes. El procedimiento de estimación se divide en dos etapas: en la primera se extrae el factor común como una combinación lineal de las series y en la segunda se estima el índice de aversión al riesgo utilizando un modelo de estado espacio para suavizar el factor obtenido en la primera etapa.

7

⁵ Para un mayor detalle ver Johnson y Wichern (1992)

En la primera etapa, a diferencia del análisis factorial clásico⁶, el autor especifica el factor común⁷ como una combinación lineal de las variables:

$$f_t = x_t' \beta = \sum_{i=1}^N x_{it} \beta_i$$

En esta metodología los datos, x_{ii} , puede ser observados, x_{ii}^{ob} , o corresponder a valores faltantes x_{ii}^m . Para estimar los coeficientes β que determinan el factor común, el autor utiliza como función objetivo el promedio de los residuales al cuadrado (PRC).

$$\frac{\arg\min}{\beta} \left[PRC \right] = \frac{\arg\min}{\beta} \left[\frac{1}{NT} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{N} \left(f_t - x_{it} \right)^2 \right] = \frac{\arg\min}{\beta} \left[\frac{1}{NT} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=1}^{N} \left(\underline{x_t' \beta} - x_{it} \right)^2 \right]$$

Bajo las siguientes restricciones:
$$x_{it}^m = f_t$$
 y $\sum_{i=1}^N \beta_i = 1$

Las observaciones faltantes para el momento t en la iteración j+1 se estiman como el factor obtenido en la iteración anterior (j) para este periodo de tiempo. El proceso de optimización se repite hasta que las estimaciones de los parámetros β y del factor $\{f_t\}$, no cambian de acuerdo a un criterio de convergencia. En la segunda parte de la estimación se utiliza un modelo de estado espacio para suavizar la serie obtenida en la primera etapa, $\{f_t^o\}$. Las ecuaciones de medida y transición del modelo son las siguientes:

Ecuación de medida:
$$f_t^o = \tilde{f}_t^o + \varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim n(0, \sigma_\varepsilon^2)$

Ecuación de transición:
$$\tilde{f}_t^o = \tilde{f}_{t-1}^o + \eta_t$$
 $\eta_t \sim n(0, \sigma_\eta^2)$

8

⁶ En el análisis tradicional las series se expresan en términos de los factores y no viceversa.

⁷ En este caso, el autor supone que existe sólo un factor (m = 1).

Donde $\{\eta_t\}$ y $\{\mathcal{E}_t\}$ son procesos ruido blanco gaussianos independientes entre sí. $\{f_t^o\}$ corresponde al factor estimado en la primera etapa y $\{\widetilde{f}_t^o\}$ es el factor filtrado o índice de aversión al riesgo. La principal limitación de esta metodología es que no modela el comportamiento dinámico de las series.

Análisis Factorial dinámico

El modelo especificado en el análisis factorial estático no es directamente aplicable a series de tiempo, debido a que no considera el comportamiento dinámico de las series. Doz y Lenglarth (2001) en adición de la expresión (4) plantean dos ecuaciones las cuales especifican la dinámica del componente común⁸ y del idiosincrásico:

$$f_{t} = \phi_{1} f_{t-1} + \phi_{2} f_{t-2} + \dots + \phi_{p} f_{t-p} + \eta_{t} + \theta_{1} \eta_{t-1} + \dots + \theta_{q} \eta_{t-q}$$
(5)
$$u_{it} = \delta_{i1} u_{t-1} + \delta_{i2} u_{t-2} + \dots + \delta_{ik} u_{t-k} + \varepsilon_{it}$$
(6)

Donde η_t y ε_{it} son procesos independientes, ruido blanco, con varianzas 1 y $\sigma_{\varepsilon i}$ respectivamente. Estas ecuaciones indican que el componente común a las series sigue un modelo ARMA(p,q), mientras que cada uno de los componentes idiosincrásicos corresponde a un proceso autorregresivo de orden k.

La estimación de este modelo se realiza por máxima verosimilitud utilizando el filtro de Kalman. La representación estado espacio del modelo de Doz y Lenglarth está dada por las ecuaciones (7) y (8). La ecuación de medida es:

$$X_{t} = Z_{t}\alpha_{t} \tag{7}$$

9

⁸ El modelo dinámico propuesto por Doz y Lenglarth considera solamente un factor.

donde: $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, ..., x_{Nt})'$, $Z_t = (\Lambda \mid 0 \mid I \mid 0)$, $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_N)'$ y el vector de estado corresponde a: $\alpha_t = (f_t, f_{t-1}, ..., f_{t-p+1}, \varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, ..., \varepsilon_{t-q+1}, u_t, u_{t-1}, ..., u_{t-k+1})'$ con $u_t = (u_{1t}, u_{2t}, ..., u_{Nt})'$. La ecuación de transición es:

$$\alpha_{t} = T_{t}\alpha_{t-1} + R_{t}\nu_{t} \qquad (8)$$

con:

$$D_i = diag(\delta_{1i}, \dots, \delta_{Ni})$$

$$R_{t} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad v_{t} = \begin{bmatrix} \eta_{t} & 0 & 0 \\ \varepsilon_{1t} & \varepsilon_{1t} & 0 \\ \vdots & \varepsilon_{Nt} & 0 \end{bmatrix}$$

donde V_t es el vector de errores con matriz de varianza y covarianza Q_t . Teniendo en cuenta los supuestos anteriores, Q_t es una matriz diagonal con elementos $(1,\sigma_{\varepsilon 1},\sigma_{\varepsilon 2},...,\sigma_{\varepsilon N})$.

3. Datos

Las series que se incluyen en el modelo utilizado para estimar el Índice de Percepción de Riesgo, representan los tres mercados principales de los activos financieros: monedas, acciones y bonos, para el período comprendido entre enero de 1990 y marzo de 2005. Una lista preliminar de estas series es especificada en la Tabla 1, las cuales tienen una periodicidad diaria.

Las series presentadas en la Tabla 1 pretenden representar las condiciones de los activos en los mercados industrializados. Como se indicó en la introducción, se considera que la posibilidad de comprar bonos de países emergentes es una segunda opción por parte de "inversionistas de paso" determinada por las condiciones de riesgo en los mercados industrializados. Estas series son medidas en términos de volatilidades de los retornos.

Campbell *et al* (1997) exponen dos razones para centrar la atención en los retornos, en lugar de los precios. La primera consiste en que el retorno es una medida libre de escala y le brinda información completa al inversionista sobre la oportunidad de inversión. La segunda razón es que los retornos poseen propiedades estadísticas (cómo estacionariedad y ergodicidad) más atractivas que los precios. Por su parte la volatilidad permite aproximar la "turbulencia" en los mercados financieros. Un nivel de volatilidad bajo es un buen indicador respecto al riesgo del mercado para los inversionistas, por lo que están dispuestos a aceptar un premio al riesgo menor.

Tabla 1. Series utilizadas en el estudio

Ale e tel e	o intura Descripción		Período
Abreviatura	Descripción	Inicial	Final
S&P	Índice S&P 500 acciones en Estados Unidos	02-Ene-90	31-Mar-05
Y_E 1/	Tipo de cambio yenes por euro	01-Ene-99	31-Mar-05
U_E 1/	Tipo de cambio dólares por euro	31-Dic-98	31-Mar-05
Y_U	Tipo de cambio yenes por dólar	02-Ene-90	31-Mar-05
Goles	Precio del oro	01-Ene-90	31-Mar-05
Nasdaq	Índice de acciones Nasdaq	02-Ene-90	31-Mar-05
DAX	Índice DAX acciones en Alemania	02-Ene-90	31-Mar-05
SMI	Índice SMI acciones Suiza	02-Ene-90	31-Mar-05
UKX	Índice FTSE 100 acciones en el Reino Unido	02-Ene-90	31-Mar-05
CAC	Índice CAC 40 acciones en Francia	02-Ene-90	31-Mar-05
NKY	Índice Nikkei 250 acciones en Japón	05-Ene-90	31-Mar-05
MIB30	Índice MIB 30 acciones Italia	04-Ene-93	31-Mar-05
AS51	Índice AS51 Acciones Australia y Nueva Zelanda	01-Jun-92	31-Mar-05
MSDLE15	Índice MSCI Acciones Europa en moneda local	01-Ene-90	31-Mar-05
MSDLWI	Índice MSCI Acciones mundiales en moneda local	01-Ene-90	31-Mar-05
MSDLUK	Índice MSCI Acciones Reino Unido en moneda local	01-Ene-90	31-Mar-05
MXUS	Índice MSCI Acciones Estados Unidos en moneda local	02-Ene-90	31-Mar-05
MSELEGF	Índice MSCI Acciones mercado emergentes en moneda local	01-Ene-90	31-Mar-05
MGLEACWF	Índice MSCI Acciones mundiales crecimiento	31-Dic-96	31-Mar-05
GB_U	Tipo de Cambio Libra esterlina/dólar (dólares por libra)	02-Ene-90	31-Mar-05
FS_U	Tipo de Cambio franco suizo/dólar (francos por dólar)	02-Ene-90	31-Mar-05
DA_U	Tipo de Cambio dólar australiano/dólar (dolares por australiano)	02-Ene-90	31-Mar-05
C6a1	Índice de bonos de ML para corporaciones con calificación AAA, 5-10 años	12-Mar-90	31-Mar-05
C6A4	Índice de bonos de ML para corporaciones con calificación BBB, 5-10 años	12-Mar-90	31-Mar-05
C7A1	Índice de bonos de ML para corporaciones con calificación AAA, 10-15 años	02-Ene-90	31-Mar-05
C7A4	Índice de bonos de ML para corporaciones con calificación BBB, 10-15 años	02-Ene-90	31-Mar-05
G6O2	Índice de Bonos de la reserva federal 5-10 años	02-Ene-90	31-Mar-05
G7O2	Índice de Bonos de la reserva federal 10-15años	02-Ene-90	31-Mar-05
H0A0	Índice de bonos de alto rendimiento (High Yields)	31-Ene-90	31-Mar-05

Los retornos se calculan como la primera diferencia del logaritmo de los precios, es decir, $r_i = \ln(P_i/P_{i-1})^9$. Para medir la volatilidad de los retornos de las series escogidas se consideran tres medidas alternativas: la volatilidad condicional resultante de estimar un modelo GARCH, la ventana de desviaciones estándar de Baba *et. al.* (1992), y la volatilidad realizada – "realized volatility"- (Schwert, 1989). A continuación se exponen brevemente estas medidas.

Volatilidad condicional

Las series financieras se caracterizan por períodos de alta y baja volatilidad, y presentan valores atípicos con mayor frecuencia que otras series de tiempo. Los modelos GARCH desarrollados por Engle (1982) y Bollerslev (1986) entre otros, capturan estos hechos estilizados. Las ecuaciones que definen el modelo ARMA-GARCH para el retorno de un activo, r_i son las siguientes:

$$\Phi(L)r_{t} = \Theta(L)\varepsilon_{t}$$

$$\varepsilon_{t} = \eta_{t}\sqrt{h_{t}}$$

$$h_{t} = \alpha_{0} + \sum_{i=1}^{q} \alpha_{i}\varepsilon_{t-i}^{2} + \sum_{j=1}^{p} \beta_{j}h_{t-j}$$

En este modelo la primera ecuación determina el comportamiento de los retornos y esta asociada a la dinámica del valor esperado de la serie. La segunda y la tercera ecuaciones describen el comportamiento de la varianza condicional del error de la primera ecuación, h_t , donde η_t es independiente e

idénticamente distribuido,
$$\alpha_0>0$$
, $\alpha_i,\beta_i\geq 0$ y $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$.

-

⁹ Algunas series presentan valores faltantes. Para la estimación de esas observaciones se utilizó el programa TSW. Esta metodología se presenta en detalle en el Anexo 1. Adicionalmente, es importante anotar que todas las series incluidas en modelo del índice se encuentran estandarizadas.

La primera ecuación indica que $\{r_i\}$ sigue un proceso ARMA, la segunda y tercera ecuaciones corresponden a un modelo GARCH(p,q). En este modelo la volatilidad condicional de los retornos esta asociada a la serie h_i .

Ventana de desviaciones estándar.

Baba *et al* (1992) proponen una medida diferente de volatilidad la cual en general tiene una dinámica más suave que la resultante al estimar un modelo GARCH. La idea básica de la medida de Baba es capturar el riesgo o incertidumbre a través de una desviación estándar móvil de la serie (r_i):

$$V_{t} = \left(\frac{1}{s} \sum_{j=1}^{s} (r_{t-j} - \overline{r}_{t-j})^{2}\right)^{1/2}, \ \overline{r}_{t} = \left(\frac{1}{s} \sum_{i=1}^{s} r_{t-i}\right)^{2}$$

donde s representa el orden del promedio móvil de la desviación y $\overline{r_t}$ es el promedio móvil muestral de orden s de la serie.

Volatilidad Realizada

Esta medida permite estimar la volatilidad de una serie con base en observaciones de una frecuencia más alta. Por ejemplo, la estimación de volatilidades mensuales se calcula a partir de datos diarios. Schwert (1989) calcula la volatilidad del retorno mensual de las tasas de cambio como la suma de los retornos diarios elevados al cuadrado (después de substraer el retorno mensual promedio). Esta medida de volatilidad se expresa por medio de la siguiente ecuación:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \sum_{d=1}^{N_t} r_{dt}^2$$

Donde N_t es el número de datos diarios en el mes t. Una ventaja de este método es que los datos que hacen parte de la estimación no son superpuestos y por lo tanto este cálculo no genera autocorrelaciones.

La selección de la medida de volatilidad utilizada en el análisis empírico, se realizó en términos de los supuestos de las metodologías consideradas. En particular se consideró la propiedad de estacionariedad de las diferentes series obtenidas como proxies de volatilidad. Las pruebas de raíz unitaria mostraron que la única serie estacionaria es la de volatilidad realizada¹⁰. Por esta razón, en el trabajo se utilizó esta medida.

4 .Estimación

Esta estimación del índice de percepción de riesgo, f_t se lleva a cabo utilizando el método de máxima verosimilitud y el filtro de Kalman para el modelo de estado – espacio asociado a las ecuaciones (4), (5) y (6).

Una vez seleccionadas las series que hacen parte del modelo, la cuales son un subconjunto de las descritas en la Tabla 1 ¹¹, los valores iniciales de los parámetros y el número de rezagos de los polinomios autorregresivos incluidos en el modelo se tomaron según las recomendaciones de Melo *et al* (2003).

La selección de los órdenes de rezagos p, q del proceso f_t se identificaron como 1 y 0 con base en criterios de información y en métodos estándar del análisis de series de tiempo sobre el EMBI^{+ 12 13}.

¹⁰ Estas pruebas no son presentadas en el documento pero se encuentran disponibles a solicitud del lector interesado.

¹¹ De acuerdo a criterios estadísticos y económicos se incluyeron las siguientes variables: S&P, Nasdaq, DAX, UKX, NKY, MSDLE15 y MSELEGF del grupo de acciones. de monedas: Y_E, U_E, Y_U, yGB_U, Y_E, U_E, Y_U, de bonos: C6a1, C6A4, C7A1, C7A4, G6O2, G7O2, H0A0 y el precio del oro (Goles).

¹² El ÉMBI⁺ ("Emerging Market Bond Index Plus") calculado por J. P. Morgan, es una extensión del EMBI para hacer un seguimiento a los retornos de instrumentos de deuda transables de economías emergentes denominados en moneda extranjera. Mientras que el EMBI sólo cubre bonos Brady, el

El componente idiosincrásico $\{u_{ij}\}$ se estimó, inicialmente, como el residuo de la regresión de cada serie con respecto al EMBI⁺. Posteriormente, el orden autoregresivo k del proceso $\{\hat{u}_n\}$ se obtuvo utilizando las técnicas de identificación tradicional. El orden k común a las N variables, K=3, se determinó como el mínimo rezago en el cual todas las series conformaban procesos ruido blanco.

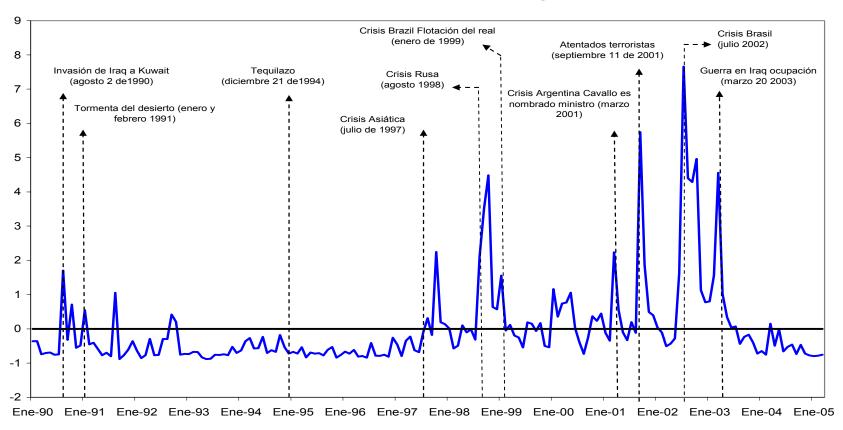
Los valores iniciales de los hiperparámetros $(\lambda, \phi, \theta, \delta, \sigma_{si}^2)$, fueron determinados de acuerdo a la metodología de Doz y Lenglarth, asumiendo los órdenes de rezagos p, q y k, anteriormente descritos y reemplazando el factor común por el EMBI⁺.

El Indice de Percepción de Riesgo (IPR) resultante se presenta en el Gráfico 1. Cabe señalar que en algunos períodos este índice presenta valores negativos. Esto no resulta extraño debido a que las variables se encuentran estandarizadas, y valores negativos simplemente indican que en esos períodos el índice está por debajo de su valor promedio.

En el gráfico también se especifican las principales fechas de crisis (tanto globales como en economías emergentes) durante la década de los 90. En la gran mayoría de los episodios el IPR refleja un incremento en el riesgo percibido por los inversionistas. En estos casos el incremento en el IPR coincide con esos eventos o lo sigue poco tiempo después.

EMBI⁺ incluye también préstamos, eurobonos e instrumentos de mercado denominados en moneda extranjera en esas economías. A 2003 el EMBI incluía 49 instrumentos de 14 países (J.P. Morgan 1995). ¹³ A pesar de que por limitaciones de información este serie se tomó como proxy inicial del Indice de Percepción de Riesgo, esta no debe ser entendida como una proxy "exacta" por cuanto el EMBI⁺ no solo está influenciado por el riesgo que perciben los inversionistas institucionales sino también por la turbulencia en algunos mercados emergentes que pueden tener efectos de contagio sobre otros mercados emergentes, sin que necesariamente representen una mayor volatilidad o un mayor riesgo en los mercados de capitales maduros.

Gráfico 1. Índice de precepción de riesgo



En el primer caso está, por ejemplo, la invasión de Iraq a Kuwait o los atentados del 11 de septiembre de 2001. En estos casos se puede decir que los eventos fueron completamente inesperados por los mercados y tuvieron la suficiente contundencia para generar una respuesta inmediata en los mercados internacionales. En el segundo caso está la crisis asiática o la crisis rusa. En estos eventos es posible que los mercados hubieran estado expectantes sobre el desarrollo de estas crisis sin tener claridad desde el principio de la magnitud de los choques.

En otros casos, el IPR no parece haber respondido a eventos específicos, como cuando se decretaron las restricciones a los retiros cambiarios en Argentina en diciembre de 2001. Es posible que estos eventos hubieran sido anticipados por el mercado, y por lo tanto, en el momento en que tienen lugar ya no constituirían una "sorpresa".

Llama la atención, sin embargo, la falta de respuesta del IPR al aumento en las tasas de interés de la FED en ese mismo período (300 puntos base entre marzo de 1994 y marzo de 1995). El análisis del comportamiento de las volatilidades de las series que entran en el cálculo del IPR muestra que, en efecto, aumentó la volatilidad de los retornos en el caso de papeles como los bonos de la Reserva Federal, o los bonos de corporaciones de menor riesgo, pero no la volatilidad de los retornos de los índices accionarios, o la del precio del oro. Igualmente, la volatilidad aumentó sólo en forma marginal en algunas monedas (como la tasa euro dólar).¹⁴

Un resultado importante del IPR es su asociación con el riesgo país de las economías emergentes medido a través del EMBI⁺ (**Gráfico 2**). En la mayoría de los casos, deterioros fuertes del riesgo país en estas economías (medidos por incrementos en el EMBI⁺) están asociados con aumentos en el IPR. Esto puede ocurrir por crisis en los mercados emergentes que probablemente

_

¹⁴ La actualización del índice muestra que los aumentos recientes en las tasas de la FED (desde el segundo trimestre de 2004) tampoco se han reflejado en una mayor percepción de riesgo por parte de los inversionistas.

afectaron la percepción de riesgo de los inversionistas institucionales, como es el caso de la crisis Rusa de agosto de 1998, o por eventos en países desarrollados que se reflejaron en mayor incertidumbre como los atentados terroristas de septiembre de 2001. Debe señalarse, sin embargo, que por construcción el IPR tiende a retornar a cero (es decir, a su valor promedio) en períodos relativamente cortos.

Por ejemplo, entre mediados de 1998 y finales de 1999, tuvo lugar una "parada súbita" de flujos de capitales hacia las economías emergentes cuyo principal detonante fue la crisis rusa de agosto de 1998. Aunque el IPR reaccionó fuertemente al alza al inicio de la crisis, sólo se mantuvo en niveles altos durante tres meses (repuntando ligeramente a principios de 1999, aparentemente con la crisis de Brasil). Al mismo tiempo, el EMBI+ permaneció por encima de 1,000 pbs. por cerca de 15 meses.

En otros casos la interpretación es menos clara. En julio de 2002, por ejemplo, los flujos de capitales hacia los mercados emergentes parecieron reaccionar negativamente a los comicios electorales en Brasil que hacían inminente una victoria del candidato izquierdista Ignacio Lula Da Silva. Aunque el IPR mostró un fuerte incremento en ese mes, es probable que los inversionistas institucionales reaccionaran mucho más a los escándalos corporativos que se iniciaron con el caso Enron en los Estados Unidos.

Sólo en un caso (el inicio de la ocupación de Iraq en marzo de 2003), el IPR mostró un fuerte incremento sin que se viera reflejado en repuntes importantes en el EMBI. La situación opuesta (aumentos en el EMBI sin cambios importantes en el IPR, como ocurrió en el Tequilazo en diciembre de 1994) reflejaría la ocurrencia de crisis en los mercados emergentes que no afectan la percepción de riesgo de los inversionistas institucionales.

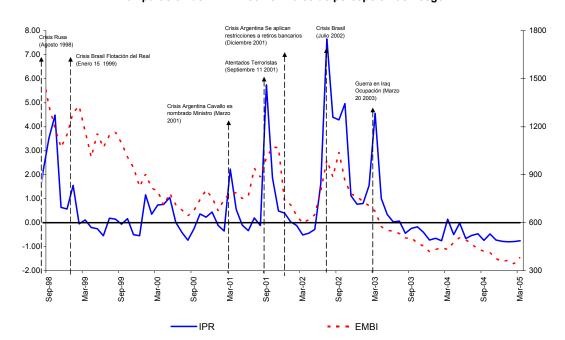


Gráfico 2.
Comparación del EMBI+ con el Indice de percepción de riesgo

5. Conclusiones

Diversos estudios han encontrado que en el corto plazo los spreads de la deuda en las economías emergentes son afectados por factores comunes asociados a la incertidumbre en los mercados financieros globales. En este estudio se construyó un índice del riesgo percibido por "inversionistas institucionales" en los mercados industrializados. Estos son agentes que tienen inversiones en mercados maduros como su principal objetivo, pero al mismo tiempo compran y venden activos de mercados emergentes con el fin de aprovechar oportunidades de ganancia. Por lo tanto, su percepción de riesgo permite determinar sus decisiones de inversión en bonos de países emergentes y en general en activos riesgosos.

Para la construcción del Indice de Percepción de Riesgo (IPR) se utilizó un modelo de análisis factorial dinámico, que explora las tendencias comunes ("common trends") de las volatilidades de los retornos de una canasta de bonos, acciones y monedas de economías desarrolladas.

Se encuentra que en la mayoría de los episodios críticos (tanto globales como en economías emergentes) el IPR aumenta, reflejando un incremento en el riesgo percibido por los inversionistas. Un resultado importante del IPR es su asociación con el riesgo país de las economías emergentes medido a través del EMBI⁺. En la mayoría de los casos los deterioros fuertes del riesgo país (incrementos en el EMBI⁺) están asociados con aumentos en el IPR.

6. Bibliografía

Baba, D., Hendry, H y M. Ross (1992). "The demand for M1 in the USA, 1960-1988". *The Review of Economic Studies*, Vol. 59, No. 1.

Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics* 31, pp. 307-27.

Campbell, J., Lo A. y A. MacKinlay (1997) *The Econometrics of Financial Markets* Princeton University Press.

Castro C. (2003). "Yet another lagging, coincident and leading Index for the Colombian economy". *Archivos de macroeconomía* No. 233. Departamento Nacional de planeación

Chou, R. Engle, R y A. Kane (1991). "Measuring risk aversion from excess returns on a stock index", *NBER* Working Paper No. 3643.

Doz, C. y F. Lenglart (2001), "Dynamic factor analysis: estimation and test with an application to European business surveys" *Euro Area Business Cycle Network*.

Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United, 1982 Kingdom Inflation". *Econometrica*, 50/4 987-1006.

Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. y L. Reichlin. (2000). "The generalized dynamic factor model: identification and estimation". *The Review of Economics and Statistics* V. 82 4, pp. 540-544

Galvis, C. (2003) "Global risk perceptions and expectations on fundamentals: Emerging Market Bond Spreads drivers". *Tesis del PEG*, Facultad de Economía, Universidad de Los Andes.

Gilbert, P y L. Pichette (2003). "Dynamic factor analysis for measuring money" *Working Paper* No. 2003-21, Bank of Canada.

Gómez, V. y A. Maravall (1992). "Time series regression with ARIMA noise and missing observations- program TRAMO". *EUI Working Paper ECO* No, 92/81, Department of economics, European University Institute.

Gómez, V., Maravall, A. y D. Peña. (1999) "Missing observations in ARIMA models: skipping approach versus additive outlier approach." *Journal of econometrics* 88 pp. 341-363.

Johnson R. y D. Wichern (1992). *Applied Multivariate Statistical analysis*. Prentice Hall.

J. P. Morgan (1995) "Introducing the Emerging Market Bond Index Plus (EMBI+)", *Market Brief*, July 12, New York.

Melo, L. F, Nieto, F. H. y M. Ramos (2003). "A Leading Index for the Colombian Economic Activity", *Borradores Semanales de Economía No. 243*, Banco de la República, Bogotá.

Nieto, F. y L. F. Melo. (2002) "About a coincident index for the state of the economy". *Borradores de economía* No. 194, Banco de la República.

Schwert, G. W. (1989) "Why does stock Market volatility change over time". *The Journal of Finance*, Vol. 44, No. 5.

Stock, S. y M. Watson (1998) "Diffusion indexes", NBER Working paper 6702.

Tarashev, N. Tsatsaronis K. y D. Karampatos. (2003) "Investors' attitude towards risk: What can we learn from options?" *BIS Quarterly Review*, June.

Anexo 1

Estimación de los valores faltantes.

En la Tabla 1 se presenta una lista preliminar de las series utilizadas para estimar el IPR para el periodo desde enero de 1990 hasta marzo del 2005. Sin embargo, las series MIB30, AS51, MGLEACWF, C6A1 y C6A4 tienen una fecha de inicio posterior a enero de 1990, es decir, estas series presentan valores faltantes al inicio de la muestra. La estimación de los valores faltantes de estas series utiliza la metodología desarrollada por Maravall y Gómez (1992) e implementada en el módulo TRAMO del programa TSW¹⁵. Estas técnicas fueron aplicadas sobre las series invertidas en el tiempo, de esta forma los valores faltantes se localizan al final de la muestra.

TRAMO es un módulo de TSW que permite estimar, pronosticar e interpolar modelos de regresión lineal con valores faltantes, errores ARIMA y la posible presencia de valores atípicos. Esta metodología considera que una serie Y_t está relacionada linealmente con un conjunto de s series incluidas en el vector X_t , y un componente de error ε_t que sigue un proceso ARIMA, específicamente se tiene:

$$Y_{t} = \beta X_{t} + \varepsilon_{t} \tag{9}$$

$$\phi(L)\delta(L)\varepsilon_{t} = \theta(L)a_{t} \tag{10}$$

Donde $\beta = (\beta_1, \beta_2, ..., \beta_S)$ representan los coeficientes de la regresión (9), L representa el operador de rezago, $\phi(L), \delta(L), \theta(L)$ son polinomios finitos en el operador de rezago, p y q son los órdenes de los polinomios $\phi(L), \theta(L)$, respectivamente. $\delta(L)$ representa el polinomio donde se especifican las

¹⁵ El programa TSW: "Tramo and Seats for Windows" así como la documentación al respecto se encuentra disponible en: http://www.bde.es/servicio/software/econom.htm.

diferencias regulares y estacionales del proceso ε_t . Finalmente, a_t es una innovación ruido blanco que se asume normal e idénticamente distribuida.

Gómez *et al* (1999) muestran que una alternativa para la estimación óptima de los valores faltantes se realiza por medio del filtro de Kalman y el método de máxima verosimilitud. Los valores faltantes se interpolan por un algoritmo de suavizamiento como el de punto fijo, de este modo se obtiene la esperanza condicional de los valores faltantes dadas las observaciones disponibles.

Para cada una de las series MIB30, AS51, MGLEACWF, C6A1 y C6A4 se consideró que el conjunto de variables incluidas en la matriz X_i , estaba conformado por las volatilidades de todas las series incluidas en el modelo utilizado para la estimación del índice y que además no presentaban valores faltantes.

Anexo 2

Modelo TVP GARCH-M

En este anexo se presenta una metodología alternativa para estimar el *IPR*, la cual se basa en la estimación de un modelo *TVP-GARCHM*. Este modelo, desarrollado por Chou *et al* (1991), relaciona el exceso de retorno Y_i con la volatilidad condicional de la serie, h_i . Adicionalmente, el parámetro de la primera ecuación del modelo puede variar en el tiempo. El modelo es descrito por las siguientes ecuaciones:

$$Y_{t} = b_{t}h_{t} + \varepsilon_{t} \tag{11}$$

$$b_{t} = b_{t-1} + v_{t}$$
 (12)

$$h_{t} = a_{0} + a_{1}e_{t-1}^{2} + a_{2}h_{t-1}$$
 (13)

donde ε_t y v_t son errores Gaussianos no correlacionados con media cero y varianzas condicionales h_t y Q respectivamente. $e_t = Y_t - E_{t-1}(b_t)h_t$ es el error de predicción un paso adelante de la serie Y_t . El coeficiente b_t permite estimar la dinámica de la aversión al riesgo, ya que captura el precio de la volatilidad a través del tiempo.

Este modelo presenta dos diferencias respecto a los modelos GARCH tradicionales. De forma similar a un modelo GARCHM, la primera ecuación incluye la varianza condicional, h_t , como determinante de Y_t . Esto implica que el cambio en la percepción de riesgo del mercado, medido a través de la volatilidad condicional, determina el exceso de retorno del activo considerado. La segunda diferencia, especificada en la ecuación (12), implica que el coeficiente b_t puede variar a través del tiempo. Esto permite capturar el cambio en la valoración del precio de la volatilidad.

La estimación de los parámetros del modelo se realiza mediante el método de máxima verosimilitud y utilizando el filtro de Kalman dentro del contexto de modelos estado espacio¹⁶.

La representación de estado espacio del modelo TVP-GARCH-M considera la ecuación (11) como la ecuación de medida y la ecuación (12) como la de transición, siendo b_t la variable de estado. El cálculo de la varianza condicional, especificada en la ecuación (13), se realiza condicionado a los valores de los parámetros de cada iteración del filtro de Kalman¹⁷.

-

 $^{^{16}}$ El filtro de Kalman es utilizado en este contexto debido a que los coeficientes $\{b_t\}$ constituyen una serie no observable.

 $^{^{17}}$ La estimación de este modelo es sujeta a dos tipos de restricciones. El primer tipo, esta relacionado con las restricciones de no negatividad de h_t , $a_0 > 0$, $a_1 \ge 0$ y $a_2 \ge 0$. Mientras que el segundo tipo de restricciones, $a_1 + a_2 \le 1$, garantiza la estacionariedad de la varianza condicional .