

# EL CAPITAL REGULATORIO POR RIESGO OPERACIONAL

2009 Premio Tesis Doctoral

Enrique Jiménez Rodríguez





# EL CAPITAL REGULATORIO POR RIESGO OPERACIONAL

2009 Premio Tesis Doctoral

**Enrique Jiménez Rodríguez**



Jiménez Rodríguez, Enrique

El capital regulatorio por riesgo operacional / Enrique Jiménez Rodríguez. – Santander : Editorial de la Universidad de Cantabria, D.L. 2013.

84 p. : il. ; 24 cm. – (Cuadernos de investigación UCEIF ; 2/2011)

“2009 Premio Tesis Doctoral”

En la port.: Cantabria Campus Internacional, Banca, Finanzas y Actividad Empresarial.  
D.L. SA. 120-2013. – ISBN 978-84-86116-74-3

1. Gestión del riesgo. 2. Finanzas. I. Fundación de la Universidad de Cantabria para el Estudio y la Investigación del Sector Financiero.

658.15

Esta edición es propiedad de la EDITORIAL DE LA UNIVERSIDAD DE CANTABRIA, cualquier forma de reproducción, distribución, traducción, comunicación pública o transformación sólo puede ser realizada con la autorización de sus titulares, salvo excepción prevista por la ley. Diríjase a CEDRO (Centro Español de Derechos Reprográficos, [www.cedro.org](http://www.cedro.org)) si necesita fotocopiar o escanear algún fragmento de esta obra.

© Enrique Jiménez Rodríguez

© Editorial de la Universidad de Cantabria

Avda. de los Castros s/n - 39005 Santander, Cantabria (España)

Teléf.-Fax +34 942 201 087

[www.editorialuc.es](http://www.editorialuc.es)

Promueve: Fundación de la Universidad de Cantabria para el Estudio y la Investigación del Sector Financiero (UCEIF)

Coordinadora: Ana Fernández Laviada

Secretario: Evan Brock Gray

ISBN: 978-84-86116-74-3

Depósito Legal: SA 120-2013

Impreso en España. *Printed in Spain*

## FUNDACIÓN DE LA UNIVERSIDAD DE CANTABRIA PARA EL ESTUDIO Y LA INVESTIGACIÓN DEL SECTOR FINANCIERO (UCEIF)

La Fundación de la Universidad de Cantabria para el Estudio y la Investigación del Sector Financiero (UCEIF) se constituye en 2006, bajo el patronazgo de la Universidad de Cantabria y el Santander, con el propósito de convertirse en una institución de referencia en la generación, difusión y transferencia del conocimiento sobre el sector financiero en todas sus facetas. Mediante la identificación, desarrollo y promoción del talento y la innovación, apoya el liderazgo sostenible y socialmente responsable de las instituciones que la patrocinan y de aquellas con las que establece alianzas, como contribución al bienestar, desarrollo y progreso de los pueblos.

Sus principales objetivos y actividades son: ofrecer estudios avanzados en banca y mercados financieros para la promoción del talento de las nuevas generaciones, impulsar la investigación, promover eventos de interés nacional e internacional y cuantas acciones se encaminen a la difusión y transferencia del conocimiento financiero y económico, así como al reconocimiento y apoyo a estudiantes e investigadores interesados en el sector.

La Fundación ha consolidado el nivel y prestigio internacional de los programas formativos de postgrado, reconocidos por la Universidad de Cantabria y desarrollados con la colaboración del Santander. Entre ellos, el Máster en Banca y Mercados Financieros que se imparte en España desde 1996, en la sede operativa de la Fundación (distinguido con el Premio AUIP a la Calidad del Postgrado en Iberoamérica), en México, desde 1999 con la Universidad Anáhuac y el Santander México (primero



en el ranking de Expansión-CNN como el más innovador de su especialidad en México) y en Marruecos, desde 2008 con la Universidad Hassan II de Casablanca, el Attijariwafa Bank y el Santander España (primero del Magreb y segundo de África, según el ranking sobre los Máster en Finanzas realizado por la Revista *Jeune Afrique*).

En su reconocimiento del talento y apoyo a investigadores y estudiantes la Fundación convoca becas, premios y ayudas a la investigación, promoviendo también la edición de libros, cuadernos de investigación y revistas especializadas.

Asimismo la Fundación gestiona el Archivo Histórico del Banco Santander ([www.archivohistoricosantander.com](http://www.archivohistoricosantander.com)), cuyos fondos son referencia a nivel mundial para la investigación de la historia financiera y bancaria, y ha sentado las bases de un proyecto de educación financiera por medio del portal creado al efecto: [www.finanzasparamortales.com](http://www.finanzasparamortales.com). La integración de sus actividades bajo el Santander Financial Institute (SanFI) como centro generador y transmisor de conocimiento de vanguardia será una realidad en 2012.

En el marco del *Campus de Excelencia Internacional* la Fundación organiza periódicamente diversos cursos y encuentros con la UIMP y la UC, así como los “*Encuentros de Economistas Especialistas en Iberoamérica*” convocados por la SEGIB anualmente.

Finalmente destacar su participación como patrono en la creación, en alianza con las Universidades de Murcia, Politécnica de Cartagena y Cantabria, de la Fundación para el Análisis Estratégico y Desarrollo de la Pyme, en cuyo seno se crea la Red Internacional de Investigadores en Pymes. Fruto de esta actuación se elaboran diversos Informes sobre la Pyme en Iberoamérica, tanto a nivel de la región en su conjunto como en los distintos países.

FRANCISCO JAVIER MARTÍNEZ GARCÍA  
*Director de la Fundación UCEIF*

## ÍNDICE

<b>9</b>	Introducción
<b>13</b>	Marco conceptual
<b>24</b>	Las metodologías no avanzadas
<b>33</b>	Las metodologías de medición avanzada
<b>42</b>	Cálculo del capital regulatorio por riesgo operacional
<b>74</b>	Conclusiones
<b>82</b>	Referencias bibliográficas



## I. INTRODUCCIÓN

El Acuerdo de Capital de Basilea II incluyó –como una de sus principales novedades– requerimientos de capital por riesgo operacional, uniéndose así a los ya contemplados, en el coeficiente de solvencia de Basilea I, por riesgo de crédito y de mercado. A tal efecto, en Junio de 2008, a través de la circular del Banco de España sobre “Determinación y Control de los Recursos Propios Mínimos”, se transpusieron las directivas comunitarias que incorporaban dicha norma. El texto del Acuerdo de Basilea II fue fruto de un dilatado y arduo trabajo de colaboración entre la industria bancaria, supervisores y ámbitos académicos. El proceso comenzó en 1998, y desde el primer documento de consulta, donde se explicaban los motivos y objetivos de la revisión, fue desarrollándose hasta alcanzar cierto grado de madurez; materializándose en su publicación en junio de 2004. El marco normativo de Basilea II proyecta, a priori, un capital regulatorio sensible al riesgo de la operativa bancaria, que salvaguarde la estabilidad y solvencia del sistema. Sin embargo, la crisis financiera que florece en el verano de 2007 con la hipotecas *subprime* –venía germinando desde unos años atrás– pone de manifiesto ciertas deficiencias en el marco de regulación y supervisión; Basilea II no ha cumplido las expectativas. En base a las cuales, se sugirieron algunas reformas del Acuerdo, paradójicamente, antes de su entrada en vigor oficial en muchos mercados. Los acuerdos de Basilea nacen con una naturaleza evolutiva, por lo que al documento inicial de Basilea II le siguieron versiones más depuradas, derogadas por otras nuevas como Basilea III. En el caso de España, la norma se hacía de obligado cumplimiento en junio de 2008, si bien, en noviembre del mismo año el G-20 marcaba las directrices de su reforma en la *Cumbre de Washington*.

En términos de requerimientos, Basilea III aumenta el capital ordinario del 2% hasta el 4,5%. A su vez, el TIER 1 se incrementa del 4% al 6%. Si bien el total de capital mínimo requerido permanece en el 8%, se introduce como novedad importante un colchón de conservación del capital (*capital conservation buffer*) adicional del 2,5%, materializado en capital ordinario, con objeto de absorber pérdidas durante periodos

de tensión económica y financiera. Consecuentemente, la cifra final de capital regulatorio alcanzaría el 10,5%. Asimismo, los supervisores nacionales pueden establecer un requerimiento anticíclico, en un rango de 0 a 2,5%. Véase, al respecto, la tabla 1.

**TABLA I: Basilea III versus Basilea II**

ACUERDO	Capital Ordinario		TIER 1		Capital Regulatorio	
	Basilea II	Basilea III	Basilea II	Basilea III	Basilea II	Basilea III
Mínimo	2%	4,5%	4%	6%	8%	8%
Colchón de conservación		2,5%				
Mínimo más el colchón adicional		7%		8,5%		10,5%
Rango colchón anticíclico	0 – 2,5%					

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

A diferencia de Basilea II, que se focalizó más en el denominador del coeficiente de solvencia, Basilea III se centra en aumentar la calidad y cantidad del capital regulatorio. En lo que al riesgo operacional concierne, en la nueva reforma se propone, esencialmente, una mayor convergencia en las metodologías de medición y gestión, así como, en la supervisión del mismo. A tal efecto, el Comité indica tres metodologías para calcular los requerimientos de capital por riesgo operacional que, de menor a mayor complejidad y sensibilidad al riesgo, son:

1. Método del Indicador Básico (Basic Indicator Approach, BIA).
2. Método Estándar (Standardised Approach, SA).
3. Metodologías de Medición Avanzada (Advanced Measurement Approach, AMA).

A su vez, dentro de los modelos AMA, se describen tres enfoques: el Modelo de Medición Interna (Internal Measurement Approach, IMA); los Cuadros de Mando (Scorecards); y el Modelo de Distribución de Pérdidas (Loss Distribution Approach, LDA). Los enfoques Básico y Es-

tándar se conciben como metodologías top-down, determinan la carga de capital de manera agregada a nivel entidad, BIA, o por línea de negocio, SA. Tras este cálculo preliminar, a través de un proceso de arriba hacia abajo, se desglosa la asignación de capital por tipo de riesgo y unidad de negocio o proceso, en particular. Por contra, las metodologías AMA se engloban dentro de los enfoques bottom-up. Así, calculan el capital requerido a partir de los datos internos de pérdidas distribuidos por su tipología y unidad de negocio. Por último, siguiendo un proceso de lo particular a lo general, se computa el capital para el banco en su conjunto. Para aplicar el Método Estándar y las metodologías AMA los bancos deben cumplir unos criterios de admisión. En cambio, el enfoque del Indicador Básico es aplicable a cualquier banco, independientemente de su complejidad o sofisticación, constituyendo así un punto de partida en el proceso de cálculo de capital por riesgo operacional. Así pues, en nuestro trabajo planteamos la siguiente Hipótesis a testar: *“La implementación de un enfoque de medición avanzado del riesgo operacional genera, en las entidades de crédito, un ahorro de capital regulatorio respecto a las metodologías no avanzadas”*. Con el contraste empírico de la tesis postulada pretendemos, además, lograr los siguientes objetivos:

- Exponer el marco conceptual en el que queda encuadrada la gestión del riesgo operacional. Para lo cual, hemos efectuado una síntesis teórica, basada en una profunda revisión de la literatura al respecto.
- Examinar una base real de datos internos de pérdidas operacionales, con objeto de validar el cumplimiento de los requisitos mínimos establecidos por el Comité respecto a la calidad de los datos.
- Ilustrar el proceso de cálculo de capital mediante un enfoque avanzado, esto es, el modelo LDA, y evaluar el impacto que sobre el capital regulatorio ejercen los parámetros de las distribuciones de probabilidad utilizadas para la modelización de las pérdidas.
- Comparar, en la práctica, el consumo de capital obtenido en función de la metodología utilizada, y valorar el beneficio que supone para las entidades de crédito la implementación de un enfoque de medición avanzado.



Para dar cobertura a los objetivos perseguidos, hemos organizado el trabajo en bloques. La primera parte del trabajo se plantea con el fin de crear el contexto necesario para poder materializar, de una forma consecuente, el estudio empírico sobre el capital regulatorio por riesgo operacional. Así, tratamos acotar la naturaleza del concepto riesgo operacional. Una vez tipificado el riesgo operacional, ya podemos desarrollar su gestión. En esta línea, para finalizar el bloque teórico, hemos abordado un recorrido metodológico por los diferentes enfoques de medición del capital por riesgo operacional. Establecido el marco teórico, el siguiente paso ha sido contrastarlo en la práctica. Para ello, hemos contado con la información histórica de pérdidas operacionales de una entidad de crédito española, especializada principalmente en la Banca Minorista. Dispuestos los datos para ser manejados, hemos realizado el cálculo más crítico de los efectuados, el del capital regulatorio. En particular, elaboramos un análisis comparativo del mismo en relación a los parámetros del modelo LDA y, a continuación, contrastamos éste con las metodologías de inferior complejidad. Para finalizar, a modo de corolario, enunciarnos una serie de conclusiones sobre la investigación desarrollada, que tratan de dar respuesta a los objetivos y razones que han motivado la realización de este trabajo.

## 2. MARCO CONCEPTUAL

### 2.1. La Gestión del Riesgo Operacional

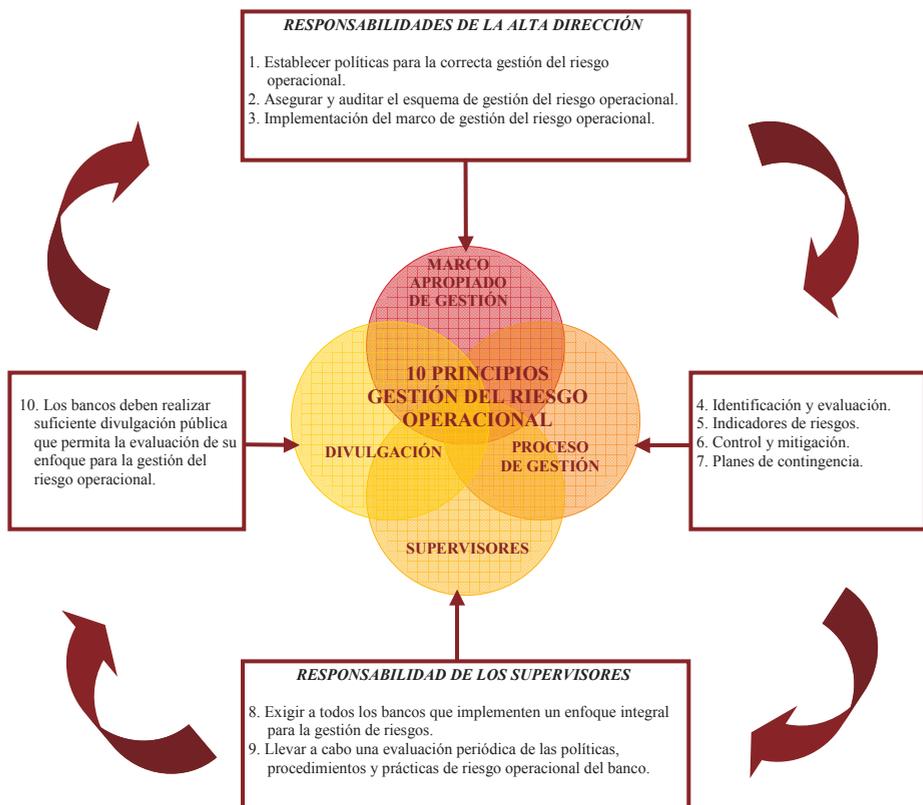
El riesgo operacional puede abarcar eventos de muy diversa naturaleza y origen. Así, riesgos como el tecnológico, el de fraude, el de ejecución y procesos, o los desastres naturales, estarían dentro del universo de eventos que pueden desencadenar pérdidas operacionales. Esta pluralidad de factores, potencialmente desencadenantes, aumentan el grado de complejidad en el control y gestión del riesgo operacional dentro de una entidad financiera. En este sentido, hasta la publicación de la nueva propuesta de requerimientos de capital, no existía una definición ampliamente consensuada de riesgo operacional. Por éste se entendía: “*todo aquello que no era ni riesgo de crédito, ni riesgo de mercado*” [véase Hoffman, 1998: 29]. En consecuencia, el Comité [2004: 128], como punto de partida para su gestión, normaliza dicho concepto definiéndolo explícitamente como: “*el riesgo de pérdida resultante de una falta de adecuación o un fallo de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien de acontecimientos externos*”. Debemos advertir que la definición anterior incluye el riesgo legal o jurídico, pero excluye el riesgo estratégico y el riesgo de reputación.

De manera general, a la hora de gestionar el riesgo hay que distinguir dos posturas: 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:

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

Abundando en esta materia, 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*, deben ser tenidos en cuenta por los bancos y autoridades supervisoras. Si bien, el Comité [2011b] ha actualizado este documento, en la versión revisada se destaca la evolución de la gestión del riesgo operacional desde 2003. Los principios esbozados en el informe examinan tres aspectos esenciales: la estructura de gobierno, la gestión del riesgo y la divulgación de la información. Las pautas de gestión implícitas en el documento quedan ilustradas sinópticamente en la figura 1.

Figura 1: Esquema sinóptico del documento “Sound Practices”



Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

## 2.2. La Pérdida Operacional

Como se advierte en la figura 1, la identificación de las principales amenazas –reales o potenciales– que afectan a la entidad en su conjunto y la evaluación del impacto de las mismas constituye un elemento, lógicamente, preliminar a cualquier acción encaminada a reducir o mitigar el riesgo operacional. Esto conlleva que la elaboración y desarrollo de una Base de Datos Interna de Pérdidas Operacionales (BDIPO) se convierta en un elemento *sine qua non* en la gestión y control de este riesgo. Pues, como sugiere Nieto [2005: 174], son estas bases las que mejor proyectan el perfil de riesgo de la entidad. En consecuencia, los bancos deben instrumentar los mecanismos necesarios para realizar un seguimiento efectivo de sus eventos de pérdidas operacionales; contemplando, al mismo tiempo, los requisitos mínimos de calidad establecidos por el Comité [2006a: 152-153] para el desarrollo de las BDIPO.

### 2.2.1. Pérdidas Esperadas y No Esperadas

En pro de una homogénea categorización de la pérdida en el sector bancario se antoja necesario utilizar la clasificación propuesta por el Comité [2006a: anexo 9] la cual identifica siete categorías de riesgos operacionales. Véase la tabla 2.

**Tabla 2: Definición de los tipos de riesgos operacionales**

TIPO DE EVENTO	DESCRIPCIÓN
Fraude Interno	Pérdidas derivadas de algún tipo de actuación encaminada a defraudar, apropiarse de bienes indebidamente o a soslayar regulaciones, leyes o políticas empresariales (excluidos los eventos de diversidad / discriminación) en las que se encuentra implicada, al menos, una parte interna a la empresa.
Fraude Externo	Pérdidas derivadas de algún tipo de actuación encaminada a defraudar, apropiarse de bienes indebidamente o a soslayar legislación por parte de un tercero.



TIPO DE EVENTO	DESCRIPCIÓN
Prácticas de Empleo y Seguridad Laboral	Pérdidas derivadas de actuaciones incompatibles con la legislación o acuerdos laborales, de higiene o seguridad en el empleo, del pago de reclamaciones por daños a las personas, o de eventos de diversidad o discriminación.
Clientes, Productos y Prácticas Comerciales	Pérdidas derivadas del incumplimiento involuntario o negligente de una obligación profesional frente a clientes concretos (incluidos requisitos fiduciarios y de adecuación), o de la naturaleza o diseño de un producto.
Daños a Activos Materiales	Pérdidas derivadas de daños o perjuicios a activos materiales como consecuencia de desastres naturales u otros acontecimientos.
Interrupción de Operaciones y Fallos de Sistemas	Pérdidas derivadas de incidencias en el negocio y de fallos en los sistemas.
Ejecución, Entrega y Gestión de Procesos	Pérdidas derivadas de errores en el procesamiento de operaciones o en la gestión de procesos, así como de relaciones con contrapartes comerciales y proveedores.

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria Basilea.

En un sentido más amplio, las pérdidas operacionales podemos fragmentarlas en: esperadas (expected loss, EL) y no esperadas (unexpected loss, UL). Así pues, el conjunto de pérdidas operacionales esperadas recogerá todas aquellas mermas, previsibles y habituales, intrínsecas a la actividad ordinaria de la entidad. Por tanto, si se presentan como un coste más del negocio, deberían estar repercutidas implícitamente en el precio final de los productos y servicios; o, en su defecto, en un sentido más estricto, deberían provisionarse. Un ejemplo a colación, bastante preciso de este tipo de pérdidas, serían las “diferencias de caja” registradas, casi a diario, en las oficinas bancarias, pero por importes, generalmente, baladíes. De otra parte, las pérdidas no esperadas se referirán a sucesos no previstos inicialmente por la entidad que, sin embargo, pueden desencadenar situaciones funestas para la institución dada la magnitud del quebranto. En primera instancia, el Comité sugiere su cobertura mediante el uso de los Recursos Propios –de ahí la inclusión del riesgo operacional como un elemento más del denominador del coeficiente de solvencia de la entidad–. No obstante, existen determinados peligros con una dimen-

sión catastrófica, para los cuales habrá que articular medidas adicionales como la traslación de riesgos utilizando contratos de seguros.

### 2.2.2. Severidad y Frecuencia

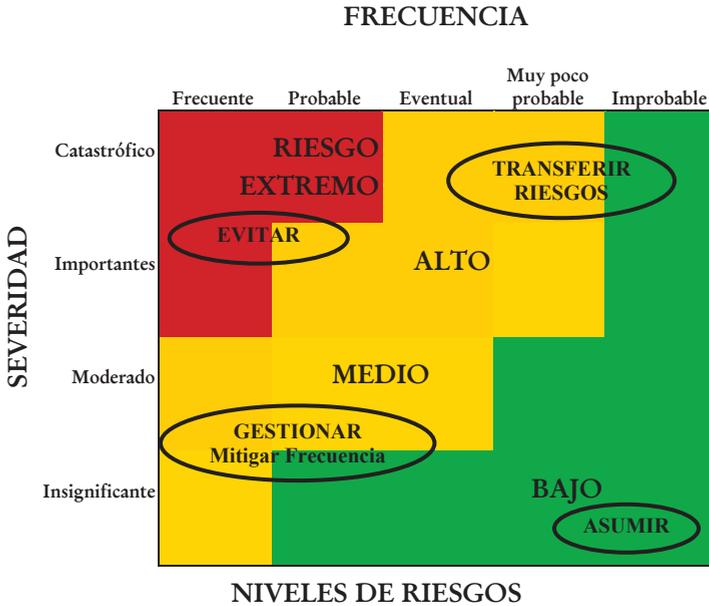
Independientemente de la previsión o no de la pérdida, a la hora de identificarla, es preciso definir dos parámetros: por un lado, la *severidad*, o cuantía monetaria de la pérdida; y, por otra parte, la *frecuencia* con que se repite el suceso durante un período de tiempo establecido o, dicho de otra manera, la probabilidad de que acontezca ese evento. En la medida en que ambas variables se suponen estadísticamente independientes, son modeladas por separado. En un sentido amplio, en el histórico de pérdidas operacionales de una entidad de crédito se registrarán un elevado número de eventos que provoquen pérdidas de pequeña magnitud –por ejemplo, las mencionadas “diferencias de caja”–. Pero, dada la aún poca profundidad de las BDIPO, para sucesos de baja o media frecuencia pero elevada severidad, la información que posee una sola entidad es, cuanto menos, insuficiente para modelar con robustez estadística la distribución de pérdidas operacionales. Por ello, el Comité [2006a: 153-154] insta a complementar los datos internos con la utilización de bases de datos de pérdidas externas (tabla 3) que agreguen información sobre estos sucesos, que posiblemente la entidad no haya experimentado, pero a los que sí está expuesta. A tal efecto, el banco debe contar con un proceso sistemático que determine bajo qué circunstancias se justifica la utilización de datos externos y qué metodologías se emplearán para su calibración con los internos [véase Baud *et al.*, 2002].

Por otro lado, como subrayan Guillen *et al.* [2007], no podemos ignorar el fenómeno conocido por *under-reporting*, éste consiste en obviar o no identificar determinadas pérdidas generadas por fallos operacionales, de tal forma que, por ejemplo, pequeñas pérdidas con alta frecuencia no son computadas a la hora de calcular el cargo de capital, aunque su agregación bien pudiera constituir una seria amenaza para la solvencia de la entidad.

Así, podríamos catalogar las pérdidas en base al esquema que sigue Laycock [1998] –figura 2– quien categoriza los riesgos en base al bino-

mio *frecuencia-severidad*, modulando el tratamiento más oportuno para su control y mitigación.

**Figura 2: Nivel de riesgo en función de la frecuencia y severidad**



De manera general, en una entidad de crédito, se registrarán un elevado número de eventos que provoquen pérdidas de pequeña magnitud (por ejemplo, las mencionadas “diferencias de caja”) y, que, por tanto, son esperadas y provisionadas; sin detrimento de que se implanten las medidas correctoras oportunas para minimizar su frecuencia. Asimismo, en el histórico de pérdidas operacionales existirán escasos datos de mermas de medio impacto y frecuencia; por ejemplo: los robos en oficinas bancarias. Por último, aparecerán en la BDIPO insuficiente información de sucesos aislados –baja frecuencia– difícilmente predecibles, pero cuyo impacto puede llevar a la corporación a un estado crítico. Por lo que, si confeccionamos el histograma de las pérdidas operacionales de un banco obtendríamos una representación similar a la que se muestra en la figura 3.

Figura 3: Histograma de pérdidas operacionales

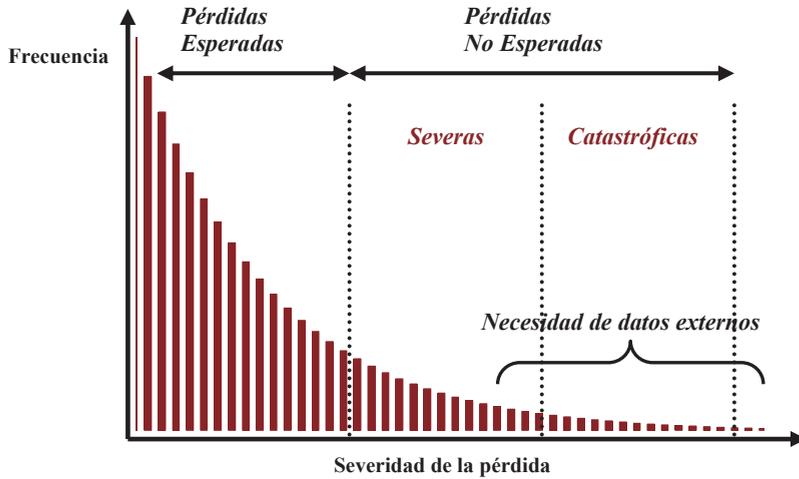


Tabla 3: Principales bases de datos externas de pérdidas operacionales

BASE DE DATOS	GESTOR Y OBSERVACIONES
ORX (Operational Riskdata eXchange Association)	PriceWaterhuose. Principales bancos internacionales.
CERO (Consortio Español de Riesgo Operacional)	Grupo de bancos españoles dentro de ORX.
GOLD (Global Operational Loss Database)	Bancos británicos.
MORE (Multinational Operational Risk Exchange)	Gestionada por Netrisk.
DIPO (The Database Italiano Perdite Operative)	Banco de Italia. Sólo bancos italianos.
Algo OpVantage FIRST	Fictch Ratings. Sólo eventos públicos.

Fuente: Elaboración propia.

### 2.2.3. Clasificación por Líneas de Negocio

Para facilitar la gestión y medición del riesgo operacional, el Comité clasifica a éste –además de por su tipología– en base a la línea de negocio donde se produce el suceso. Concretamente se establecen ocho líneas que a su vez se subdividen en otros grupos de actividades, véase a este respecto la siguiente tabla 4.

**Tabla 4: Líneas de Negocio**

NIVEL 1	NIVEL 2	Grupo de Actividades
Finanzas Corporativas	Finanzas Corporativas	Fusiones y adquisiciones.
	Finanzas de Administraciones Locales / Públicas	Suscripción de emisiones. Privatizaciones. Titulización.
	Banca de Inversión	Investigación. Deuda (pública, alto rendimiento).
	Servicios de Asesoramiento	Acciones. Sindicaciones. Ofertas Públicas iniciales. Colocaciones privadas en mercado secundario.
Negociación y Ventas	Ventas	Renta fija, renta variables, divisas.
	Creación de Mercado	Productos básicos, crédito, financiación.
	Posiciones Propias	Posiciones propias en valores. Préstamo y operaciones con pacto de recompra.
	Tesorería	Intermediación, deuda. Intermediación unificada ( <i>prime brokarage</i> ).
Banca Minorista	Banca Minorista	Préstamos y depósitos de clientes minoristas. Servicios bancarios, fideicomisos y testamentarias.
	Banca Privada	Préstamos y depósitos de clientes privados. Servicios bancarios, fideicomisos y testamentarias. Asesoramiento de inversiones.
	Servicios de Tarjetas	Tarjetas de empresa y comerciales.
Banca Comercial	Banca Comercial	Financiación de proyectos, bienes raíces. Financiación de exportaciones. Factoring, leasing, préstamos, letras de cambio.
Liquidación y Pagos	Clientes Externos	Pagos y recaudaciones, transferencia de fondos. Compensación y liquidación.
Servicios a Sucursales	Custodia	Cajas de seguridad y certificados de valores.
	Agencia de Empresas	Agentes de emisiones y pagos.
	Fideicomisos de Empresas	
Administración de Activos	Administración discrecional de fondos	Agrupados, segregados, minoristas, institucionales. Cerrado, abierto, participaciones accionariales.
	Administración no discrecional de fondos	Agrupados, segregados, minoristas, institucionales. De capital fijo, de capital variable.
Intermediación Minorista	Intermediación Minorista	Ejecución y servicio completo.

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

La anterior clasificación cobra especial valor cuando la entidad estima aplicar las metodologías de medición estándar o avanzadas. Así, en aras de homogeneizar esta categorización de la pérdida, el Comité [2004: Anexo 6] junto con la industria bancaria han estandarizado una serie de principios para transferir el riesgo emanado de las distintas áreas de negocio y de soporte de la entidad a cada una de las ocho líneas de negocio normalizadas, según corresponda.

### 2.3. Las Metodologías de Medición del Riesgo Operacional.

La medición –en términos de capital económico– se convierte en el aspecto más complejo y, a la vez, más trascendental en el tratamiento del riesgo operacional. Una correcta cuantificación del mismo permitirá una mejor racionalización de las pólizas de seguros posibilitando, con ello, una reducción de capital regulatorio para los enfoques avanzados. Por otra parte, desde un punto de vista práctico, se permite la inclusión del capital económico en el cálculo de la rentabilidad ajustada al riesgo (Risk Adjusted Return on Capital, RAROC) y, de esta forma, acerca más a la realidad el modelo de creación de valor de la compañía. 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) el Método del Indicador Básico (BIA); (2) el Método Estándar (SA); y (3) las Metodologías de Medición Avanzada (AMA). A su vez, dentro de los modelos AMA, se describen tres metodologías: el Modelo de Medición Interna (IMA); el Modelo de Distribución de Pérdidas (LDA); y los Cuadros de Mando (Scorecards).

Figura 4: Las metodologías de medición del riesgo operacional.



No obstante, y dada la flexibilidad que concede el Comité, se dejó abierta la puerta al uso 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 abundado en 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 uno y otro método, estriba en que, en el Estándar, el total de capital requerido se calcula como la suma de las necesidades de capital regulatorio de cada una de las ocho líneas de negocio, mientras que en el Básico no se desagrega por líneas. Por contra, las metodologías AMA se engloban dentro de los enfoques *bottom-up*; ya que calculan el capital económico a partir de datos internos de pérdidas distribuidos por su tipología y unidad de negocio; tras cuyo cómputo, siguiendo un proceso de lo particular a lo general, se obtiene el capital agregado para el banco en su conjunto. Las metodologías AMA 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, 2010].

En cuanto a la aplicación del Método Estándar y las metodologías AMA, el Comité [2006a: 148-155] propone el cumplimiento de unos criterios de admisión específicos, las cuales deberán ser validados por el supervisor [véase Banco de España, 2006a]. 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.

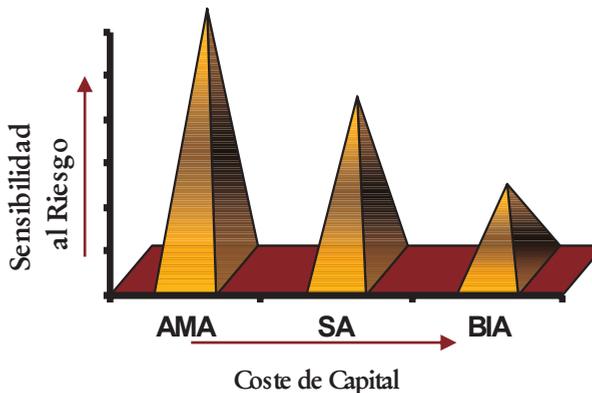
De las metodologías enunciadas, para la estimación del capital regulatorio, hacemos especial hincapié en el binomio que conforman el enfoque LDA y el OpVaR. El concepto de VaR (Value at Risk) cobra relevancia en este escenario –como ya lo hiciera en su día con el riesgo de mercado [véase Jorion, 1997]– convirtiéndose en un elemento crucial para la medición del riesgo operacional.

## 3. LAS METODOLOGÍAS NO AVANZADAS

### 3.1. El Método del Indicador Básico

El Indicador Básico (BIA) es el más elemental de los métodos propuestos por el Comité, y, al mismo tiempo, el menos sensible al riesgo asumido por la entidad financiera (véase figura 5). Pues, al no tener en cuenta la calidad de los controles implantados, el Comité lo cataloga como un método de cálculo conservador lo que deriva –en términos económicos– en un mayor coste de capital respecto al resto de metodologías. Asimismo, desincentiva la mejora continua de los procesos de gestión de dicho riesgo.

Figura 5: Relación entre la sensibilidad al riesgo de los modelos y el coste de capital



De manera estricta, los bancos que utilicen el enfoque BIA deberán cubrir el riesgo operacional con un capital propio equivalente a un porcentaje fijo (denotado como *alfa*) de la media de los Ingresos Brutos (*Gross Income*) –como los define el Comité [2004: 129]– o Ingresos Relevantes (IR) –como los describe el Banco de España [2006b]– anuales de los tres últimos ejercicios financieros. En el caso de que los IR de algún ejercicio

fueran negativos o nulos, no se tendrán en cuenta en el cómputo medio; éste se determinaría entonces, como la suma de las cifras positivas dividida por el número de cifras positivas [Basel, 2006a: 159-160]. La expresión de cálculo sería la siguiente:

$$K_{\text{BIA}} = \frac{\sum_{i=1}^n (IR_{1\dots n} \times \alpha)}{n} \quad [1]$$

donde:

$K_{\text{BIA}}$ : Requerimiento de capital por el Método del Indicador Básico.

IR: Ingresos Relevantes anuales.

$\alpha$ : 15%. El coeficiente *alfa* lo fija el Comité.

n: Número de años en los que los IR hayan sido positivos, en los tres últimos ejercicios.

### 3.1.1. El Coeficiente Alfa

El Comité [2006a: 160] define textualmente *alfa*, como: “*un parámetro que relaciona el capital exigido al conjunto del sector con el nivel del indicador en el conjunto del sector*”. Inicialmente, este organismo delimitó *alfa* como una cifra cercana al 30% [Basel, 2001a: 6]; sin embargo, el valor final de la variable quedó establecido en el 15% [Basel, 2003b: CP3]. No obstante, la estimación de *alfa* no ha quedado suficientemente contrastada, lo que ha dado pie a profundas dudas sobre la fiabilidad del parámetro. En referencia a esta cuestión, el Risk Management Group (RMG) elaboró un documento [Basel, 2001b] que, entre otros aspectos, versaba sobre la aproximación de dicha variable. El RMG, sustentado en la muestra de datos del QIS3 [Basel, 2003c], analizó estadísticamente la cuantificación de *alfa* en la industria bancaria, para el periodo comprendido entre los años 1998 y 2000. En el estudio se diferenciaron los bancos internacionalmente activos, grupo 1, de aquellos de menor tamaño, grupo 2. El RGM se basó en la siguiente fórmula:

$$\alpha_{j,t} = \frac{0,12 \times MRC_{j,t}}{GI_{j,t}} \quad [2]$$

donde:

$\alpha_{j,t}$ : Parámetro alfa de un banco  $j$  en el año  $t$ .

$MRC_{j,t}$  (*Minimum Regulatory Capital*): Requerimientos mínimos de capital (coeficiente del 8%) para un banco  $j$  en el año  $t$ . El 12% representa el cómputo del riesgo operacional sobre el total de requerimientos.

$GI_{j,t}$  (*Gross Income*): Ingresos Brutos de un banco  $j$  en el año  $t$ .<sup>1</sup>

**Tabla 5: Análisis estadístico del valor de alfa en el sector bancario**

(Cifras en tantos por cientos)	Mediana	Media	Media Ponderada <sup>1</sup>	Desviación Típica	Percentil 25	Percentil 75
Total	19,0	22,1	18,6	13,5	13,7	24,6
Grupo 1	16,8	21,8	18,3	13,6	13,6	22,5
Grupo 2	20,5	22,4	22,0	13,4	13,9	25,3

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

La tabla 5 resume los principales datos emanados del estudio. En base a estos, el RMG [Basel, 2001b: 30] aseveró que *alfa* debería de tener un valor comprendido entre el 17% y 20%. Sin embargo, como ya hemos señalado, la cifra final se fijó en el 15%; lo que, a tenor de los resultados, es una estimación con un escaso rigor empírico.

### 3.1.2. El Indicador de Exposición

El Comité se basa en la simplicidad de su concepto para convertir la variable Ingresos Brutos en el Indicador de Exposición (Indicator Exposure, EI), es decir, en la cifra que aproxima el nivel de riesgo operacional en la entidad. El Comité [2004: 129] los define, genéricamente, como: “*los ingresos netos en concepto de intereses más otros ingresos netos ajenos a intereses*”. Asimismo, pretende que esta medida sea bruta: de cualquier provisión dotada (por ejemplo, por impago de intereses); de gastos de explotación, incluidas cuotas abonadas a proveedores de servicios de subcontratación. Y excluya: los beneficios / pérdidas realizados por la

<sup>1</sup> En función del indicador de Ingresos Brutos de la entidad.

venta de valores de la cartera de inversión y las partidas extraordinarias o excepcionales, así como los ingresos derivados de las actividades de seguro. El Banco de España (2008) hace una diferenciación sobre la nomenclatura utilizada, ya que los denomina como Ingresos Relevantes, en lugar de Ingresos Brutos<sup>2</sup>. En cuanto a su composición, el supervisor español establece la siguiente<sup>3</sup>:

- Intereses y rendimientos asimilados.
- Intereses y cargas asimiladas.
- Rendimientos de instrumentos de capital.
- Comisiones percibidas.
- Comisiones pagadas.
- Resultados de operaciones financieras.
- Otros ingresos de explotación.

El establecimiento de los Ingresos como indicador del riesgo operacional ha suscitado ciertas críticas en la industria financiera así como en ámbitos académicos [Carrillo, 2006]. Su utilización conlleva un potencial riesgo de arbitraje regulatorio; ya que el volumen de ingresos y, por ende, el nivel de riesgo dependen del marco contable de cada país. Así, por ejemplo, pudiéramos contemplar situaciones como la de dos bancos A y B, donde A generase mayores ingresos que B, pero, a su vez, implementase mejores prácticas de gestión de riesgos; el banco A, con este enfoque, estaría sometido a un mayor coste de capital, por riesgo operacional, que el B.

### 3.2. El Método Estándar (SA)

En el Método Estándar (SA) la actividad de los bancos se dividen en las ocho líneas de negocio definidas por el Comité [2004: Anexo 6]. Al igual que en el enfoque BIA, los Ingresos Relevantes de cada línea se utili-

<sup>2</sup> En este trabajo utilizaremos ambos términos como sinónimos; si bien, en sentido estricto, los Ingresos Relevantes, surgen de la transposición del Acuerdo de Basilea II al sistema financiero español y conlleva, por tanto, ciertas particularidades respecto al término más amplio de Ingresos Brutos.

<sup>3</sup> Las partidas se acotan según las definiciones recogidas en la Circular 4/2004; y se agregarán con su signo, positivo o negativo, según corresponda. Asimismo, si una entidad de nueva creación no contase con datos representativos de IR de tres ejercicios completos, se podrán realizar estimaciones.

zan como indicador para reflejar la exposición al riesgo operacional del banco en dicha área. El capital requerido, en cada unidad de negocio, resultará del producto de los Ingresos Relevantes generados –tal como lo definimos anteriormente– por un factor, denominado *beta*, que se asigna a cada una de las líneas. El total del capital requerido –a nivel de entidad– se obtendrá de la media de los tres últimos años del sumatorio de capital de cada una de las líneas. El Comité permite compensar los requerimientos de capital negativos –resultantes de Ingresos Relevantes negativos– en una línea de negocio con los requerimientos positivos de otras unidades, sin límite alguno. Si bien, asevera que cuando el requerimiento de capital agregado dentro de un año en concreto resulte negativo<sup>4</sup>, el numerador para ese año será cero. La expresión analítica que resume el indicador es la siguiente:

$$K_{SA} = \left\{ \sum_{\text{años}(1-3)} \max \left[ \sum \left( IR_{(1-8)} \times \beta_{(1-8)} \right), 0 \right] \right\} / 3 \quad [3]$$

donde:

$K_{TSA}$ : Requerimientos de capital por el Método Estándar.

$IR_i$ : Importe anual de los Ingresos Relevantes por línea de negocio.

$\beta_i$ : Porcentaje fijo establecido por el Comité, relaciona la cantidad de capital requerido con el ingreso bruto de cada una de las ocho líneas de negocio.

### 3.2.1. Los Coeficientes Beta

Análogamente a la definición que se establece de *alfa* en el enfoque BIA, el Comité [2006a: 162] delimita *beta* como: “una aproximación a la relación que existe en el conjunto del sector bancario entre el historial de pérdidas debido al riesgo operacional de cada línea de negocio y el nivel agregado de ingresos brutos generados por esa misma línea de negocio”. El valor del parámetro *beta* de cada línea (véase tabla 6) quedó prefijado por el regulador en el CP3 [Basel, 2003b: 123].

4 Si los Ingresos Relevantes negativos de un año distorsionan los requerimientos de capital, los supervisores considerarán las actuaciones supervisoras oportunas en el Pilar II.

Tabla 6: Valores de beta para cada línea de negocio

LÍNEAS DE NEGOCIO		BETA
Banca de Inversión	Banca Corporativa	$\beta_1 = 18\%$
	Negociación y Ventas	$\beta_2 = 18\%$
Banca Comercial	Banca Minorista	$\beta_3 = 12\%$
	Banca Comercial	$\beta_4 = 15\%$
	Pagos y Liquidaciones	$\beta_5 = 18\%$
	Servicios de Agencia	$\beta_6 = 15\%$
Otros Servicios Financieros	Gestión de Activos	$\beta_7 = 12\%$
	Intermediación Minorista	$\beta_8 = 12\%$

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea

El RMG [Basel, 2001b], al igual que hizo con *alfa*, realizó una aproximación estadística de los coeficientes *beta* asociados a cada línea de negocio. Para ello, se apoyo también en la información recabada del QIS3. No obstante, el estudio se circunscribió, solamente, al año 2000 y a una muestra de 30 bancos, los cuales tenían distribuida su actividad en las ocho líneas de negocio mencionadas. La expresión matemática utilizada para el cálculo de las *betas* fue la siguiente:

$$\beta_{j,i} = \frac{0,12 \times MRC_{j,i} \times OpRiskShare_{j,i}}{GI_{j,i}} \quad [4]$$

donde:

$\beta_{j,i}$ : Parámetro *beta* de un banco *j* en una línea de negocio *i*.

$MRC_{j,i}$  (*Minimum Regulatory Capital*): Requerimientos mínimos de capital (coeficiente del 8%) para un banco *j* en una línea de negocio *i*. El 12% representa el cómputo del riesgo operacional sobre el total de requerimientos.

$OpRiskShare_{j,i}$ : Contribución de una línea de negocio *i* al cómputo de capital propio requerido por riesgo operacional de un banco *j*.

$GI_{j,i}$  (*Gross Income*): Ingresos Brutos de un banco *j* en una línea de negocio *i*.

En la tabla 7, contrastamos los resultados obtenidos del estudio con el coeficiente finalmente fijado. Así, vuelven a surgir serias dudas sobre el argumento utilizado por el Comité para establecer los parámetros. Por ejemplo, tanto la Banca Minorista como la de Gestión de Activos tienen una *beta* igual al 12%; lógico en la primera línea, a tenor de su mediana (12,5%), media (12,7%) y media ponderada (11%); sin embargo, menos justificable en la segunda, cuya mediana es igual a 13,3%, pero su media y media ponderada son 18,5% y 15,2%, respectivamente.

**Tabla 7: Análisis estadístico del valor de beta para cada línea de negocio**

(Cifras en tantos por cientos)	Beta	Mediana	Media	Media Ponderada <sup>5</sup>	Desviación Típica	Percentil 25	Percentil 75
Banca Corporativa	18	13,1	23,6	12,0	24,9	6,3	36,1
Negociación y Ventas	18	17,1	24,1	20,2	18,3	12,3	39,1
Banca Minorista	12	12,5	12,7	11,0	12,7	8,7	16,8
Banca Comercial	15	13,2	16,9	15,2	11,6	9,4	21,1
Pagos y Liquidaciones	18	20,8	20,3	18,5	12,8	10,0	24,8
Servicios de Agencia	15	17,4	23,2	18,3	21,8	9,8	21,7
Gestión de Activos	12	13,3	18,5	15,2	16,7	7,9	21,0
Intermediación Minorista	12	11,3	14,9	16,1	7,3	9,7	19,9

Fuente: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

<sup>5</sup> En función del indicador de Ingresos Brutos de la entidad.

### 3.2.2. El Indicador de Exposición

El Comité se decantó también por la variable Ingresos Brutos (Relevantes) como indicador del riesgo operacional en cada línea de negocio. En cambio, en un principio [Basel, 2001a] se optaba por diferentes indicadores, en función de la unidad de negocio (por ejemplo, para la línea Pagos y Liquidaciones, se utilizaba los *pagos tramitados en un año*, o para Gestión de Activos, los *fondos totales bajo su gestión*). A modo orientativo, el Comité proporciona unas directrices para que las entidades determinen los componentes del indicador en una determinada línea de negocio; aunque es consciente de que existe una diversidad de métodos válidos que los bancos pueden utilizar para asignar sus actividades a cada línea.

### 3.2.3. El Método Estándar Alternativo (ASA)

En el método ASA (Alternative Standardized Approach) el requerimiento de capital por riesgo operacional se determina utilizando la misma metodología que en el Método Estándar, propiamente dicho, salvo para las líneas de negocio de Banca Minorista y Banca Comercial. La particularidad de cálculo que se introduce [véase Basel, 2006a: 161] para ambas es la sustitución de la variable Ingresos Relevantes (Brutos) por otro indicador de exposición (EI) resultante del producto entre los Ingresos Relevantes Normalizados –en base a la definición expuesta en líneas sucesivas– y un factor fijo ( $m$ ); obsérvese la expresión indicada:

$$K_{BM/BC} = \beta_{BM/BC} \times m \times IR_N \quad [5]$$

donde

$K_{BM/BC}$ : Total de capital requerido para la línea Banca Minorista/Comercial.

$\beta_{BM/BC}$ : Factor *beta* de la línea Banca Minorista/Comercial.

$m$ : 0,035; lo fija el Comité.

$IR_N$ : Ingresos Relevantes normalizados.



## Los Coeficientes Betas

Los factores beta, a priori, conservan el mismo valor que en el enfoque SA; si bien, en el método ASA, las entidades pueden –es una posibilidad, no una obligación– agregar los ingresos de la Banca Comercial y la Minorista bajo un único indicador, utilizando un factor *beta* del 15%. De igual manera, aquellos bancos que sean incapaces de desagregar sus Ingresos en las otras seis líneas de negocio pueden agregarlos y aplicarles y un factor *beta* del 18%.

## Los Ingresos Relevantes Normalizados

Los IR normalizados vendrán determinados por: “la suma de los saldos contables de los activos financieros asignados a la correspondiente línea de negocio<sup>6</sup> (préstamos y anticipos, valores y otros activos financieros); incluyendo los saldos internos que, en su caso, cubran las diferencias entre los importes de los activos y de los pasivos financieros asignados a las líneas de negocio de banca comercial y banca minorista”.

### 3.2.4. Requisitos para la aplicación del Método Estándar

La utilización del Método Estándar, en cualquiera de sus modalidades, está supeditada al cumplimiento de una serie de exigencias sobre la gestión y estructura de la entidad financiera. Seguidamente, exponemos los requisitos mínimos propuestos por el Comité [2006a: 163-165].

---

6 Los préstamos y anticipos totales de la de Banca Minorista recogerán las siguientes carteras crediticias: minorista, PYME tratadas como minoristas y derechos de cobro adquiridos frente a minoristas. En el caso de la Banca Comercial, incluirá las siguientes carteras: empresas, soberanos, bancos, financiación especializada, PYME tratadas como empresas y derechos de cobro adquiridos frente a empresas.

## 4. LAS METODOLOGÍAS DE MEDICIÓN AVANZADA

### 4.1. 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:

- (1) El primer paso es combinar las ocho líneas de negocio establecidas con los siete tipos de riesgo operacionales a través de la matriz de combinaciones “línea de negocio (i) / tipo de riesgo (j)” representada en la tabla 2.
- (2) Dentro de cada combinación, el supervisor determina un Indicador de Exposición (*Exposure Indicator, EI<sub>ij</sub>*): aproximación al tamaño (cantidad) de la exposición al riesgo operacional de cada línea de negocio con respecto a cada tipo de riesgo.
- (3) Para cada celda –además del Indicador de Exposición– los bancos deben determinar, sobre la base de datos internos de pérdidas, los siguientes parámetros:
  - i. *PE<sub>ij</sub> (Probability of Loss Event)*: representa la probabilidad de un evento de pérdida en una línea *i* por un tipo de riesgo *j*.
  - ii. *LGE<sub>ij</sub> (Loss Given that Event)*: severidad media cuando se produce el evento.
  - iii. *RPI<sub>ij</sub> (Risk Profile Index)*: índice del perfil de riesgo; determina el perfil de riesgo específico del banco en comparación con la industria.
- (4) El producto de EI, PE, LGE y RPI ofrece como resultados la pérdida esperada (EL).

$$EL_{ij} = EL_{ij} \cdot PE_{ij} \cdot LGE_{ij} \cdot RPI_{ij} \quad [6]$$

- (5) El capital requerido para cada combinación ( $K_{IMAij}$ ) será el producto de un parámetro denominado *gamma* ( $\gamma_{ij}$ ) por  $EL_{ij}$ . Por tanto, 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:

$$K_{IMAij} = \gamma_{ij} \cdot EL_{ij} \quad [7]$$

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 Pérez [2001] proponen distribuciones como la de *Poisson*, la *Binomial* o la *Binomial Negativa* como posibles candidatas para este tipo de aproximaciones.

En sentido estricto, –según advierte el Comité [2006a: 151]– el capital económico (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.

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

$$K_{IMA} = \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^7 K_{IMAij} \quad [8]$$

#### 4.1.1. El Índice del Perfil de Riesgo (RPI)

El perfil de riesgo de una entidad financiera en particular, obviamente, no tiene porque asemejarse al perfil medio de su sector. Por consiguiente, en aquellos casos en los que el supervisor estime las *gamma* 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 y severidad de las pérdidas. Así, Frachot *et al.* [2006] aproximan de manera robusta la variable  $RPI_{IMA}$  con la suma del  $RPI_{frecuencia}$  y del  $RPI_{severidad}$ . 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.

#### 4.1.2. Aplicación del Enfoque IMA con un Modelo Binomial

Con objeto de conseguir una mayor comprensión 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*:

$EI_{ij}=N$ : 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,  $\mu_L$ , y desviación típica,  $\sigma_L$ .

$EL_{ij}=\mu$ : 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:

$$EL_{ij} \equiv \mu = L \cdot N \cdot p \quad [9]$$

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 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. En el caso del riesgo operacional, autores como Alexander y Pézier [2001], estiman  $k^7$  en un valor aproximado a 7. En consecuencia, el capital requerido se determinaría así:

$$K_{IMA} = k \sigma = \gamma \mu \quad [10]$$

El multiplicador  $k$  lo podemos formular como:

$$k = \frac{UL}{\sigma} \quad \text{y, por tanto, } k = \gamma \frac{EL}{\sigma} \quad [11]$$

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

Conocido  $L$  y para una  $p$  relativamente pequeña [ $1 - p \approx 1$ ], la desviación típica de las pérdidas será, aproximadamente:

$$\sigma = L \sqrt{N \cdot p} \quad [12]$$

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

$$\gamma = \frac{k}{\sqrt{N \cdot p}} \quad y \quad K_{IMA} = k L \sqrt{N \cdot p} \quad [13]$$

En consecuencia, si  $(N \cdot p)$  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 6 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 consabidas “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  $K_{IMA}$  obtenido  $-(\gamma \cdot EL)-$  será menor que la pérdida esperada, como podemos observar en la tabla 8. 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  $K_{IMA}$  mayor que la pérdida esperada (EL).

**Tabla 8: 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
$\mu_L$ (LGD)	500 euros	2.000.000 euros
$\mu$ (EL)	500.000 euros	500.000 euros
$k$	7	7
$\gamma$	0,221	14
$K_{IMA(UL)}$	110.500 euros	7.000.000 euros

En el modelo *Binomial* y en la simulación realizada, sobre el mismo, hemos asumido una  $L$  constante; pero si tomamos ahora  $L$  como una variable aleatoria de media,  $\mu_L$ , y varianza,  $\sigma_L^2$ , obtendremos:

$$\mu = N \cdot p \mu_L \quad [14]$$

y

$$\sigma^2 = N [p(1-p)\mu_L^2 + p\sigma_L^2] \approx N \cdot p(\mu_L^2 + \sigma_L^2) \quad [15]$$

Ahora, *gamma* se expresaría como:

$$\gamma = k \frac{\sigma}{\mu} \approx k \sqrt{\frac{1 + \left(\frac{\sigma_L}{\mu_L}\right)^2}{N \cdot p}} \quad [16]$$

El capital requerido para cubrir las pérdidas no esperadas se determinaría utilizando la siguiente fórmula:

$$K_{IMA} = k \sqrt{N \cdot p(\mu_L^2 + \sigma_L^2)} \quad [17]$$

Como advierten Alexander y Pétzier [2001], la introducción de la aleatoriedad en el importe de las pérdidas incrementa la *gamma* para los riesgos de baja frecuencia y alto impacto.

#### 4.2. El Modelo de Distribución de Pérdidas (LDA)

El enfoque LDA 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 la frecuencia y, por otro, la de la severidad.

La frecuencia es una variable aleatoria que se establece a partir del número de eventos ocurridos en un espacio de tiempo determinado, conocido comúnmente como horizonte de riesgo. A efectos regulatorios, dicho periodo se fija para el riesgo operacional en base anual. Por consiguiente, si el capital regulatorio debe dar cobertura a las posibles pérdidas que pueda sufrir la entidad en el espacio temporal de un año, en el desarrollo del enfoque LDA es necesario modelizar la frecuencia anual. A priori, cualquier distribución de probabilidad discreta no-negativa sería una potencial candidata para ajustar la frecuencia de las pérdidas operacionales. Si bien, es útil seguir la siguiente regla: optar por el modelo Binomial cuando la varianza sea menor que la media aritmética (subdispersión); por la de Poisson cuando ambos valores sean similares (equidispersión); y por la Binomial Negativa cuando la varianza sea mayor que la media (sobredispersión). A efectos meramente prácticos, parece que el debate estadístico se limita a dos distribuciones: a la Poisson, como función genérica o estándar de la frecuencia de las pérdidas; y a la Binomial Negativa, en los casos que exista sobredispersión.

Por otro lado, el término severidad ha sido acuñado en el contexto financiero para hacer referencia al impacto económico provocado por una pérdida operacional. En lo que al importe de la pérdida se refiere, en un banco existirán, a priori, numerosos eventos de baja y media severidad

y escasos sucesos de alta severidad, desprendiéndose distribuciones de colas pesadas con un exceso de curtosis. En la estructura del modelo LDA se concede una mayor relevancia al afinamiento de la distribución de severidad que a la de frecuencia. Para abundar en la lógica de esta afirmación nos apoyamos en el siguiente ejemplo:

*“Supongamos que contrastamos dos eventos de naturaleza muy dispar, un suceso A, de banca paralela, con una cuantía de pérdida de tres millones de euros y otro suceso B, de diferencias de caja, con una pérdida de tres euros. Ambos sucesos en la distribución de frecuencia tendrían la misma ponderación, representarían una observación más de la muestra. En cambio, en la distribución de severidad el suceso A se encuadraría, con un bajo percentil, dentro del cuerpo de la distribución, y el suceso B, evento extremo, en la cola, determinando la curtosis de la misma”.*

La severidad se define, desde un punto de vista estadístico, como: “una variable aleatoria continua, que toma valores positivos, independientes entre sí e idénticamente distribuidos”. En base a esta acepción, establece un compendio de las funciones que potencialmente podrían ser utilizadas para modelizarla. Si bien, en la práctica, la peculiar forma de la distribución de pérdidas operacionales hace que se restrinja el número de funciones que presentan ajustes significativos. En cuanto a las distribuciones a testar, podemos realizar el estudio de la distribución en función de su curtosis, a modo de referencia: la función Weibull para distribuciones de cola suave; la Lognormal o la Gumbel en distribuciones de cola media o moderada; y, en las de colas pesadas, la función de Pareto o Pareto Generalizada. 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 (VaR) al contexto del riesgo operacional, adoptando la nomenclatura de 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.* A efectos de cálculo de capital, el Comité [2006a: 151] es explícito estableciendo para tal efecto el 99,9%, medida harto conservadora.
- *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: 151] indica que, en el caso del riesgo operacional, la estimación debe de 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, obviamente, 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 estadístico del 99,9%.

## 5. CÁLCULO DEL CAPITAL REGULATORIO POR RIESGO OPERACIONAL

### 5.1. Análisis Exploratorio de los Datos (EDA)

Antes de implementar cualquier enfoque estadístico –como es el modelo LDA– es pertinente realizar un Análisis Exploratorio de los Datos (EDA, Exploratory Data Analysis) de los cuales se sustenta. El objetivo implícito en dicho estudio es aproximar la naturaleza de la muestra utilizada, en nuestro caso eventos de pérdida por riesgo operacional. Para alcanzar este extremo, hemos seguido algunas de las pautas marcadas por Tukey [1977] en su trabajo sobre el EDA y el posterior de Hoaglin et al. [1983].

#### 5.1.1. El Perfil de la Entidad de Crédito

Los datos de pérdidas operacionales esgrimidos en nuestro trabajo proceden de una entidad de crédito española, cuya actividad bancaria se fundamenta en el negocio minorista; si bien, a nivel consolidado conforma un grupo empresarial altamente diversificado. Para una mayor comprensión de los datos y resultados obtenidos en el estudio, es necesario aproximarnos al perfil de dicha entidad. Para ello, hemos seleccionado una serie de variables descriptivas referidas a los tres periodos de muestra utilizados, véase la tabla 9:

Tabla 9. Información relevante de la entidad de crédito objeto del estudio

CONCEPTOS		2004	2005	2006
INFORMACIÓN CORPORATIVA	Activos (miles de euros)	10.324.407	12.667.914	14.570.011
	Fondos Propios (miles de euros)	421.371	599.867	688.452
	Resultado del Ejercicio (miles de euros)	61.535	120.551	95.573
INDICADORES DE VOLUMEN (KPI)	Nº de Empleados	2.591	2.544	2.577
	Oficinas Operativas	395	399	404
	Cajeros Automáticos	539	541	564
	Tarjetas Emitidas	735.600	597.232	629.110

Desde un punto de vista contable, hemos subrayado la información relativa al volumen de Activos, Fondos Propios y Resultados del Ejercicio correspondiente; estos conceptos nos permiten inferir la dimensión de la entidad objeto de estudio. Por otro lado, detallamos un conjunto de Indicadores de Volumen (*KPI, Key Performance Indicators*), que entendemos estrechamente correlacionados con la asunción de riesgos operacionales en la Banca Minorista. Entre estos parámetros, quisiéramos remarcar el notable incremento del número de cajeros automáticos en el año 2006.

### 5.1.2. La Base de Datos de Pérdidas Operacionales

La base acopia eventos de siete periodos distintos, desde el año 2000 al 2006. Obsérvese en la tabla 10 el número de sucesos anotados en cada uno. Como se puede advertir, es patente que la frecuencia de eventos desde el año 2000 al 2003 no es significativa; en dichos periodos, los mecanismos de identificación y recopilación de pérdidas operacionales aún no estaban implantados en la entidad. Por tanto, para no distorsionar la distribución de frecuencia, sólo vamos a tener en cuenta en la modelización los periodos 2004, 2005 y 2006. A este respecto, el Comité [2006: 168] indica que el historial de pérdidas operacionales debe apoyarse en un periodo mínimo de cinco años a efectos de capital regulador. No obstante, particularmente, se permite a los bancos que utilicen por primera vez una metodología AMA valerse de un periodo de observación de al menos tres años. Por consiguiente, conforme a este último supuesto, estamos cumpliendo con los requisitos exigidos.

**Tabla 10: Número de eventos anuales por riesgo operacional**

AÑO	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
Nº EVENTOS	2	5	2	50	6.397	4.959	6.580

### 5.1.3 Estadísticos Descriptivos

El estudio de los estadísticos descriptivos se ha realizado tanto para el conjunto total de la muestra –expresado en la columna Riesgo Operacional–, como para cada uno de los tipos de riesgos<sup>8</sup>. Los resultados obtenidos se plasman en la tabla 11.

**Tabla II: Descriptivos estadísticos**

Estadísticos	Riesgo Operacional	Fraude Interno	Fraude Externo	Recursos Humanos
N	17.936	1	1.462	37
Rango	375.252,72	0	84.997,99	375.224,75
Mínimo (€)	0,03	18.909,00	2,01	28,00
Máximo (€)	375.252,75	18.909,00	85.000,00	375.252,75
Media (€)	254,48	18.909,00	565,48	15.240,42
Mediana (€)	51,35	18.909,00	58,35	1.156,74
Moda (€)	50,00	18.909,00	51,35	28,00
Desviación Típica (€)	3.602,71	-	4.407,71	62.118,27
Coficiente de Variación de Pearson	14,16	-	7,79	4,08
Asimetría	73,48	-	14,80	5,72
Curtosis	6.924,22	-	242,66	33,77
Estadísticos	Prácticas de Ventas	Daños en Activos Materiales	Sistemas	Procesos
N	16	1.790	726	13.904
Rango	46.405,24	109.170,47	15.739,007	170.073,43
Mínimo (€)	28,75	1,80	1,69	0,03
Máximo (€)	46.434,00	109.172,27	15.740,700	170.073,46
Media (€)	6.831,13	503,45	122,24	147,84
Mediana (€)	890,64	141,66	31,95	50,00
Moda (€)	28,75	26,57	10,270	50,00
Desviación Típica (€)	12.640,80	3.086,83	738,67	1.606,45
Coficiente de Variación de Pearson	1,85	6,13	6,04	10,87
Asimetría	2,50	27,85	17,18	88,26
Curtosis	6,39	914,89	328,07	9.077,73

<sup>8</sup> Salvo para la categoría de Fraude Interno en la cual sólo hay una observación, impidiendo, por consiguiente, cualquier estudio individualizado del mismo.

El análisis efectuado nos permite vislumbrar, a priori, el tipo de distribución probabilística que mejor se ajustará a los datos. Así, podemos subrayar una serie de rasgos –algunos comunes otros diferenciadores– en las pérdidas operacionales. En cuanto a las medidas de tendencia central, hay que remarcar que la media es, en todos los casos, muy superior a la mediana. Este hecho es un claro indicio de la asimetría positiva de las distribuciones. Al mismo tiempo, advertimos que la moda toma valores sustancialmente pequeños. En síntesis, ambos factores denotan la agrupación del cuerpo de la distribución en una horquilla de valores de baja severidad.

Por otro lado, si tomamos la desviación típica como *proxy*, en un sentido estricto, de la dispersión de los datos, al acometer un ejercicio comparativo de los diversos riesgos podríamos llegar a conclusiones inexactas. Este aserto se fundamenta en la disparidad advertida en los valores medios de cada riesgo operacional. Para solventarlo hemos creído oportuno determinar el *coeficiente de variación de Pearson*, medida relativa de la dispersión que nos permite un contraste más riguroso. En base a éste, señalamos el conjunto Riesgo Operacional como el de mayor dispersión (14,16); algo congruente al recoger el total de datos de la muestra. En cambio, Recursos Humanos que posee el mayor índice de desviación típica (62.118,27 euros), presenta un coeficiente de variación de 4,08.

Asimismo, los valores apreciados de los parámetros de forma nos presentan distribuciones con asimetría positiva y leptocurtosis; aunque, si bien, cada tipo de riesgo presenta distinto grado de intensidad<sup>9</sup> en ambas medidas. Precizando este aspecto, el riesgo de Procesos recoge el mayor nivel de asimetría (88,26) y curtosis (9.077,73), a diferencia de Clientes cuya *skewness* y curtosis, respectivamente, son notablemente inferiores (2,50 y 6,39). En este punto, cabría resaltar que hemos observado en la categoría de Clientes unos rasgos claramente diferenciados del resto: baja intensidad de la asimetría o la curtosis y una dispersión muy moderada (1,85). Este carácter singular es debido al escaso número de observaciones registradas respecto a otros subconjuntos de la muestra. Aún con las salvedades advertidas, en un sentido amplio, las distribuciones de riesgo operacional estudiadas confirman una presunción inicial: se

9 El conjunto Riesgo Operacional está fuertemente influenciado por el subconjunto Procesos (77,52% del total de eventos de la muestra).



caracterizan por una agrupación, en el cuerpo central, de valores baja severidad y una cola ancha marcada por el acaecimiento de pérdidas poco comunes pero altamente onerosas.

## 5.2. La Modelización de la Pérdida Operacional

### 5.2.1. El Modelo LDA Estándar

El Comité de Basilea [2001], a modo de referencia, propuso la distribución *Lognormal* como función paramétrica para modelizar la severidad y la de *Poisson* para la frecuencia. Así, en las primeras fases de desarrollo del Modelo, en la industria bancaria se generó un debate –no reflejado en la literatura científica con la misma intensidad– sobre la conveniencia de normalizar un Modelo LDA Estándar, “*Lognormal&Poisson*”, que proporcionara una comparación más homogénea entre los capitales regulatorio de los diferentes bancos.

#### 5.2.1.1. Distribución de Frecuencia

La frecuencia se establece a partir del número de eventos ocurridos en un espacio de tiempo determinado, conocido comúnmente como “horizonte de riesgo” [Alexander, 2007]. A efectos regulatorios, dicho periodo se fija para el riesgo operacional en base anual [Basel, 2006: 166]. Por consiguiente, si el capital regulatorio debe dar cobertura a las posibles pérdidas que pueda sufrir la entidad en el espacio temporal de un año, en el desarrollo del enfoque LDA es necesario modelizar la frecuencia anual. Este precepto, dada la escasez de periodos significativos de muestras de pérdidas operacionales, dificulta aún más si cabe la implementación de dicha metodología. A priori, cualquier distribución de probabilidad discreta no-negativa sería una potencial candidata para ajustar la frecuencia de las pérdidas operacionales [véase Panjer, 2006: Capítulo 5]. Autores como Da Costa [2004] sugieren seguir una regla útil: optar por el modelo *Binomial* cuando la varianza sea menor que la media aritmética (subdispersión); por la de *Poisson* cuando ambos valores sean similares (equidispersión); y por la *Binomial Negativa* cuando la varian-

za sea mayor que la media (sobredispersión). A efectos meramente prácticos, parece que el debate estadístico se limita a dos distribuciones: a la *Poisson*, como función genérica o estándar de la frecuencia de las pérdidas; y a la *Binomial Negativa*, en los casos que exista sobredispersión; véanse los trabajos de Moscadelli [2005], Fontnouvelle *et al.* [2004], Dutta y Perry [2007], Dahan y Dionne [2009] y Chapelle *et al.* [2008]. Fontnouvelle *et al.* [2004] sugieren la distribución de *Poisson* como el mejor punto de partida en el proceso de modelización de la frecuencia de pérdidas operacionales –sucesos recurrentes y aleatorios–. La formulación de la *Poisson* se caracteriza por un sólo parámetro,  $\lambda$ , que represente el número medio de eventos anuales y, al mismo tiempo, la varianza de la distribución.

Así, si la frecuencia de las pérdidas es una variable aleatoria discreta,  $N$ , que sigue una distribución de *Poisson* ( $Po$ ), entonces:

$$N \sim Po(\lambda) \rightarrow P(N = x) = \frac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!} \quad [18]$$

donde  $\lambda > 0$

Cuando advertimos que la varianza observada supera a la media, es decir, que la varianza empírica es superior a la teórica, estamos asumiendo que la muestra presenta sobredispersión o varianza *extra-Poisson* [Navarro *et al.*, 2001]. En este sentido, aunque la sobredispersión *per se* no tiene por qué invalidar el Modelo LDA desarrollado, es decir, materializarse en un “riesgo de modelo”, si podría generar una infraestimación de la varianza real. En consecuencia, sería pertinente valorar otras funciones alternativas que puedan estimar parte de la varianza no identificada por la de *Poisson*.

### *Estimación de los Parámetros*

La estimación del parámetro,  $\lambda$ , de la distribución de *Poisson* no conlleva dificultad alguna, pues coincide con la media aritmética del número de los eventos anuales. Sin embargo, la tabla 12 recoge los resultados obtenidos en la estimación de los parámetros:

Tabla I2: Parámetros estimados para la distribución de frecuencia

Riesgo	Poisson ( $\lambda$ )
Riesgo Operacional	5.978,67
Fraude Interno	0,33
Fraude Externo	487,33
Recursos Humanos	12,33
Prácticas de Ventas	5,33
Daños a Activos Materiales	596,67
Sistemas	242
Procesos	4.634,67

### 5.2.1.2. Distribución de Severidad

Decimos que una variable aleatoria,  $X$ , sigue una distribución *Lognormal*, si el logaritmo de  $X$  está *normalmente distribuido*, es decir, se ajusta a una distribución *Normal*; su función de densidad viene definida entonces por la siguiente expresión:

$$X \sim LN(\mu, \sigma) \rightarrow f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad [19]$$

para  $x > 0$ , y donde, el parámetro de escala,  $\mu$ , y el de forma,  $\sigma$ , representan la media y la desviación típica del logaritmo de la variable aleatoria, respectivamente.

### Estimación de los Parámetros

Si la profundidad y la calidad de los datos lo permiten, el método de estimación recomendado es el de Máxima Verosimilitud. La mayor precisión de esta técnica respecto al Método de los Momentos<sup>10</sup>. Dado que, en el caso de la severidad, contamos con datos suficientes, nos hemos valido de esta herramienta estadística para estimar los parámetros de su distribución.

<sup>10</sup> Véase Panjer [2006: Capítulo 10].

Para el caso concreto de la función *Lognormal* hemos calculado los valores de  $\mu$  y  $\sigma$  que maximicen la función de verosimilitud, esto es:

$$\max_{(\mu, \sigma)} \lambda_n(\mu, \sigma) = \sum_{i=1}^n \lambda(x_i, \mu, \sigma | H_i) \quad [20]$$

donde,  $n$  es el número de pérdidas y  $H_i$  el umbral establecido para modelizarlas. Frachot *et al.* [2006] desarrollan e ilustran analíticamente el procedimiento de estimación de los parámetros de la distribución *Lognormal* a partir de la expresión [20].

### Los Momentos de la Distribución

Para obtener una descripción precisa de la distribución establecida es necesario determinar los principales momentos de la misma. Por tanto, hemos cuantificado el valor esperado de la variable,  $E[X]$ , y su varianza,  $Var[X]$ , como medidas de posición y dispersión de referencia. Las ecuaciones pertinentes, en el caso de la *Lognormal*, son las siguientes:

$$E[X] = e^{\mu + \sigma^2/2} \quad [21]$$

$$Var[X] = (e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2} \quad [22]$$

De otro lado, hemos calculado las medidas de forma, la asimetría (*Skew*) y la curtosis (*Kurt*), en base a la relevancia que tienen ambos descriptores en la significación de la distribución de pérdidas operacionales.

$$Skew[X] = (e^{\sigma^2} + 2)\sqrt{e^{\sigma^2} - 1} \quad [23]$$

$$Kurt[X] = e^{4\sigma^2} + 2e^{3\sigma^2} + 3e^{2\sigma^2} - 3 \quad [24]$$

### Resultados Alcanzados

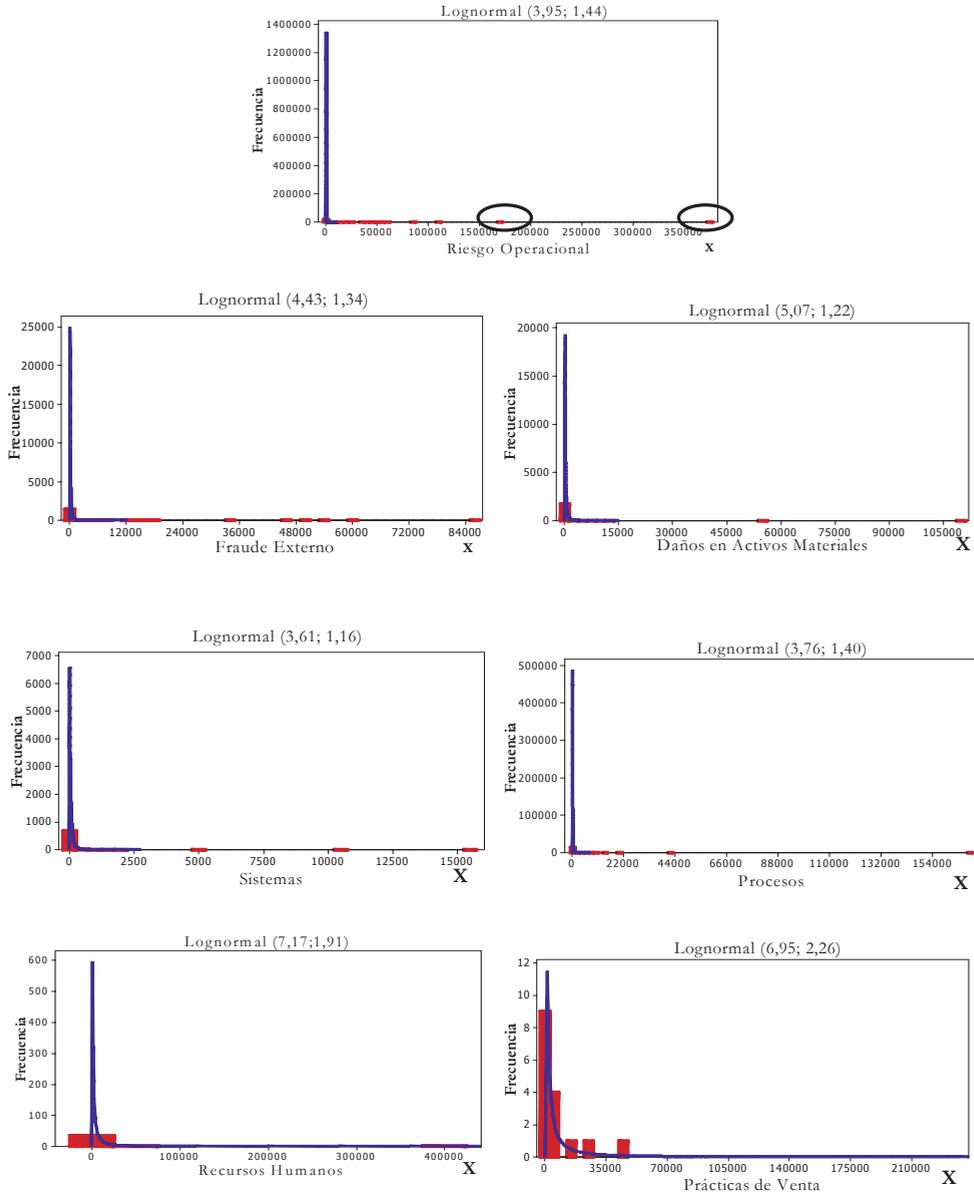
La tabla 13 recoge los parámetros de la función *Lognormal* estimados para cada uno de las diferentes celdas, así como los principales descriptores de su distribución.

**Tabla 13: Parámetros estimados para la distribución *Lognormal***

Riesgo	Lognormal					
	$\mu$	$\sigma$	E[X]	Var	Skew	Kurt
Riesgo Operacional	3,95	1,44	146,93	1,50E+5	26,41	5.280,40
Fraude Interno	-	-	-	-	-	-
Fraude Externo	4,43	1,34	204,54	2,08E+5	17,86	1.822,40
Recursos Humanos	7,17	1,91	8.065,60	2,41E+9	244,66	2,23E+6
Prácticas de Ventas	6,95	2,26	13.420,0	2,94E+10	2.133,70	7,45E+8
Daños a Activos Materiales	5,07	1,22	334,95	3,86E+5	11,98	621,45
Sistemas	3,61	1,16	72,24	14.733,00	9,78	363,18
Procesos	3,76	1,40	114,07	78.303,00	22,12	3.258,50

Aunque la distribución *Lognormal* es una función muy utilizada, estudios empíricos sobre la materia han advertido que puede disminuir su realismo conforme aumente la cola de la distribución empírica [véanse los trabajos de Moscadelli, 2005; Fontnouvelle *et al.*, 2004; y Dutta y Perry, 2007]. En este contexto, Dahen y Dionne [2009] realizan un contraste del CaR, calculado mediante la implementación del Modelo LDA Estándar, respecto al computado con otras funciones probabilísticas distintas a la *Lognormal*. Los resultados del trabajo concluyen que la aplicación del modelo en escenarios leptocúrticos, cuando dicha función no es la que obtiene mejor ajuste estadístico, conlleva la infravaloración de la cola de la distribución de pérdidas agregadas. Esto, unido al elevado percentil establecido para el cálculo del CaR (99,9%) podría provocar que el capital no cubriera fielmente el riesgo asumido.

Figura 6: Histogramas de la severidad



Este hecho se percibe con mayor claridad comparando el histograma de pérdidas reales (barras rojas) con el trazado de la función teórica (línea azul), en la figura 6. Al analizar dicha figura, advertimos como la función probabilística ajustada, la *Lognormal*, no logra alcanzar la amplitud de la cola de la distribución de pérdidas empíricas, subestimando de este modo la curtosis de la misma y, de otro lado, la escala de las potenciales pérdidas. Este aspecto se aprecia también –aunque con menor intensidad– en las celdas de Fraude Externo, Daños a Activos Materiales, Sistemas y Procesos, como ponen de manifiesto sus respectivos histogramas. La elevada asimetría positiva existente en las distribuciones empíricas hace que la estimación de los parámetros de escala y forma se encuentre fuertemente influenciada por el cómputo de las observaciones situadas en la zona media y central de las mismas, atenuando la información aportada por aquellos datos situados en el extremo y, en consecuencia, dando lugar a unos valores de posición y dispersión bajos, y a una posible infraestimación de los percentiles de la cola. En cambio, las medidas de forma indicadas en la tabla 11 para los riesgos de Recursos Humanos y Prácticas de Ventas, son extremadamente superiores a las de su distribución empírica. Estas celdas son las menos pobladas de observaciones, pero en ambas se producen una serie de eventos de alta severidad que les confieren parámetros de escala y forma superiores y, por consiguiente, una media y desviación típica altas, unidas a una elevada leptocurtosis.

### 5.2.2. La Elección de la Distribución de Severidad

En función de todo lo descrito con anterioridad, creemos improcedente optar por el Modelo Estándar LDA sin realizar previamente un estudio robusto de su idoneidad. Así se ha contrastado con otras posibles alternativas para asegurar que es el más sensible –de los modelos analizados– al riesgo asumido. Con objeto de evaluar qué función probabilística se ajusta mejor a la severidad hemos seguido las pautas marcadas por Dutta y Perry [2007], quienes establecen cinco puntos clave o cuestiones:

1. Bondad de Ajuste: *¿Estadísticamente, que grado de ajuste tienen los datos a la distribución?*
2. Realista: *¿El capital estimado a través del modelo es realista? ¿Tiene sentido económico?*

3. Bien especificado: *¿Son coherentes las características de la distribución teórica y las de la muestra empírica de pérdidas?*
4. Flexible: *¿Puede ser extrapolado el modelo a una gama amplia de muestras de pérdidas operacionales?*
5. Simple: *¿Es viable la implementación práctica del modelo?*

### 5.2.2.1. Selección de las Distribuciones

En cuanto a las distribuciones a testar, Moscadelli [2005] estima realizar el estudio de la distribución en función de su curtosis: propone la función *Weibull* para distribuciones de cola suave; la *Lognormal* o la *Gumbel* en distribuciones de cola media o moderada; y, en las de colas pesadas, la función de *Pareto*. De otro lado, Fontnouvelle *et al.* [2004] coinciden en el razonamiento con Moscadelli, aunque amplían las posibles alternativas. Éstos distinguen dos tipos de distribuciones: las de cola suave, para cuyo caso recomiendan funciones como la *Weibull*, la *Lognormal*, la *Gamma* y la *Exponencial*; y las distribuciones de cola pesada, donde sugieren la *Pareto*, la *Pareto Generalizada*, la *Burr*, la *Loglogistic* y la *Loggamma*. En sintonía con los trabajos antes citados, también hemos creído oportuno utilizar una gama de funciones con características, en lo que a la forma de su cola se refiere, a priori, diferentes. Así, las candidatas seleccionadas han sido las siguientes<sup>11</sup>: *Exponencial*, *Gumbel*, *Gamma*, *Lognormal*, *Weibull* y *Pareto*.

### 5.2.2.2. Pruebas de Bondad del Ajuste

Una vez propuestas las funciones candidatas hay que medir la consistencia del ajuste. Nosotros hemos empleado los contrastes de *Kolmogorov-Smirnov (K-S)* y de *Anderson-Darling (A-D)*, los más recomendados y utilizados en el estudio de las variables continuas. En el desarrollo del ejercicio de contraste, hemos calculado inicialmente el *estadístico de prueba*, el cual se ha ajustado de acuerdo a la distribución teórica a testar. En el método de K-S se denota mediante “*D*”, y representa la distancia máxima, en valor absoluto, entre la función de distribución observada,  $F_n(x)$ , y la función de distribución teórica,  $F_0(x)$ , que respal-

11 Véase Anexo II.

da la hipótesis nula,  $H_0$ ; en el test de A-D se simboliza por " $A_n^2$ ". Los estadísticos resultantes se han comparado con el *valor crítico*<sup>12</sup> para un nivel de significación ( $\alpha$ ) estipulado<sup>13</sup>. No obstante, la toma de decisión en las pruebas podemos basarla directamente en el *p-valor* asociado al estadístico, que establece el nivel de significación empírico del contraste. De tal forma que:

$$p\text{-valor} \geq \alpha \rightarrow \text{Aceptamos la hipótesis nula.}$$

La naturaleza en sí de las pérdidas operacionales unida a la poca profundidad de las muestras de datos en el entorno actual, dificultan encontrar en la práctica ajustes estadísticos con un cierto grado de significación. En el marco regulatorio, el supervisor deberá validar el grado de significación mínimo establecido por la entidad para la elección de la distribución de severidad. En nuestro trabajo, en aquellos casos donde el ajuste ha sido pobre, hemos fundamentado nuestra decisión sólo en el valor del estadístico. El estadístico obtenido nos proporciona en sí el orden jerárquico del ajuste, esto es: *cuanto menor sea dicho estadístico menor diferencia existirá entre la distribución empírica y la teórica*. Para validar la elección de la distribución y rebajar, por tanto, el riesgo de modelo, hemos creído oportuno apoyarnos también en herramientas gráficas como los P-P Plots.

### *Resultados Alcanzados en el Conjunto Riesgo Operacional*

El análisis lo hemos comenzado por el conjunto de datos que recoge todas las pérdidas de manera agregada, denotado como Riesgo Operacional. Los resultados del test y los parámetros estimados para cada distribución se muestran en la tabla 14. Aplicando un criterio riguroso en la interpretación del contraste realizado, descartaríamos las seis distribuciones propuestas, pues ninguna alcanza siquiera el 1% de significación en alguno de las dos tests. Pero, si en su defecto optamos por fijarnos sólo en el estadístico, éste toma su valor más bajo tanto para K-S como A-D en la función *Lognormal*; siendo la distribución *Weibull*

12 El punto que divide la región de aceptación y la región de rechazo de la hipótesis nula.

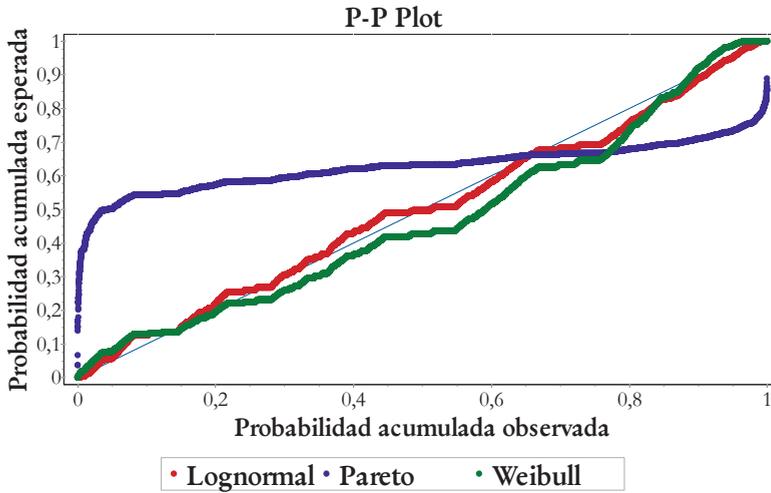
13 El valor de alfa es elegido discrecionalmente en función del grado de conservadurismo del análisis. Por ejemplo, si establecemos tres niveles: 10%, 5% y 1%; éstos ofrecen, en orden, tres intervalos de confianza distintos del 90%, 95% y 99%, para la identificación de los valores críticos.

la segunda en este orden de adecuación también en uno y otro test. La distribución de *Pareto* –función característica de colas pesadas– ocupa el tercer lugar en el test A-D y el cuarto en K-S. Sobre esta última distribución cabe destacar el valor estimado para su parámetro de forma, muy inferior a la unidad con lo que todos sus momentos de orden son infinitos; lo que en términos de capital se podría traducir en cifras económicas poco realistas.

Por consiguiente, ponderando los contrastes realizados parece lógico que nos decantemos para este conjunto de datos por la función *Lognormal*. No obstante, para añadir argumentos a la elección podemos analizar el P-P Plot descrito en la figura 7. La ilustración justifica aún más la opción de la *Lognormal*, ya que, como se puede advertir, se acerca con mayor claridad a la distribución empírica.

**Tabla 14: Resultados del Ajuste de Bondad para el conjunto Riesgo Operacional**

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	640,80	0,415 (<0,001)	6.485,70 (<0,001)
Weibull	$\alpha$	0,854	0,112 (<0,001)	512,81 (<0,001)
	$\beta$	102,12		
Lognormal	$\mu$	3,951	0,067 (<0,001)	70,14 (<0,001)
	$\sigma$	1,442		
Gamma	$\alpha$	0,005	0,944 (<0,001)	43.020 (<0,001)
	$\theta$	51.004		
Gumbel	$\beta$	2.809	0,541 (<0,001)	6.381,00 (<0,001)
	$\alpha$	1.367		
Pareto	$\alpha$	0,134	0,462 (<0,001)	5.497,20 (<0,001)
	$\theta$	0,030		

**Figura 7: P-P Plot del conjunto Riesgo Operacional**

*Resultados Alcanzados por Tipo de Riesgo*
**Tabla 15: Resultados de la Bondad del Ajuste para Fraude Externo**

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	1.377,02	0,522 ( $<0,001$ )	965,90 ( $<0,001$ )
Weibull	$\alpha$	0,853	0,191 ( $<0,001$ )	104,84 ( $<0,001$ )
	$\beta$	163,28		
Lognormal	$\mu$	4,426	0,126 ( $<0,001$ )	29,17 ( $<0,001$ )
	$\sigma$	1,338		
Gamma	$\alpha$	0,017	0,870 ( $<0,001$ )	2.089,40 ( $<0,001$ )
	$\theta$	34.356		
Gumbel	$\beta$	3.436,7	0,516 ( $<0,001$ )	488,64 ( $<0,001$ )
	$\alpha$	1.418,2		
Pareto	$\alpha$	0,269	0,417 ( $<0,001$ )	311,76 ( $<0,001$ )
	$\theta$	2,013		

Tabla 16: Resultados de la Bondad del Ajuste para Recursos Humanos

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	29.569,70	0,601 (<0,001)	34,71 (<0,001)
Weibull	$\alpha$	0,642	0,196 (0,102)	2,23 (>0,05)
	$\beta$	2.593,10		
Lognormal	$\mu$	7,1747	0,171 (0,205)	0,685 (>0,10)
	$\sigma$	1,908		
Gamma	$\alpha$	0,060	0,607 (<0,001)	17,99 (<0,001)
	$\theta$	2,53E+5		
Gumbel	$\beta$	48.433	0,464 (<0,001)	10,18 (<0,001)
	$\alpha$	12.716		
Pareto	$\alpha$	0,260	0,303 (0,002)	6,59 (<0,001)
	$\theta$	28		

Tabla 17: Resultados de la Bondad del Ajuste para Prácticas de Ventas

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	10.007,40	0,414 (0,005)	6,99 (<0,001)
Weibull	$\alpha$	0,475	0,116 (0,967)	0,33 (>0,10)
	$\beta$	2.391,5		
Lognormal	$\mu$	6,952	0,099 (0,992)	0,22 (>0,10)
	$\sigma$	2,259		
Gamma	$\alpha$	0,292	0,157 (0,769)	0,39 (>0,10)
	$\theta$	23.391		
Gumbel	$\beta$	9.856	0,326 (0,051)	2,02 (>0,05)
	$\alpha$	1.142,10		
Pareto	$\alpha$	0,278	0,234 (0,298)	2,72 (>0,01)
	$\theta$	28,756		

**Tabla 18: Resultados de la Bondad del Ajuste para Daños a Activos Físicos**

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	973,84	0,304 (<0,001)	351,26 (<0,001)
Weibull	$\alpha$	0,974	0,120 (<0,001)	76,88 (<0,001)
	$\beta$	285,69		
Lognormal	$\mu$	5,077	0,051 (<0,001)	11,21 (<0,001)
	$\sigma$	1,222		
Gamma	$\alpha$	0,027	0,831 (<0,001)	2.174,30 (<0,001)
	$\theta$	18.926		
Gumbel	$\beta$	2.406,80	0,501 (<0,001)	1.790,00 (<0,001)
	$\alpha$	885,78		
Pareto	$\alpha$	0,223	0,421 (<0,001)	457,91 (<0,001)
	$\theta$	1,80		

**Tabla 19: Resultados de la Bondad del Ajuste para Sistemas**

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	244,83	0,388 (<0,001)	177,5 (<0,001)
Weibull	$\alpha$	0,968	0,186 (<0,001)	42,19 (<0,001)
	$\beta$	66,27		
Lognormal	$\mu$	3,609	0,125 (<0,001)	15,96 (<0,001)
	$\sigma$	1,158		
Gamma	$\alpha$	0,027	0,855 (<0,001)	867,15 (<0,001)
	$\theta$	4.463,4		
Gumbel	$\beta$	575,94	0,510 (<0,001)	220,16 (<0,001)
	$\alpha$	210,19		
Pareto	$\alpha$	0,324	0,434 (<0,001)	144,98 (<0,001)
	$\theta$	1,693		

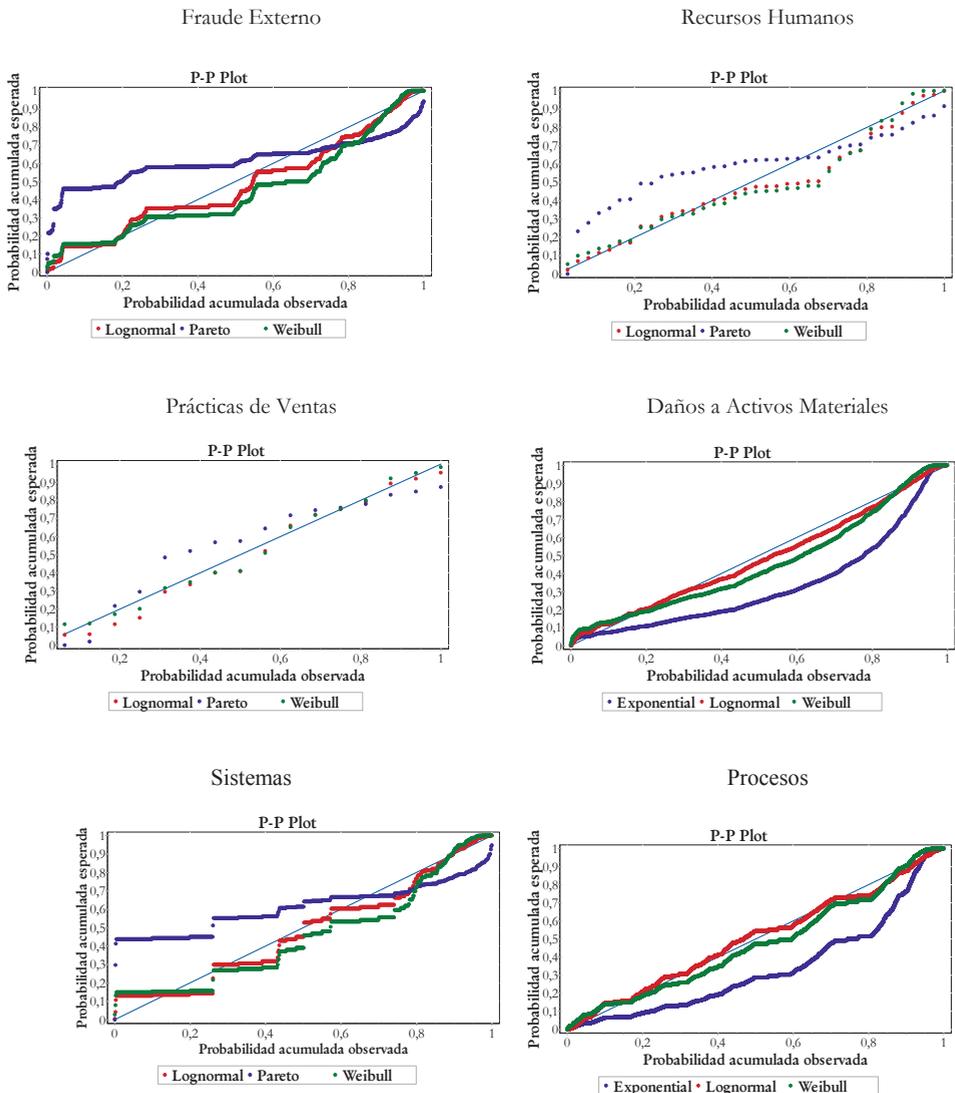
Tabla 20: Resultados de la Bondad del Ajuste para Procesos

Función	Parámetros		Kolmogorov-Smirnov	Anderson-Darling
			$D$ ( $p$ -valor)	$A_n^2$ ( $p$ -valor)
Exponencial	$\lambda$	306,15	0,293 ( $<0,001$ )	2.533,2 ( $<0,001$ )
Weibull	$\alpha$	0,891	0,100 ( $<0,001$ )	312,1 ( $<0,001$ )
	$\beta$	82,22		
Lognormal	$\mu$	3,763	0,065 ( $<0,001$ )	48,86 ( $<0,001$ )
	$\sigma$	1,396		
Gamma	$\alpha$	0,009	0,918 ( $<0,001$ )	28.222 ( $<0,001$ )
	$\theta$	17.456		
Gumbel	$\beta$	1.252,5	0,532 ( $<0,001$ )	4.669 ( $<0,001$ )
	$\alpha$	575,15		
Pareto	$\alpha$	0,138	0,461 ( $<0,001$ )	4.258,6 ( $<0,001$ )
	$\theta$	0,03		

A tenor de los resultados presentados en las tablas, podemos subrayar en un sentido amplio el escaso grado de significación alcanzado en las pruebas realizadas. Únicamente los riesgos de Recursos Humanos y Prácticas de Ventas alcanzan ajustes superiores al 1% de significación. En el resto de celdas, el sesgo observado entre los estadísticos de prueba y los respectivos valores críticos ha sido amplio, resultando unos  $p$ -valores muy bajos. Cabe indicar que las mayores diferencias se aprecian en la prueba de A-D, debido al mayor peso que dicho contraste asigna a la desviación en la cola entre la distribución estimada y la empírica. Este detalle coincide con el advertido por Moscadelli [2005] en su trabajo. A la hora de establecer una jerarquía de las distribuciones en función del grado de ajuste –basado en el estadístico– redundamos en el mismo orden establecido para el conjunto Riesgo Operacional. La *Lognormal* y la *Weibull*, por este orden, vuelven a ser las distribuciones que mayor significación presentan en todos los casos. Igualmente, la función de *Pareto* se ajustan en todas las celdas con parámetros de forma inferior a la unidad, pudiendo suscitar medidas económicas no realistas. Sin embargo, dicha distribución repite como tercer mejor ajuste en las celdas de Fraude Externo, Recursos Humanos y Sistemas. Si bien, en esta última celda la función *Exponencial* logra un mejor resultado a través

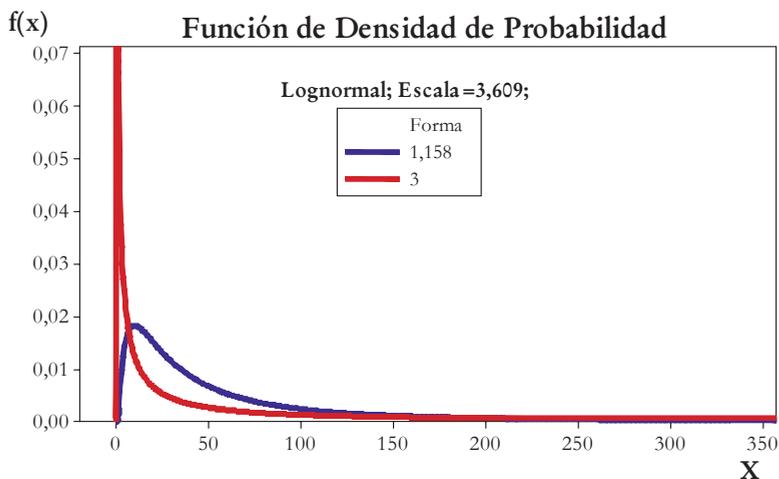
del test K-S. Dicha función es un caso particular de la *Weibull* cuando el parámetro de forma,  $\alpha$ , de esta última es igual a uno. Por último, hemos constatado que la función de *Gamma* –sólo obtiene un buen ajuste para las Prácticas de Ventas– y la de *Gumbel* son las que más se alejan, en término medio, del patrón de las diferentes distribuciones empíricas. Para refrendar las conclusiones indicadas, sobre las pruebas estadísticas de K-S y A-D, hemos construido, para cada celda, un P-P Plot que muestra de manera comparativa el ajuste de las tres distribuciones teóricas que mejor ajuste han obtenido respecto a la empírica.

Figura 8: P-P Plot



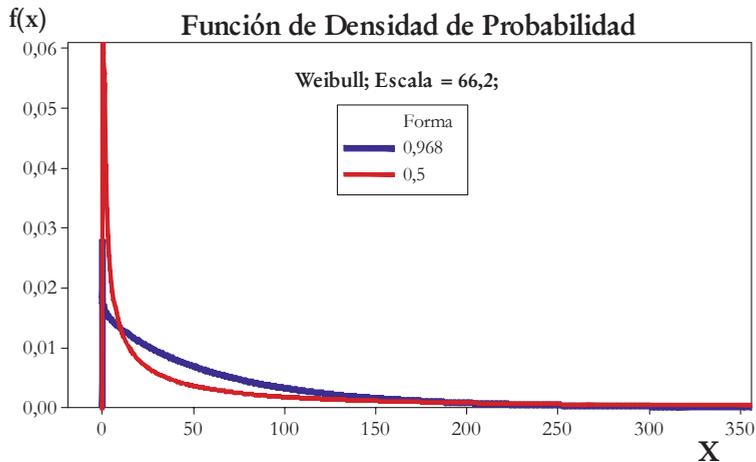
El conjunto de figuras descritas muestra a la distribución *Lognormal* y a la *Weibull* como las funciones teóricas más cercanas al trazado de la empírica. Sin embargo, esta proximidad se va diluyendo conforme avanzamos hacia la derecha de los gráficos representados. El gráfico nos permite apreciar la subestimación de las funciones de cola suave, *Lognormal* y *Weibull*, de la curtosis empírica. En cambio, la *Pareto* produce el efecto contrario, ya que sobrestima el carácter leptocúrtico de la distribución. La asimetría y la curtosis de la *Lognormal* vienen caracterizadas por su parámetro de forma,  $\sigma$ , si incrementamos el valor de dicho parámetro –en un ejercicio de *stress testing*– acrecentaremos ambas medidas. En el caso de la distribución *Weibull* podemos realizar el mismo ejercicio, si bien, en esta ocasión el valor parámetro de forma,  $\alpha$ , es inversamente proporcional a la curtosis<sup>14</sup>. En la figuras 9 y 10 hemos plasmado una prueba de tensión desarrollada para la celda de de Sistemas. Podemos visualizar que la alteración del parámetro de forma de ambas funciones conlleva el incremento de la curtosis.

**Figura 9: Función de Densidad de Probabilidad de la distribución *Lognormal* para la celda de Sistemas**



14 Véase Weisstein, Eric W. "Weibull Distribution". From MathWorld--A Wolfram Web Resource. <http://mathworld.wolfram.com/WeibullDistribution.html>.

**Figura 10: Función de Densidad de Probabilidad de la distribución Weibull para la celda de Sistemas**



### 5.3. El Capital por Riesgo Operacional

El OpVaR está inexorablemente vinculado a la distribución anual de pérdidas agregadas (LDA), puesto que representa un percentil de la misma. Por su parte, la LDA se establece a partir de la convolución de las distribuciones de frecuencia y severidad estimadas. En este sentido, en lo que al proceso de convolución se refiere, hemos optado por aplicar la Simulación de Monte-Carlo. Como señalan Dahen y Dionne [2009], el desarrollo de esta metodología no es rápido pero sí preciso. De este modo, siguiendo el esquema ilustrado por Alexander [2007], a continuación detallamos el proceso de simulación:

1. Generamos una muestra aleatoria de la distribución de frecuencia, es decir, simulamos  $n$  eventos de pérdidas por año.
2. Tomamos  $n$  muestras aleatorias de la distribución de severidad:

$$L_1 + L_2 + L_3 + \dots + L_n$$

3. El cómputo de las  $n$  pérdidas simuladas representan la pérdida total:

$$X = L_1 + L_2 + L_3 + \dots + L_n$$

4. Volvemos al paso 1, y lo repetimos  $m$  veces, con lo que obtenemos:

$$X_1, X_2, X_3, \dots, X_m$$

Por tanto,  $m$  representa el número de simulaciones generadas. A este respecto, Moscadelli [2005] cita a Lawrence (Citigroup)<sup>15</sup>, quién sostiene que son necesarias un millón de simulaciones para calcular el percentil 99,9% de una distribución de pérdidas agregadas derivada de la composición de la función de *Poisson*, con  $\lambda$  igual a 4.000, y la *Lognormal*, con un parámetro de escala igual a 3,5 y el de forma de 1,8. Si bien, el mismo analista subraya que, en última instancia, el número de datos simulados deberá ser proporcional a la curtosis y asimetría de las distribuciones de severidad y frecuencia utilizadas. En cualquier caso, cuanto mayor sea el número de simulaciones realizadas menor será el error relativo cometido y, por ende, más precisa la estimación. Así pues, en nuestro estudio, para cada una de las convoluciones efectuadas, hemos realizado un millón de simulaciones<sup>16</sup>, obteniendo errores relativos muy por debajo del 1%. Una vez determinada la distribución LDA, para inferir el capital regulatorio debemos calcular el OpVaR, es decir, el percentil del 99,9%.

### 5.3.1. El CaR: Modelo LDA Estándar

En este estudio se ha actuado bajo el supuesto de que la entidad de crédito no tiene provisionada su pérdida esperada (EL). Por consiguiente, los requerimientos de capital han de cubrir tanto ésta como la no esperada (UL); de ahí que identifiquemos la cifra del OpVaR con la cuantía del Capital en Riesgo (CaR). No obstante, en cada una de las celdas o riesgos estudiados hemos examinado las cuantías correspondientes tanto de EL como de UL con el objetivo de remarcar el potencial ahorro de capital que supondría la provisión de la pérdida esperada. Los resultados alcanzados se muestran en la tabla 21<sup>17</sup>:

15 Conferencia impartida en el 10º ICBI's Geneva Risk Management Forum, en 2003.

16 El lenguaje de programación empleado es el C++. Asimismo, se ha utilizado una computadora con un procesador Intel Core 2 de 1,83 GHz y 2 GB de memoria; el tiempo requerido en cada ejercicio de simulación ha sido proporcional al número de eventos de la muestra.

17 Todas las cuantías de capital regulatorio, pérdida esperada y no esperada detalladas en las tablas están expresadas en euros, salvo que se indique lo contrario.

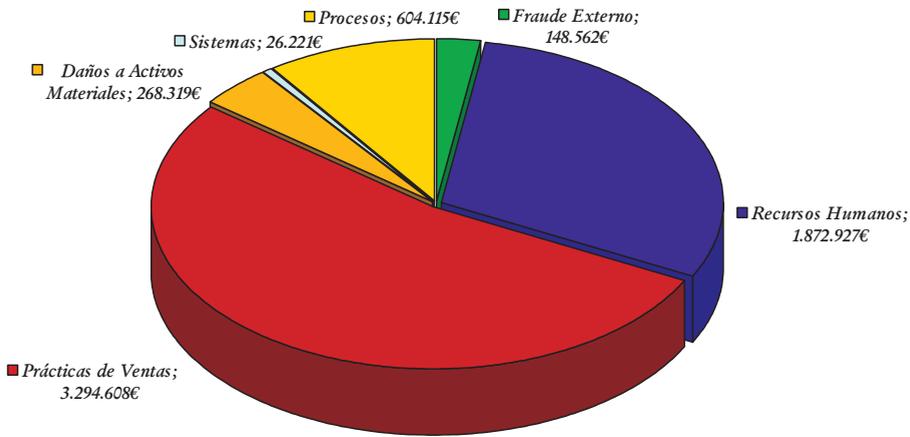
**Tabla 21: Estimación del CaR a partir del Modelo LDA Estándar**

Modelo LDA Estándar	Lognormal		Poisson	Pérdida Esperada	Pérdida No Esperada	CaR <sub>99,9</sub>
	$\mu$	$\sigma$	$\lambda$			
Riesgo Operacional	3,951	1,442	5.978,67	878.923	117.155	996.078
Fraude Interno	-	-	-	No disponible	No disponible	No disponible
Fraude Externo	4,426	1,338	487,33	99.712	48.850	148.562
Recursos Humanos	7,174	1,908	12,33	99.405	1.773.522	1.872.927
Prácticas de Ventas	6,952	2,259	5,33	71.459	3.223.149	3.294.608
Daños a Activos Materiales	5,077	1,222	596,67	201.766	66.553	268.319
Sistemas	3,609	1,158	242	17.473	8.748	26.221
Procesos	3,763	1,396	4.634,67	528.987	75.128	604.115
Cómputo a Nivel de Entidad				1.018.804	5.195.951	6.214.756

En cuanto a las cifras de CaR detalladas anteriormente hay que destacar el importe de la celda de Recursos Humanos y, esencialmente, el de la de Prácticas de Ventas<sup>18</sup>. En esta última, el capital regulatorio determinado es superior a los tres millones de euros; en la de Recursos Humanos el capital se aproxima a los dos millones de euros. Aunque resulte paradójico, en estas dos celdas, siendo las menos pobladas de observaciones, se alcanzan las mayores cuantías de capital como se aprecia de manera más clara en la figura 11.

18 Debemos recordar de nuevo que, en la celda de Prácticas de Ventas, sólo hay registradas 16 observaciones.; Esta cifra tan baja de eventos puede distorsionar la realidad económica de sus resultados; por lo que, plantearía ciertas dudas su validación regulatoria. De ahí que, en la práctica, debamos completar la información con datos externos o la opinión de expertos, entre otras variables..

Figura II: Capital regulatorio determinado para cada una de las celdas de la matriz



La explicación de tales diferencias de capital hay que buscarla en la caracterización de las respectivas funciones probabilísticas de severidad. Así pues, tanto en la celda de Recursos Humanos como en la de Prácticas de Ventas –riesgos de baja frecuencia y alta severidad–, los niveles teóricos de asimetría y curtosis son muy elevados; dichos valores están condicionados por el parámetro de forma ( $\sigma$ ) de la distribución *Lognormal*. Igualmente, si observamos sus parámetros de escala ( $\mu$ ), estos, para los riesgos mencionados, son altos (7,174 y 6,952, respectivamente), y, por tanto, también lo son la media y la varianza de la severidad de sus pérdidas en relación al resto de riesgos, que obtuvieron en el ajuste probabilístico unos parámetros menores. Basta observar como en la celda de Procesos, con una frecuencia media anual superior a cuatro mil eventos, pero con unos parámetros de forma y escala de su función de severidad muy inferiores a los señalados en las dos distribuciones anteriores, apenas se logra alcanzar un Capital en Riesgo de 600 mil euros. Todo ello no hace sino confirmar una mayor ponderación de la distribución de severidad, respecto a la de frecuencia, en la cifra final del CaR. Para ahondar más en este aspecto, en la tabla 21, apreciamos como el conjunto Riesgo Operacional, que recoge el cómputo total de observaciones de pérdidas, no alcanza siquiera el millón de euros de CaR. Este hecho motiva que nos cuestionemos por qué para dicho conjunto de pérdidas, en el que están contenidas las de Recursos Humanos y las de Prácticas

de Ventas, resulta un capital menor para cubrirlo que el de éstas de manera independiente. En los tipos de riesgos operacionales más poblados de observaciones, dada la asimetría subyacente, la delimitación de los parámetros de su función de severidad está fuertemente influenciada por la densidad del cuerpo central de la distribución; infravalorando el impacto de los eventos situados en la cola de la misma. Obsérvese como los parámetros de forma y escala del conjunto Riesgo Operacional son relativamente bajos en comparación con los de las celdas señaladas.

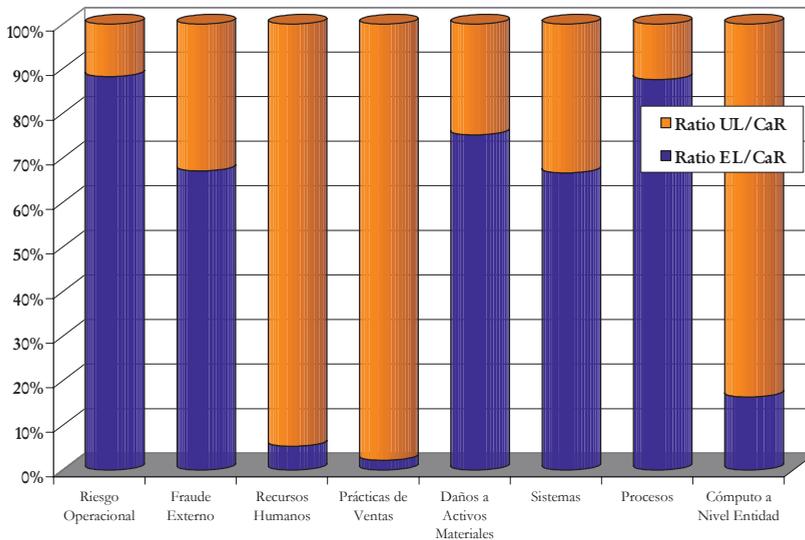
### 5.3.1.1. La Pérdida Esperada y la No Esperada

El total del capital regulatorio asignado a una celda puede desglosarse en dos cuantías: la pérdida esperada (EL) y la no esperada (UL). De este modo, en el epígrafe 4.6.2 introducimos los ratios “EL/OpVaR” y “UL/OpVaR”, suponiendo ambos una medida del peso relativo de una y otra variable sobre el Capital en Riesgo. En la tabla 22 y en su correspondiente figura 12 mostramos la relación de ratios calculados.

**Tabla 22: Ratios EL/CaR y UL/CaR**

RIESGO	RATIOS	
	EL/CaR <sub>99,9</sub>	UL/CaR <sub>99,9</sub>
Riesgo Operacional	88,24%	11,76%
Fraude Externo	67,12%	32,88%
Recursos Humanos	5,31%	94,69%
Prácticas de Ventas	2,17%	97,83%
Daños a Activos Materiales	75,20%	24,80%
Sistemas	66,64%	33,36%
Procesos	87,56%	12,44%
Cómputo a Nivel de Entidad	16,39%	83,61%

Figura 12: Ratios EL/CaR y UL/CaR



Los ratios estimados denotan dos situaciones muy distantes: (i) en los riesgos de baja o media severidad y alta o media frecuencia, EL es muy superior a UL; (ii) por el contrario, en los riesgos de alta severidad y baja frecuencia –con una mayor dispersión de sus pérdidas operacionales–, UL supone la práctica totalidad del CaR.

En cómputo a nivel de entidad, dado el peso de los riesgos de Recursos Humanos y Prácticas de Ventas, EL sólo alcanza el 16,39% del total del CaR. En consecuencia, si la entidad pudiera identificar, a priori, su pérdida esperada y provisionarla de forma adecuada, su capital regulatorio debería ascender al 83,61% del CaR.

### 5.3.1.2. Impacto Económico del Percentil propuesto por el Comité

En términos regulatorios, el percentil de la distribución de pérdidas agregadas que establece el Capital en Riesgo es el consabido del 99,9%. La recomendación por parte del Comité de esta cifra tan elevada ha suscitado críticas y cierto recelo en el sector bancario. Dicho percentil, dado el carácter leptocúrtico de las pérdidas operacionales, puede provocar

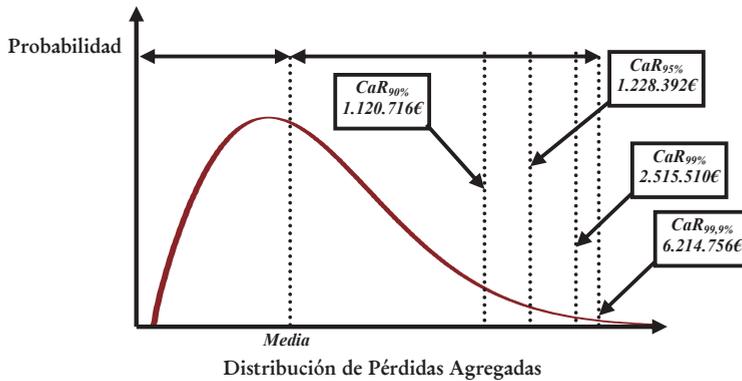
una sobrestimación del capital requerido o llegar a generar cantidades insostenibles en la estructura financiera de una entidad de crédito. Sin embargo, el fin pretendido por el Comité es precisamente cubrir el riesgo de posibles pérdidas extremas situadas en la cola de la distribución. En este sentido, con objeto de calibrar el impacto del percentil, hemos contrastado el CaR calculado al 99,9% (reflejado en la tabla 21) frente a otros intervalos de confianza menos conservadores, esto es, 90%, 95% y 99%, de uso común en la determinación del VaR en el riesgo de mercado. En la tabla 7.3 detallamos las cantidades<sup>19</sup> resultantes tras la aplicación cada uno de los percentiles seleccionados.

**Tabla 23: Estimación del CaR en función del percentil establecido**

CaR	Percentil		
	90%	95%	99%
Riesgo Operacional	920.416 (-7,60%)	933.458 (-6,29%)	960.032 (-3,62%)
Fraude Externo	113.900 (-23,33%)	118.892 (-19,97%)	129.936 (-12,54%)
Recursos Humanos	207.127 (-88,94%)	292.606 (-84,38%)	639.607 (-65,85%)
Prácticas de Ventas	156.611 (-95,25%)	255.852 (-92,23%)	793.335 (-75,92%)
Daños a Activos Materiales	224.311 (-16,40%)	231.727 (-13,64%)	247.005 (-7,94%)
Sistemas	20.315 (-22,52%)	21.277 (-18,86%)	23.295 (-11,16%)
Procesos	555.061 (-8,12%)	563.887 (-6,66%)	580.744 (-3,87%)
Cómputo a Nivel de Entidad	1.120.716 (-81,97%)	1.228.392 (-80,23%)	2.515.510 (-59,52%)

19 La cifra situada debajo del valor absoluto, expresa el incremento (decremento) del CaR, EL o UL, en su caso, respecto a las cuantías de referencia del Modelo LDA Estándar, con un umbral de modelización de 0 euros.

Las estimaciones del CaR, ilustradas en la tabla 23, ponen de relieve el efecto conservador que, sobre el Capital en Riesgo, tiene el percentil regulatorio. Si bien, se desprende de los resultados que dicho impacto sobre el capital requerido es mayor cuanto más elevada sean la curtosis y la dispersión de las distribuciones de severidad ajustadas. Nótese como en la celda de Procesos, la de mayor frecuencia registrada, el ahorro de capital del percentil del 90% respecto al del 99,9% sólo logra alcanzar el 8,12%, en términos relativos. Por otra parte, observamos como el riesgo de Fraude Externo presenta unos decrementos en el CaR del 23,33%, 19,97% y 12,54% para los intervalos de confianza del 90%, 95% y 99%, respectivamente. En la celda de Sistemas, prácticamente, se replican las estimaciones anteriores, siendo en los datos de Daños a Activos Materiales, ligeramente, inferiores. En cambio, en los riesgos de Recursos Humanos y Prácticas de Ventas las diferencias son mucho más extremas. Por ejemplo, fijando un intervalo de confianza del 99%, el ahorro alcanzaría un 65,85%, para Recursos Humanos, y un 75,92%, para Prácticas de Ventas; si el percentil utilizado fuera del 90%, las diferencias advertidas serían del 88,94%, en el primer caso, y del 95,25% en el segundo. De nuevo, en el sumatorio de los datos de la entidad, la ponderación de los riesgos de baja frecuencia y alta severidad se deja notar, ya que los importes llegan a variar, en orden decreciente un 81,97% 80,23% y 59,52%, para los percentiles, en orden, 90%, 95% y 99%. Más concretamente, con el percentil del 99% –sólo un 0,9% menor que el regulatorio– el capital bajaría de 6.214.756 hasta 2.515.510 euros. Como demuestran estos datos la fijación del percentil nos es un tema baladí, de ahí la controversia generada en torno al mismo. Véase en la figura 13, la ilustración gráfica del impacto del percentil establecido.

**Figura 13: Estimación del CaR en relación al percentil**

### 5.3.2 Metodologías No Avanzadas de Medición

Con objeto de contrastar el ahorro de capital resultante de la aplicación del enfoque LDA, frente el uso de metodologías no avanzadas, hemos calculado el capital regulatorio bajo las pautas de los modelos Básico (BIA) y Estándar (SA). La principal diferencia, entre uno y otro, estriba en que, en el Método Estándar, el total de capital requerido se calcula como la suma de las necesidades de capital regulador de cada una de las líneas de negocio descritas por el Comité de Basilea.

#### 5.3.2.1. El Indicador de Exposición y El Multiplicador

El Comité [2004: 129] normalizó la variable Ingresos Brutos como *proxy* del tamaño o nivel de la exposición al riesgo operacional. De este modo, el Banco de España [2006] denomina a los Ingresos Brutos (traducción literal del inglés *Gross Income*) como Ingresos Relevantes en la propuesta de Circular de Solvencia que sustituirá a la vigente en la actualidad [CBE 5/1993]. La composición genérica de la variable no cambia respecto a la propuesta del Comité; aunque, las definiciones de las diferentes partidas que lo conforman están condicionadas por las normas contables españolas<sup>20</sup>. Puesto que el negocio bancario de la entidad de crédito analizada se sustenta, casi en su totalidad, en la Banca Minorista, para determinar

<sup>20</sup> Circular 4/2004, de 22 de diciembre, del Banco de España.

los Ingresos Relevantes hemos utilizado la información contenida en la cuenta de pérdidas y ganancias sin consolidar a nivel de grupo.

### 5.3.2.2. Los Ingresos Relevantes

**Tabla 24: Determinación de los Ingresos Relevantes**

CONCEPTOS	2004	2005	2006
Intereses y Rendimientos Asimilados	449.473	485.297	566.314
Intereses y Cargas Asimiladas	-193.002	-216.581	-286.108
Rendimientos de Instrumentos de Capital	8.476	79.116	71.756
Comisiones Percibidas	77.254	87.374	95.515
Comisiones Pagadas	-4.129	-7.481	-8.078
Resultados de Operaciones Financieras	24.716	24.675	19.573
Otros Ingresos de Explotación	6.739	7.457	9.581
<b>Ingresos Relevantes</b>	<b>369.527</b>	<b>459.857</b>	<b>468.553</b>

\*Cifras en miles de euros

$$\text{Ingresos Medios Relevantes: } IR_{\text{medios}} = \frac{\sum_{i=1}^n IR_{1\dots n}}{n} = 432.646 \text{ mil de euros.}$$

### 5.3.2.3. Capital Regulatorio (K)

En el Método Básico se fija un multiplicador del 15% para todo el negocio agregado del banco. En cambio, en el Estándar se toma un factor diferente para cada línea de negocio; en el caso de la Banca Minorista el coeficiente se establece en el 12% (véase tabla 4.5). Los cálculos efectuados se detallan a continuación:

$$\text{Método del Indicador Básico: } K_{\text{BIA}} = (IR_{\text{medios}} \times 15\%) = 64.897 \text{ mil de euros.}$$

$$\text{Método Estándar: } K_{\text{SA}} = (IR_{\text{medios}} \times 12\%) = 51.917 \text{ mil de euros.}$$

Si contrastamos los capitales obtenidos para los enfoques BIA y SA con los calculados en los modelos LDA, desarrollados en los apartados anteriores, apreciamos una notable desviación. En concreto, el ahorro de capital subyacente en la aplicación del Modelo LDA Estándar (véase tabla 7.1) respecto al Método Básico es del 90% y del 88% en relación al Estándar.

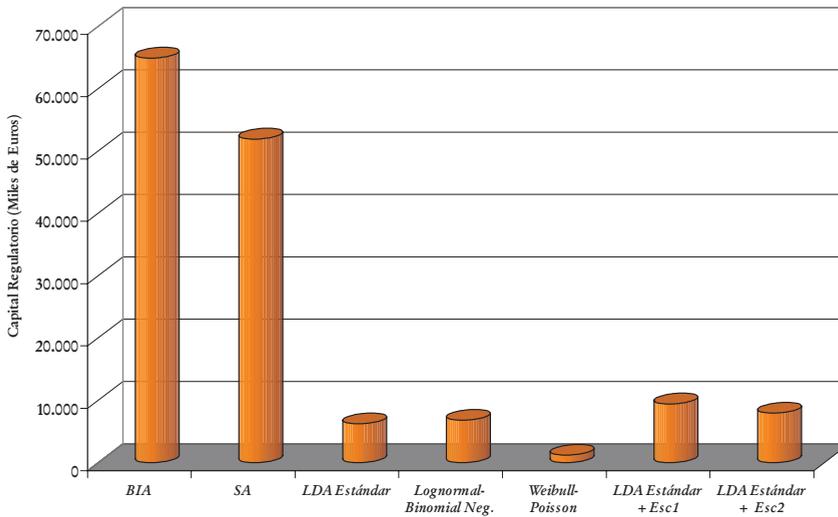
#### 5.4. Contraste de los capitales regulatorios

Para desarrollar un contraste más detallado del capital regulatorio, en base a la metodología de medición utilizada, hemos seleccionado los capitales más representativos calculados a lo largo de este punto. A tal efecto, hemos elegido tres variables de referencia, concretamente, los Ingresos Relevantes (IR), los Fondos Propios (FP) y el valor de los Activos (A), para cuantificar la importancia relativa del capital sobre estas, véase la tabla 25.

**Tabla 25: Contraste de los diferentes capitales regulatorios estimados**

Metodología de Medición	Capital Regulatorio	Variables de Referencia		
		Ingresos Relevantes	Fondos Propios	Activos
	(Miles de Euros)	432.646	688.452	14.570.011
BIA	64.897	15,00%	9,43%	0,45%
SA	51.917	12,00%	7,54%	0,36%
LDA Estándar	6.215	1,44%	0,90%	0,04%
Lognormal-Binomial Negativa	6.788	1,57%	0,99%	0,05%
Weibull-Poisson	1.186	0,27%	0,17%	0,01%
LDA Estándar + Fraude Interno(Esc1)	9.404	2,17%	1,37%	0,06%
LDA Estándar + Fraude Interno(Esc2)	7.939	1,83%	1,15%	0,05%

Figura 14: Contraste de los diferentes capitales regulatorios estimados



Al confrontarlos, apreciamos una gran diferencia entre los resultados de las dos metodologías no avanzadas y el resto; la figura 14 lo refleja de manera gráfica. El capital regulatorio deducido del Modelo LDA Estándar representa el 1,44% de los Ingresos Relevantes, el 0,9% de los Fondos Propios y el 0,04% de los Activos; muy lejos de las porcentajes respectivos del Método BIA (15%, 9,43% y 0,45%) y del SA (12%, 7,54% y 0,36%). Las desviaciones se aminoran cuando se tiene en cuenta el efecto de la sobredispersión de la frecuencia –repárese en el modelo *Binomial Negativa-Lognormal*– o se incluye una estimación del riesgo de Fraude Interno –*Esc1* y *Esc2*–. Los Métodos Básico y Estándar muestran unos resultados harto conservadores, sus capitales son proporcionales al volumen de negocio de la entidad, de ahí que, en ciclos de bonanza económica se eleve el capital regulatorio, independientemente de la escala de controles del riesgo implantados. Si bien, también hay que advertir que el Modelo LDA presentado, apoyado en una base de datos de sólo tres años y, posiblemente, incompleta –repárese en los casos del Fraude Interno y Prácticas de Ventas– podría estar infravalorando, en cierta medida, el importe del capital regulatorio. Debido a ello, sería un modelo difícilmente validable por la autoridad reguladora. En consecuencia, para refrendar que las cifras obtenidas son realistas con el perfil de riesgo de la entidad, habría que ahondar en el estudio de la misma, y evaluar otros factores cuantitativos o cualitativos no contemplados en el modelo actual.



## 6. CONCLUSIONES

*“La vida es el arte de sacar conclusiones suficientes a partir de datos insuficientes”.*  
Samuel Butler (1612-1680).

El eje principal de este trabajo ha sido el estudio y contraste de las metodologías de cálculo del capital regulatorio por riesgo operacional. A tal efecto, en primer lugar, hemos realizado una síntesis teórica en la que se ha expuesto el marco conceptual en el que se encuadra dicho riesgo. Este bloque inicial del trabajo ha sido respaldado por una extensa revisión bibliográfica que ha permitido determinar el *status quo* actual del control y medición del riesgo de operacional dentro del sector financiero. Así, subrayamos la importancia de este componente en el coeficiente de solvencia regulatorio. Sin embargo, a la vez, se advierte el escaso nivel de desarrollo de las metodologías avanzadas de medición. En consecuencia, sobre la base del contexto teórico establecido, se ha abordado el estudio del riesgo operacional desde una perspectiva práctica. Para ello, hemos dispuesto de una base de datos interna de pérdidas operacionales (BDIPO) de una entidad de crédito española, sustentada, esencialmente, del negocio de la Banca Minorista. A partir de la información suministrada, se ha ido desarrollado de manera secuencial la estructura de un modelo avanzado de medición, concretamente, el Modelo de Distribución de Pérdidas (LDA). En la investigación elaborada se procede a la evaluación del impacto de una serie de elementos críticos del modelo sobre el cómputo de capital. Del mismo modo, hemos comparado sus resultados con los de los denominados enfoques no avanzados, esto es, el Método Básico (BIA) y el Estándar (SA). Así pues, llegados a este punto, lo único que resta es presentar las conclusiones alcanzadas.

*“La implementación de un enfoque de medición avanzado del riesgo operacional genera en la entidad de crédito un ahorro de capital regulatorio respecto a las metodologías no avanzadas”.*

Testada la hipótesis de partida, podemos afirmar que los resultados del estudio empírico han refrendado la teoría, es decir, el consumo de capital aplicando un modelo de medición avanzada, en particular, el enfoque LDA, ha sido muy inferior al obtenido mediante los métodos BIA y SA. Si bien, es patente el mayor grado de conservadurismo implícito en los enfoques Básico y Estándar, también, hemos observado que las diferencias de capitales resultantes superan a las descritas en trabajos de otros autores. Aunque, esta apreciación no resta validez a la aseveración realizada sobre el ahorro de capital, para certificar la solidez del modelo, desde un punto de vista regulatorio, habría que ahondar aún más en dicho aspecto. Por lo tanto, ello implicaría trasladar el estudio a la entidad *in situ*, ya que se deberían examinar otras posibles variables críticas –opiniones de expertos o indicadores de riesgo– no recogidas en el modelo, además de tomar datos externos de pérdidas para completar la base de datos interna.

En conclusión, la construcción del Modelo LDA es factible bajo una serie de condicionantes, pero, ante todo, es necesaria y conveniente para la entidad. Aparte del citado ahorro de capital, intrínseco al modelo, su implementación promueve la mejora continuada de los sistemas de control, pues todo esfuerzo realizado en dicha materia se rentabiliza con un menor consumo de capital. Por el contrario, en las metodologías BIA y SA, donde los capitales son proporcionales al volumen de negocio, las posibles mejoras son independientes del capital regulatorio. Debido a lo anterior, ambos métodos deben ser concebidos, a priori, como modelos de transición hacia estadios superiores, materializados en las metodologías AMA, siendo utilizados en la actualidad como “vías de escape” ante la entrada en vigor del Acuerdo.

Para completar este trabajo, hemos sintetizado las consideraciones más relevantes extraídas del mismo. De esta forma, se han agrupado por secciones, siguiendo un orden lógico con la cronología del estudio desarrollado.

## A. El Riesgo Operacional: su Gestión y Control

A.1. La entidad de crédito debe establecer un compromiso íntegro con el tratamiento del riesgo operacional. El primer paso, en este camino, es la creación de una unidad organizativa específica, responsable de planificar, diseñar e implementar el modelo de gestión y control de dicho riesgo. El área de Auditoría Interna, tradicionalmente, encargada de controlar este riesgo, debe tener una función residual, circunscribiéndose sólo a verificar el cumplimiento del marco de gestión implementado.

A.2. En contraste con el control del riesgo de crédito o el mercado, el riesgo operacional no posee un departamento de admisión o de análisis; por ejemplo, la central de riesgos de una entidad filtra las operaciones crediticias a través del *scoring* de los prestatarios. En materia de riesgo operacional, cualquier empleado de la organización que ejecute un proceso o una operación debe asumir y gestionar dicho riesgo. Por tanto, este riesgo es responsabilidad de toda la organización. Perfilando más esta última afirmación, podríamos decir que las políticas de riesgo operacional se marcan de forma centralizada, pero se ejecutan de manera descentralizada.

A.3. Como se ha corroborado en el estudio empírico, de la calidad de los *inputs* del modelo depende directamente su capacidad predictiva. En esta línea, se deben aunar esfuerzos en perfeccionar los mecanismos necesarios para que el proceso de detección, cuantificación y registro de los eventos de pérdidas sea fiable. Igualmente, hay que contemplar los datos externos de pérdidas y conjugar, en la estructura del modelo, los valores históricos con la opinión recabada de expertos en la materia o indicadores de riesgo, que ofrecen información actualizada y proactiva.

A.4. En la praxis del marco de gestión diseñado, las entidades se deben apoyar en un conjunto de herramientas que faciliten la identificación y recopilación de las pérdidas operacionales, así como la evaluación, seguimiento, control y reporte de la información sobre los que están expuestas. En este contexto, herramientas como los mapas de riesgos, los flujogramas de procesos las auto-evaluaciones o los citados indicadores de riesgo han sido aplicadas, ya con éxito, por las entidades financieras en otras líneas de gestión. Los bancos deben armonizar las herramientas cuantitativas y cualitativas en un modelo sinérgico. Por lo que, dichas metodologías no deben ser excluyentes, pero tampoco redundantes.

## B. Las Metodologías de Medición del Riesgo Operacional

B.1. El Método Básico y el Estándar presentan ciertas deficiencias conceptuales, sobre todo en lo que se refiere a su indicador de exposición, esto es, los Ingresos Brutos (Relevantes). Y es que su cuantificación depende, en última instancia, del marco contable de cada país possibilitando, con ello, de nuevo el arbitraje regulatorio. De la misma manera, nos hace plantearnos la cuestión de si una entidad con unos elevados Ingresos Brutos pero con mejores prácticas de gestión, no podría soportar menores riesgos operacionales.

B.2. El Método Básico, ofrece un escaso incentivo en cuanto al desarrollo de los sistemas de control de riesgos en la entidad, al no contemplar, por parte del regulador, el cumplimiento de ningún requisito cualitativo para su implementación. El Método Estándar, aparte de desglosar las pérdidas por líneas de negocio, no ofrece muchas más bondades respecto al Básico, ya que no queda justificada claramente la asignación de coeficientes *betas* diferentes a cada línea. La estimación tanto del coeficiente *alfa*, enfoque BIA, como de las *betas*, enfoque SA, no deja ser una decisión discrecional, pues el estudio empírico que lo respalda no es coherente con las cifras finalmente fijadas.

B.3. Si nos centramos en dichas cifras, el cálculo de la media aritmética de la *beta*, adscrita a cada línea de negocio, resulta un valor igual al *alfa*, esto es, un 15%. Pero, en una entidad de crédito, no todas las líneas tienen igual relevancia. Así, dejando a un lado a los grandes bancos internacionales –de sus Memorias se desprende que la mayoría están aplicando ya metodologías avanzadas– y si focalizamos en el grupo de entidades de mediano y pequeño tamaño –por ejemplo, las Cajas de Ahorro de ámbito local– en éstas, con menor grado de diversificación en sus operaciones, advertimos como, en el cómputo de sus ingresos, pondera en mayor medida el negocio de Banca Minorista. Por lo que, la implantación del Método Estándar puede conllevar un considerable ahorro de capital, respecto al Básico, teniendo en cuenta que la *beta* estimada para la Banca Minorista es tres puntos porcentuales inferior a *alfa*.

B.4. Los Métodos de Medición Avanzada (AMA), más sensibles al riesgo, aunque más sofisticados y complejos se encuentran, en algunas entidades, con un gran obstáculo para su aplicación, que es la no disponibilidad



de una BDIPO suficientemente profunda con la que aproximar las variables del modelo. Por consiguiente, aunque la mayoría de las entidades se inclinen por este enfoque, el grado de aplicación estará relacionado con la representatividad de las bases de datos internas.

## C. El Modelo de Distribución de Pérdidas

### *Los Datos Internos de Pérdidas Operacionales*

C.1. En nuestro estudio, el número de años significativos de pérdidas de la BDIPO utilizada ha sido tres; justo el mínimo establecido por el Comité. En este sentido, la frecuencia se establece en función del número de eventos ocurridos en un espacio de tiempo determinado, conocido comúnmente como “horizonte de riesgo”. A efectos reguladores, para el riesgo operacional, dicho horizonte se fija en base anual. De tal forma que, si el capital regulatorio debe dar cobertura a las posibles pérdidas que pueda sufrir la entidad durante el lapso de un año, en el desarrollo del enfoque LDA será preciso modelar la frecuencia anual. Este precepto, dada la escasez de periodos significativos, ha dificultado la realización de una prueba de la bondad del ajuste estadístico para la distribución de frecuencia.

C.2. En la caracterización de los riesgos analizados, en términos de frecuencia y severidad, cabe resaltar, por un lado, la celda de Procesos, donde se producen el 77,52% del total de eventos registrados y el 45,04% de las pérdidas monetarias. Partiendo de estos datos, hemos catalogado este riesgo como de alta frecuencia y baja severidad. En contraposición, Recursos Humano, recogiendo tan sólo el 0,21% de los sucesos, representa el 12,35% de las pérdidas económicas. Este riesgo, junto con el de Prácticas de Ventas, ha sido precisado como de baja frecuencia y alta severidad.

C.3. A pesar de estas divergencias, en la forma de la distribución de todas las muestras examinadas encontramos rasgos comunes –si bien, con distintos niveles de intensidad– en relación a la asimetría positiva y la leptocurtosis advertidas. Dicho perfil descarta la *hipótesis de normalidad*

de las pérdidas, asumida en la medición de otros riesgos, como el de mercado.

C.4. Las estimaciones obtenidas ponen de manifiesto el efecto conservador que, sobre el Capital en Riesgo, tiene el percentil regulatorio, esto es, el 99,9%. Asimismo, se desprende de los resultados que dicho impacto sobre el CaR es mayor cuanto más elevada sean la curtosis y la dispersión de la distribución de severidad. Por lo que, en escenarios de alta leptocurtosis, la utilización de funciones como la *Pareto*, muy sensible a la cola de la distribución, puede provocar situaciones insostenibles en la estructura de capital y cifras económicas poco realistas. Si bien, en otros contextos, como así algunos agentes de la propia industria bancaria lo han indicado, podría compensar la infraestimación de la cola que provocan otras funciones.

C.5. El Comité propone un umbral de recopilación y modelización de 10.000 euros de pérdida. El objeto no es otro que cubrir los eventos operacionales de alta severidad. Pero, en el contexto actual, destacado por la escasa profundidad de las BDIPO, fijar umbrales elevados puede debilitar la solidez del modelo de medición avanzado o, como sucede en nuestro trabajo, imposibilitarlo en determinadas celdas de la matriz. Nótese en este sentido, que el 99% de las pérdidas registradas en la BDIPO manejada son inferiores a los 2.548 euros. Jiménez-Rodríguez et al. [2011] analizan el impacto de umbral modelización en el CaR.

C.6. Asimismo, hemos de subrayar que en los tres años de muestra sólo hay registrado un evento por Fraude Interno. Este aspecto, ha impedido la aproximación de cualquier ajuste probabilístico y, por tanto, la implementación del enfoque LDA en dicha categoría de riesgo. Sin embargo, esta laguna en los datos históricos no tiene porque indicar una ausencia de riesgo y, por ende, no cubrirlo. Así, hemos desarrollado, a modo ilustrativo, un análisis de escenarios que ha aportado la información que no muestra la BDIPO. Ante la escasez de datos internos de pérdidas, el análisis de escenarios, en general, y las pruebas de tensión, en particular, son herramientas muy útiles; sin embargo no hay que tomarlas como un sustituto de los datos históricos, en un sentido riguroso, sino como un complemento efectivo.

### *La Distribución de Frecuencia*

C.7. La función de *Poisson*, a priori, es la más recurrente para modelizar la frecuencia. Esta distribución parte del supuesto de equidispersión, es decir, que la media de eventos estimados y su varianza son similares. Sin embargo, como muestra nuestro análisis –apréciese el caso de los riesgos de Recursos Humanos, Daños a Activos Materiales y Procesos– esta presunción en la práctica no siempre se cumple, presentándose una varianza superior a la media. En tales situaciones, hemos destacado la *Binomial Negativa* como la función de modelización más adecuada. Esta función biparamétrica logra precisar, con mayor grado de significación, el efecto de la sobredispersión de la frecuencia.

### *La Distribución de Severidad*

C.8. A partir de los resultados obtenidos, hemos constatado un mayor peso de la caracterización paramétrica de la distribución de severidad, en el CaR, que la de la frecuencia. Así, en las celdas de Recursos Humanos y Prácticas de Ventas, de baja frecuencia y alta severidad, es donde se han alcanzado las cifras más elevada de capital. En ambas celdas los niveles teóricos de asimetría y curtosis son muy elevados; dichos valores están condicionados por el parámetro de forma de la distribución *Lognormal*. Igualmente, sus parámetros de escala son altos y, por tanto, también lo son la media y la varianza de su severidad en relación al resto de riesgos, que presentaron en el ajuste probabilístico, unos parámetros menores. Por ejemplo, en la celda de Procesos, con una frecuencia media anual muy superior, pero con unos parámetros de forma y escala de su función de severidad menores a los señalados en las dos celdas anteriores, resulta un consumo de capital muy inferior. Por tanto, será de vital importancia el análisis riguroso de todas las suposiciones que pueden condicionar el perfil de dicha distribución.

C.9. En este sentido, la elección de la función de probabilidad adecuada es la decisión más crítica. Basta apreciar las desviaciones entre la escala de capitales resultantes, aplicando, la *Weibull* o la *Exponencial*, en lugar de la *Lognormal*. El Comité indicó, en un primer momento, la función *Lognormal* como firme candidata para modelizar la severidad. No obstante,

como la evidencia de los trabajos empíricos al respecto señala, debemos tener en cuenta otras funciones probabilísticas continuas.

### *La Pérdida Esperada y la No esperada*

C.10. El total del capital asignado a una celda de la matriz se puede desglosarse en dos cuantías: la pérdida esperada y la no esperada. Identificar, medir y provisionar la pérdida esperada es una cuestión básica, puesto que, en ese caso, el capital requerido, desde un punto de vista regulatorio, se compondría sólo de la pérdida no esperada con el pertinente ahorro.

C.11. Los ratios “EL/CaR” y “UL/CaR”, de indudable interés en el control del riesgo operacional, oscilan en función del número de eventos esperados y, principalmente, de la dispersión de las pérdidas. Así, hemos advertido una mayor ponderación de EL en los riesgos de alta o media frecuencia y baja severidad y, a la inversa, UL ha resaltado sobremanera en los riesgos de alta severidad. Resultando esta último concepto, en cómputo a nivel de entidad, más importante.

En definitiva, estimamos que el trabajo de investigación 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. Así pues, con objeto de diseñar un modelo de medición interna, consideramos de especial interés la ilustración metodológica realizada sobre el enfoque LDA, junto con las conclusiones derivadas de la estimación del capital.



## 7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alexander, C. [2007]: Valor en Riesgo Operacional. *En*: Fernández-Laviada, A. ed.: *La Gestión del Riesgo Operacional: de la Teoría a su Aplicación*. Madrid: Ediciones 2010.
- Alexander, C. y Pézier, J. [2001]: “Binomial Gammas”. *OpRisk & Compliance*, Abril.
- Banco de España [2006a]: “Implantación y Validación de Enfoques Avanzados de Basilea II en España”.
- [2006b]: “El Riesgo Operacional. Documento de consulta preliminar sobre la futura circular de solvencia que reemplazará a la CBE 5/1993”.
- Basel Committee on Banking Supervision [2001a]: “Basel II: The New Basel Capital Accord – CP2 Paper”. Enero.
- [2001b]: “Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk”. N°8, Basilea, Septiembre.
- [2002]: “Operational Risk Data Collection Exercise 2002”. Basilea, Junio.
- [2003]: “Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk”. N°96, Basilea, Febrero.
- [2003b]: “The New Basel Capital Accord. (The third consultive paper, CP3)”. Basilea, abril.
- [2004]: “International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework”. N°107, Basilea, Junio.
- [2005]: “The Treatment of Expected Losses by Banks Using the AMA under the Basel II Framework”, N°7, Basilea, Noviembre.
- [2006a]: “Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version”. Basilea, junio.
- [2006b]: “Observed Range of Practice in Key Elements of Advanced Measurement Approaches (AMA)”, Basilea, Octubre.
- [2011a]: Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems-revised version. Document No. 189, Basel.
- [2011b] Principles for the Sound Management of Operational Risk and Operational Risk 195.
- [2011c]: Operational Risk - Supervisory Guidelines for the Advanced Measurement Approaches - final document. Document No. 196. Basel.

- Baud, N., Frachot, A. y Roncalli, T. [2002]: “Internal Data, External Data and Consortium Data for Operational Risk Measurement: How to pool data properly?”. Documento de trabajo, Credit Lyonnais.
- Bühlmann, H., [1970]: *Mathematical Methods in Risk Theory*. New York: Springer-Verlag.
- Carrillo, S. [2006]: “Riesgo Operacional: Medición y Control”. Jornadas Técnicas de Basilea II, UNIA, Sevilla, Septiembre.
- Chapelle, A., Crama, Y., Hubner, G., Peters, J. P. [2008]: Practical Methods for Measuring and Managing Operational Risk in the Financial Sector: A Clinical Study. *Journal of Banking and Finance*, 32 (6), 1049-1061.
- Cruz, M., [2002]: *Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk*. John Wiley & Sons, Inc.
- Da Costa, L., [2004]: *Operational Risk with Excel and VBA*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Dahen, H. and Dionne, G. [2009]: What about Underevaluating Operational Value at Risk in the Banking Sector? *European Financial Management Symposium 2009. Risk Management in Financial Institutions*. Nantes, France.
- Dutta, K., Perry, J. [2007]: A Tale of Tails: An Empirical Analysis of Loss Distribution Models for Estimating Operational. Working Paper, FRB of Boston, Paper No. 06-13.  
Available from: <http://www.bos.frb.org/economic/wp/wp2006/wp0613app.pdf>.
- Fontnouvelle, P., Rosengren, E. and Jordan, J., [2004]: *Implications of Alternative Operational Risk Modeling Techniques*. Working Paper. NBER, Paper No. w11103.  
Disponible en: <http://www.bos.frb.org/bankinfo/qau/papers/pder-jj604.pdf>.
- Frachot, A., Moudoulaud, O., Roncalli, T., [2006]: Loss Distribution Approach in Practice. In M. Ong (Ed.), *The Basel Handbook: A Guide for Financial Practitioners*, London: Risk Books.
- Guillén, M., Gustafsson, J., Nielsen, J. P. and Pritchard, P. [2007]: “Using External Data in Operational Risk”. *Geneva Papers of Risk and Insurance- Issues and Practice*, 32, 2, 178-189.
- Hoaglin, D. C., Mosteller, F. and Tukey, J. W., [1983]: *Understanding Robust and Exploratory Data Analysis*. New York: John Wiley & Sons, Inc.



- Hoffman, D. G. [1998]: “New Trends in Operational Risk Measurement and Management”. *Operational Risk and Financial Institutions*, pp. 29-42, Arthur Andersen, Risk Books, London.
- Jiménez, E. J. [2010]: *El Riesgo Operacional: Metodologías para su Medición y Control*. Madrid: Delta Publicaciones.
- Jiménez-Rodríguez, E. J., Feria-Domínguez, J. M. y Martín-Marin, J. L. [2011]: The regulatory loss cut-off level: Does it undervalue the operational capital at risk?. *The Spanish Review of Financial Economics*, 9, 49-54.
- Jorion, P. [1997]: “Value at Risk: the New Benchmark for Controlling Derivatives Risk”, McGraw-Hill.
- Laycock, M. [1998]: “Analysis Of Mishandling Losses And Processing Errors”. En Arthur Andersen (ed.) *Operational Risk and Financial Institutions*. London: Risk Books, 131-145.
- Moscadelli, M. [2005]: The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of the Data Collected by the Basel Committee. In E. Davis (Ed.), *Operational Risk: Practical Approaches to Implementation*, 39.
- Navarro A., Utzet F., Puig P., Caminal J. y Martín M. [2001]: “La Distribución Binomial Negativa Frente a la de Poisson en el Análisis de Fenómenos Recurrentes”. *Gaceta Sanitaria*; 15: 447-452.
- Neil, M., Fenton, N. E. y Taylor, M. [2005]: “Using Bayesian Networks to Model Expected and Unexpected Operational Losses”. *Risk Analysis*, Vol. 25, No. 4, pp. 963-972, August.
- Nieto, M. A. [2005]: “El Tratamiento del Riesgo Operacional en Basilea II”. *Estabilidad Financiera*, N° 8, pp. 164-185, Mayo.
- Panjer H. [2006]: *Operational Risk: Modeling Analytics*. New Jersey: John Wiley & Son.
- Tukey, J. W. [1977]: *Exploratory Data Analysis*. Reading, Mass: Addison-Wesley.

PUBliCan



Ediciones

Universidad de Cantabria

*Enero 2013*

Las crisis corporativas acaecidas en los últimos tiempos revelan que determinadas entidades no gestionan adecuadamente, ni comprenden en profundidad, los riesgos que asumen. Esto ha motivado un exceso de prudencia a la hora de asumir posiciones arriesgadas en los mercados. Por lo que, existe cierta tendencia en la dirección corporativa a, en lugar de gestionar el riesgo, huir directamente de él, optando por estrategias conservadoras. Pero, si aceptamos que para aprovechar las oportunidades empresariales hay que arriesgar y que esto es lo que, en última instancia, crea valor para los accionistas, como proponen Buehler y Pritsch (2003), habrá que buscar un modelo equilibrado que salvaguarde a la entidad de los costes asociados a las dificultades financieras, por un lado, y, de otro, conceda libertad a la dirección para trabajar en un entorno en el que las recompensas están ponderadas en función del riesgo asumido. El Cuaderno tiene como eje central el análisis y contraste de las metodologías de cálculo de los requerimientos de capital propio por riesgo operacional. Metodológicamente, a partir de los datos de pérdidas operacionales de una entidad de crédito, se desarrolla de manera secuencial la estructura de un modelo avanzado de medición, concretamente, el Modelo de Distribución de Pérdidas. Esta técnica actuarial, apoyada en el concepto de Valor en Riesgo Operacional (OpVaR), constituye la metodología más adecuada y realista para la determinación del Capital Regulatorio.

Promotora editorial:

