INVESTIGACIÓN / RESEARCH

Enfoques de Medición de Riesgo Operacional en la Banca

An Anvanced Approach for Measuring Operational Risk

Enrique J. Jiménez R.[1], José M. Feria D.[1], José L. Martín M.[1]
[1]Doctor. Universidad Pablo de Olavide, Departamento de Dirección de Empresas, Ctra. de Utrera, km. 1, 41013 Sevilla, España. E-mail: ejimenez@upo.es, jmferdom@upo.es, jlmartin@upo.es

RESUMEN. Una de las principales novedades que recoge el Acuerdo de Basilea II, publicado en junio de 2004, es la inclusión de requerimientos de capital regulatorio por riesgo operacional, uniéndose así a los ya contemplados en Basilea I sobre el riesgo de crédito y de mercado. En esta línea, el trabajo que presentamos tiene por objetivo realizar una revisión analítica de las metodologías de medición del riesgo operacional, en términos de capital regulatorio, propuestas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. Para ello, iniciamos un recorrido analítico desde el enfoque Básico hasta las denominadas Metodologías de Medición Avanzada (AMA). El trabajo de investigación desarrollado aporta elementos críticos sobre las metodologías propuestas para la medición del riesgo operacional. En particular, hacemos especial referencia al Modelo de Distribución de Pérdidas (LDA) pues, de todos los enfoques avanzados, parece el mejor posicionado a la hora de estimar el Capital en Riesgo (Capital at Risk, CaR) en términos de Valor en Riesgo Operacional (Operational Value at Risk, OpVaR).

Palabras clave: Nuevo acuerdo de capital (Basilea II), riesgo operacional, metodologías de medición avanzada (AMA), modelos de medición interna (IMA), modelo de distribución de pérdidas, *scorecards*.

ABSTRACT. Published in 2004, one of the main novelties of Basle II Capital Accord is the incorporation of regulatory capital requirements for operational risk, as both credit and market risks were already included in Basle I. In that sense, the purpose of this paper is to carry out an analytical review on the operational risk methodologies proposed by the International Committee from the simplest ones, that is, the Basic Indicator to that more complex or Advanced Measurement Approaches (AMA). In particular, we focus on the Loss Distribution Approach (LDA) since it appears to be most recommended when estimating the Capital at Risk (Car) in terms of Operational Value at Risk (OpVaR).

Keywords: Basel II capital accord, operational risk, advanced measurement approaches (AMA), internal measurement approach (IMA), loss distribution approach (LDA), scorecards.

(Recibido: 27 de febrero de 2008. Aceptado: 9 de junio de 2008)

INTRODUCCIÓN

Una de las principales novedades que recoge el Acuerdo de Basilea II, publicado en junio de 2004, es la inclusión de requerimientos de capital regulatorio por riesgo operacional, uniéndose así a los ya contemplados en Basilea I sobre el riesgo de crédito y de mercado. De esta forma, el nuevo coeficiente de solvencia del 8% incluye, en su denominador, el riesgo operacional (un 20% sobre el 8%). La aplicación del Acuerdo lleva implícita una penalización a todas aquellas entidades de crédito que no gestionen su riesgo conforme a las directrices marcadas por la nueva regulación. Por tanto, una correcta adecuación en el control del riesgo operacional, será un factor clave en el posicionamiento estratégico de las entidades; hecho éste con mayor trascendencia si cabe en el escenario actual, en el que la industria bancaria se encuentra en un proceso de continua expansión. En consecuencia, el trabajo desarrollado resulta oportuno por cuanto el estado de la cuestión es aún muy incipiente. Desde el punto de vista del sector bancario, sólo las entidades de primer nivel, que operan en el ámbito internacional, tienen avanzados el control y medición del riesgo operacional. Desde el punto de vista académico, la situación es similar; aunque, ya comienzan a aparecer algunas publicaciones, tanto artículos como monografías –de marcado carácter estadístico– sobre este tipo de riesgo.

En esta línea el trabajo que presentamos tiene por objetivo realizar una revisión analítica de las metodologías de medición del riesgo operacional, en términos de capital regulatorio, propuestas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. En particular, hacemos especial referencia a las denominadas Metodologías de Medición Avanzada (AMA), más sensibles al riesgo pero, a la vez, más complejas en su implementación empírica. Para ello realizamos una síntesis teórica en la que presentamos y definimos el marco conceptual en el cual se encuadra el riesgo operacional en el Nuevo Acuerdo. Este análisis preliminar está respaldado por una revisión de literatura actualizada. Desde un punto de vista empírico, proponemos y testeamos un enfoque avanzado de medición. Concretamente, hemos seleccionado dos líneas de negocio bancario con distinto perfil de riesgo, para las cuales hemos aproximado el cálculo del capital regulatorio *(CaR, Capital at Risk)* aplicando el Modelo de Distribución de Pérdidas (*LDA, Loss Distribution Approach*), mediante Simulación de Montecarlo. Una vez determinado el CaR, para ambas líneas de negocio, examinamos el impacto de factores cualitativos mediante un enfoque basado en los *Scorecards*. Éste debe afinar el cálculo del capital realmente requerido en función de la estructura de controles implantados en la entidad; aspecto recogido explícitamente por el Comité (2006a: 165) en su Nuevo Acuerdo.

MARCO CONCEPTUAL

La Gestión del Riesgo Operacional

La incorporación del riesgo operacional en el coeficiente de solvencia ha promovido que los bancos con sistemas de control menos sofisticados comiencen a administrar más eficazmente este riesgo y que aquellas entidades, que ya aplicaban modelos avanzados, hayan alcanzado estados superiores en sus metodologías de medición. No obstante, el desarrollo de estas técnicas sigue un proceso dinámico, de tal manera que la industria financiera continúa realizando sustanciales esfuerzos para su perfeccionamiento. Dicho dinamismo se fundamenta en dos aspectos: por un lado, la inmadurez de las propias metodologías, de las cuales aún no existen reportes robustos sobre su fiabilidad y eficacia; y, en segundo término, la propia flexibilidad que concede el Comité en cuanto a las técnicas de cálculo del capital regulatorio se refiere, en particular, a las metodologías de medición internas. A tal efecto, la recomendación del Comité consiste en realizar un proceso secuencial a lo largo de la gama de métodos disponibles, conforme se desarrollen sistemas y prácticas de medición más sofisticadas. Aunque cabe señalar que el desarrollo y utilización de técnicas más avanzadas va a depender, en gran medida, de la disponibilidad de datos internos de pérdidas operacionales.

El riesgo operacional puede abarcar eventos de muy diversa naturaleza y origen. Así, riesgos como el tecnológico, de fraude, de ejecución y procesos, o desastres naturales, estarían dentro del universo de eventos que pueden desencadenar pérdidas operacionales. Esta pluralidad de factores aumenta el grado de complejidad en el control y gestión del riesgo operacional dentro de una entidad financiera. De manera general, a la hora de gestionar el riesgo, hay que distinguir dos posiciones: una primera visión de carácter proactivo –*ex-ante*–, basada en la identificación y control de los factores de riesgo, aunque todavía no se hayan materializado en pérdidas; y, de otra parte, la postura reactiva –*ex-post*–, que sirve para ejecutar el plan de contingencias una vez acontecido el evento. La estrategia proactiva

permite minimizar los posibles impactos negativos mediante el fortalecimiento de los controles operacionales. En cualquier caso, independientemente del enfoque adoptado, la gestión del riesgo operacional se ha de alinear con tres objetivos fundamentales para una entidad financiera, a saber:

- Asegurar la continuidad del negocio de la entidad a largo plazo,
- Suscitar la mejora continua de los procesos e incrementar la calidad del servicio al cliente,
- Cumplir el marco regulador establecido y optimizar la asignación de capital.

Además, el Comité (2003a), en su documento "Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk", recoge un compendio de principios sobre las tendencias y prácticas actuales en la gestión y supervisión del riesgo operacional, que, a modo de *benchmark*, debe ser tenido en cuenta por los bancos y autoridades supervisoras.

Las Metodologías de Medición del Riesgo Operacional

El Comité de Basilea (2001b) propone tres enfoques para calcular los requerimientos de capital por riesgo operacional que, de menor a mayor grado de sofisticación y sensibilidad al riesgo, son: (1) Método del Indicador Básico (*Basic Indicator Approach, BIA*); (2) Método Estándar (*Standardised Approach, SA*); y (3) Metodologías de Medición Avanzada (*Advanced Measurement Approach, AMA*). A su vez, dentro de los modelos AMA, se describen tres metodologías: Modelo de Medición Interna (*Internal Measurement Approach, IMA*); Modelo de Distribución de Pérdidas (*Loss Distribution Approach, LDA*); y Cuadros de Mando (*Scorecards*).

Figura 1. Las metodologías de medición del riesgo operacional

No obstante, y dada la flexibilidad que concede el Nuevo Acuerdo, se deja abierta la puerta al uso de otras metodologías internas, no contempladas estrictamente, pero igual de válidas; los únicos condicionantes que se establecen son el cumplimiento de los requerimientos fijados y la aprobación del supervisor. Así, la industria bancaria ha generado técnicas alternativas donde destacan, principalmente, los avances conseguidos mediante las Redes Causales o Bayesianas (*Causal or Bayesian Networks*) (véase Neil et al., 2005) y las Metodologías Basadas en Escenarios (*Scenario-Based Approach*). El Comité (2001b: 3) concibe a los enfoques Básico y Estándar como metodologías *top-down*. Ambos cubren el riesgo con un capital equivalente a un porcentaje fijo de los Ingresos Brutos, variable utilizada como aproximación al tamaño o nivel de la exposición al riesgo operacional de una entidad de crédito. La principal diferencia entre ambos métodos radica en que, en el Estándar, el total de capital

requerido se calcula como la suma de las necesidades de capital regulatorio de ocho líneas de negocio preestablecidas, mientras que, en el Básico, no se desagrega por líneas. Por el contrario, las metodologías AMA se engloban dentro de los enfoques *bottom-up*; estas son más sensibles al riesgo pero, a la vez, conllevan una implementación más costosa y compleja que la asociada a los enfoques *top-down* (véase Jiménez y Martín, 2005). En cuanto a la aplicación del Método Estándar y las metodologías AMA, el Comité (2006a: 163-171) propone el cumplimiento de criterios de admisión específicos, los cuales deberán ser validados por el supervisor. En cambio, se pretende que el Método del Indicador Básico –siempre y cuando se sigan las directrices del documento "*Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk*"– sea aplicable a cualquier banco, independientemente de la complejidad de sus actividades, constituyendo así un punto de partida en el proceso de cálculo de capital.

LAS METODOLOGÍAS DE MEDICIÓN AVANZADA

El Modelo de Medición Interna (IMA)

En el desarrollo del enfoque IMA (*Internal Measurement Approach*), el Comité (2001b) se basó en la experiencia previa de los modelos internos de medición del riesgo de crédito. De esta forma, el modelo IMA establece una relación lineal entre la pérdida esperada (*expected loss, EL*) y la pérdida no esperada (*unexpected loss, UL*). El procedimiento común, para determinar la carga de capital por riesgo operacional mediante este enfoque, es el siguiente:

- El primer paso es combinar las ocho líneas de negocio establecidas por el Comité (2006: anexo 8) con los siete tipos de riesgo operacional (véase Basel, 2006: anexo 9) a través de la matriz de combinaciones "línea de negocio (i) / tipo de riesgo (j)".

- Dentro de cada combinación, el supervisor determina un Indicador de Exposición (*Exposure Indicator*, EI_{ij}): aproximación al tamaño (cantidad) de la exposición al riesgo operacional de cada línea de negocio con respecto a cada tipo de riesgo.

- Para cada celda –además del Indicador de Exposición– los bancos deben determinar, sobre la base de datos internos de pérdidas, los siguientes parámetros: (i) *(Probability of Loss Event)*, representa la probabilidad de un evento de pérdida en una línea *i* por un tipo de riesgo *j*; (ii) *(Loss Given that Event)*, severidad media cuando se produce el evento; (iii) *(Risk Profile Index)*, índice del perfil de riesgo; determina el perfil de riesgo específico del banco en comparación con la industria.

- El producto de EI, PE, LGE y RPI ofrece como resultados la pérdida esperada (EL), esto es:

$$EL_{ij} = EI_{ij} \times PE_{ij} \times LGE_{ij} \times RPI_{ij} \qquad (1)$$

- El capital requerido para cada combinación $\left(K_{IMAij}\right)$ se obtiene como el producto de un parámetro denominado *gamma* (γ_{ij}) y EL_{ij}. Por tanto, y asumiendo que la pérdida no esperada es directamente proporcional a la pérdida esperada, el factor *gamma* convierte la pérdida esperada en una carga de capital:

$$K_{IMAij} = \gamma_{ij} \times EL_{ij} \qquad (2)$$

En un principio, el Comité (2001a: 10) concede al supervisor la potestad de fijar, en su mercado de referencia, los parámetros *gamma* de cada combinación. Por otro lado, si esta posibilidad es transferida a los propios bancos, en última instancia, los coeficientes deberán ser revisados y aceptados por el supervisor. En cualquier caso, la estimación de *gamma* ha de realizarse en función de la distribución utilizada para la modelación de las pérdidas. En esta línea, autores como Alexander y Pezier (2001) proponen distribuciones como la *Poisson*, *Binomial* o *Binomial Negativa* como posibles candidatas para este tipo de aproximaciones. En sentido estricto, –según advierte el Comité (2006a: 167)– el CaR debería cubrir, a priori, sólo la pérdida no esperada (UL). No obstante, si la entidad no demuestra de forma oportuna la cobertura de la pérdida esperada (EL), en un sentido más amplio el capital regulatorio debería contemplar ambas pérdidas para su cómputo.

- Finalmente, el capital regulatorio $\left(K_{IMAij}\right)$ por riesgo operacional de una entidad financiera, en su conjunto sería igual a la suma de los productos resultantes:

$$K_{IMA} = \sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{7} K_{IMAij} \qquad (3)$$

El Índice del Perfil de Riesgo (RPI)

El perfil de riesgo de una entidad financiera en particular, obviamente, no tiene por qué asemejarse al perfil medio de su sector. Por consiguiente, en aquellos casos en los que el supervisor estime las *gammas* para el conjunto del sector, el Comité (2001a: anexo 5) introduce la variable RPI (*Risk Profile Index*). Dicho parámetro debe reflejar la desviación del ratio *Pérdida No Esperada (UL)/Pérdida Esperada (EL)* del banco respecto al del sector. El valor del ratio dependerá, en esencia, de la frecuencia con que se repite el suceso durante un período de tiempo establecido o, dicho de otra manera, la probabilidad de que acontezca ese evento, y de la severidad o cuantía de las pérdidas. Así, Frachot et al. (2001) aproximan la variable RPI_{IMA} con $RPI_{frecuencia}$ + $RPI_{severidad}$. Como desarrolla el Comité (2001a: anexo 5), si la desviación típica de la frecuencia es pequeña, el *ratio UL/EL* de la entidad ha de ser pequeño. El factor RPI se cuantifica, en término medio, con el valor "1" para la distribución de pérdidas operacionales del sector. De tal forma que, una entidad caracterizada por una distribución de cola más pesada *(fat tail)*, deberá utilizar un RPI mayor que la unidad. Inversamente, en aquellos bancos cuya distribución presente una menor cola que la del sector, su RPI será menor que "1". En conclusión, mediante el RPI se sanciona a las entidades con una exposición al riesgo por encima de la media del sector.

Aplicación del Enfoque IMA con un Modelo Binomial

Con objeto de conseguir una mayor compresión del enfoque IMA, vamos a realizar, a modo de ejemplo, la aproximación del parámetro *gamma,* apoyándonos en una distribución *Binomial.* Para ello, debemos contemplar la siguiente analogía entre los parámetros relacionados en el IMA y los de la distribución *Binomial*[1]:

EL_{ij} = *N*: Indicador de Exposición, se materializa en el modelo por el número de eventos susceptibles de generar pérdidas operacionales, durante un intervalo de tiempo establecido; el Comité (2006a: 151) propone un horizonte temporal de un año.

PE_{ij} = *p*: Probabilidad de que acontezca una pérdida operacional. Por lo que (1-p) representará la probabilidad de que la pérdida sea igual a 0.

LGE_{ij} = *L*: Denota la cuantía esperada de la pérdida una vez ocurrido el evento. *L* es una variable aleatoria de media, μ_L, y desviación típica, σ_L.

EL_{ij} = μ: Pérdida esperada.

Si suponemos *L* constante y asumimos la independencia entre los eventos de pérdidas, los parámetros *N* y *p* y la variable aleatoria *L* corresponderán a una distribución *Binomial B(N, p)* bajo el supuesto (0, L). La pérdida esperada (EL) durante 1 año, se expresaría de la siguiente forma:

$$EL_{ij} = \mu = L \times N \times p \qquad (4)$$

Recordemos que, en la modelización del riesgo de mercado, es frecuente la utilización del enfoque paramétrico basado en la asunción de normalidad. Bajo esta hipótesis, el capital puede estimarse como un múltiplo de la desviación típica. Así, por ejemplo, para un nivel de confianza estadística del 95%, existe un 5% de probabilidad de incurrir en una pérdida superior a 1,65 veces la desviación típica de la cartera o para un intervalo de confianza del 99,9%, un 0,1% de probabilidad de que la pérdida sea superior a 3,1 veces la desviación típica. Sin embargo, al igual que

[1] Un modelo de distribución *Binomial* ha de reunir las siguientes características:
- En cada prueba del experimento sólo son posibles dos resultados: el suceso A (éxito) y su contrario A´ (fracaso).
- El resultado obtenido en cada prueba es independiente de los resultados obtenidos anteriormente, siguen por tanto un *proceso de Bernoulli*.
- La probabilidad del suceso A es constante y se representa por *p*. La probabilidad A´ es *(1 - p)* y la denotamos como *q*.
- El experimento consta de un número *N* de pruebas.

La distribución *Binomial* se suele representar por *B(N,p)* siendo *N* y *p* los parámetros de dicha distribución.

ocurre con el riesgo de crédito, la distribución de pérdidas operacionales no sigue una *ley Normal*, ya que, existe una mayor concentración de eventos a la izquierda de la media. Este aspecto se puede resolver incrementando el multiplicador, en función del grado de asimetría positiva que tenga la distribución (véase Trujillo, 2002). En el caso del riesgo operacional, autores como Alexander y Pézier (2001), estiman k en un valor aproximado[2] a 7. En consecuencia, el capital requerido se determinaría así:

$$K_{IMA} = k \times \sigma = \gamma \times \mu \qquad (5)$$

El multiplicador k lo podemos formular como:

$$k = \frac{UL}{\sigma} \text{ y por tanto, } k = \gamma \frac{EL}{\sigma} \qquad (6)$$

Conocido L y para una p relativamente pequeña[3], la desviación típica de las pérdidas será, aproximadamente:

$$\sigma = L\sqrt{N \times p} \qquad (7)$$

Operando, esto nos llevaría a poder obtener *gamma* en función del multiplicador k:

$$\gamma = \frac{k}{\sqrt{N \times p}} \text{ y } K_{IMA} = k \times L\sqrt{N \times p} \qquad (8)$$

En consecuencia, si *(N·p)* representa el número medio de eventos que provocan pérdidas operacionales y suponemos *k* constante, podemos afirmar que: para sucesos de alta frecuencia (*p* grande) *gamma* resultará pequeña y, por el contrario, para riesgos de baja frecuencia (*p* pequeña) *gamma* será mayor. Para una mejor comprensión de esta metodología, en la **tabla 1** reflejamos los datos y parámetros correspondientes a dos casillas de la matriz: *Banca Minorista/Ejecución y Entrega de Procesos* y *Banca Corporativa/Fraude Interno*. En la primera celda podrían encuadrarse las "diferencias de caja", esto es un tipo de pérdida de alta frecuencia y bajo impacto. En sentido amplio, para esta tipología de eventos la *gamma* estimada será bastante inferior a 1; por lo que, el valor de K_{IMA} obtenido –($\gamma \cdot EL$)– será menor que la pérdida esperada, como podemos observar en la **tabla 1**. En cambio, la segunda combinación –por ejemplo, aquella asociada a las "actividades no autorizadas" (caso Barings o Sumitomo)– se asocia a pérdidas de baja frecuencia y alta severidad. Ahora en cambio, *gamma* tendrá un valor superior a la unidad, lo cual conduce a un nivel de K_{IMA} mayor que la pérdida esperada (EL).

El Modelo de Distribución de Pérdidas (LDA)

El enfoque LDA *(Loss Distribution Approach)* es una técnica estadística, heredada del ámbito actuarial (véase Bühlmann, 1970), que tiene como objetivo la obtención de una función de distribución de pérdidas agregadas. El modelo se establece sobre la información de pérdidas históricas, registradas en base a la matriz que conforman las ocho líneas de negocio y los siete tipos de riesgos estandarizados por el Comité. En total 56 casillas para cada una de las cuales debemos estimar, por un lado, la distribución de frecuencia y, por otro, la distribución de severidad. Una vez definidas éstas, el siguiente paso consiste en obtener la distribución de pérdidas agregadas por riesgo operacional adscrita a cada celda. Para el cálculo del capital regulatorio, vinculado a cada casilla, se aplica el concepto de Valor en Riesgo *(Value at Risk, VaR)* al contexto del riesgo operacional, adoptando la nomenclatura de OpVaR *(Operational Value at Risk)*.

El Valor en Riesgo Operacional (OpVaR)

El OpVaR representa un percentil de la distribución de pérdidas por lo que es, ante todo, una medición de tipo estadístico y, por consiguiente, requiere el establecimiento, a priori, de una serie de parámetros:

- **Un intervalo o nivel de confianza asociado al cálculo**. Para efectos de cálculo de capital, el Comité (2006a: 166) es explícito, estableciendo para tal efecto una medida conservadora del 99,9%.

[2] En la medición del riesgo de crédito, si la entidad desea alcanzar una calificación crediticia AAA, el multiplicador utilizado es 10.

[3] Si la probabilidad de que se produzca un evento de pérdida es muy pequeña, entonces: ($1-p \approx 1$)

Tabla 1. Aproximación del capital regulatorio utilizando un enfoque IMA

Parámetros	Banca Minorista/Ejecución y Entrega de Procesos	Negociación y Ventas/Fraude Interno
N (EI)	20.000 sucesos.	50 sucesos.
p (PE)	0,05	0,005
μ_L (LGD)	500 dólares	2.000.000 dólares
μ (EL)	500.000 dólares	500.000 dólares
k	7	7
γ	0,221	14
$K_{IMA(UL)}$	**110.500 dólares**	**7.000.000 dólares**

Fuente: Datos de la investigación

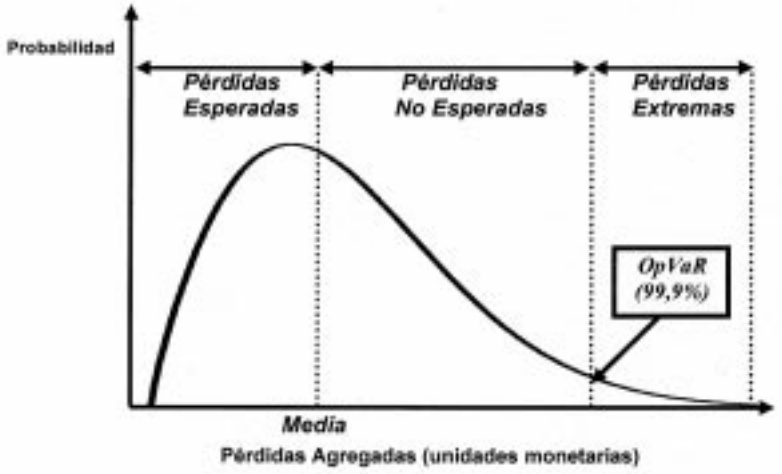
- **Un plazo, o unidad de tiempo, al cual va referido la estimación**. En relación al riesgo de mercado, la determinación de dicho parámetro no es arbitraria, sino que se encuentra vinculada a la naturaleza de la posición, así como al período de tiempo necesario para su liquidación o cobertura. El Comité (2006a: 166) indica que, en el caso del riesgo operacional, la estimación debe ir referida a un horizonte temporal de un año.

- **Una moneda de referencia**. El OpVaR de una línea de negocio se expresa en unidades monetarias. Este hecho convierte a dicha variable en una magnitud intuitiva y fácilmente comprensible para sus potenciales usuarios (reguladores, supervisores, gestores de riesgos, etc.) quienes podrán tomar decisiones en consecuencia.

- **Una hipótesis sobre la distribución de la variable analizada**. El Comité (2001b: 34), en documentos anteriores a la publicación del Nuevo Acuerdo, proponía la distribución Lognormal para aproximar la severidad, mientras que para la frecuencia se decantaba por la de Poisson. No obstante, en última instancia, las distribuciones seleccionadas deben ser aquellas que mejor se ajusten al histórico de pérdidas observadas en una entidad, cuya naturaleza puede ser muy distinta a la de otras entidades.

En definitiva, podríamos interpretar el OpVaR como una cifra, expresada en unidades monetarias, que nos informa sobre la mínima pérdida potencial en la que podría incurrir una determinada línea de negocio, *i*, por tipología de riesgo operacional, *j*, dentro de un horizonte temporal de un año y con un nivel de confianza estadística del 99,9% (**figura 2**).

Figura 2. Ilustración del concepto OpVaR para un 99,9% de confianza estadística



El proceso metodológico del LDA

La metodología LDA se nutre de las bases de datos internas de pérdidas operacionales (BDIPO), completadas con datos externos y desglosadas en la matriz "líneas de negocio/tipo de riesgo". Bajo el supuesto de que las severidades son independientes entre sí, y éstas, a su vez, independientes de la frecuencia, se procede al modelado por separado de ambas variables.

- **Ajuste de la distribución de frecuencia**. La variable aleatoria N(i,j) simbolizará el número de eventos ocurridos en una línea i debidos a un tipo de riesgo j; en un horizonte temporal (t) de un año; con una función de masa $p_{i,j}$. Esta variable discreta representa la frecuencia de las pérdidas, cuya función de distribución, $P_{i,j}$, se expresa como:

$$P_{ij}(n) = \sum_{k=0}^{n} p_{ij}(k) \qquad (9)$$

Según autores como Frachot et al. (2003), Mignola y Ugoccioni (2005) o Carrillo y Suárez (2006), la distribución de *Poisson* –utilizada con éxito en las técnicas actuariales de seguros– es una candidata con muchas ventajas a la hora de modelar la frecuencia. Dicha función se encuentra caracterizada por un único parámetro, *lambda (λ),* el cual representa, por término medio, el número de sucesos ocurridos en un año. Asimismo, conviene evaluar otras alternativas como la distribución *Binomial* o la *Binomial Negativa* (véase apéndice A).

- **Ajuste de la distribución de severidad**. Una vez definida la frecuencia, denominamos a la variable aleatoria que representa la cuantía de pérdida, en adelante severidad, como $X(i,j)$, siendo, $\mathbf{F}_{i,j}$, su función de probabilidad. De esta forma, habrá que determinar los parámetros de dicha distribución probabilística que mejor encajen con los datos observados. Para esta labor, como ya se indicó en líneas anteriores, el Comité (2001b: 34) propuso, en un principio, la distribución *Lognormal*; si bien, existe un conjunto de distribuciones paramétricas que pueden ser válidas para tal aproximación. Así pues, Fontnouvelle et al. (2004) incluyen la *Pareto*; Böcker y Klüppelberg (2005) proponen la *Weibull*; Carrillo y Suárez (2006) añaden a éstas la *Gamma* y coinciden con Mignola y Ugoccioni (2006) en contemplar, además de las señaladas, la función de distribución *Burr* como alternativa a la hora de modelar la severidad.

- **Obtención de la distribución de pérdidas agregadas**. Una vez caracterizadas las distribuciones de severidad y frecuencia, el último paso del proceso metodológico consiste en obtener la distribución de pérdidas agregada. De esta forma, la pérdida total ligada a una línea de negocio i y originada por un tipo de riesgo j, viene dada por:

$$L(i,j) = \sum_{n=0}^{N(i,j)} X_n(i,j) \qquad (10)$$

Dicha cuantía es, por tanto, el cómputo de un número aleatorio de eventos de pérdidas con valores, también aleatorios, bajo el supuesto de que las severidades son independientes entre sí y, al mismo tiempo, independientes de la frecuencia (Frachot et al., 2004: 2).

La función de distribución de la variable L(i,j) –$G_{i,j}(x)$– se obtiene mediante:

$$G_{i,j}(x) = \begin{cases} \sum_{n=1}^{\infty} p_{i,j}(n) F_{ij}^{n*}(x) & x > 0 \\ p_{i,j}(0) & x = 0 \end{cases} \qquad (11)$$

El asterisco denota la convolución[4] de la función F, donde F^{n*} es n-veces la convolución de F consigo misma, es decir:

$$F^{1*} = F$$

$$F^{n*} = F^{(n-1)*} \times F \qquad (12)$$

Para la obtención de la función de pérdidas agregada G(x) se proponen cuatro posibles técnicas: la Transformada Rápida de *Fourier (Fast Fourier Transforms, FFT),* véase Klugman et al. (2004 : cap. 6); el Algoritmo Recursivo de *Panjer* (1981); la Simulación por Montecarlo, (Klugman et al., 2004: cap. 17); y la Aproximación de la Pérdida Simple (*the Single-loss Approximation*) (Böcker y Klüppelberg, 2005).

Una vez determinada la función de distribución agregada, para el cálculo del capital regulatorio vinculado a cada casilla, basta aplicar el concepto de

Valor en Riesgo Operacional (OpVaR), es decir, calcular el percentil del 99,9% de dicha distribución. En sentido riguroso, –como advertimos anteriormente– el CaR debería cubrir sólo la pérdida no esperada (UL). Sin embargo, en el caso de que la cobertura de la pérdida esperada no quede adecuadamente contrastada, el supervisor tiene potestad para instar a la entidad a que contemple en el capital regulatorio ambas pérdidas para su cómputo; de ahí la identidad entre CaR y OpVaR.

$$CaR = OpVar(i, j; \alpha) = G_{i,j}^{-1}(\alpha) = EL(i, j) + UL(i, j; \alpha) \quad (13)$$

A nivel de la entidad, el cómputo de los requerimientos de capital propio por riesgo operacional –asumiendo la existencia de dependencia perfecta entre los riesgos asociados a cada celda– no entraña dificultad alguna por cuanto se trata de una simple agregación del capital (CaR) correspondiente a las 56 casillas, esto es:

$$K_{LDA} = CaR(\alpha) = \sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{7} CaR_{ij}(\alpha) \quad (14)$$

Los Cuadros de Mando o *Scorecards*

En la medición del nivel de riesgo operacional soportado por un banco y, por lo tanto, en el cálculo del capital requerido para cubrirlo, no basta con apoyarse sólo en la base histórica de pérdidas. Tanto el Comité como la propia industria bancaria son conscientes de que el *riesgo inherente* –el que pueden aproximar los datos de pérdidas soportadas– puede ser muy dispar al *riesgo residual* –el que realmente es asumido por la entidad–. El *riesgo residual* representa una medida neta de riesgo, al contemplar la calidad de los controles implantados; de igual forma, esta medición debe recoger factores de riesgos aportados por opiniones de expertos o análisis de escenarios que complementen a las metodologías, anteriormente expuestas. De esta manera, si bien, es irrefutable la necesidad de llevar a cabo este ajuste, no está tan clara la forma de implementarlo. A estos efectos, Giudici (2004) propone un modelo de *redes Bayesianas* para integrar la información cualitativa en los modelos de medición avanzados de corte puramente cuantitativos. Un esquema más elemental se fundamentaría en multiplicar el cómputo de capital por un *factor de ajuste*: medida relativa que debería ser validada por el supervisor. Por otra parte, una metodología alternativa consistiría en ajustar directamente los parámetros de las distribuciones, a saber: la *media* de la distribución de frecuencia y la *dispersión* y la *media* de la función de severidad. A partir de estas distribuciones, se determinaría el CaR ajustado a los factores cualitativos. En cualquier caso, para transformar las evaluaciones cualitativas en medidas cuantitativas habrá que recurrir a alguna herramienta de gestión, destacando, entre éstas, los Cuadros de Mando o *Scorecards*. Como explica el propio Comité (2003b), los cuadros de mando pueden ser empleados para obtener una clasificación jerárquica de los distintos tipos de riesgos operacionales a los que están expuestas cada una de las líneas de negocio. Con objeto de efectuar dicha categorización será necesario primero identificar los factores de riesgo críticos en cada área –para lo cual puede ser una *proxy* apropiada la BDIPO–. Una vez detallados los elementos claves de riesgo, se desarrollará una serie de cuestionarios con el fin de capturar el perfil de riesgo subyacente, el entorno de control existente y las variaciones que haya en estos ámbitos. Los resultados obtenidos, en dichas evaluaciones, vendrán definidos y cuantificados por los *risk scores (calificaciones del riesgo)* que valoran el riesgo y el grado de control existentes en una línea o unidad de negocio. A partir de dichas puntuaciones, las entidades financieras podrán reajustar la asignación de capital establecida previamente con el modelo LDA, el IMA o el Método Estándar. Una forma sencilla y operativa de implementarlo es estableciendo una relación lineal entre el CaR y el *risk score* asignado al riesgo en cuestión, según la siguiente expresión:

$$K_{ij} = CaR_{ij} \times RS_{ij} \quad (15)$$

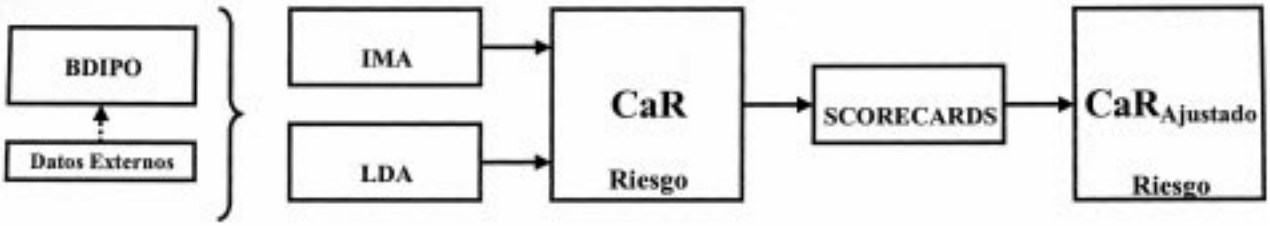
Donde K_{ij} es el Capital requerido para una celda de la matriz "línea de negocio/tipo de riesgo", *CaR* son los requerimientos de capital aproximados con el enfoque LDA o el SA. En este último caso, el cálculo se realizará sólo por línea de negocio, sin diferenciar los tipos de riesgos operacionales y RS_{ij} es la Puntuación o *risk score* de una celda (o línea de negocio) obtenida a partir de un cuestionario.

[4] La convolución es un proceso matemático que transforma las distribuciones de frecuencia y severidad en una tercera distribución (LDA) mediante la superposición de ambas (véasee Feller, 1971:143).

INTERRELACIÓN DE LAS VARIABLES CUANTITATIVAS Y CUALITATIVAS EN LA MEDICIÓN DEL RIESGO OPERACIONAL

Como corolario a este trabajo, vamos a dar forma y contrastar un enfoque avanzado para el cálculo de capital por riesgo operacional bajo las directrices del Comité de Basilea. En este sentido, integraremos una metodología puramente cuantitativa, como es el modelo LDA, con otra de un marcado carácter cualitativo, materializada en el enfoque *Scorecards*. La estructura de dicha metodología la ilustramos sinópticamente en la **figura 3**:

Figura 3: Esquema metodológico del cálculo del CaR interrelacionando factores cuantitativos y cualitativos



Parámetros del Modelo

Para llevar a cabo el estudio, volvemos a retomar las casillas de la matriz "línea de negocio/tipo de evento" utilizadas en el ejemplo de la **tabla 1**: "Banca Minorista/Ejecución y Entrega de Procesos" y "Banca Corporativa/Fraude Interno". Ambas celdas presentan un perfil de riesgo muy distinto. Así, en un primer estado, y con objeto de modelar la frecuencia, hemos elegido la distribución de *Poisson*, cuyo parámetro (λ) simboliza el número medio de sucesos al año. En esta línea, dado que la Banca Minorista presenta una mayor frecuencia de eventos de pérdidas que la Banca Corporativa, debido a su mayor volumen de negocio y transacciones (véase Basel, 2002), hemos intentado reflejar dicho efecto discriminando entre una *lambda* igual a 100, para la primera celda, e igual a 10, para la segunda. Por otra parte, estudios empíricamente contrastados, como los de Moscadelli (2004) y Dutta y Perry (2006), advierten de una clara asimetría positiva y un alto grado de *leptocurtosis* en las distribuciones de severidad de ambas unidades de negocio. Esto se traduce en la existencia de una elevada concentración de pérdidas de bajo impacto económico –pensemos en las típicas diferencias de caja de las sucursales bancarias–, y una cola relativamente gruesa *(fat tail)* –por ejemplo, aquellos casos aislados de *banca paralela* o *lavado de capitales*–. A tenor de estos supuestos, hemos simulado una hipotética distribución para la severidad siguiendo un modelo *Weibull*, eligiendo, para tales unidades, un parámetro de forma (α) inferior a la unidad. No obstante, y considerando la mayor *curtosis* que presenta la distribución de pérdidas del negocio Minorista en la realidad (véase Moscadelli, 2004), hemos asignado un valor de *alfa* menor a este segmento respecto al de la Banca Corporativa, precisamente para capturar este hecho. Asimismo, considerando que los importes negociados en las operaciones de Banca Corporativa suelen ser superiores a los negociados en el nicho de mercado Minorista, hemos determinado un parámetro de escala (β) notablemente superior en la primera, confiriendo a ésta una mayor desviación típica. Ambas simulaciones quedan ilustradas gráficamente en la **figura 4** y **5**, respectivamente.

Figura 4. Histograma para la distribución de severidad simulada en la celda Banca Minorista/Ejecución y Entrega de Procesos

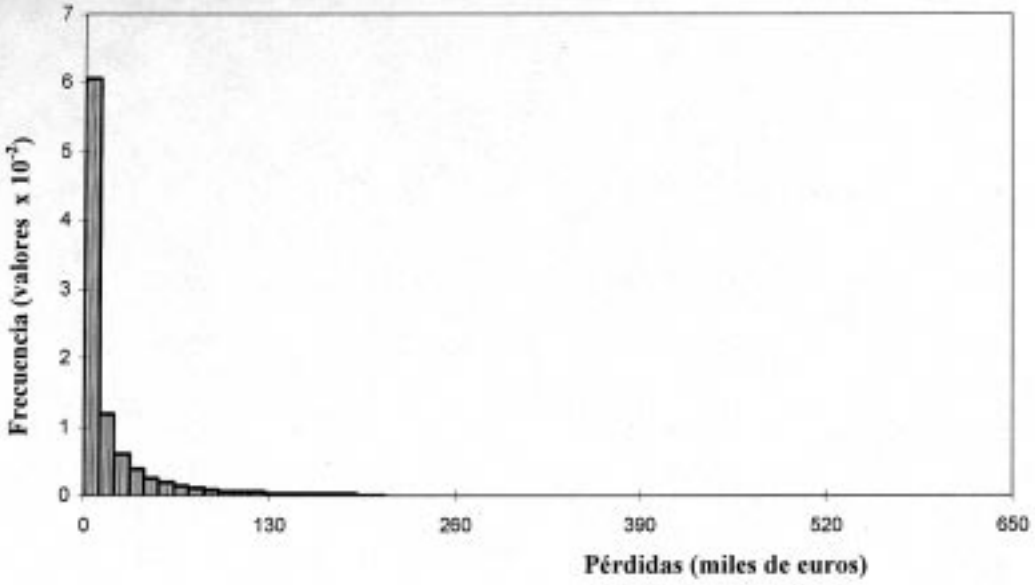
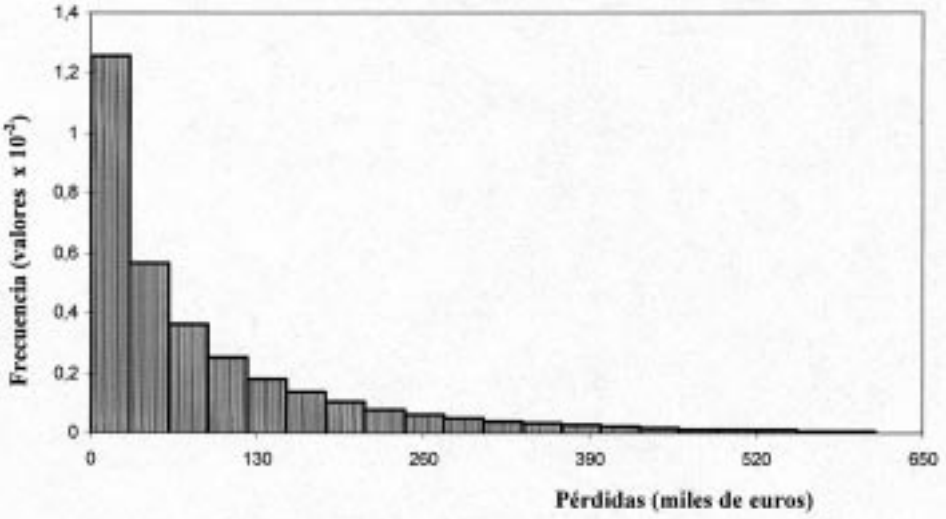


Figura 5: Histograma para la distribución de severidad simulada en la celda Banca Corporativa/Fraude Interno



El análisis descriptivo realizado para las distribuciones de severidad simuladas se recoge en la **tabla 2**.

Tabla 2. Análisis descriptivo para las distribuciones de severidad simuladas

	Banca Minorista / Ejecución y Entrega de Procesos	Banca Corporativa / Fraude Interno
Media	20.200 dólares	95.451 dólares
Desviación típica	44.721 dólares	128.862 dólares
Asimetría	4,03	2,52
Curtosis	22,92	10,90

Fuente: Datos de la Investigación

Por último, vamos a introducir un factor cualitativo en el modelo, que recoja la calidad de los controles implantados por la entidad y factores de riesgo no advertidos en el enfoque cuantitativo. A tal efecto, utilizamos la expresión matemática (15). Para testear dicho efecto en el cómputo de capital, hemos realizado un análisis de sensibilidad para distintos *risk scores*.

RESULTADOS

Una vez descritas las distribuciones de frecuencia y severidad, hemos procedido a la convolución de ambas usando el método de Simulación de Montecarlo, mediante la generación de un total de 5.000 escenarios. Las distribuciones de pérdidas agregadas resultantes (LDA) y los CaR asociados a éstas se detallan en la **tabla 3**.

Tabla 3. Resumen de datos de la LDA simulada

		Banca Minorista / Ejecución y Entrega de Procesos	Banca Corporativa / Fraude Interno
Frecuencia	Distribución	Poisson	Poisson
	Parámetros	λ=100	λ=10
Severidad	Distribución	Weibull	Weibull
	Parámetros	α=0,5 β=10	α=0,75 β=80
LDA	Pérdida Esperada (EL)	1.967.900 dólares	856.830 dólares
	Pérdida No Esperada (UL)	1.885.370 dólares	2.054.720 dólares
	$CaR_{95\%}$	2.846.200 dólares	1.776.940 dólares
	$CaR_{99\%}$	3.316.100 dólares	2.196.430 dólares
	$CaR_{99,9\%}$	3.853.270 dólares	2.911.550 dólares

Fuente: Datos de la investigación

A la luz de los datos anteriores, el análisis de sensibilidad desarrollado sobre el CaR para distintos niveles de confianza (95%, 99% y 99,9%), pone de manifiesto el fuerte impacto que produce dicho parámetro sobre el consumo de capital. En este sentido, si bien el Acuerdo de Basilea pretende con ello cubrir posibles eventos extremos situados en la cola de la distribución, al mismo tiempo, este elevado grado de conservadurismo puede convertirse en un elemento casi confiscatorio en la estructura de capital de la entidad. Por otra parte, al confrontar los resultados obtenidos entre ambas celdas de la matriz, observamos un mayor CaR en la celda de Banca Minorista que en la Corporativa, con independencia del nivel de confianza establecido. En sentido estricto, el consumo de capital debe contemplar tanto la pérdida esperada (EL) como la no esperada (UL). Sin embargo, como ya apuntamos en líneas precedentes, el Comité (2006a: 151), en aquellos supuestos donde la entidad pueda demostrar la adecuada provisión de su pérdida esperada, admite un cómputo de capital basado exclusivamente en la no esperada. Esta otra acepción del CaR, nos conduce a reinterpretar de nuevo los datos. Al ser la pérdida no esperada superior en el binomio Banca Corporativa/Fraude Interno, se observa una jerarquía distinta, en términos de cargo de capital, entre ambos tipos de riesgos operacionales. La explicación habría que buscarla en la propia naturaleza del negocio de Banca Corporativa pues, si bien es cierto que, en promedio, se realiza un menor número de transacciones, los importes que se pueden llegar a negociar son muy superiores a los de la Banca Minorista, además que subyace una mayor desviación de dichos valores respecto a su media.

En cuanto al efecto de los factores cualitativos, en la **tabla 4** reflejamos el estudio llevado a cabo.

Tabla 4. Cómputo de capital determinado en función del *risk score*

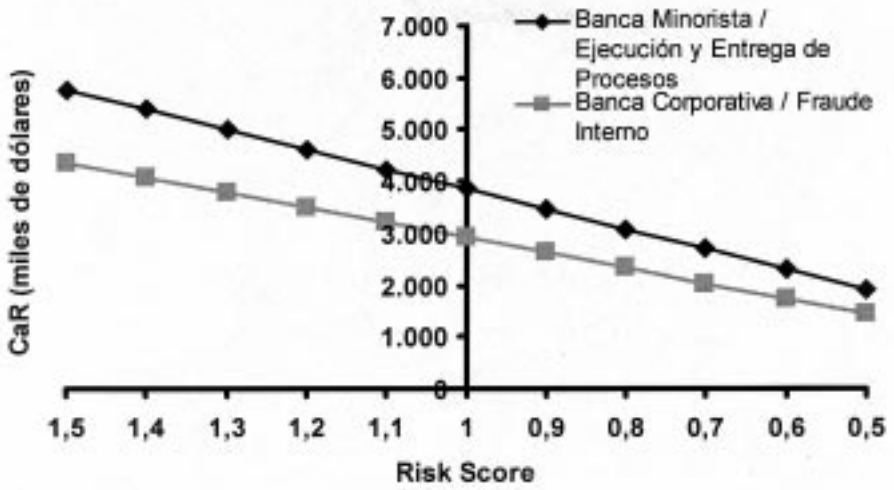
Risk Score	Banca Minorista / Ejecución y Entrega de Procesos	Banca Corporativa / Fraude Interno
0,5	1.926.635 dólares	1.455.775 dólares
0,6	2.311.962 dólares	1.746.930 dólares
0,7	2.697.289 dólares	2.038.085 dólares
0,8	3.082.616 dólares	2.329.240 dólares
0,9	3.467.943 dólares	2.620.395 dólares
1	**3.853.270 dólares**	**2.911.550 dólares**
1,1	4.238.597 dólares	3.202.705 dólares
1,2	4.623.924 dólares	3.493.860 dólares
1,3	5.009.251 dólares	3.785.015 dólares
1,4	5.394.578 dólares	4.076.170 dólares
1,5	5.779.905 dólares	4.367.325 dólares

Fuente: Datos de la investigación

Como se puede observar, hemos simulado una escala de valores, en tantos por uno, para los *risk scores.* Así, partimos de una puntuación central igual a 1, que, lógicamente, dada la relación lineal de la expresión utilizada coincide con la cifra de CaR resultante del LDA. A partir de esta cifra inicial, en función de la calidad de los controles o de factores de riesgos advertidos se podría rebajar el capital regulatorio[5] hasta un 50% o incrementar en la misma cuantía las necesidades de capital. Nótese que, si bien el objetivo e incentivo de este enfoque es minimizar el CaR, al mismo tiempo ha de contemplar la posibilidad de aumentar el cómputo de capital –sobre el establecido por el enfoque cuantitativo– debido a nuevos factores de riesgo a los cuales los modelos IMA o LDA son insensibles por estar fundamentados en datos históricos.

[5] Esta cifra ha sido tomada de manera arbitraria para la realización de nuestro estudio, puesto que el Comité no establece ninguna cuantía mínima o máxima a este respecto.

Figura 6. Evolución del $CaR_{Ajustado}$ en función del *risk score*



En la **figura 6** se resalta gráficamente el impacto de los *risk scores* sobre el CaR ajustado.

CONCLUSIONES

El trabajo desarrollado aporta elementos críticos sobre las metodologías propuestas para la medición del riesgo operacional. En este sentido, ofrece parámetros valiosos para una entidad financiera a la hora de establecer el modelo de medición más realista, en función de la estructura de controles implantados y de la dimensión o tamaño de la misma. A tal efecto, cabe reseñar las deficiencias conceptuales advertidas en los enfoques Básico y Estándar, sobre todo en lo que se refiere a su indicador de exposición, esto es, los ingresos brutos. Y es que su cuantificación depende, en última instancia, del marco contable de cada país posibilitando, con ello, el arbitraje regulatorio. Ambos métodos han de ser concebidos, *a priori*, como modelos de transición hacía estados superiores, materializados en las metodologías avanzadas, siendo utilizados en la actualidad como un ensayo preliminar ante la entrada en vigor del Nuevo Acuerdo. Las entidades financieras que pretendan administrar eficazmente su riesgo operacional deben aunar esfuerzos en el desarrollo y aplicación de las técnicas avanzadas de medición (AMA). En este sentido, consideramos de especial interés la ilustración metodológica realizada sobre el enfoque LDA y el posterior contraste de dicha metodología a través del enfoque de Simulación de Montecarlo. De otra parte, a efectos de cómputo del capital regulatorio, se establece un percentil excesivamente alto, esto es, un 99,9%. En particular, para aquéllas distribuciones de pérdidas con colas anchas (*fat tails*), ello puede conducir a cifras de OpVaR muy altas y, por consiguiente, a mayores consumos de capital. En cuanto al modelado de las variables, la distribución de *Poisson* es la más recurrente para ajustar la frecuencia, si bien, es preciso contemplar otras alternativas como la distribución *Binomial* o la *Binomial Negativa.* En relación a la severidad, nos encontramos con una serie de distribuciones paramétricas *(Lognormal, Weibull, Pareto etc.*) que podrían ser, *a priori*, buenas candidatas para tal aproximación. Sin embargo, la evidencia empírica demuestra que, en la práctica, ninguna distribución *simple* se ajusta de manera exacta; de ahí la necesidad de recurrir a la denominada mixtura de distribuciones. No obstante, a la hora de diseñar un modelo de medición interna del riesgo operacional no solo hay que contemplar las variables cuantitativas, sino también la integración en el enfoque de indicadores cualitativos. La metodología propuesta por el Comité para dicha tarea son los *Scorecards*. A través de esta metodología se han de valorar y extrapolar al modelo, en términos de capital, la calidad de los controles implantados o nuevos factores de riesgo advertidos. Por tanto, aquellas entidades de crédito que, habiendo sufrido en el pasado pérdidas operacionales significativas, y en la actualidad hayan conseguido avances y mejoras en sus sistemas de control y gestión del riesgo, pueden beneficiarse de una reducción notable de sus requerimientos de capital con la implementación de esta metodología.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alexander, C.; Pézier, J. 2001. Binomial Gamma's. *Operational Risk*, 2(3): (april).

Basel Committee on Banking Supervision. 2001a. *Basel II: The New Basel Capital Accord*. CP2 Paper.

Basel Committee on Banking Supervision. 2001b. *Working paper on the regulatory treatment of operational risk*. Nº8, Basilea, septiembre.

Basel Committee on Banking Supervision. 2002. *Operational risk data collection exercise 2002*. Basilea, junio.

Basel Committee on Banking Supervision. 2003. *Sound practices for the management and supervision of operational risk*. Nº96, Basilea, febrero.

Basel Committee on Banking Supervision. 2003b. *The new Basel Capital Accord*. The third consultive paper, CP3. Basilea, abril.

Basel Committee on Banking Supervision. 2004. *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*. Nº 107, Basilea, junio.

Basel Committee on Banking Supervision. 2005. *The treatment of expected losses by banks using the AMA under the Basel II framework*. Nº 7, Basilea, noviembre.

Basel Committee on Banking Supervision. 2006a. *Basel II: international convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework - comprehensive version*. Basilea, junio. (versión en castellano).

Basel Committee on Banking Supervision. 2006b. *Observed range of practice in key elements of Advanced Measurement Approaches (AMA)*. Basilea, octubre.

Böcker, K.; Klüppelberg, C. 2005. Operational VaR: a closed-form approximation. *Risk*, diciembre.

Bühlmann, H. 1970. Mathematical methods in risk theory. *Grundlehren Der Mathematischen Wissenschaften*, Band 172, Springer-Verlag, Heidelberg.

Carrillo, S.; Suárez, A. 2006. Medición efectiva del riesgo operacional. *Estabilidad Financiera*, 11:61-89.

Dutta, K.; Perry, J. 2006. *A tale of tails: an empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital*. Federal Reserve Bank of Boston, Working Paper Nº 06-13.

Embrechts, P.; Klüppelberg, C.; Mikosch, T. 1997. *Modelling extremal events for insurance and finance*. Springer-Verlag, New York.

Feller, W. 1971. *An introduction to probability theory and its applications*. Volume II, 2nd ed., Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, John Wiley & Sons, New York.

Fontnouvelle, P.; DeJesus-Rueff, V.; Rosengren, E.; Jordan, J. 2003. *Using loss data to quantify operational risk*. Working Paper. Federal Reserve Bank of Boston.

Fontnouvelle, P.; Rosengren, E.; Jordan, J. 2004. *Implications of alternative operational risk modeling techniques*. Working Paper. Federal Reserve Bank of Boston.

Frachot, A.; Georges, P.; Roncalli, T. 2001. *Loss distribution approach for operational risk*. Documento de Trabajo, Credit Lyonnais.

Frachot, A.; Moudoulaud, O.; Roncalli, T. 2003. *Loss distribution approach in practice*. Documento de trabajo, Credit Lyonnais.

Frachot, A.; Roncalli, T.; Salomon, E. 2004. *The correlation problem in operational risk*. Documento de trabajo, Credit Lyonnais.

Giudici, P. 2004. *Integrating quantitative and qualitative operational risk data*. M. Cruz (ed.), Operational Risk Modeling and Analysis. Risk Books, London.

Gumbel, E. J. 1935. Les valeurs extrèmes des distributions statistiques. *Ann. L'Inst. Henri Poincaré*, 4:115-158.

Jiménez, E.J.; Martín, J.L. 2005. El riesgo operacional en el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea. *Análisis Financiero*, 97:54-63.

Klugman, S.; Panjer, H.; Willmot, G. 2004. *Loss models: from data to decisions*. 2nd ed., Jonh Wiley & Sons, New York.

McNeil, A.; Frey, R.; Embrechts, P. 2005. *Quantitative risk management: concepts, techniques and tools*. Princeton University Press, Princeton.

Mignola, G.; Ugoccioni, R. 2005. *Tests of extreme-value theory applied to operacional risk data*. E. Davis (ed.), Operational Risk, Risk Books.

Mignola, G.; Ugoccioni, R. 2006. Sources of uncertainty in modelling operational risk losses. *Journal of Operational Risk*, 1(2):33-50.

Moscadelli, M. 2004. *The modelling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the Basel Committee*. Documento de Trabajo del Banco de Italia.

Neil, M.; Fenton, N.E.; Taylor, M. 2005. Using Bayesian networks to model expected and unexpected operational losses. *Risk Analysis*, 25(4): 963-972.

Panjer, H. 1981. *Recursive evaluation of a family of coumpound distributions*. Astin Bulletin 12.

Trujillo, A. 2002. *Gestión del riesgo en préstamos comerciales*. Instituto Superior de Técnicas y Prácticas Bancarias.