



**BANCO DE GUATEMALA**

Documentos de Trabajo

**CENTRAL BANK OF GUATEMALA**

Working Papers

No. 64

**PROPUESTA DE UN NUEVO MÉTODO DE  
SIMULACIÓN HISTÓRICA PARA EL CÁLCULO  
DEL VALOR EN RIESGO EN ENTIDADES  
BANCARIAS\***

**Año 2002**

Autores:

J. David Cabedo Semper

Ismael Moya Clemente

\*Trabajo ganador del 3er. lugar, reconocimiento otorgado por el Jurado Calificador del Certamen Permanente de Investigación sobre Temas de Interés para la Banca Central Dr. Manuel Noriega Morales, Edición XIII





## **BANCO DE GUATEMALA**

La serie de Documentos de Trabajo del Banco de Guatemala es una publicación que divulga los trabajos de investigación económica realizados por el personal del Banco Central o por personas ajenas a la institución, bajo encargo de la misma. El propósito de esta serie de documentos es aportar investigación técnica sobre temas relevantes, tratando de presentar nuevos puntos de vista que sirvan de análisis y discusión. Los Documentos de Trabajo contienen conclusiones de carácter preliminar, las cuales están sujetas a modificación, de conformidad con el intercambio de ideas y de la retroalimentación que reciban los autores.

La publicación de Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros de la Junta Monetaria del Banco de Guatemala. Por lo tanto, la metodología, el análisis y las conclusiones que dichos documentos contengan son de exclusiva responsabilidad de sus autores y no necesariamente representan la opinión del Banco de Guatemala o de las autoridades de la institución.

\*\*\*\*\*©\*\*\*\*\*

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is a publication that contains economic research documents produced by the Central Bank staff or by external researchers, upon the Bank's request. The publication's purpose is to provide technical economic research about relevant topics, trying to present new points of view that can be used for analysis and discussion. Such working papers contain preliminary conclusions, which are subject to being modified according to the exchange of ideas, and to feedback provided to the authors.

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is not subject to previous approval by the Central Bank Board. Therefore, their methodologies, analysis and conclusions are of exclusive responsibility of their authors, and do not necessarily represent the opinion of either the Central Bank or its authorities.

# PROPUESTA DE UN NUEVO MÉTODO DE SIMULACIÓN HISTÓRICA PARA EL CÁLCULO DEL VALOR EN RIESGO EN ENTIDADES BANCARIAS\*

J. David Cabedo Semper\*\*  
e Ismael Moya Clemente\*\*\*

## 1. Introducción

Los riesgos de cualquier actividad empresarial, y en particular de la actividad bancaria, van muy ligados al tipo de operaciones y transacciones que dentro de la misma se realizan. En este sentido, el negocio tradicional de las entidades de crédito ha sido la captación de depósitos para la concesión de préstamos a sus clientes; el beneficio de esta actividad se deriva principalmente del diferencial entre los tipos de interés percibidos por los créditos concedidos y los pagados por los pasivos (margen financiero). En esta situación, los riesgos más importantes son los asociados a la actividad crediticia: riesgos de contrapartida, liquidez, interés y operacional.

No obstante, durante los últimos años, la actividad de las entidades bancarias se ha extendido a nuevas áreas, dentro de las cuales ocupa un lugar destacado la participación en transacciones con valores negociables, sobre todo de carácter financiero. Esta operatoria, a diferencia de la tradicional, normalmente se plantea con un horizonte temporal de corto plazo y con el objetivo de obtener el máximo beneficio con la realización

continua de transacciones de compraventa en los mercados. Es por ello que, a diferencia de otras áreas del negocio bancario, las posiciones que se abren como consecuencia de dicha operatoria son valoradas a precios de mercado. Lo anterior implica que una variación en estos precios conlleva un cambio en la valoración de las posiciones que se mantengan abiertas; esto es, una pérdida o un beneficio. En definitiva, la negociación en estas nuevas áreas lleva aparejado un nuevo riesgo, el de mercado, asociado a la variación en el precio de los valores.

La relevancia que han adquirido los temas relacionados con el riesgo de mercado se ha puesto de manifiesto en el interés que los mismos han suscitado tanto a nivel interno (en el seno de las propias entidades bancarias) como a nivel externo (en los organismos encargados de su supervisión). En el caso de las autoridades supervisoras, la importancia que ha adquirido el riesgo de mercado en las entidades bancarias ha motivado un interés regulador sobre la materia, desde un punto de vista prudencial. Este hecho es especialmente notorio en el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, que en 1996 emitió un documento<sup>1</sup> con una serie de propuestas concretas relativas a la regulación del riesgo de mercado en las entidades bancarias.

La novedad principal introducida en estas propuestas radica en que las autoridades supervisoras de cada país

\* Este documento obtuvo el Tercer Premio en el *Certamen Permanente de Investigación sobre Temas de Interés para la Banca Central Doctor Manuel Noriega Morales* en su XIII Edición.

\*\* Departamento de Finanzas y Contabilidad, Universidad Jaume I, Castellón, España.

\*\*\* Facultad de Administración y Dirección de Empresas, Universidad Politécnica de Valencia, España.

<sup>1</sup> Este documento fue actualizado en abril de 1998. Véase *Basel Committee on Banking Supervision (1998)*.

podrán autorizar a los bancos para que utilicen sus modelos internos de gestión y cuantificación de riesgos, en la determinación de los recursos a inmovilizar por exposición frente al riesgo de mercado. Lógicamente, estos modelos deberán cumplir una serie de requisitos, entre los que destaca la obligatoriedad del uso del valor en riesgo.

Ante esta posibilidad cobra una especial importancia el estudio de las distintas alternativas utilizables en la determinación de la mencionada cifra de recursos. De este modo, el objetivo principal de eficacia, que las autoridades supervisoras impondrán para aceptar un modelo interno de cuantificación de riesgos, deberá ser compatible con un objetivo de eficiencia, exigible desde la propia entidad bancaria que lo proponga.

En este contexto, el presente trabajo analiza –en el segundo apartado– el tratamiento que realiza el Comité de Basilea sobre el riesgo de mercado en las entidades bancarias. En el tercero, se desarrolla el proceso de cálculo del valor en riesgo y los principales métodos susceptibles de ser utilizados para su estimación. En el cuarto, es propuesto un nuevo método para el cálculo del valor en riesgo dentro del enfoque de simulación histórica. En el quinto apartado se aplica el método propuesto y se evalúan los resultados obtenidos, comparándolo con otros modelos ampliamente utilizados; el último de los apartados recoge las principales conclusiones alcanzadas.

## **2. La normativa de Basilea sobre recursos propios mínimos por exposición frente al riesgo de mercado**

La innovación principal que introduce la normativa emitida por el Comité de Basilea radica en el reconocimiento de los modelos internos, utilizados por las entidades bancarias en sus procesos de gestión de riesgos, para ser empleados en el cálculo de los recursos propios mínimos a inmovilizar, como fondos de garantía, por la exposición de dichas entidades frente a los riesgos de mercado.

El Comité establece una serie de requisitos que deben cumplir los modelos internos para que los mismos sean aceptables para los fines descritos. Estos requisitos se centran en el establecimiento de controles, validaciones

y revisiones de los modelos utilizados, con el fin de garantizar su adecuado funcionamiento. Ahora bien, las normas del Comité de Basilea dejan una gran libertad a los bancos para que formulen y establezcan sus modelos de la forma que consideren más conveniente; tan solo imponen un requisito a este respecto y es el de que dichos modelos deben obligatoriamente utilizar el valor en riesgo para determinar el nivel de recursos a inmovilizar.

### **Requisitos principales exigidos por el Comité:**

- a. **De índole general.** El Comité exige un sistema integral (que abarque a todas las áreas) de gestión del riesgo, un personal calificado para su implementación y unos modelos que presenten una adecuada medición del riesgo y sean sometidos a evaluaciones con regularidad.
- b. **Sobre revisión y validación de los modelos.** Los bancos deben realizar un riguroso programa de evaluación del comportamiento de los modelos en situaciones extremas; dicho programa tiene como principal finalidad la de identificar aquellos sucesos cuya ocurrencia pueda ocasionar efectos significativos sobre la solvencia de la entidad. Las pruebas diseñadas para esta evaluación deben ser tanto de índole cualitativa como cuantitativa. Mediante estas pruebas deben, por un lado, identificarse los posibles estados de la naturaleza que, de presentarse, supondrían una exposición al riesgo por parte de la entidad bancaria; y, por otro lado, estas pruebas deben permitir evaluar la capacidad de los recursos propios del banco para absorber las potenciales pérdidas e identificar las medidas que la institución puede tomar para reducir su riesgo y conservar su patrimonio. Los bancos deberán dejar evidencia de las pruebas realizadas.

El Comité también contempla la posibilidad de que los bancos desarrollen sus propios programas de evaluación para identificar la situación más adversa, basándose en las características de su propia cartera.

Junto a la evaluación del funcionamiento de los modelos en situaciones extremas, las normas del Comité establecen finalmente un sistema de validación externa de los mismos.



- c. **De índole cualitativa.** Las entidades deben poseer una unidad de control del riesgo de carácter independiente, que informará a la alta dirección, responsable del diseño e implementación del sistema de gestión del riesgo en el banco.

Los modelos internos de medición que se utilicen deben estar integrados dentro del proceso diario de gestión del riesgo de la entidad, que además debe implantar un programa riguroso y regular de evaluación del método de cuantificación en situaciones extremas.

El sistema de cuantificación del riesgo debe ser revisado, de forma independiente, dentro del programa de auditoría interna de la entidad, de un modo regular. En todo caso, una revisión global del sistema deberá llevarse a cabo al menos una vez al año.

- d. **De índole cuantitativa.** Las normas del Comité de Basilea establecen la utilización obligatoria del valor en riesgo a la hora de determinar la cifra de recursos propios que es necesario inmovilizar para hacer frente al riesgo de mercado. Este valor en riesgo debe ser calculado en base diaria, con un nivel de fiabilidad estadística del 99%, utilizándose los tests de una cola para su determinación. Por otro lado, el período histórico utilizado para realizar las estimaciones debe ser como mínimo de un año.

El Comité no prescribe ningún tipo específico de modelo para calcular el valor en riesgo, dejando libertad a los bancos para utilizar: métodos basados en la matriz de varianzas-covarianzas; métodos basados en el enfoque de simulación histórica o métodos que utilicen el enfoque de simulaciones de Montecarlo.

- e. **Sobre la determinación de los factores de riesgo.** El Comité realiza una serie de recomendaciones a seguir en los modelos internos de los bancos, a la hora de definir los factores de riesgo para el cálculo del valor en riesgo. De este modo, por ejemplo, en lo referente al riesgo de variación en el precio de los valores de renta variable, se establece la necesidad de definir factores de riesgo para cada uno de los mercados en los que la entidad mantenga posiciones significativas. Así, dependiendo del grado de sofisticación del modelo y de la importancia relativa de las posiciones en activos de renta variable, se

recomienda como mínimo la utilización de un factor de riesgo para cada mercado, que estará relacionado con el precio de un índice bursátil significativo para dicho mercado. No obstante, también se contempla la posibilidad de utilizar factores de riesgo relacionados con precios de índices sectoriales, relevantes a los efectos de las posiciones de la entidad, o la utilización de factores de riesgo relacionados directamente con las cotizaciones de los valores concretos, en caso de que las posiciones en los mismos sean significativas.

### 3. Métodos de cálculo del valor en riesgo

Tal como se ha puesto de manifiesto, el conocimiento de los distintos métodos posibles de utilizar en el cálculo del valor en riesgo de una cartera, es una cuestión de índole fundamental en aquellas entidades bancarias interesadas en desarrollar sus propios modelos internos de cuantificación de recursos propios. En este apartado se aborda la problemática del cálculo del valor en riesgo (VaR) y se analizan los métodos utilizados para este cometido.

El VaR de una cartera puede ser definido como la máxima pérdida que, con un nivel de fiabilidad estadística determinado, puede experimentar el valor de la misma a lo largo de un espacio temporal concreto (período de tenencia o mantenimiento), durante el cual las posiciones permanecen inalteradas

De acuerdo con Mori et al (1996), deben seguirse tres etapas para la determinación del valor en riesgo:

1. Identificación e introducción en el modelo de la información sobre cambios en el entorno, que afecten el valor de la cartera. Para este primer paso es necesario identificar los factores de riesgo, esto es, aquellas variables que puedan afectar el mencionado valor. Dependiendo del grado de complejidad de la estrategia de gestión del riesgo; y de la importancia relativa de la posición mantenida, se utilizarán como factores de riesgo los rendimientos concretos de los activos que conforman la cartera (tipos de interés, tipos de cambio, etc.), o bien se recurrirá a un precio que aglutine información relativa a una categoría de instrumentos o activos, como puede ser el caso de un índice bursátil.

2. Medición de la sensibilidad de la cartera. En esta segunda etapa se determina en qué medida cambia el valor de la cartera ante una variación unitaria en cada uno de los factores de riesgo identificados en la fase anterior.
3. Estimación de la pérdida máxima que puede experimentar la cartera, con un determinado nivel de fiabilidad estadística, ante los cambios en el entorno. Dicha estimación dependerá de cuál haya sido el método elegido para la predicción de la volatilidad futura y de las hipótesis estadísticas que hayan sido realizadas al respecto.

En relación con esta última etapa, Kritzman (1991) divide las técnicas para la estimación de la volatilidad futura de una cartera en dos grupos: las basadas en información histórica y las que utilizan la volatilidad implícita en el precio de determinados activos, sobre todo, opciones. En el primer grupo de técnicas, la volatilidad futura se estima en base a datos históricos, midiéndose la misma a través de la desviación típica. Como alternativa a este enfoque, la volatilidad futura se puede determinar a partir de la implícita en el precio de las opciones ya que ésta, presumiblemente, refleja toda la información relevante que afecta la volatilidad del activo.

Esta división entre volatilidad implícita e histórica, que se puede encontrar en diversos trabajos, como en el de Vasilellis y Meade (1996), plantea las dos primeras alternativas al momento de realizar predicciones sobre los valores futuros de la volatilidad de una cartera. No obstante, la utilización de la volatilidad implícita<sup>2</sup> adolece de dos inconvenientes:

- En primer lugar, la volatilidad obtenida dependerá del método utilizado para valorar las opciones y, por tanto, estará condicionada por las hipótesis que lleve implícitas el empleo de dicho método.
- En segundo lugar, el ámbito de aplicación será limitado. La volatilidad implícita solo se podrá obtener para aquellos activos para los que exista un mercado de opciones que proporcione continuamente precios.

<sup>2</sup> Sobre la volatilidad implícita se puede consultar, por ejemplo, Mayhew (1995).

Esta segunda limitación motiva que la volatilidad implícita no pueda ser aplicada directamente para la estimación de la volatilidad del rendimiento de una cartera: En tanto no exista un mercado de opciones para cada una de las carteras que se pueden formar con distintos activos financieros; en general, no podrá determinarse la volatilidad implícita en dichas carteras a partir del precio de las opciones.

No obstante, sí sería posible —en principio— determinarla a partir de la variabilidad de los componentes de dicha cartera. Ahora bien, en primer lugar, ello exigiría que cada uno de los activos que formasen parte de esa cartera tuviera un mercado en el que se negociaran opciones de modo que —a partir del precio de estos derivados— se pudiera obtener una estimación de su volatilidad futura. En segundo lugar, la estimación de esta volatilidad plantearía un problema adicional: la simple agregación de la volatilidad implícita de los componentes, en general, proporcionaría una sobrestimación de la cartera, al no tener en cuenta las relaciones existentes entre los activos que forman parte de la misma. En este sentido, volatilidades elevadas para determinados activos podrían verse compensadas con las de otros activos de la cartera, lo cual podría provocar que la volatilidad total fuera menor que el resultado de la simple agregación. Para la estimación de estas relaciones entre los activos, en muchas ocasiones solo sería posible recurrir a información de tipo histórico. Probablemente esta sea la causa de que, de acuerdo con Hendricks (1996), la mayor parte de gestores de riesgos basan sus modelos en información histórica.

Acerca del empleo de esta información histórica para la realización de predicciones sobre la volatilidad futura de una cartera, Mori et al (1996) clasifican los métodos existentes en tres categorías o grupos:

- Métodos de simulación histórica. De ellos se deriva una distribución empírica de las variaciones experimentadas por el valor de una cartera durante un determinado período de tenencia, anterior al momento de cálculo. El valor en riesgo se determina como la máxima pérdida de dicha distribución, asociada a un percentil prefijado.
- Métodos de simulación de Montecarlo. Parten de la generación de series de variables pseudoaleatorias,



asumiéndose que siguen la distribución real de la población. El VaR se calcula como la máxima pérdida, asociada a un percentil prefijado, que se puede derivar de los valores de estas variables pseudoaleatorias.

- Métodos matriciales o de varianzas-covarianzas. Asumen que cada factor de riesgo varía en un importe equivalente a su desviación típica, obtenida en base a información histórica. El valor en riesgo se estima de modo proporcional a dicha variación.

En una línea similar a la descrita, Hendricks (1996) señala que los métodos que más utilizan los gestores de riesgos se pueden incluir dentro de lo que se han denominado métodos de simulación histórica y métodos matriciales o de varianzas-covarianzas.

Por otro lado, Jackson (1995) también contempla estos dos enfoques utilizables para la estimación del VaR de una cartera: varianzas-covarianzas y simulación histórica. Por su parte, Beder (1995), si bien no realiza una clasificación de los distintos métodos utilizables para la estimación del VaR, en su trabajo emplea dos de ellos: simulación histórica y método de Montecarlo.

A partir de un planteamiento algo distinto, Longestaey (1996) establece que para la determinación del valor en riesgo es necesario realizar simulaciones sobre los cambios en el valor de la cartera como consecuencia de posibles variaciones en los precios o cotizaciones de los factores de riesgo. Según el autor, las simulaciones sobre el comportamiento futuro se pueden realizar mediante el método delta o bien por el método de valoración completa. Para la implementación de este último método se propone la generación de escenarios, bien directamente —a partir de situaciones pasadas— o en base a simulaciones de Montecarlo.

Para finalizar, Lamothe y Leber (1996) realizan una distinción entre los dos grandes enfoques que se pueden utilizar para determinar el riesgo de una cartera: el enfoque global y el de tipo delta. Este último será aceptable cuando los cambios potenciales en los valores de la cartera puedan ser definidos mediante una aproximación lineal de los cambios en los precios, y su formulación se puede sintetizar en la siguiente ecuación (1):

$$R = SCE \cdot CPE \quad (1)$$

donde  $R$  representa una medida del riesgo,  $SCE$  representa la sensibilidad de la cartera frente a cambios en el entorno y  $CPE$  denota los cambios potenciales en dicho entorno.

Por otro lado, el enfoque global puede ser definido en base a la ecuación (2):

$$R = VCP - VCA \quad (2)$$

donde  $VCP$  representa el valor de la cartera según la coyuntura prevista; y  $VCA$ , a dicho valor según la coyuntura actual.

En el contexto anterior, los autores plantean cuatro métodos:

- El método de simulación de escenarios. Supone la formulación de posibles escenarios futuros, en la que siempre será necesario introducir un componente subjetivo.
- El método del contraste histórico. Es similar a lo que otros autores denominan simulación histórica.
- El método del contraste histórico estructurado. Transita por la aplicación del método del contraste histórico a un período pasado que, se considera, tiene características similares a las del momento en el que se aplica el método.
- El método de Montecarlo estructurado.

Dentro de cada uno de los anteriores métodos se considera factible la aplicación del enfoque delta y del enfoque global.

En resumen, los métodos propuestos —y utilizados en los trabajos a los que se ha hecho alusión— permiten distinguir dos grandes enfoques para la estimación de la volatilidad futura del rendimiento de una cartera y, por tanto, para la estimación de su valor en riesgo:

1. Estimación directa, a partir de valores pasados del rendimiento de dicha cartera: enfoque global.
2. Estimación a partir de la volatilidad histórica de los factores de riesgo que influyen sobre la variabilidad de los componentes de la cartera: enfoque delta.

Dentro de ambos enfoques, los métodos utilizables pueden agruparse en tres categorías:

- **Métodos de simulación histórica.** En estos, la variación máxima que puede experimentar el valor de una cartera –como consecuencia de la exposición frente al riesgo de mercado– se calcula como la máxima variación que hubiera experimentado dicha cartera (o los factores de riesgo considerados) a lo largo de un periodo histórico determinado, dentro de un percentil prefijado. Este percentil precisamente ofrece el nivel de fiabilidad estadística del importe calculado. El punto clave de estos métodos, en los que no se realizan hipótesis estadísticas sobre el comportamiento de los rendimientos, lo constituye la elección del periodo histórico a considerar. Propuestas y aplicaciones de métodos de simulación histórica aparecen recogidas, entre otros, en el trabajo de Hendricks (1996).
- **Métodos de simulación de Montecarlo.** En ellos se parte de la generación de series de números aleatorios, que no tiene otra finalidad sino la de fijar una distribución de probabilidad para la posible evolución futura, bien del factor o factores de riesgo considerados, o bien de la propia cartera. Es habitual la utilización de números aleatorios normalmente distribuidos<sup>3</sup>, en los que los parámetros de la distribución (media y desviación típica) han sido obtenidos en base a datos históricos. Aplicaciones concretas del método de Montecarlo para el cálculo del VaR se pueden encontrar, entre otros, en los trabajos de Beder (1995) y Singh (1997).
- **Métodos de varianzas-covarianzas.** En estos se asume que el valor en riesgo es proporcional a la desviación típica del rendimiento de la cartera, calculada en base a información histórica. En concreto, la expresión a utilizar para el cálculo de dicho valor en riesgo en un momento del tiempo  $t$  ( $VaR_t$ ) es la siguiente (3):

$$VaR_t = \phi \cdot \sqrt{\tau} \cdot \sigma_{pt} \quad (3)$$

donde  $\phi$  es un parámetro que depende del grado de confianza estadística que se desee lograr con la medida;

<sup>3</sup> Otras distribuciones alternativas a la normal son igualmente factibles.

$\sigma_{pt}$  es la desviación típica de la variación en el valor de la cartera, para un determinado periodo de tenencia; y  $\tau$  es el periodo de tenencia o mantenimiento relevante en la situación concreta. Este último parámetro será igual a 1 siempre que coincidan el periodo de tenencia para el cual se desee calcular el VaR y el utilizado para la determinación de la desviación típica de la cartera. Por otro lado, si –como es habitual– se asume un comportamiento normal, el parámetro  $\phi$  será el que se obtenga de la función de densidad de dicha distribución, para el nivel de fiabilidad estadística predeterminado.

El punto clave, por tanto, dentro de los métodos de varianzas-covarianzas es el procedimiento a seguir para la determinación de la varianza de la cartera. A este respecto, Hendricks (1996) utiliza en su trabajo dos enfoques: el de las medias móviles igualmente ponderadas y el de las medias móviles exponencialmente ponderadas. En el primero de los casos se utiliza la fórmula estadística convencional de la varianza, en la que se asume que la totalidad de datos históricos utilizados tienen el mismo peso o ponderación (4):

$$\sigma_{pt} = \sqrt{\frac{1}{k-1} \cdot \sum_{s=t-k}^{t-1} (x_{ps} - \mu_{pt})^2} \quad (4)$$

donde  $\sigma_{pt}$  es el valor de la desviación típica del rendimiento de cartera, calculada al inicio del periodo  $t$  en base a información histórica;  $k$  representa el número de observaciones considerado;  $x_{ps}$  es el rendimiento de la cartera para el periodo  $s$  y  $\mu_{pt}$  es el valor promedio de este rendimiento, calculado en base a información histórica.

En el segundo de los enfoques se asume que la información más reciente debe tener un mayor peso a la hora de determinar la varianza. La expresión a utilizar para la estimación de la desviación típica (varianza) es la siguiente (5):

$$\sigma_{pt} = \sqrt{(1-\lambda) \cdot \sum_{s=t-k}^{t-1} \lambda^{t-s-1} \cdot (x_{ps} - \mu_{pt})^2} \quad (5)$$

donde  $\lambda$  es el denominado factor de importancia decreciente (decay factor) que determina el ritmo al cual disminuye la importancia de las observaciones más



alejadas en el tiempo, y el resto de variables tienen un significado similar al utilizado en (4).

La utilización de la expresión (5) –para la realización de predicciones sobre el valor de la varianza de los factores– supone calcular dichas predicciones como medias ponderadas de observaciones históricas. En concreto, las ponderaciones van decreciendo conforme la observación correspondiente se encuentra más alejada en el tiempo respecto al instante en el cual se calculan dichas predicciones. Así, la ponderación que, para la predicción realizada en el momento  $t$ , tiene la observación histórica  $s$ -ésima, viene dada por la expresión (6):

$$(1 - \lambda) \cdot \lambda^{s-t} \quad (6)$$

Teniendo en cuenta que el valor del factor de importancia decreciente ( $\lambda$ ) está comprendido entre 0 y 1, cuanto mayor sea  $s$ , esto es, cuanto más alejada se encuentre en el tiempo la observación del factor de riesgo considerado, menor será la ponderación del mismo en la realización de predicciones sobre el valor futuro de la varianza.

Se demuestra fácilmente que una fórmula equivalente a la expresión (5) –para la predicción de valores futuros de la desviación típica (varianza) dentro del enfoque de las medias móviles exponencialmente ponderadas– es (7):

$$\sigma_{it} \cong \sqrt{\lambda \cdot \sigma_{it-1}^2 + (1 - \lambda) \cdot (x_{it} - \mu_{it})^2} \quad (7)$$

en la que el significado de cada una de las variables es idéntico al utilizado en expresiones anteriores. De acuerdo con (7), la predicción de la varianza (desviación típica) para el momento  $t$  se puede realizar a partir de una combinación lineal entre los valores de varianza en el instante inmediatamente anterior y el cuadrado de la diferencia entre el valor del factor de riesgo y su valor esperado (promedio) en aquel instante.

Una tercera posibilidad, para realizar estimaciones de la varianza, la proporcionan los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH).

Los antecedentes más cercanos de los modelos

ARCH<sup>4</sup> deben ser buscados en los trabajos de Mandelbrot (1963 a, b y 1967) donde se afirma que –para la explicación del comportamiento de las variaciones en los precios– es necesaria la introducción de variables aleatorias con varianza infinita.

Asimismo, Mandelbrot observó que muchas de las series económicas y financieras se caracterizaban por tener distribuciones probabilísticas con anchas colas, por presentar una varianza cambiante a lo largo del tiempo y por tener la característica de que grandes (o pequeños) cambios tendían a ser seguidos por grandes (o pequeños) cambios de cualquier signo.

El comportamiento descrito de las series económicas y financieras fue estudiado, a partir de entonces, por diversos autores y desde distintas ópticas. En esta línea, Engle (1982) propone su modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH), el cual parece captar por primera vez las mencionadas particularidades que caracterizan el comportamiento de estas series.

Los procesos ARCH pueden ser definidos en diversos contextos<sup>5</sup>. De acuerdo con los objetivos del presente trabajo, el proceso interesa que sea definido en términos de la distribución de los errores de un modelo de regresión lineal dinámico (8):

$$y_t = X_t' \beta + \varepsilon_t \quad (8)$$

donde  $y_t$  representa la variable dependiente o endógena;  $X_t$  es el vector de variables exógenas explicativas del modelo, entre las que se pueden incluir valores retardados de la variable dependiente;  $\beta$  es el vector de parámetros; y  $\varepsilon_t$  representa el término de error.

De acuerdo con Engle (1982), la distribución del error estocástico  $\varepsilon_t$  condicionado al conjunto de información disponible en el momento inmediatamente anterior ( $\Psi_{t-1}$ ), se ajusta a una distribución normal con media 0 y varianza igual a  $h_t$  (9):

$$\varepsilon_t / \Psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (9)$$

<sup>4</sup> La denominación ARCH se utiliza de forma genérica para aludir a cualquier tipo de modelo dentro de la familia ARCH(q) o GARCH(p,q).

<sup>5</sup> Sobre el tema se puede consultar Bera y Higgins (1993).

donde el conjunto de información disponible en el momento  $t-1$  recoge el valor de las variables exógenas y endógenas retardadas en uno o más periodos (10):

$$\Psi_{t-1} = \{x_{t-1}, y_{t-1}, x_{t-2}, y_{t-2}, \dots\} \quad (10)$$

y donde la varianza,  $h_t$ , es una función lineal de los errores al cuadrado retardados<sup>6</sup> (11):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \cdot \varepsilon_{t-q}^2 \quad (11)$$

$$\alpha_0 > 0 \text{ y } \alpha_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, q$$

El orden del proceso ARCH viene determinado precisamente por el número de retardos considerados en los errores a la hora de calcular la varianza ( $q$ ).

Según el modelo ARCH ( $q$ ) expuesto, un gran shock se caracteriza por una larga desviación de  $Y_t$  respecto a su media condicionada ( $X_t \beta$ ), o lo que es lo mismo, por un  $\varepsilon_t$  de cualquier signo, de elevada magnitud. Teniendo en cuenta que la varianza condicionada de estos errores ( $h_t$ ) es una función creciente respecto a la magnitud de los errores retardados (al cuadrado), los errores de gran (o pequeña) magnitud tienden a ser seguidos por errores de gran (o pequeña) magnitud. Este hecho, como se ha expuesto, constituye un comportamiento habitual en las series económicas y financieras. El orden  $q$  de los retardos considerados determina el instante hasta el cual se prolonga la influencia de un determinado error.

La aplicación empírica de los modelos ARCH demostró que en muchas ocasiones era necesaria la utilización de un elevado número de retardos para la especificación de la varianza  $h_t$ . Han sido propuestas diversas soluciones para el problema del excesivo número de parámetros que era necesario estimar. En este sentido, un paso definitivo lo constituyó la generalización de los modelos ARCH planteada por Bollerslev (1986). El modelo ARCH generalizado (GARCH), formulado por este autor, puede ser definido en términos similares al de Engle (1982). No obstante, el matiz introducido por

Bollerslev es que el comportamiento de la varianza condicionada puede ser modelizado, no solo como función lineal de los valores retardados de los errores al cuadrado, sino también como función lineal de los valores retardados de la propia varianza condicionada (12):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \cdot \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \cdot h_{t-1} + \dots + \beta_p \cdot h_{t-p} \quad (12)$$

Al modelo definido por las expresiones (8), (9) y (12) se le denomina GARCH( $p, q$ ), donde  $p$  y  $q$  son los retardos considerados, respectivamente, para la varianza condicionada y para los errores. Se puede demostrar que un modelo GARCH ( $p, q$ ) de orden finito es equivalente a un ARCH de orden infinito. En este sentido, la utilización de los modelos GARCH permitirá la representación, con un menor número de parámetros, de modelos ARCH de orden elevado.

#### 4. Propuesta del método de simulación histórica con predicciones autorregresivas

Las normas del Comité de Basilea establecen que las entidades bancarias pueden desarrollar sus propios modelos de cuantificación de riesgos, basados en el VaR, y deben incentivar el desarrollo de nuevos enfoques y métodos que complementen a los ya existentes, tratados en el apartado anterior. De este modo, un amplio elenco de métodos -entre los cuales pueda optar una entidad bancaria a la hora de tomar un modelo concreto de cuantificación de riesgos- resulta muy positivo: cada entidad evaluará los resultados que pueda proporcionarle cada uno de los modelos disponibles y elegirá aquel que se adecue más a sus peculiaridades. En este contexto, el presente trabajo propone un nuevo método para el cálculo del valor en riesgo: el de simulación histórica con predicciones autorregresivas. Este método pertenece al grupo de los enfoques de simulación histórica y, como tal, tiene la ventaja de la sencillez de su aplicación. Ahora bien, el modelo propuesto supera al mismo tiempo el inconveniente de la excesiva rigidez de las estimaciones del VaR que, según la literatura, se obtienen de los métodos de simulación histórica.

<sup>6</sup> Como señalan Bera y Higgins (1993), teniendo en cuenta que  $\varepsilon_{t-i}$  ( $i = 1, \dots, q$ ) es función y de las endógenas retardadas  $\varepsilon_{t-i}^2 = Y_{t-i} - X_{t-i}' \beta$  la varianza,  $h_t$ , es función de los elementos del conjunto de información disponible  $\Psi_{t-1}$ . (sic)



El método de simulación histórica con predicciones autorregresivas (SHPA) utiliza la propiedad de autocorrelación que poseen los rendimientos elevados al cuadrado, de gran parte de las variables económicas y financieras. Concretamente, teniendo en cuenta que esta es equivalente a la autocorrelación en los rendimientos, cuando son tomados en valor absoluto, el método SHPA toma como base esta última autocorrelación.

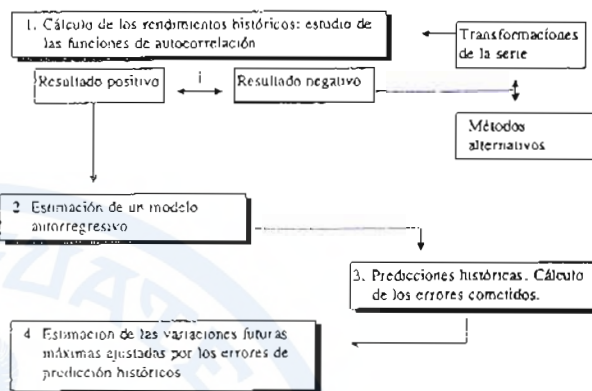
La Figura 1 recoge el esquema con las distintas fases que deben ser seguidas para la modelización de la varianza, utilizando el método de simulación histórica con predicciones autorregresivas. Según se puede apreciar en dicha figura, es necesario seguir cuatro etapas:

- **Primera etapa.** Autocorrelación de los rendimientos. En ella deben calcularse los rendimientos históricos, tomados en valor absoluto. Asimismo, deben estudiarse las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial de dichos rendimientos. Como resultado de este estudio pueden obtenerse las siguientes alternativas:

- En primer lugar, puede que no sea detectada autocorrelación en las variaciones históricas. En este caso, no será factible la estimación de un modelo autorregresivo para las mismas. Es decir, no se podrán realizar predicciones en base al comportamiento de los rendimientos pasados. Bajo estos supuestos, el método no resulta operativo.
- El segundo de los posibles resultados puede ser la constatación de una autocorrelación elevada pero que no decrece a partir de un determinado retardo. Esta situación denota un comportamiento no estacionario de la serie temporal analizada. En este caso será posible la realización de alguna transformación en la serie original que la haga estacionaria. Concretamente podrán tomarse sucesivas diferencias sobre esta serie y tras comprobar la estacionariedad respecto a la media, de la serie transformada, reiniciar el proceso con la misma.

Figura 1

Esquema de la metodología de simulación histórica con predicciones autorregresivas (SHPA)



- Finalmente, la tercera de las posibilidades es la detección de autocorrelación en la serie estudiada, dándose además el hecho de que dicha autocorrelación decrezca a partir de un determinado retardo. En este caso sí se podrá estimar un modelo autorregresivo y, por tanto, será posible el paso a la siguiente de las fases de la metodología propuesta.

- **Segunda etapa.** Estimación de un modelo autorregresivo. El estudio de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los rendimientos (tomando valores absolutos) permitirá la determinación de los retardos que pueden resultar estadísticamente significativos, y la estimación, a través de la metodología de Box-Jenkins, de los coeficientes del modelo correspondientes a dichos retardos.<sup>2</sup>

- **Tercera etapa.** Predicciones históricas. En base a los coeficientes estimados en la anterior fase, en esta tercera etapa se deben realizar estimaciones de las variaciones futuras. Para ello se debe tomar un período histórico contenido en el considerado para la estimación del modelo autorregresivo. La finalidad de esta fase no es otra sino la de determinar la cuantía del error de estimación cometido.

<sup>2</sup> Modelizaciones de medias móviles también serán factibles en esta segunda etapa.



- Cuarta etapa. Estimación de variaciones futuras ajustadas. En la última de las fases del método propuesto se procede a la estimación de los rendimientos máximos futuros. Su valor se determina en base a una predicción del rendimiento futuro, en valor absoluto, realizada en función del modelo estimado en la segunda etapa. No obstante, las predicciones realizadas se corrigen a partir de los errores determinados en la fase tercera del proceso. De este modo, de acuerdo con el grado de fiabilidad estadística que se pretenda obtener, la corrección se realizará en base a los correspondientes percentiles de la distribución del error, determinada en la fase anterior. Así, si el nivel de confianza estadística que se desea alcanzar es del 99%, la corrección se efectuará de acuerdo con el percentil 99 de la distribución de los errores.

## 5. Aplicación de los modelos

De acuerdo con el objetivo del presente trabajo, para la evaluación empírica de los distintos métodos de cálculo del valor en riesgo contemplados por la normativa de Basilea, se ha tomado como cartera de renta variable el índice bursátil Ibex-35. El período temporal considerado ha sido el comprendido entre los años 1998 y 2001. El período histórico se dividió en dos subperíodos: El primero de ellos (años 1998 a 2000) se ha utilizado para realizar las estimaciones de los modelos. El segundo subperíodo<sup>6</sup> (año 2001) ha sido empleado con fines de validación de las predicciones realizadas.

Las estimaciones del valor en riesgo se han realizado utilizando los rendimientos diarios de la cartera considerada, calculados en base a la transformación logarítmica.

Concretamente se han utilizado dos métodos de cálculo del valor en riesgo: el método estándar de simulación histórica, por su sencillez; y el método de medias móviles exponencialmente ponderadas, por ser un enfoque de cálculo muy extendido porque es el que

incorpora el modelo Riskmetrics (desarrollado por J. P. Morgan) en su estructura de cálculo. Los resultados proporcionados por estos dos modelos se han comparado con los obtenidos aplicando el nuevo método propuesto en el presente trabajo.

### 5.1 Método estándar de simulación histórica

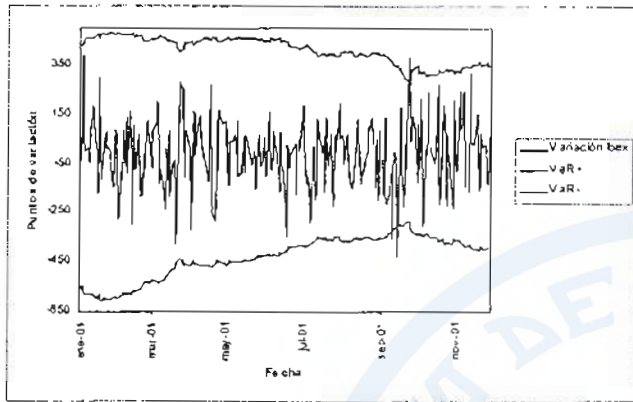
Para la estimación del valor en riesgo dentro del método de simulación histórica se ha utilizado la distribución estadística histórica de los rendimientos diarios del Ibex 35. Para la estimación del valor en riesgo del primer día del año 2001, se han utilizado los rendimientos diarios del Ibex 35 correspondientes a los años 1998 a 2000. Dentro de estos rendimientos se han separado los de signo positivo de los de signo negativo, con la finalidad de calcular dos estimaciones del valor en riesgo. Con esta separación no es necesario asumir ningún comportamiento simétrico de la función de distribución.

Con los rendimientos históricos positivos y con los rendimientos históricos negativos se han elaborado sendas distribuciones estadísticas. De dichas distribuciones se ha obtenido el percentil correspondiente al nivel de fiabilidad estadística requerido (99%). Los percentiles obtenidos de las dos distribuciones proporcionan una medida de la máxima variación (positiva y negativa) que, en términos porcentuales, puede experimentar el Ibex 35 a lo largo de un día. Multiplicando estas variaciones porcentuales por el valor del índice al final del día anterior, se obtiene la variación máxima, positiva y negativa, que puede experimentar a lo largo de un día, pero medida en este caso, en las mismas unidades en las que está denominado el índice (puntos); esto es, se obtienen dos estimaciones del valor en riesgo: una para potenciales variaciones positivas y otra para potenciales variaciones de signo negativo.

El proceso descrito se ha repetido para cada uno de los días del período de validación (año 2001). Las estimaciones obtenidas para el valor en riesgo, para cada día, se han representado conjuntamente con la variación real en el valor del Ibex 35, en la Figura 2.

<sup>6</sup> Del año 2001 se han considerado los 11 primeros meses, que eran aquellos para los que se disponía de datos en el momento de realizar este trabajo.

**Figura 2**  
Estimación del valor en riesgo según el método de simulación histórica



Tal como se puede apreciar en esta Figura 2, el valor en riesgo estimado se sitúa en niveles superiores a la variación real del Ibex 35 en la mayor parte de los días. Concretamente, la variación real del valor del Ibex 35 ha sido inferior al valor en riesgo calculado en un 98,7% de los días, porcentaje muy cercano, aunque algo inferior, al nivel de fiabilidad estadística requerido.

### 5.2 Método de medias móviles exponencialmente ponderadas

Dentro de este método, el valor en riesgo se ha calculado también a partir de los rendimientos diarios del Ibex 35. Para el primero de los días del año 2001 (el primero de los días del período de validación) se ha realizado una estimación de la desviación típica de los rendimientos diarios de la cartera en base a datos históricos, utilizando un esquema de medias móviles exponencialmente ponderadas (expresión 5), con un factor de importancia decreciente<sup>9</sup> igual a 0,94. Asumiendo una distribución normal<sup>10</sup> para estos rendimientos, la variación positiva máxima en el rendimiento diario de la cartera – asociada al nivel de fiabilidad estadística requerido (99%)– se calcula multiplicando dicha desviación por el parámetro  $\phi$  correspondiente (2,33) y sumando el resultado de este

<sup>9</sup> Se ha tomado 0,94 como valor del factor de importancia decreciente ( $\lambda$ ), de acuerdo con la propuesta realizada por J. P. Morgan para su metodología Riskmetrics (J. P. Morgan, 1996).

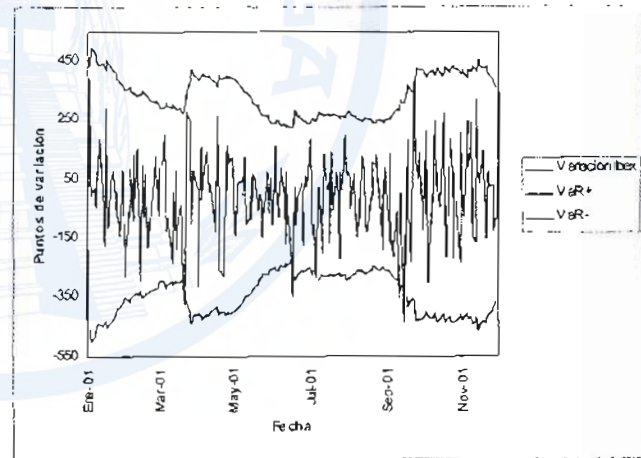
<sup>10</sup> La distribución normal es la que habitualmente se utiliza. No obstante, otras distribuciones paramétricas son igualmente factibles.

producto al rendimiento promedio de la cartera de los últimos 3 años. Para determinar la variación negativa máxima del rendimiento diario de la cartera, se ha restado del rendimiento promedio de los últimos 3 años, el resultado de multiplicar la desviación típica estimada por 2,33.

El valor en riesgo, en términos de puntos del índice, se ha calculado multiplicando las variaciones máximas positivas y negativas por el valor de la cartera correspondiente al día inmediatamente anterior (último día del año 2000).

Para el resto de días del período de validación se ha procedido de un modo similar al descrito, realizándose las estimaciones de la desviación típica del rendimiento diario utilizando la ecuación (7).

**Figura 3**  
Estimación del valor en riesgo de acuerdo con el método de medias móviles exponencialmente ponderadas



En la figura 3 se han representado las estimaciones del valor en riesgo realizadas para el año 2001, junto a las variaciones reales del valor de la cartera. Con la aplicación del método de medias móviles exponencialmente ponderadas se ha estimado un valor en riesgo que ha sido superior a la variación real en el valor del Ibex 35 para un 96,9% de los días, porcentaje claramente inferior al nivel de fiabilidad estadística asumido a priori (99%).



### 5.3 Método de simulación histórica con predicciones autorregresivas

La metodología SHPA propone un procedimiento de estimación del valor en riesgo que aúna la sencillez de cálculo del método de simulación histórica con la mayor adaptabilidad a los continuos cambios en el valor de las carteras que proporcionan los métodos de varianzas-covarianzas (como es el caso del método de medias móviles exponencialmente ponderadas).

El punto de partida de la metodología SHPA es la observación de autocorrelación, estadísticamente significativa, en la serie temporal tomada en valor absoluto<sup>13</sup> (o lo que es equivalente, en sus valores al cuadrado).

Cuadro 1: Estadístico Q de Ljung-Box		
Serie: rendimiento diario, en valor absoluto, del Ibx-35		
Q(3) =	73.7173	Significance Level 0.00000000
Q(6) =	151.8727	Significance Level 0.00000000
Q(9) =	220.1962	Significance Level 0.00000000
Q(12) =	275.2180	Significance Level 0.00000000
Q(15) =	337.1488	Significance Level 0.00000000
Q(18) =	372.7827	Significance Level 0.00000000
Q(21) =	414.3724	Significance Level 0.00000000
Q(24) =	436.7067	Significance Level 0.00000000
Q(k): Estadístico Q de Ljung-Box calculado para el retardo j		

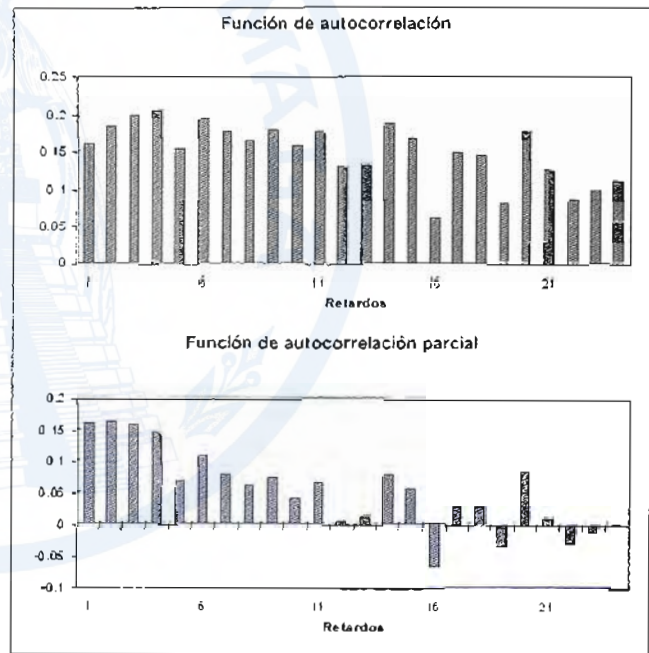
Concretamente considerando los rendimientos diarios, en valor absoluto, del Ibx 35 para los años 1998 a 2000, y estudiando su autocorrelación a través del test de Ljung-Box, se observa que el nivel de dicha autocorrelación es estadísticamente significativo, para diversos retardos (Cuadro 1).

Una vez ha sido fijada la significatividad de la autocorrelación en la serie temporal, el siguiente paso lo constituye la estimación de un modelo ARIMA para dicha serie. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial (Figura 4) sugieren un modelo autorregresivo de orden 6. Los coeficientes estadísticamente significativos del modelo estimado se han recogido en el Cuadro 2. En dicho cuadro se puede observar además que los residuos del modelo no presentan autocorrelación (los valores obtenidos para el estadístico de Ljung-Box no rechazan la hipótesis nula contrastada de que los coeficientes de autocorrelación son iguales a cero), por lo que el modelo se puede aceptar como adecuado.

<sup>13</sup> Los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva utilizan esta misma propiedad como punto de partida para la estimación de las varianzas.

La tercera etapa en la implementación de la metodología SHPA supone la realización de lo que se ha denominado predicciones históricas; esto es, valores estimados para la serie estudiada, para el mismo periodo a partir del cual se han calculado los parámetros del modelo. A partir de los valores de dichos parámetros (Cuadro 2), se han efectuado estimaciones del rendimiento diario del índice, en valor absoluto, para el periodo 1998 - 2000. A partir de estas estimaciones se ha calculado el error de predicción cometido en cada caso. Teniendo en cuenta que el nivel de fiabilidad estadística deseado es del 99%, se ha calculado el percentil 99 de los mencionados errores de predicción.

Figura 4  
Funciones de autocorrelación para el rendimiento diario, en valor absoluto, del Ibx - 35



Cuadro 2  
Estimación de un modelo AR para el rendimiento diario, en valor absoluto, del Ibx-35

Variable	Coefficiente	Desv. Típica	Estad. t	Nivel de Signif.
CONSTANTE	0.0121853109	0.0008410560	14.48811	0.00000000
AR(1)	0.0745159008	0.0363154451	2.05191	0.04053154
AR(2)	0.1050079705	0.0363745965	2.88685	0.00400507
AR(3)	0.1261349973	0.0363410231	3.47087	0.00054899
AR(4)	0.1352853777	0.0364716189	3.70933	0.00022342
AR(5)	0.1128858187	0.0365564419	3.08968	0.00207907



**Estadístico Q de Ljung-Box. Serie: residuos del modelo AR estimado**

Q(3) =	1.0024.	Nivel de significación	0.80067752
Q(6) =	3.1764.	Nivel de significación	0.78639959
Q(9) =	7.2153.	Nivel de significación	0.61471343
Q(12) =	9.9546.	Nivel de significación	0.61994468
Q(15) =	17.8724.	Nivel de significación	0.26943341
Q(18) =	23.4040.	Nivel de significación	0.17553989
Q(21) =	32.8546.	Nivel de significación	0.04785393
Q(24) =	33.8471.	Nivel de significación	0.08742337

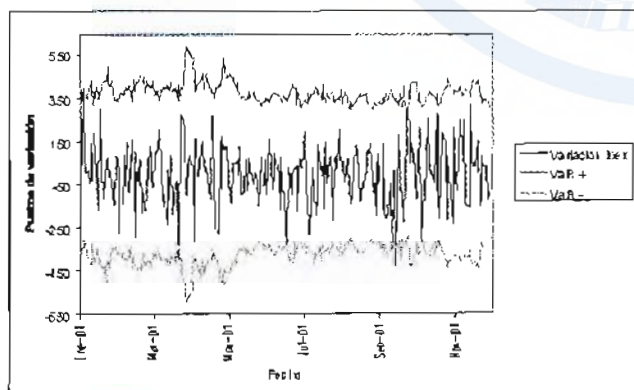
Q(j): Estadístico Q de Ljung-Box calculado para el retardo j

En la cuarta<sup>12</sup> y última etapa de la metodología SHPA se han efectuado predicciones para el año 2001, en base a los parámetros estimados a partir de los datos del período 1998 a 2000 (Cuadro 2). Dichas predicciones se han corregido con el valor correspondiente al percentil 99 del error cometido en las predicciones históricas efectuadas en la fase tercera. Las predicciones corregidas proporcionan una estimación para el valor máximo que puede alcanzar el rendimiento diario del Ibex-35, asociado al grado de fiabilidad estadística asumido.

Concretamente, las predicciones efectuadas en base a la metodología SHPA han sido superiores al rendimiento real para un 97,9% de los días del año 2001. En la Figura 5 se muestran, de forma conjunta, las predicciones realizadas mediante la metodología SHPA y los rendimientos reales del Ibex-35 para el año 2001.

**Figura 5**

**Predicciones para el año 2001 según el modelo SHPA**



<sup>12</sup> Téngase en cuenta que esta cuarta etapa sería la única que habría que realizar diariamente o, en general, cada vez que se quisiera realizar una estimación del VaR.

**5.4 Análisis comparativo de los resultados obtenidos con los diferentes métodos**

En los apartados anteriores se ha podido apreciar que la cuantificación del riesgo realizada a través de distintos métodos de estimación del VaR presenta diferentes grados de aproximación. A tenor de los valores que se han presentado, el método estándar de simulación histórica es el que presenta un mejor resultado: el índice de cobertura, tal y como se ha señalado, se sitúa en el 98,7%, por encima de los que proporcionan el método SHPA (97,9%) y del método de medias móviles exponencialmente ponderadas (96,9%). Por lo tanto, el método de simulación histórica es el más eficaz.

Sin embargo, la eficacia no es el único aspecto que debe ser considerado a la hora de evaluar un método de cálculo del Valor en Riesgo. Este VaR calculado, normalmente se traduce –dentro de una entidad bancaria– en la inmovilización de una cifra significativa de recursos propios. Por lo tanto, junto a la eficacia debe considerarse la eficiencia del método utilizado, así como el comportamiento del mismo en situaciones extremas. En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos con la evaluación de los anteriores aspectos.

**Tabla 1**  
**Indicadores calculados para la validación de los modelos**

Método	Eficacia (%)	Eficiencia (puntos)	Prueba de tensión 1 (puntos)	Prueba de tensión 2 (puntos)
Simulación histórica	98,7	307,58	725,39	725,39
Medias móviles exponencialmente ponderadas	96,9	236,36	735,93	680,63
Simulación histórica con predicciones automegresivas	97,9	270,49	732,14	698,68

La eficiencia se ha evaluado calculando la distancia media existente entre el valor en riesgo calculado y la variación real en el Ibex 35. Tal como se puede apreciar, el método más eficiente es el de medias móviles exponencialmente ponderadas, lo cual resulta lógico, puesto que es el que peores resultados ofrece cuando se evalúa la eficacia. El menos eficiente es el de simulación histórica, que era el más eficaz. El SHPA se sitúa en una posición intermedia, tanto para la eficacia como para la eficiencia.

A fin de comprobar el comportamiento de los modelos en situaciones extremas, se han diseñado dos indicadores

adicionales denominados pruebas de tensión 1 y 2. La primera de las pruebas cuantifica la máxima variación del Ibex 35 no cubierta por la valoración del VaR realizada. La prueba de tensión 2 refleja el valor promedio de las variaciones del índice no cubiertas con el VaR calculado. Los resultados de estas pruebas de tensión situarían en primer lugar al método de simulación histórica, si se atiende al primero de los indicadores; mientras que el modelo elegido sería el de medias móviles exponencialmente ponderadas, si se atendiese solo a los resultados que ofrece el segundo de los indicadores. Los resultados del método SHPA se sitúan de nuevo en una posición intermedia para ambos indicadores

## 6. Conclusiones

El presente trabajo ha puesto de manifiesto la importancia del valor en riesgo para las entidades bancarias. Tal como se ha reflejado en los apartados precedentes, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, en sus últimas disposiciones, abre las puertas para que las entidades bancarias puedan calcular el nivel de recursos propios mínimos a inmovilizar por su exposición frente al riesgo, utilizando los modelos desarrollados por ellas mismas; estos modelos deberán basarse obligatoriamente en el valor en riesgo.

Tras un estudio de los distintos enfoques que pueden ser utilizados para la estimación del valor en riesgo de una cartera, el presente trabajo desarrolla un nuevo método, apto para ser empleado con este fin por las entidades bancarias: el método de simulación histórica con predicciones autorregresivas (SHPA). Este método se basa en la autocorrelación de los rendimientos de una cartera de activos financieros, cuando aquellos son tomados en su valor absoluto. La metodología utiliza los percentiles reales de la distribución de los errores de predicción cometidos con el empleo de un modelo autorregresivo, estimado a partir de los rendimientos de la cartera. Estos percentiles son usados para corregir la predicción sobre el rendimiento futuro de dicha cartera, y de este modo calcular el Valor en Riesgo. El método SHPA se une al grupo de los enfoques de simulación histórica y, como tal, tiene la ventaja de la sencillez de su aplicación. Ahora bien, al mismo tiempo, supera el inconveniente de la excesiva rigidez de las estimaciones del VaR que, según la literatura, se obtienen de los métodos de simulación histórica.

La evaluación del modelo propuesto se ha realizado comparando los resultados que aporta con los que proporcionan los dos métodos que, se considera, resultan más adecuados para la estimación del VaR, a nivel práctico, por parte de las entidades bancarias: el método de simulación histórica y el método de medias móviles exponencialmente ponderadas. El primero de ellos resulta especialmente adecuado por su simplicidad; mientras el segundo es el que más se está utilizando en la actualidad, por ser el que emplea la metodología Riskmetrics desarrollada por J. P. Morgan.

Para esta evaluación se ha utilizado una cartera de renta variable, con una composición idéntica a la del índice bursátil Ibex-35; concretamente se han considerado los rendimientos diarios de esta cartera. El período analizado ha sido el comprendido entre los años 1998 a 2001; los tres primeros años de este periodo se han empleado para estimar los parámetros de los diferentes modelos, mientras que las observaciones del año 2001 se han utilizado para su validación.

Los modelos se han comparado evaluando la eficacia y la eficiencia de las estimaciones que realizan, así como su comportamiento en situaciones extremas. En este sentido, el método de simulación histórica destaca por su mayor eficacia si bien los niveles de eficiencia que proporciona son claramente mejorables. La situación inversa se observa cuando se emplea el método de medias móviles exponencialmente ponderadas para calcular el VaR. El método SHPA se posiciona en una situación intermedia tanto en eficacia como en eficiencia, por lo que podría considerarse como el de un comportamiento más equilibrado entre los tres analizados.

## Bibliografía

Akaike, H. (1974). *A new look at the statistical models identification* *IEEE Transactions on automatic control*, AC - 19, 716 - 723.

Amin, K. I., Ng, V. K. (1997). *Inferring future volatility from the information in implied volatility in eurodollar options: a new approach*. *The Review of Financial Studies*. Vol. 10, No. 2, 333 - 367.

Baillie, R. T., Bollerslev, T. (1992). *Prediction in dynamic models with time-dependent conditional variances*. *Journal of Econometrics*. Vol. 52, No. 1/2, 91 - 113.



- Basle Committee on Banking Supervision (1988). *International convergence of capital measurement and capital standards*. Basle, Bank for International Settlements, July.
- Basle Committee on Banking Supervision (1996). *Amendment to the capital accord to incorporate market risks*. Basle, Bank for International Settlements, January.
- Basle Committee on Banking Supervision (1997). *Modifications to the market risk amendment. Textual changes to the amendment to the Basle capital accord of January 1996*. Basle, Bank for International Settlements, September.
- Bodur, T. S. (1995). VAR: *Seductive but dangerous*. *Financial Analysts Journal*, Vol 51, No. 5, sept-oct, 12-24.
- Bera, A. K., Higgins, M. L. (1993). *ARCH models: Properties, estimation and testing*. *Journal of Economic Surveys*. Vol. 7, No. 4, 305 - 366.
- Berger, A. N., Herring, R. J., Szegö, G. P. (1995). *The role of capital in financial institutions*. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 19, June, 393 - 430.
- Berndt, E. K., Hall, B. H., Hall, R. E., Hausman, J. (1974). *Estimation and inference in nonlinear structural models*. *Annals of Economic and Social Measurement*. No. 4, 653 - 665.
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity*. *Journal of Econometrics*, Vol. 31, 307 - 327.
- Bollerslev, T., Chou, R. Y., Kroner, K. F. (1992). *ARCH modelling in finance: A review of the theory and empirical evidence*. *Journal of Econometrics*, Vol. 52, 5 - 59.
- Bollerslev, T., Engle, R. F. (1993). *Common persistence in conditional variances*. *Econometrica*, Vol. 61, No. 1, 167 - 186.
- Brailsford, T. J. Faff, R. W. (1996). *An evaluation of volatility forecasting techniques*. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 20, No. 3, 419 - 438.
- Cabedo, J. D., Moya, I. (1998). *Evaluación de los modelos de cuantificación del riesgo de cambio utilizados por el Banco de España*. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*. Vol. XXVII, No. 96, 709 - 750.
- Cabedo, J. D., Moya, I. (2000). *ARCH factor: A new methodology to estimate value at risk* en Bonilla et al (ed.). *Financial modelling*. Springer Verlag. Heidelberg. New York.
- Cordell, L. R., King, K. K. (1995). *A market evaluation of the risk-based capital standards for the U. S. financial system*. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 19, No. 3/4, 531 - 562.
- Dimson, E., Marsh, P. (1995). *Capital requirements for securities firms*. *Journal of Finance*, Vol 50, No. 3, July, 821 - 851.
- Dimson, E., Marsh, P. (1997). *Stress tests of capital requirements*. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 21, No. 11-12, 1515 - 1546.
- Enders, W. (1996). *Rats handbook for econometric time series*. London, John Wiley & sons.
- Engle, R. F. (1982). *Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation*. *Econometrica*, Vol. 50, No. 4, 987 - 1007.
- Figlewski, S. (1997). *Forecasting volatility*. *Financial Markets Institutions and Investments*, Vol. 6, No. 1, 1 - 88.
- Fong, G., Vasicek, O. A. (1997). *A multidimensional framework for risk analysis*. *Financial Analysts Journal*, Vol. 53, No. 4, July/August, 51 - 57.
- Gjerde, O., Semmen, K. (1995). *Risk based capital requirements and bank portfolio risk*. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 19, No. 7, 1159 - 1173.
- Hendricks, D. (1996). *Evaluation of value at risk models using historical data*. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, April, 39 - 69.



- Hopper, G. P. (1996). *Value at risk. a new methodology for measuring portfolio risk*. Business Review, Federal Reserve Bank of Philadelphia, july-august, 19 - 30.
- Hsieh, D. A. (1993). *Implications of nonlinear dynamism for financial risk management*. Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 28, No. 1, 41 - 64.
- J. P. Morgan, Reuters (1996). *Riskmetrics-Technical document*. New York, Morgan Guaranty Trust Company of New York, Forth edition, december.
- Jackson, P. (1995). *Risk measurement and capital requirements for banks*. Bank of England Quarterly Bulletin. Vol. 35, No. 2, may, pp. 177 - 184.
- Jorion, P. (1995). *Predicting volatility in the foreign exchange market*. Journal of Finance, Vol. L, No. 2, june, 507 - 528.
- Jorion, P. (1996). *Risk  $\rho$ : Measuring the risk in value at risk*. Financial Analysts Journal, Vol. 52, No. 6, nov-dec, 47 - 56.
- Kritzman, M. (1991). *About estimating volatility*. Financial Analysts Journal, Vol. 47, No. 4, july- august, pp. 22 - 25.
- Kritzman, M. (1993). *About Montecarlo simulation*. Financial Analysts Journal, Vol. 49, No. 6, november-december. pp. 17 - 20.
- Kuptec, P. H. (1995). *Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models*. Journal of Derivatives, No. 3, 73 - 84.
- Lamothe, P. (1993). *Opciones financieras. Un enfoque fundamental*. Barcelona. McGraw Hill Interamericana de España
- Lamothe, P.; Leber, M. A. (1996). *Riesgo de tipo de interés en las tesorerías*. Análisis Financiero, No. 70, 3er. Cuatrimestre, pp. 26 - 37.
- Longerstaej, J. (1996). *VAR. Riskmetrics and market risk methodology*. Revue de la Banque Forum Financier Belge, No. 1, jan-feb, 42 - 51.
- Mandelbrot, B. (1963 a). *The variation of certain speculative prices*. Journal of Business, No. 36, pp. 394 - 419.
- Mandelbrot, B. (1963 b). *New methods in statistical economics*. Journal of Political Economy, No. 71, pp. 421 - 440.
- Mandelbrot, B. (1967). *The variation of some other speculative prices*. Journal of Business, No. 40, pp. 393 - 413.
- Mayhew, S. (1995). *Implied volatility*. Financial Analysts Journal, Vol. 51, No. 4, july-august, pp. 8 - 20.
- Mori, A., Ohsawa, M., Shimizu, T. (1996). *Calculation of value at risk and risk return simulation*. Tokyo, Institute for Monetary and Economic Studies (Bank of Japan), Discussion Papers Series, No. 96 - E - 8.
- Phelan, M. J. (1997). *Probability and statistics applied to the practice of financial risk management: the case of J. P. Morgan's riskmetrics*. Journal of Financial Services Research, Vol. 12, No. 2/3, 175 - 200.
- Schwartz, G. (1978). *Estimating the dimension of a model*. The Annals of Statistics, 6, 461 - 464.
- Singh, M. K. (1997): *Value at risk using principal components analysis*. Journal of Portfolio Management, Vol. 24, No. 1, fall, 101 - 112.
- Stambaugh, F. (1996). *Risk and value at risk*. European Management Journal, Vol. 14, No. 6, 12 - 96.
- Uriel, E. (1995). *Análisis de datos. Series temporales y análisis multivariante*, Madrid, Editorial A.C.
- Vasilellis, G. A.; Meade, N. (1996). *Forecasting volatility for portfolio selection*. Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 23, No. 1, january, pp. 125 - 143.