

**IEAF | FEF**

INSTITUTO ESPAÑOL DE  
ANALISTAS FINANCIEROS

FUNDACIÓN DE  
ESTUDIOS FINANCIEROS

# ***People-Risk:*** **Hacia una Asignación Eficiente de Capital en el Sector Bancario**

*Autores*

**José Manuel Feria-Domínguez**

*Universidad Pablo Olavide de Sevilla*

**Enrique Jiménez-Rodríguez**

*Universidad Pablo Olavide de Sevilla*

(\*) ESTE TRABAJO OBTUVO UN ACCESIT EN 2016

**PREMIOS DE INVESTIGACIÓN Y ESTUDIO  
ANTONIO DIONIS SOLER 2016**

ISBN: 978-84-617-8575-9  
Edita: Fundación Estudios Financieros



<b>RESUMEN</b> .....	5
<b>ABSTRACT</b> .....	6
<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	6
<b>2. MARCO METODOLÓGICO</b> .....	10
<b>2.1. Ajuste de la Distribución de Frecuencia</b> .....	11
<b>2.2. Ajuste de la Distribución de Severidad</b> .....	12
<b>2.3. Distribución de Pérdidas Agregadas</b> .....	13
<b>2.4. People-VaR</b> .....	15
<b>2.5. FFT Multivariante</b> .....	15
<b>2.6. People-Risk Capital and RAROC</b> .....	17
<b>3. DATOS Y MUESTRA</b> .....	18
<b>4. RESULTADOS</b> .....	20
<b>4.1. Modelo People-Risk</b> .....	20
<b>4.2. El valor ajustado al riesgo de las personas</b> .....	28
<b>5. CONCLUSIONES</b> .....	29
<b>6. REFERENCIAS</b> .....	30
<b>APÉNDICE 1</b> .....	35





***People-Risk: Hacia una Asignación Eficiente de Capital  
en el Sector Bancario***

José Manuel Feria-Domínguez  
*Universidad Pablo Olavide de Sevilla*

Enrique Jiménez-Rodríguez  
*Universidad Pablo Olavide de Sevilla*

**RESUMEN**

Las personas constituyen el activo más importante para una empresa, pero también son una fuente inevitable de riesgo. El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea incluye el factor humano (*People-Risk*) dentro de la definición de riesgo operacional. En consecuencia, las entidades financieras deben asignar capital para cubrir su exposición a dicho riesgo. En este sentido, la crisis financiera mundial ha puesto de manifiesto la importancia de la gestión del riesgo proveniente de los recursos humanos dentro del sector bancario. En este trabajo, a partir de la base de datos Algo OpData®, modelizamos un conjunto de datos de pérdidas operacionales de bancos estadounidenses para proporcionar una medida consistente del riesgo-personas. Aplicando el enfoque de distribución de pérdidas (LDA), estimamos el Valor en Riesgo para el factor humano (en adelante, *People-VaR*) bajo dos escenarios hipotéticos: (i) suponiendo una correlación perfecta entre las diferentes categorías de riesgo; (ii) asumiendo una hipótesis mucho más realista basada en la dependencia no perfecta, para la cual proponemos la Transformación Rápida Multivariante de Fourier (MFFT). En cualquier caso, el *People-VaR* diversificado es un indicador clave para una asignación eficiente de capital. Por último, adaptamos la rentabilidad tradicional ajustada al riesgo (RAROC) mediante el uso del *People-VaR* con objeto de evaluar la *performance* del factor humano, destacando



las implicaciones gerenciales que tal magnitud puede jugar en la creación de valor para las entidades financieras.

**PALABRAS CLAVE:** *People-Risk*, *People-VaR*, Distribución de Pérdidas Agregadas, Transformación Rápida Multivariante de Fourier, RAROC, Creación de Valor.

## **ABSTRACT**

People are the most important asset for a company, but also a key source of risk. The Basel Committee on Banking Supervision includes the people risk factor within the operational risk definition. Consequently, financial firms must allocate capital for the people-risk exposure. In this sense, the global financial crisis has brought into light the significance of the people-risk management within the banking industry. By using the Algo OpData®, we focus on the operational losses dataset from US banks to provide with a consistent measure of people-risk. Based on the Loss Distribution Approach (LDA), the People-Value at Risk (People-VaR) is estimated under two hypothetical scenarios: (i) assuming perfect correlation between the different categories of people-risk; and (ii) assuming a much more realistic hypothesis based on non-perfect dependence for which the Multivariate Fast Fourier Transformation (MFFT) is proposed. Whatever the case, the diversified People-VaR is a key indicator for an efficient capital allocation. Thereafter, the traditional Risk Adjusted Return on Capital (RAROC) is now adapted by using the People-VaR in order to evaluate the people risk-adjusted performance. This paper highlights the managerial implications that such magnitude can play for monitoring the value creation for financial institutions.

**KEYWORDS:** People-Risk, People-Value at Risk, Loss Distribution Approach, Multivariate Fast Fourier Transformation (MFFT), Risk Adjusted Return on Capital (RAROC), Value Creation.

## **1. INTRODUCCIÓN**

Las personas son consideradas el activo más valioso para las empresas y una fuente de ventaja competitiva (Becker et al., 2001; Pfeffer, 1998). Del mismo modo, Jackson y Schuler (2003) afirman que las personas condicionan la determinación y el desarrollo de la misión, visión, estrategia y metas de la organización. Las personas actúan y toman decisiones en función de sus competencias, actitudes, motivaciones, com-



promiso y honestidad; y todo ello, puede plantear un complejo reto en la gestión de las empresas. En este sentido, la crisis financiera mundial de 2008 ha puesto en evidencia la vulnerabilidad de la ética empresarial en el sistema financiero mundial y ha demostrado la relevancia del riesgo moral (Chan et al., 2015). En esta línea, Bagus y Howden (2013) desarrollan un análisis de la ética de las recientes prácticas bancarias.

Tradicionalmente, el estudio del riesgo asociado al factor humano ha recibido escasa ponderación en la literatura académica de finanzas. En cuanto a los gestores de riesgos, supervisores y reguladores han centrado su foco principalmente en la medición y control de los riesgos financieros, propiamente dichos. No obstante, a raíz de los escándalos financieros se ha prestado especial atención al fraude y a la corrupción (Cooper et al., 2005; Markham, 2015). En 2006, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, Basel Committee on Banking Supervision) incluyó explícitamente en la definición del riesgo operacional<sup>1</sup> la variable «personas». En particular, de las siete categorías de riesgos operacionales acotados por el BCBS<sup>2</sup>, el derivado de las Relaciones Laborales y Seguridad en el Puesto de Trabajo (en adelante, ED&PM, por sus siglas del inglés *employment practices and workplace safety*) explican: «*las pérdidas derivadas de actuaciones contrarias a la legislación o acuerdos laborales sobre empleo, higiene o seguridad en el trabajo, así como las derivadas de reclamaciones por daños personales, físicos o síquicos, incluidas las relativas a casos de acoso y discriminación*». Más allá de la evidente relación entre el tipo de evento operacional descrito y el riesgo de las personas (en adelante, también *People-Risk*), McConnell (2008) señala que la dimensión de este último es más amplia. Así pues, dicho riesgo puede emanar de las operaciones y procesos internos de las empresas, pero también puede motivarse por actividades poco éticas o errores estratégicos. Más concretamente, se encuentra relacionado con posibles desviaciones del comportamiento esperado de los empleados como miembros de una organización; en otras palabras, el riesgo de que las personas no sigan los procedimientos, prácticas y reglas establecidos en la empresa. Como señalan McConnell y Blacker (2011) dependiendo de la motivación, esta desviación de conducta puede ser:

1. **Deliberada:** A su vez, ésta se puede clasificar en (a) ilegal, cuando un individuo infringe la Ley intencionalmente, por ejemplo, el fraude o la informa-

---

<sup>1</sup> El riesgo operacional se define como el riesgo de pérdida debido a la inadecuación o a fallos de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien a causa de acontecimientos externos.

<sup>2</sup> Véase el Apéndice 1 para una descripción más analítica.



ción privilegiada; (b) no ética, cuando un individuo participa de manera intencionada en prácticas inmorales o que soslayan los valores y principios de una sociedad; (c) e inadecuada, cuando una persona no cumple las políticas específicas de la empresa, por ejemplo, utilizando las instalaciones de la empresa para fines privados. O'Leary (2015) llevó a cabo un interesante estudio sobre el fraude basado en el debacle de una empresa de patrimonio familiar debido a actividades fraudulentas de uno de los socios.

2. **No deliberada:** Sustentada en los errores humanos. A este respecto, Blacker et al. (2004) argumentan que un personal bien formado, apoyado por buenos sistemas y políticas, cometerá menos errores que unos trabajadores estresados, infelices e inexpertos.

De acuerdo con esta clasificación, además de la tipología de eventos mencionada, esto es, EP&WS, otras categorías deben incluirse en un marco de riesgo de personas:

- **Fraude Interno** (en adelante, IF por sus siglas del inglés *internal fraud*) refleja las pérdidas derivadas de algún tipo de actuación encaminada a cometer fraude, apropiarse de bienes indebidamente o eludir el cumplimiento de regulaciones, leyes o políticas empresariales, en el que se encuentre implicado, al menos, un representante de la alta administración, un cargo directivo o un empleado de la entidad de crédito.
- **Clientes, Productos y Prácticas Comerciales** (en lo sucesivo, CP&BP, por siglas del inglés *clients, products & business practices*) que se relacionan con las pérdidas derivadas del incumplimiento involuntario, negligente o doloso de una obligación profesional frente a clientes concretos, incluido el incumplimiento de requisitos fiduciarios y de adecuación, o de la naturaleza o diseño de un producto.
- **Ejecución, Entrega y Gestión de Procesos** (en adelante, ED&PM por siglas del inglés *execution, delivery & process management*) cubren las pérdidas derivadas de errores en el procesamiento de operaciones o en la gestión de procesos, así como de relaciones con contrapartes comerciales y proveedores.

Como Mitra et al. (2015) apuntan el riesgo operacional –y en particular, el riesgo de personas– es inherente a cualquier sector productivo o negocio, pero sólo el sector financiero ha de cubrir dicha exposición con requerimientos de capital regulatorio. La medición es el aspecto más complejo y, a la vez, el más trascendental en el tratamiento de este riesgo. A tal efecto, el BCBS (2006) recomienda una metodología de cálculo





lo de capital basado en la exposición al riesgo (*risk-based required capital*, RCC). En este contexto, Homburg y Scherpereel (2008) enfatizan la utilidad de los modelos internos y la medida de Valor en Riesgo (VaR, *Value at Risk*) para estimar el RCC. El VaR representa la pérdida máxima esperada, en un determinado horizonte temporal y para un nivel de confianza acotado (Jorion, 1997, Dowd, 1998, Szegö, 2005). En el ámbito del riesgo operacional, el concepto de VaR se apoya en el Modelo de Distribución de Pérdidas<sup>3</sup> (LDA, *Loss Distribution Approach*) para el cálculo del capital. Más específicamente, su aplicación al riesgo de las personas la denotamos como People-VaR.

La toma de riesgos es connatural al negocio financiero, por tanto, la eficiente asignación del capital es una de las principales preocupaciones de la banca y de sus supervisores (Baule, 2014). En esta línea, si asumimos que el riesgo de las personas es una cartera compuesta por los cuatro tipos de eventos operacionales señalados, es pertinente contemplar sus potenciales interdependencias en aras de asegurar una asignación eficiente de capital. El BCBS (2006) examina la posibilidad de incluir el efecto diversificación en el cálculo de los requerimientos de capital, aseverando textualmente que: «(...) *el banco podrá estar autorizado a utilizar estimaciones internas sobre las correlaciones de pérdidas por riesgo operacional que existen entre las distintas estimaciones del riesgo operacional, siempre que pueda demostrar al supervisor nacional que sus sistemas para determinar las correlaciones resultan adecuados, se aplican en su totalidad y tienen en cuenta la incertidumbre que rodea a dichas estimaciones de correlación (especialmente en periodos de tensión). El banco deberá validar sus supuestos de correlación utilizando las técnicas cuantitativas y cualitativas más adecuadas*». La correlación entre las pérdidas agregadas de dos tipos de riesgos viene determinada, a su vez, por la dependencia que pueda existir entre las frecuencias o entre las severidades de las mismas o entre ambas. Consecuentemente, nuestro primer objetivo es testar la aplicación de un modelo de riesgo multivariante para cuantificar el denominado riesgo de personas. En particular, sobre la base del trabajo Robe-Voinea y Vernic (2016), aplicamos el modelo Multivariante de la Transformada Rápida de Fourier<sup>4</sup> (FFT, *Fast Fourier Transform*) para obtener la función del *People-Risk*, bajo el enfoque LDA.

Acotado el *People-VaR*, nuestro segundo objetivo es testar la utilidad de esta variable como indicador clave de rendimiento (KPI, *key performance indicator*) en el

---

<sup>3</sup> Véase Frachot et al. (2006) para una descripción teórica y Aue and Kalkbrener (2006) para la descripción de su aplicación práctica al riesgo operacional.

<sup>4</sup> Véase Robertson (1992) para una explicación detallada del algoritmo.



ámbito de la gestión bancaria. Una operación financiera crea valor cuando el rendimiento logrado supera el coste de los recursos propios consumidos. En términos relativos, esto conlleva que la rentabilidad ajustada al riesgo sea mayor que la mínima exigida por los recursos propios. En este sentido, los modelos RAROC (*Risk Adjusted Return on Capital*) han sido utilizados tradicionalmente<sup>5</sup> como referencia de la rentabilidad ajustada al riesgo en la banca y como medida del desempeño corporativo (Westgaard y Van der Wijst, 2001). En nuestro caso, asumiendo el coste de los recursos propios como el *People-VaR* multiplicado por la rentabilidad exigible al capital, por ejemplo, el ROE, nos permite cuantificar y monitorizar el umbral de ingresos vinculados al factor «persona», de manera aislada, necesario para crear valor<sup>6</sup> para la entidad.

El trabajo se estructura de la siguiente manera: En la Sección 2 se describe el marco metodológico, en la Sección 3 se analizan los datos y en la muestra, las Secciones 4 y 5 resumen los resultados y conclusiones más importantes.

## 2. MARCO METODOLÓGICO

Cuando se evalúa el desempeño del negocio financiero, es esencial determinar tanto los rendimientos esperados como los riesgos a los cuales se encuentra expuesto. El objetivo principal de los directivos financieros es maximizar el valor de la empresa, vinculado a una cierta restricción de riesgo. Este umbral no debe exceder el capital en riesgo (RC) estimado en términos de VaR (Baule, 2014). Según Goh et al. (2012), el VaR se ha convertido en una medida de riesgo estándar utilizada por la industria financiera en el marco regulatorio de Basilea. El VaR, para un nivel de confianza dado, se define como sigue:

$$\text{VaR}_\alpha = \inf\{l \in \mathfrak{R}: P(L > l) \leq 1 - \alpha\} = \inf\{l \in \mathfrak{R}: F_L(l) \geq \alpha\}, \quad (1)$$

donde la probabilidad de pérdida  $L$  de superar el valor  $l$  no sea mayor que  $\alpha$ . Análogamente, en este trabajo proponemos la nomenclatura de *People-VaR* como una medida de RCC asociado al factor de riesgo «personas». En resumen, esta cifra

---

<sup>5</sup> Véase James (1996), Uyumura et al. (1996) and Zaik et al. (1996) para la descripción y discusión de la medida.

<sup>6</sup> Véase Stoughton and Zechner (2007).



indica la pérdida máxima en la que una entidad podría incurrir debido al riesgo de personas durante un período determinado y dentro de un intervalo de confianza específico. Dado que el VaR es un percentil aplicado a la función de distribución de una determinada variable, en el caso del riesgo de personas, el VaR de personas está vinculado a la LDA.

Heredado del campo de la ciencia actuarial, el LDA es una técnica estadística (véase Bühlmann, 1970) cuyo objetivo es obtener la distribución de probabilidad de las pérdidas agregadas. El modelo se sustenta de la información disponible sobre las pérdidas históricas, a partir de las cuales se debe estimar la distribución de la severidad -el tamaño de la pérdida- y la frecuencia- cuántas veces ocurren los eventos durante un período de tiempo determinado (Häger y Andersen, 2010). Suponiendo que los valores de severidad,  $X_i$ , son positivos, independientes e idénticamente distribuidos (iid) y también independientes de la frecuencia,  $N_i$  (Frachot et al., 2005, Chaudhury, 2010) el siguiente paso es modelizar ambas variables.

## 2.1. Ajuste de la Distribución de Frecuencia

La variable aleatoria  $N_t$  refleja el número de eventos que ocurren dentro de intervalo temporal determinado  $[0, t]$  para  $t \geq 0$ ; con una función de probabilidad  $p$ . La función de distribución de dicha variable discreta se denota como:

$$P_t(n) = \sum_{i=0}^n p(i) \quad (2)$$

Según Frachot et al. (2006) y Mignola y Ugocioni (2005), la distribución de Poisson ofrece muchas ventajas para modelizar este tipo de datos. Esta función se caracteriza por un solo parámetro, lambda ( $\lambda$ ), que indica el número promedio de eventos que tienen lugar en un año. Esta función discreta asume equi-dispersión entre la media y la varianza, es decir,  $E[Y] = Va r[Y]$ . Sin embargo, en el contexto del riesgo operacional, la varianza generalmente excede la media y el efecto de la sobredispersión aflora (McNeil et al., 2005, Dahlen y Dionne, 2010) lo que puede conducir a la subestimación de la varianza real de la muestra. Lindsey (1995) sugiere la aplicación de la relación de varianza entre media (*variance to mean*),  $VtM = \sigma^2 / \mu$ , como un indicador de la varianza extra-Poisson. Para un escenario de equi-dispersión, el valor de dicho ratio sería igual a la unidad, esto es,  $(\sigma^2 / \mu)$ . La desviaciones



de este valor indican que la distribución empírica no sigue el modelo de Poisson; es decir, si el valor del ratio está por encima de uno, indica sobredispersión; a la inversa, una proporción inferior a uno denota infra-dispersión. Dependiendo de la magnitud de tal relación, estos efectos serán más o menos notables. En este sentido, Cameron y Trivedi (1998) afirman que «si la varianza de la muestra es más del doble de su media, entonces es probable que los datos sean sobredispersos». En casos de infradispersión, Da Costa (2004) recomienda la aplicación del modelo binomial, al tiempo que sugiere la distribución de Poisson para escenarios equidispersos y la función binomial negativa si se detecta sobredispersión. Moscadelli (2005) demuestra que la distribución binomial negativa (NB), que consiste en una función de Poisson con parámetro distribuido según una función gamma, produce mejores resultados (véase ecuación, 3):

$$N \sim \text{NB}(r, p) \rightarrow P(N = k) = \binom{k+r-1}{k} p^k (1-p)^r \quad r > 0, p \in (0,1) \quad (3)$$

## 2.2. Ajuste de la Distribución de Severidad

La variable aleatoria  $X_1$  representa el tamaño de pérdida. Una vez más, debemos seleccionar el modelo de distribución probabilística que mejor se ajusta a los datos. Inicialmente, el Comité (2001) propuso la distribución Log-Normal (LN) como candidata, aunque otros modelos pueden ser igualmente válidos: Fontnouvelle et al. (2007) sugieren el modelo de distribución de Pareto; Böcker y Klüppelberg (2005) el modelo de distribución de Weibull; y Mignola y Ugoccioni (2006) la función Burr.

$$X \sim \text{LN}(\mu, \sigma) \rightarrow f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right)^2\right] \quad \mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0 \quad (4)$$

Los valores específicos de cada distribución se estiman por máxima verosimilitud (ML). Para este propósito, se pueden aplicar varias pruebas estadísticas con objeto de calibrar la bondad del ajuste. Para llevar a cabo este análisis inferencial se aplican la prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S) y la prueba de la  $\chi^2$  (véase Chernobai et al., 2010).



### 2.3. Distribución de Pérdidas Agregadas

Como ya hemos señalado, la severidad es una variable continua, mientras que la frecuencia sólo toma valores discretos. En consecuencia, para calcular la distribución de las pérdidas agregadas a partir de estas distribuciones, primero debemos convertir la severidad en valores discretos (Panjer, 2006). Una vez que se han caracterizado y homogeneizado las distribuciones de severidad y frecuencia, se puede calcular la distribución de las pérdidas agregadas. Así, la pérdida total asociada a un tipo dado de riesgo se calcula de la siguiente manera:

$$S = \sum_{i=0}^N X_i, \quad (5)$$

Donde  $S$  indica la pérdida generada por un número aleatorio de eventos, cuyos valores son también aleatorios, bajo la suposición de que sus severidades son *i.i.d.* y también independientes de la frecuencia. La función de distribución de la variable  $S$ ,  $G_t(x)$ , se obtiene mediante:

$$G_t(x) = f(x) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{\infty} p_t(n) F_t^{n*}(x) & x > 0 \\ p_t(0) & x = 0 \end{cases} \quad (6)$$

El asterisco denota la convolución en la función  $F$ , donde  $F^{n*}$  es  $n$  veces la convolución de  $F$  con sí misma, es decir:

$$\begin{aligned} F^{1*} &= F \\ F^{n*} &= F^{(n-1)*} * F \end{aligned} \quad (7)$$

Para obtener la función de pérdidas agregadas para cada categoría del riesgo de personas, aplicamos primero el algoritmo de Transformada Rápida de Fourier (FFT) univariante. Wong y Lo (2009) y Chiu et al. (2015) resaltan la solidez y eficiencia de la FFT frente a los métodos recursivos alternativos. Procedente del campo de procesamiento de señales, la FFT es un algoritmo que permite calcular distribuciones compuestas invirtiendo la función característica (Brigham, 1974). Cualquier función de densidad de probabilidad continua,  $f(x)$  puede transformarse en su función característica como sigue:



$$\tilde{f}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)e^{izx} dx \tag{8}$$

La función característica siempre existe y es única. Por el contrario, para una función característica dada, siempre hay una distribución única; dicho de otro modo, la función de densidad original también se obtiene transformando la ecuación anterior como sigue:

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{f}(z)e^{-izx} dz \tag{9}$$

Robertson (1992) describe este método en detalle con aplicaciones a la distribución agregada de pérdidas. Según Panjer (2006), este proceso se desarrolla en cuatro pasos diferentes:

1. Discretización de la distribución de severidad  $f_x(0), f_x(1), f_x(2) \dots f_x(n-1)$ , donde  $n = 2^r$ , para un entero  $r$  y  $n$  es el número de puntos deseados en la distribución de pérdidas agregadas  $f_s(x)$ .
2. Aplicación del algoritmo de Fourier (FFT) para obtener la función característica de la función discretizada de severidad, cuyo resultado es un vector de  $n = 2^r$  valores.
3. Transformando este vector utilizando la transformación pgf de la distribución de frecuencias de pérdida, obteniendo la función característica, es decir, la transformada discreta de Fourier de la distribución de pérdidas agregadas, un vector de  $n = 2^r$  valores

$$\tilde{f}_k = \sum_{j=0}^{n-1} f_j \exp\left(\frac{2\pi i}{n}jk\right), \quad k = \dots, -1, 0, 1, \dots \tag{10}$$

Este mapeo es bijectivo. Aún más,  $\tilde{f}_k$  es periódico con una longitud de período  $n$ .

4. Aplicación de la Transformada de Fourier Rápida Inversa (IFFT), idéntica a la FFT, excepto para el cambio de signo y la división por  $n$ . Esto da un vector de longitud  $n = 2^r$  valores que representan la distribución exacta de las pérdidas agregadas para el modelo de severidad discretizada.



$$f_j = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \tilde{f}_k \exp\left(-\frac{2\pi i}{n} kj\right), \quad j = \dots, -1, 0, 1 \dots \quad (11)$$

## 2.4. People-VaR

En sentido estricto, como señaló el Comité (2006), el capital regulatorio (*Capital at Risk*, CaR) de una categoría de riesgo  $k$  debe, a priori, cubrir solamente la pérdida no esperada (UL, *unexpected loss*):

$$\text{CaR} = \text{UL}(k; \alpha), \quad (12)$$

Matemáticamente, la pérdida esperada (EL, *expected loss*) se puede definir como sigue:

$$\text{EL}(k) = E[S(k)] = \int_0^{\infty} x dG_k(x) = E[X(k)] \times E[N(k)] \quad (13)$$

Consecuentemente, la pérdida no esperada se expresa:

$$\begin{aligned} \text{UL}(k; \alpha) &= G_k^{-1}(\alpha) - E[S(k)] \\ &= \inf\{x | G_k(x) \geq \alpha\} - \int_0^{\infty} x dG_k(x) \end{aligned} \quad (14)$$

Llegados a este punto, el *People-VaR* se obtiene agregando el CaR individual asociado con cada riesgo de personas en particular, de la siguiente manera:

$$= \sum_{k=1}^K \text{CaR}(\alpha) \quad (15)$$

## 2.5. FFT Multivariante

Implícitamente, la ecuación (15) supone que los eventos de *People-Risk* están perfectamente correlacionados. Esta presunción, nos llevaría a un modelo unifactorial con una única fuente de riesgo. Sin embargo, este esquema se aleja de la realidad,



en un sentido estricto. En la práctica, existen fuentes de riesgo que podrían afectar a una cierta categoría de riesgo de personas de forma aislada, es decir, la interrupción tecnológica podría influir en ED&PM, pero no hay una clara relación con otros tipos de eventos. Sin embargo, otras variables podrían afectar a más de un evento, por ejemplo el anuncio de despidos en una entidad, después de un proceso de fusión o adquisición, podría tener un impacto potencial en las cuatro categorías de riesgo de personas. Dado que las instituciones financieras están expuestas a múltiples fuentes de riesgo, es crucial modelar la interdependencia entre ellas.

Por ello, el BCBS (2006) admite la posibilidad de contemplar la diversificación en el cálculo del CaR. En esta misma línea, si queremos captar la dependencia potencial entre los tipos de eventos de People-VaR debemos aplicar un modelo multivariante de pérdidas agregadas. Hesselager (1996) sugiere un modelo bivariante para estimar la función de probabilidad conjunta basada en un método recursivo. Sobre esta base, Wang (1998), Vernic (1999) y Sundt (1999) y Ambagaspitiya (1999) propusieron nuevos desarrollos de modelos agregados multivariantes. Robe-Voinea y Vernic (2016) demuestran que la FFT proporciona un método eficiente para evaluar la distribución de las pérdidas agregadas de diferentes tipos y dependencia entre ellos, por lo que aplicamos la extensión multivariante del método FFT, a saber:

$$(S_1, \dots, S_m) = \left( \sum_{l=0}^{N_1} X_{1l} + \sum_{k=0}^{N_0} Y_{1k}, \dots, \sum_{l=0}^{N_1} X_{ml} + \sum_{k=0}^{N_0} Y_{mk} \right) \quad (16)$$

Donde  $m \geq 2$  es el número de tipos de eventos diferentes en la cartera de riesgo de personas, es decir, cuatro, en nuestro caso;  $S_k$  indica las pérdidas agregadas de la categoría de riesgo  $k$ ,  $N_k$  el número de pérdidas de tipo  $k$  aisladas; y  $N_0$  el número de pérdidas comunes derivadas de la misma fuente de riesgo. Además, cada conjunto de severidad,  $X_{jp}$ , cumple con los valores no negativos e *i.i.d.*, así como la independencia de la frecuencia y de las otras severidades. Por lo tanto, los vectores aleatorios tienen  $(L_{1k}, \dots, L_{mk})_{k \geq 1}$  las mismas propiedades que el genérico, es decir,  $(L_1, \dots, L_m)$ , no negativo e *i.i.d.*, e independiente de la frecuencia; si bien los componentes  $(L_1, \dots, L_m)$ , podrían ser dependientes. Una vez que se ha introducido la interdependencia, procedemos a la convolución; siendo  $f$  la función de probabilidad,  $f^{*n}$  es su convolución  $n$ -veces. Entonces, a partir de la ecuación (16) derivamos la siguiente fórmula:





$$\begin{aligned}
 f_{\mathbf{S}}(\mathbf{x}) &= \sum_{n_0 \geq 0, \dots, n_m \geq 0} p(n_0, \dots, n_m) (g^{*(n_1 \dots n_m)} * f_0^{*n_0})(\mathbf{x}) \\
 &= \sum_{n_0 \geq 0, \dots, n_m \geq 0} p(n_0, \dots, n_m) \sum_{k_1=0}^{x_1} \dots \sum_{k_m=0}^{x_m} \prod_{j=1}^m f_j^{*n_j}(k_j) f_0^{*n_0}(\mathbf{x} - \mathbf{k}), \quad (17)
 \end{aligned}$$

donde  $f_{\mathbf{S}}$  es la función de probabilidad de  $\mathcal{S}^7$ ,  $p$  la distribución de probabilidad de  $\mathbf{N}$ ,  $f_j$  la distribución de probabilidad de  $X_j$ ,  $1 \leq j \leq m$ ,  $f_0$  la función de probabilidad de  $\mathbf{L}$ , siendo  $g^{*(n_1 \dots n_m)}(\mathbf{k}) = \prod_{j=1}^m f_j^{*n_j}(k_j)$ . Finalmente, para estimar el People-VaR aplicamos la ecuación (14) en la distribución agregada multivariante.

## 2.6. People-Risk Capital and RAROC

Homburg y Scherpereel (2008) definen el capital económico como la cantidad de capital necesario para cubrir el riesgo global de la organización. Este capital debe ser eficientemente asignado entre distintas unidades de negocio. Para ello, la literatura recoge varias medidas de rendimiento del capital ajustado por riesgo como los modelos RAROC (véase Matten, 2000, Stoughton y Zechner, 2007). Los modelos RAROC están intrínsecamente vinculados al concepto de capital económico, es decir, la cantidad de capital requerido por una entidad financiera para mantener una determinada calificación de solvencia objetivo. En otras palabras, representa la cantidad de fondos que la entidad necesita para cubrirse de su exposición a los riesgos financieros. En general, el RAROC se obtiene aplicando la fórmula (18), indicando el beneficio neto esperado, deducidas las pérdidas esperadas, como porcentaje del capital económico:

$$= \frac{\text{Ingresos} - \text{Costes operativos} - \text{Pérdida esperada}}{\text{Capital en Riesgo}} \quad (18)$$

Con respecto a la rentabilidad ajustada al riesgo, Mitra et al. (2015) asumen que el riesgo operacional se mide de forma residual, es decir, como el riesgo restante una

<sup>7</sup> Por simplicidad, Robe-Voinea and Vernic (2016) denotan un vector  $\mathbf{S} = (S_1, \dots, S_m)$ ,  $\mathbf{L} = (L_1, \dots, L_m)$ ,  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m)$ ,  $\mathbf{N} = (N_0, N_1, \dots, N_m)$ , mientras  $\mathbf{0} = (0, \dots, 0)$ ,  $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)$ .



vez se ha considerado el riesgo de mercado y de crédito. Por otro lado, siguiendo la adaptación propuesta por Chappelle et al. (2008) para el riesgo operacional, definimos el *People-VaR* como el capital económico necesario para cubrir las pérdidas no esperadas provenientes del factor humano. La ecuación (18) puede readaptarse para proporcionar un rendimiento ajustado al riesgo de las personas, tal que:

$$RAROC = \frac{\text{People Revenues} - EL}{\text{People-VaR}} \quad (19)$$

siendo EL las pérdidas esperadas provenientes del factor humano y *People Revenues* los ingresos derivados del mismo. En la práctica, la estimación de tales ingresos es un desafío; en el caso del riesgo de crédito éstos pueden ser claramente identificados, si bien no ocurre lo mismo en términos de riesgo operacional. Y es que, en sentido estricto, los ingresos operacionales no existen. Chappelle et al. (2008) proponen una forma de aproximar dicho importe; ellos plantean que aparte de los ingresos propios de las actividades, meramente crediticias o bursátiles, se generan otro tipo de entradas originadas por negocios como: gestión de activos, o banca privada; que transfieren una serie de riesgos, como el *People-Risk*, compensados mediante recargos en la política de precios. Por tanto, si parte de los ingresos totales del banco proceden de dichos recargos, un porcentaje de los mismos provendrán de las primas por *People-Risk*. Para aproximar, de una manera objetiva, el porcentaje de los retornos derivados de la asunción del riesgo operacional, Chappelle et al. (2008) recurren a la razón de la pérdida esperada sobre el coste total de la actividad ordinaria.

Si se dispone de datos internos, el cálculo del numerador es una simple operación aritmética. Sin embargo, la determinación del capital necesario, en el denominador, es un procedimiento más complejo para el que la organización debe identificar los riesgos a los cuales se enfrenta (riesgo de mercado, riesgo de crédito, riesgo operativo, riesgo de liquidez, etc.) y cuantificarlos con la mayor precisión posible. Después de calcular el RAROC, la cifra resultante se compara con un valor representativo del coste del capital; la creación de valor para los accionistas surgirá siempre que el RAROC exceda el dicho umbral.

### **3. DATOS Y MUESTRA**

Este estudio se basa en una muestra extraída de Algo OpData®, una base de datos de pérdidas operacionales comercializada por IBM. De una muestra global que



abarca todo el sector financiero, en nuestro estudio nos centramos en eventos relacionados con el riesgo asociado al factor humano (véase el apéndice 1).

Algo OpData® registra eventos de riesgo operacional en todo el mundo que ocurrieron entre 1972 y 2009. Los eventos de riesgo han sido recopilados de una numerosas fuentes, incluyendo reportes regulatorios, documentos judiciales y legales, informes de consultoría y publicaciones empresariales. La base de datos incluye eventos puros de riesgo operacional según las categorías definidas por el Comité de Basilea. Para calificar como un evento de Algo OpData®, pérdida generada debe ser cuantificable y superar el umbral de un millón de USD -o el equivalente en otra moneda- en el momento de la publicación de la pérdida. Para considerar el efecto de la inflación, los valores actuales se ajustan a través del Índice de Precios al Consumo (IPC) de los Estados Unidos.

En este trabajo, nos hemos centrado en el sector de los servicios financieros; por razones prácticas, hemos seleccionado un intervalo de tiempo entre 1994 y 2009 ya que la frecuencia registrada en períodos anteriores no es estadísticamente significativa. En resumen, nuestra muestra comprende 1.027 eventos de People-Risk registrados durante un período de 16 años.

Siguiendo las pautas regulatorias, se ha utilizado un horizonte de riesgo anual para la configuración del modelo LDA. En este sentido, el conjunto de datos históricos comprende 16 años de pérdidas y, por tanto, 16 observaciones de frecuencia. El primer paso en nuestro proceso metodológico es realizar una estadística descriptiva de la distribución de frecuencias para cada tipo de evento, como se resume en la Tabla 1. Dado que la varianza es ligeramente superior a la media en la mayoría de las categorías, podemos asumir un comportamiento sobredisperso, para lo cual se recomienda la aplicación de la distribución Binomial Negativa (Da Costa, 2004). En cuanto a la severidad, como muestra la Tabla 2, la media es en todos los casos mucho mayor que la mediana, lo que indica una asimetría positiva de las distribuciones. Por otro lado, también observamos que todas las distribuciones son leptocúrticas. El alto valor observado para estos momentos estadísticos empíricos restringe las distribuciones candidatas a la hora de modelizar la severidad.



**TABLA 1**  
**DESCRIPTIVOS ESTADÍSTICOS PARA LA FRECUENCIA**

Tipo Evento	N	Media	Mediana	Varianza	Asimetria	Curtosis
IF	16	18.13	18.00	44.36	0.66	2.03
EP&WS	16	4.56	5.00	7.18	0.20	-0.28
CP&BP	16	35.19	29.00	359.10	1.26	1.31
ED&PM	16	6.31	5.50	19.18	0.66	-0.27

**TABLA 2**  
**DESCRIPTIVOS ESTADÍSTICOS PARA LA SEVERIDAD**

Tipo Evento	N	Media	Mediana	Varianza	Asimetria	Curtosis
IF	290	138.44	13.07	320005.18	8.63	90.12
EP & WS	73	19.16	4.02	1143.79	2.81	8.31
CP&BP	563	134.86	12.88	445502.85	10.20	114.99
ED&PM	101	49.77	8.58	21862.58	5.50	32.77

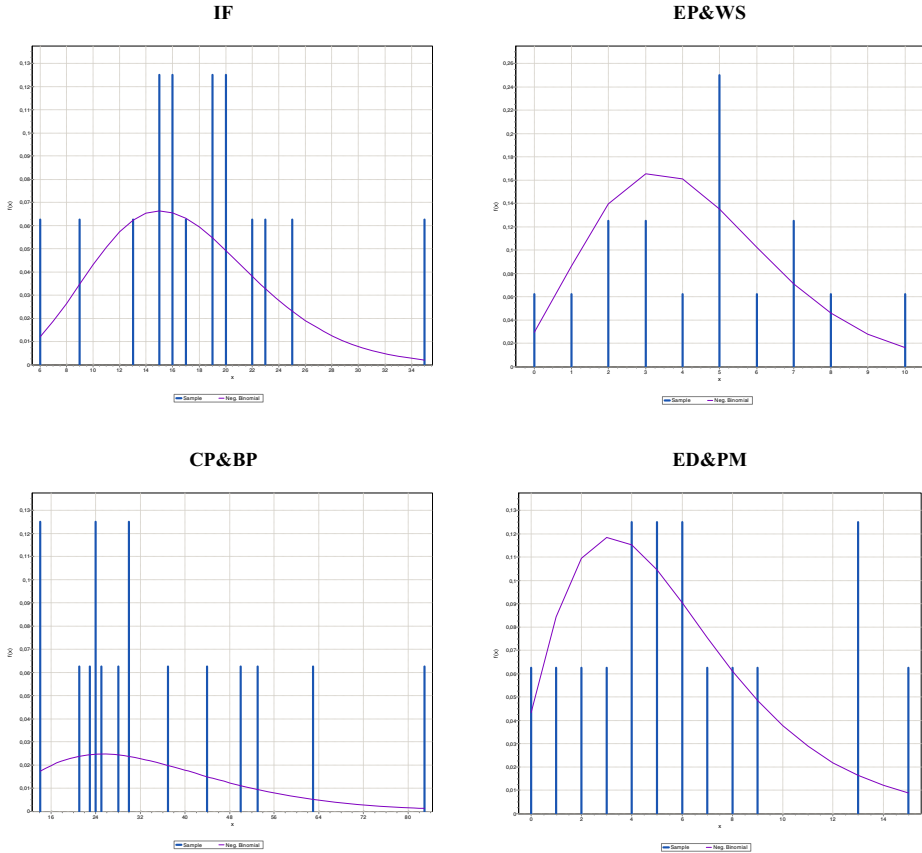
## 4. RESULTADOS

### 4.1. Modelo People-Risk

Después de detectar la sobredispersión en la mayoría de los tipos de eventos relacionados con las personas, se adopta la distribución binomial negativa como la función más adecuada para modelizar la frecuencia (véase Fera-Domínguez et al., 2015). La Figura 1 muestra los histogramas correspondientes para cada categoría particular de riesgo de personas a partir de la cual se puede inferir visualmente el efecto de la sobredispersión.



FIGURA 1  
HISTOGRAMAS DE FRECUENCIA



Llegados a este punto, nuestro objetivo es probar la bondad de ajuste de la distribución de severidad Log-Normal. La Tabla 3 y la Tabla 4 muestran los resultados de las pruebas K-S y de la  $\chi^2$ . De acuerdo con la prueba K-S, el ajuste de la distribución Log-Normal se acepta para todos los tipos de eventos en 1%. En particular, ED&PM produce mejores resultados, con un 42% de significación estadística, mientras que CP&BP sólo alcanzan al 1%. Por otro lado, según el  $\chi^2$  test, el CP&BP muestra un *p*-valor del 4%, aunque el estadístico  $\chi^2$ , para un intervalo de confianza dado del 90%, es menor que el valor crítico para los tipos de eventos restantes. Con el fin de reforzar las conclusiones obtenidas utilizando tanto el K-



S y las pruebas de la  $\chi^2$ , hemos dibujado un P-P Plot para cada tipo de evento. Estos gráficos comparan las distribuciones teóricas y empíricas (véase la figura 2). Como se muestra en el gráfico CP&BP, el ajuste entre los datos observados y el modelo parece apropiado.

**TABLA 3**  
**K-S test**

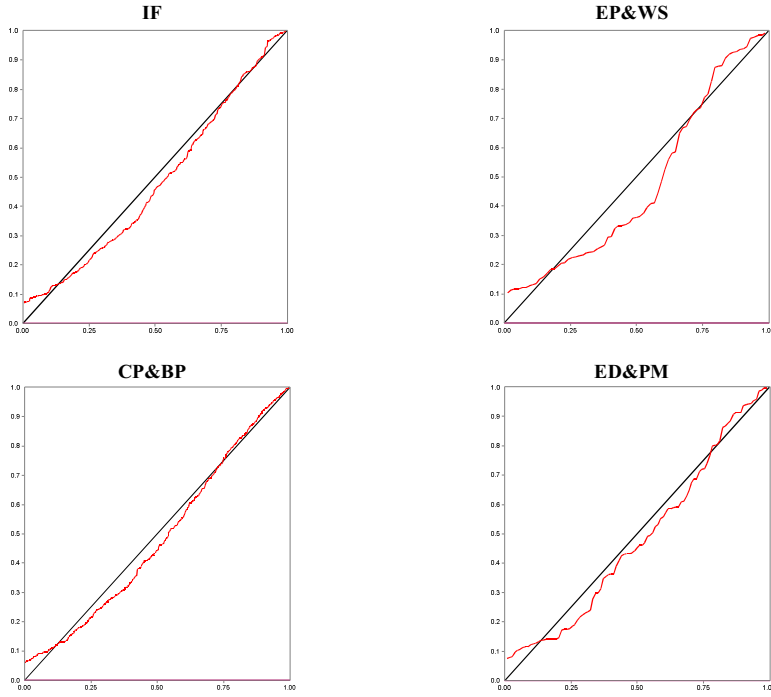
	<i>IF</i>			<i>EP&amp;WS</i>			<i>CP&amp;BP</i>			<i>ED&amp;PM</i>		
	Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )		
	90°	95°	99°	90°	95°	99°	90°	95°	99°	90°	95°	99°
	0.072	0.08	0.096	0.141	0.157	0.189	0.052	0.057	0.069	0.122	0.135	0.162
	<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>		
<b>Log-Normal</b>	0.083 (0.04)			0.164 (0.03)			0.069 (0.01)			0.0856 (0.42)		

**TABLA 4**  
 **$\chi^2$  test**

	<i>IF</i>			<i>EP&amp;WS</i>			<i>CP&amp;BP</i>			<i>ED&amp;PM</i>		
	Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )			Valor Crítico (1- $\alpha$ )		
	90°	95°	99°	90°	95°	99°	90°	95°	99°	90°	95°	99°
	13.362	15.507	20.09	7.779	9.488	13.277	14.684	16.919	21.666	10.645	12.592	16.812
	<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>			<b>Estadístico (p-valor)</b>		
<b>Log-Normal</b>	9.548 (0.30)			6.611 (0.16)			17.352 (0.04)			9.539 (0.15)		



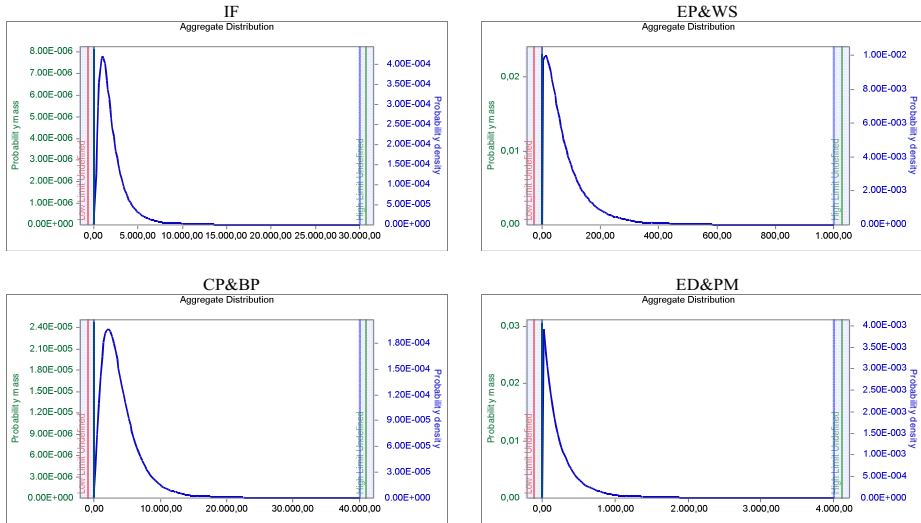
**FIGURA 2**  
**SEVERIDAD P-P PLOTS**



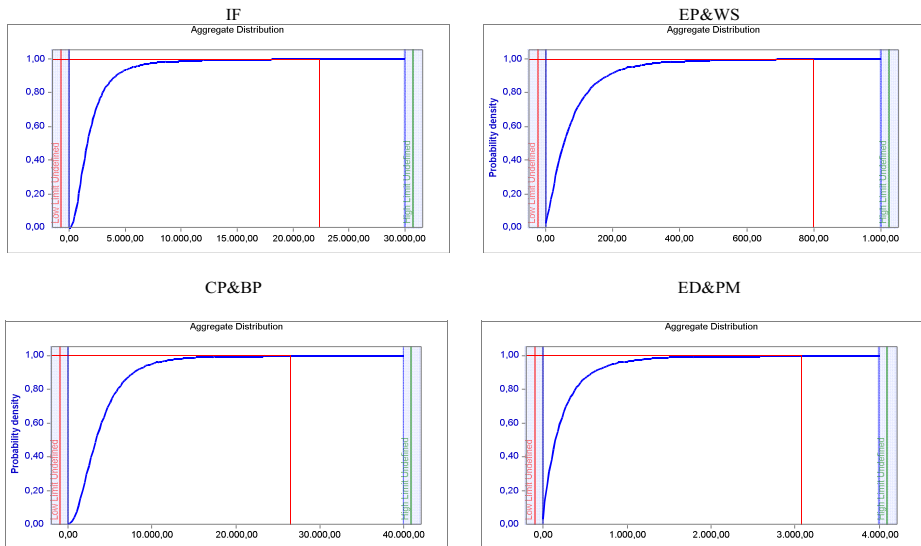
Una vez que se han caracterizado las distribuciones de frecuencia (Binomial Negativa) y severidad (Log-Normal), se calcula la distribución de pérdidas agregadas. El algoritmo de FFT univariante, descrito en la sección 2.3, se ha aplicado para llevar a cabo la convolución de las distribuciones de frecuencia y severidad, dando lugar a la distribución de las pérdidas agregadas para cada tipo de riesgo de personas en particular.



**FIGURA 3**  
**DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD PARA LAS CATEGORÍAS DE PEOPLE-RISK**



**FIGURA 4**  
**DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD ACUMULADA PARA LAS CATEGORÍAS DE PEOPLE-RISK**







Como muestra la Figura 3, los parámetros del modelo de severidad influyen en la forma de la distribución resultante; obsérvese la asimetría notable y el patrón leptocúrtico. Una vez que se ha determinado la distribución de LDA, el percentil correspondiente 99,9% puede aplicarse sobre la función de distribución acumulada, como se muestra en la Figura 4.

La Tabla 5 resume los resultados obtenidos para el análisis People-VaR. En términos regulatorios, el percentil de la distribución de las pérdidas agregadas que determina el CaR es del 99,9%. Por esta razón, los resultados se han reajustado tomando  $VaR_{99,9\%}$  como valor semilla para facilitar el análisis cuando se comparan diferentes magnitudes en términos relativos. La recomendación del Comité de un percentil tan alto ha causado algunas críticas y cierto grado de rechazo en el sector bancario. Dado el carácter leptocúrtico de las pérdidas, este percentil puede conducir a una sobrestimación del capital económico (Mignola y Ugoccioni, 2005; Chernobai et al., 2010). No obstante, el objetivo del Comité es precisamente cubrir el riesgo de pérdidas potencialmente extremas situadas en la cola. Para calibrar el impacto del percentil, hemos comparado el CaR calculado en el  $CaR_{99,9\%}$  (regulatorio) con aquél que se obtiene aplicando intervalos de confianza menos conservadores, es decir, 90%, 95%, 99%. En términos de CaR regulatorio, la UL representa alrededor del 90 por ciento del valor basado en  $VaR_{99,9\%}$  para cada categoría de riesgo de personas, que es mucho mayor comparativamente que en el caso de los CaRs de gestión. Por ejemplo, el  $CaR_{99,9\%}$  en el IF es igual a 90.30, mientras que el  $CaR_{99\%}$  cae a 37.22, revelando la alta sensibilidad al percentil seleccionado.



**TABLA 5  
People-VaR**

Tipo Evento	Log-Normal		Neg-Binomial		EL	VaR				CaR			
	$\mu$	$\sigma$	S	p		90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>	90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>
IF	2.7705	1.8647	14	0.431	2,172.00 (9.70)	4,168.94 (18.63)	5,594.02 (24.99)	10,502.40 (46.92)	22,383.40 (100)	1,996.94 (8.92)	3,422.02 (15.29)	8,330.40 (37.22)	20,211.4 (90.30)
EP&WS	1.8843	1.3806	8	0.624	81.07 (10.14)	181.81 (22.75)	247.95 (31.03)	443.27 (55.47)	799.14 (100)	100.74 (12.61)	166.88 (20.88)	362.20 (45.32)	718.07 (89.86)
CP&BP	2.8145	1.8172	5	0.119	4,103.00 (15.47)	7,816.40 (29.48)	9,876.46 (37.25)	15,746.90 (59.39)	26,514.30 (100)	3,713.40 (14.01)	5,773.46 (21.77)	11,643.90 (43.92)	22,411.3 (84.53)
ED&PM	2.3435	1.6033	3	0.312	250.91 (8.15)	588.68 (19.13)	829.47 (26.95)	1,578.30 (51.28)	3,077.64 (100)	337.77 (10.97)	578.56 (18.80)	1,327.39 (43.13)	2,826.73 (91.85)
People-VaR* Bruto					6,606.98 (12.52)	12,755.83 (24.17)	16,547.90 (31.36)	28,270.87 (53.57)	52,774.48 (100)	6,148.85 (11.65)	9,940.92 (18.84)	21,663.89 (41.05)	46,167.50 (87.48)
People-VaR** Diversificado					5,381.20 (10.20)	9,145.50 (17.33)	11,337.00 (21.48)	18,187.00 (34.46)	36,331.90 (68.84)	3,764.30 (7.13)	5,955.80 (11.29)	12,805.80 (24.27)	30,950.70 (58.65)

(\*) Univariante FFT (asumiendo correlación perfecta y positiva entre las distintas categorías de riesgo).

(\*\*) Multivariante FFT (asumiendo dependencia no perfecta entre las distintas categorías de riesgo).

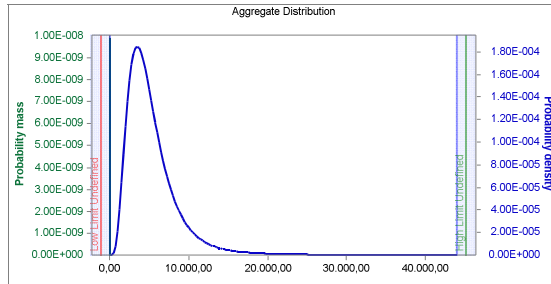
Como se describe en la Sección 2.4, al estimar el People-VaR para toda la entidad, procedemos a la agregación de los CaR individuales, dando lugar al People-VaR bruto. Implícitamente, estamos asumiendo una correlación positiva y perfecta entre los diferentes eventos de riesgo. En nuestra cartera de People-Risk, observamos que IF y CP&BP son los que más capital consumen. Bajo esta hipótesis, el 48,54 por ciento del total del People-VaR bruto se debe a pérdidas derivadas de CP&BP, mientras que el 43,78 por ciento es causado por eventos de IF. Las restantes categorías, es decir, ED&PM y EP&WS están por debajo del 8%. Obsérvese que en las categorías IF y CP&BP, los parámetros de escala y forma Log-Normal son ligeramente superiores a EP&WS y ED&PM, respectivamente. Aunque la distribución de frecuencias tiene un peso menor que la severidad en la LDA, la sobredispersión observada en la frecuencia incrementa el impacto conjunto sobre el consumo de capital final (Feria et al., 2015), como en CP&BP cuya relación  $VtM$  es igual a 10,20, obtenido a partir de los datos de varianza y media registrados en la Tabla 1.

Como se detalla en la sección 2.5, en la literatura existente el debate continúa aún abierto en relación a la estructura de dependencia y la hipótesis de dependencia no perfecta parece cobrar fuerza por parte de la academia. Conscientes de ello, hemos calculado también el People-VaR aplicando el MFFT, precisamente para capturar la

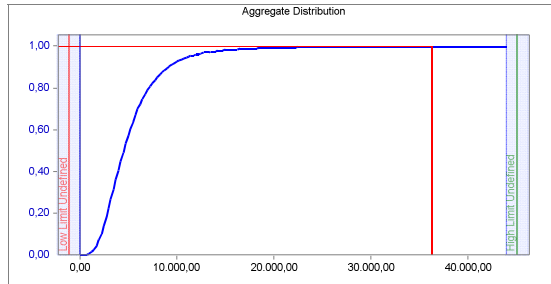


estructura de dependencia, tal como se refleja en la última fila de la Tabla 5, y se ilustra en las Figuras 5 y 6.

**FIGURA 5  
DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD (MFFT)**



**FIGURA 6  
DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD ACUMULADA (MFFT)**



Al asumir una dependencia no perfecta en nuestra cartera de riesgo-personas, el resultado en términos de People-VaR es menor que en términos de VaR bruto, dado que el efecto de diversificación aflora. En particular, para el nivel de confianza del 99,9%, el People-VaR bruto es igual a 52.774,48 €, mientras que el People-VaR diversificado asciende a 36.331,90 €, lo que representa alrededor del 68,84% de la medida bruta (véase Tabla 5). Por otro lado, la UL también ha reducido su peso en comparación con el People-VaR bruto; cayó de 87.48% a un 58.65%.



## 4.2. El valor ajustado al riesgo de las personas

Hasta ahora, nos hemos centrado en la estimación de la medida de People-Risk, pero es hora de vincular esta medición al RAROC (*Risk Adjusted Return on Capital*) para proporcionar un indicador clave para evaluar la *performance* corporativa sobre una base ajustada al riesgo. Como se explica en la Sección 2.6, dado que el coste de oportunidad del capital asociado al People-Risk se puede estimar multiplicando la rentabilidad de los recursos propios (ROE) por el People-VaR, la creación de valor surge cuando el RAROC es superior a este retorno mínimo requerido. En este punto, aplicando la ecuación (19), realizamos un análisis de sensibilidad sobre el RAROC basado en los ingresos provenientes del factor humano, *ceteris paribus* el resto de variables -EL y CaR-. Este análisis se lleva a cabo tanto para las categorías de gestión (90%, 95%, 99%) como percentil regulatorio (99,9%) asumiendo diferentes niveles de RAROC para la industria financiera, como se observa en la Tabla 6 y Tabla 7, respectivamente.

**TABLA 6**  
**ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD SOBRE EL RAROC BASADO EN PEOPLE-VAR BRUTO**

EL	CaR				Umbral mínimo	Ingresos Personas			
	90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>		90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>
12.52	11.65	18.84	41.05	87.48	0.10	13.68	14.40	16.62	21.27
					0.15	14.26	15.34	18.67	25.64
					0.20	14.85	16.29	20.73	30.02
					0.30	16.01	18.17	24.83	38.76

**TABLA 7**  
**ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD SOBRE EL RAROC BASADO EN PEOPLE-VAR DIVERSIFICADO**

EL	CaR				Umbral mínimo	Ingresos Personas			
	90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>		90 <sup>th</sup>	95 <sup>th</sup>	99 <sup>th</sup>	99,9 <sup>th</sup>
10.20	7.13	11.29	24.27	58.65	0.10	10.91	11.33	12.68	16.07
					0.15	11.27	11.89	13.84	19.00
					0.20	11.63	12.46	15.05	21.93
					0.30	12.34	13.59	17.48	27.80

Las tablas 6 y 7 muestran los ingresos mínimos provenientes del factor humano necesarios para la creación de valor, dependiendo de los diferentes valores objetivo



(RAROC) extraídos del estudio del Banco Central Europeo (2010). Por otra parte, estos valores están vinculados a ambas estimaciones del People-VaR, bruto y diversificado, respectivamente. Por lo tanto, el People-VaR proporciona una medida de eficiencia y desempeño interesante a la hora de monitorizar la creación de valor proveniente de los recursos humanos.

## **5. CONCLUSIONES**

Las personas son, sin duda, uno de los activos más importantes de cualquier organización, pero a la par, constituyen una fuente de inevitable de riesgo. De hecho, el riesgo de las personas o *People-Risk* subyace detrás de episodios frecuentes que acarrear grandes pérdidas para las empresas. Así, el factor personas es uno de los cuatro componentes señalados por el BCBS como generadores de riesgo operacional; junto a los procesos, sistemas y eventos externos. Consecuentemente, las entidades financieras han asignar capital para cubrir este riesgo dentro del coeficiente de solvencia regulatorio.

En este trabajo, desarrollamos un modelo para la asignación eficiente del capital, requerido para cubrir el riesgo derivado del factor humano en las entidades financieras. A tal efecto, la identificación de dicho riesgo debe ser el primer paso para abordar adecuadamente su cuantificación. Sin embargo, la definición de *People-Risk* no resulta fácil de acotar. En un sentido amplio, este riesgo emerge cuando las personas no siguen los procedimientos o reglas de la organización, desviándose del comportamiento esperado –de manera deliberada o no– pudiendo dañar el rendimiento y la reputación del banco. En este contexto, hemos identificado cuatro categorías de riesgo operacionales claramente vinculados con el factor persona, esto es, IF, EP&WS, CP&BP y ED&PM.

En nuestro estudio, nos aproximamos al *People-VaR* aplicando un enfoque de carteras, esto es, como un conjunto de diferentes tipologías de riesgo relacionados directamente con el factor humano. Más concretamente, aplicamos el concepto de Valor en Riesgo como una métrica para estimar el *People-Risk*. De nuestro análisis se desprende que las categorías de riesgo IF y CP&BP son aquéllas que, aisladamente, más capital consumen. Sin embargo, cuando se agrega el *People-VaR* para toda la entidad, también debe considerarse el efecto de la diversificación entre tales categorías, ya que la suposición tradicional de correlación perfecta no se cumple en la práctica. El *People-VaR* diversificado se obtiene introduciendo una hipótesis más



realista basada en la dependencia no perfecta. Para calibrar las interdependencias entre estos tipos de riesgo, hemos aplicado una derivación multivariante de la transformación rápida de Fourier (FFT). Dicho algoritmo capta la estructura de dependencia, demostrando los beneficios inherentes derivados del efecto de diversificación en términos de consumo de capital para el riesgo de personas.

La identificación y cuantificación del riesgo son esenciales para delimitar el ámbito de la gestión. En este sentido, a diferencia de la gestión del riesgo de crédito o el mercado, el operacional –y por ende, el People-Risk– no tiene delimitado un departamento de admisión o de análisis de riesgo; así pues, por ejemplo, la central de riesgos de una entidad filtra las operaciones crediticias a través del pertinente scoring de los prestatarios de carácter particular. En el caso del riesgo objeto de nuestro estudio, cualquier empleado de la organización que efectúe un proceso o una operación debe asumir, gestionar y controlar dicho riesgo, ya sea consciente o inconscientemente. Por tanto, es esencial trabajar dentro de la propia entidad la consolidación de una cultura de gestión integral del riesgo.

En esta línea estratégica, el *People-VaR* proporciona un indicador clave para monitorizar el rendimiento del factor persona, ajustado al riesgo. Dado que el *People-VaR* es un input para calcular el RAROC, ambas medidas resultan ser herramientas útiles para la gestión y el control. De un lado, a los directivos les ayuda a supervisar la creación de valor corporativo y, de otra parte, al resto de los miembros de la organización les ofrece la oportuna retroalimentación informativa sobre su contribución a la misma. Además, el perfil de aversión al riesgo de los propios gestores financieros determinará el umbral mínimo para estimar los ingresos provenientes del factor humano, ya que, en última instancia, depende del percentil de gestión seleccionado.

## **6. REFERENCIAS**

- Ambagaspitiya, R. S. (1999). On the distributions of two classes of correlated aggregate claims. *Insurance: Mathematics and Economics*, 24, 301-308.
- Aue, F. and Kalkbrener, M. (2006). LDA at Work: Deutsche Bank's Approach to Quantifying Operational Risk. *Journal of Operational Risk*, 1(4), 49-3.
- Bagus, P., & Howden, D. (2013). Some ethical dilemmas of modern banking. *Business Ethics: A European Review*, 22(3), 235-245.



- Basel Committee on Banking Supervision (2001). Regulatory Treatment of Operational Risk. BCBS Working Papers No. 8, Basel.
- (2006) Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version.
- (2011) Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems - revised version.
- Baule, R. (2014). Allocation of Risk Capital on an Internal Market. *European Journal of Operational Research*, 234 (1), 86-196.
- Becker, E. B., Huselid, M. A., Ulrich, D. (2001). *The HR scorecard: linking people, strategy, and performance*. Boston: Harvard Business School Press.
- Blacker, K., Mills, R. W., & Weinstein, B. (2004). *People risk in the financial services industry*. Henley Management College.
- Böcker, K., Klüppelberg, C. (2005). Operational VaR: a Closed-Form Approximation. *Risk*, 18 (12), 90-93.
- Brigham, E. (1974). *The fast Fourier transform*. New Jersey: Prentice Hall.
- Bühlmann, H. (1970). *Mathematical Methods in Risk Theory*. New York: Springer-Verlag.
- Cameron, C., Trivedi (1998). *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Chan, K. C., Fung, A., Fung, H. G., & Yau, J. (2015). A Citation Analysis of Business Ethics Research: A Global Perspective. *Journal of Business Ethics*, 1-17.
- Chapelle, A., Crama, Y., Hübner, G., & Peters, J. P. (2008). Practical methods for measuring and managing operational risk in the financial sector: A clinical study. *Journal of Banking & Finance*, 32(6), 1049-1061.
- Chaudhury, M. (2010). A review of the key issues in operational risk capital modeling. *The Journal of Operational Risk*, 5(3), 37.
- Chernobai, A., Menn, C., Rachev, S. T., & Trück, S. (2010). *Estimation of operational value-at-risk in the presence of minimum collection threshold: An empirical study* (No. 4). Working Paper Series in Economics.
- Chiu, M. C., Wong, H. Y., & Zhao, J. (2015). Commodity derivatives pricing with cointegration and stochastic covariances. *European Journal of Operational Research*, 246(2), 476-486.



- Cooper, D. J., Everett, J., & Neu, D. (2005). Financial scandals, accounting change and the role of accounting academics: a perspective from North America. *European Accounting Review*, 14(2), 373-382.
- Da Costa, L. (2004). *Operational Risk with Excel and VBA*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Dahen, H., Dionne, G. (2010). Scaling models for the severity and frequency of external operational loss data. *Journal of Banking & Finance*, 34 (7), 1484-1496.
- Dowd, K. (1998). *Beyond value at risk: the new science of risk management*. New York: John Wiley & Sons.
- Feller, W. (1971). *An introduction to probability theory and its applications*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.8
- Feria-Dominguez, J.M, Jimenez-Rodriguez, E. and Sholarin O. (2015). Tackling the over-dispersion of operational risk: Implications on capital adequacy requirements. *The North American Journal of Economics and Finance*, Vol. 31, 206-221.
- Fontnouvelle, P., Rosengren, E., & Jordan, J. (2007). Implications of alternative operational risk modeling techniques. In *The Risks of Financial Institutions* (pp. 475-512). University of Chicago Press.
- Frachot, A., Moudoulaud, O., Roncalli, T., 2006. Loss Distribution Approach in Practice. In *M. Ong (Ed.), The Basel Handbook: A Guide for Financial Practitioners*, 527-554. London: Risk Books.
- Frachot, A.; Roncalli, T. and Salomon, E. (2005). Correlation and Diversification Effects in Operational Risk Modelling, in *Davis E. (Ed.): Operational Risk: Practical Approaches to Implementation*, 23-37. London: Risk Books.
- Goh, J. W., Lim, K. G., Sim, M., & Zhang, W. (2012). Portfolio value-at-risk optimization for asymmetrically distributed asset returns. *European Journal of Operational Research*, 221(2), 397-406.
- Häger, D. & Andersen, L.B. (2010). A knowledge based approach to loss severity assessment in financial institutions using Bayesian networks and loss determinants. *European Journal of Operational Research*, 207, 1635-1644.
- Hesselager, O. (1996). Recursions for certain bivariate counting distributions and their compound distributions. *ASTIN Bulletin*, 26 (1), 35-52.
- Homburg, C., & Scherpereel, P. (2008). How should the cost of joint risk capital be allocated for performance measurement?. *European Journal of Operational Research*, 187(1), 208-227.





- Jackson, S. E., and Schuler, R. S. (2003). *Managing human resources through strategic partnerships (8th ed.)*. Cincinnati, OH: South-Western.
- James, C. (1996). *RAROC based capital budgeting and performance evaluation: A case study of bank capital allocation*. Working paper. Wharton Financial Institutions Center.
- Jorion, P. (1997). *Value at risk: the new benchmark for controlling market risk (Vol. 2)*. New York: McGraw-Hill.
- (2007). *Financial risk manager handbook (Vol. 406)*. John Wiley & Sons.
- Lindsey, J.K. (1995). *Modelling frequency and count data*. Oxford: Clarendon.
- Markham, J. W. (2015). *A Financial History of the United States: From Enron-Era Scandals to the Great Recession (2004-2009)*. New York: Routledge.
- Matten, C. (2000). *Managing Bank Capital—Capital Allocation and Performance Measurement, 2<sup>nd</sup> ed.* West Sussex, UK: John Wiley and Sons, Ltd.
- McConnell, P. (2008). People risk: Where are the boundaries?. *Journal of Risk Management in Financial Institutions, 1(4)*, 370-381.
- McConnell, P., & Blacker, K. (2011). The role of systemic people risk in the global financial crisis. *Journal of Operational Risk, 6 (3)*, 65.
- McNeil A.J., Frey, R., Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*. New Jersey: Princeton University Press.
- Mignola, G. and Ugocioni, R. (2005). Test of Extreme Value Theory Applied to Operational Risk Data, in DAVIS, E. (Ed.): *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*, 169-186. London: Risk Books.
- (2006). Sources of Uncertainty in Modelling Operational Risk Losses. *Journal of Operational Risk, 2 (1)*: 33, 50.
- Mitra, S., Karathanasopoulos, A., Sermpinis, G., Dunis, C., & Hood, J. (2015). Operational risk: Emerging markets, sectors and measurement. *European Journal of Operational Research, 241(1)*, 122-132.
- 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*, 39-104. London: Risk Books.
- O’Leary, M. (2015). Work identification and responsibility in moral breakdown. *Business Ethics: A European Review, 24(3)*, 237-251.



- Panjer H. (2006). *Operational Risk: Modeling Analytics*. New Jersey: John Wiley & Son Ltd.
- Pfeffer, J. (1998). *The human equation: Building profits by putting people first*. Harvard Business Press.
- Robe-Voineau, E. G., & Vernic, R. (2016). Fast Fourier Transform for multivariate aggregate claims. *Computational and Applied Mathematics*, 1-15.
- Robertson, J. (1992). The computation of aggregate loss distributions. *Proceedings of the Casualty Actuarial Society*, 79, 57-133.
- Stoughton, N. M., & Zechner, J. (2007). Optimal capital allocation using RAROC™ and EVA®. *Journal of Financial Intermediation*, 16(3), 312-342.
- Sundt, B. (1999). On multivariate Panjer recursions. *ASTIN Bulletin*, 29, 29-45.
- Szegö, G. (2005). Measures of risk. *European Journal of Operational Research*, 163, 5-19.
- Uyemura, D., Kantor, C., Pettit, J. (1996). EVA for banks: Value creation, risk management and profitability measurement. *Journal of Applied Corporate Finance* 9, 94-113.
- Vernic, R. (1999) Recursive evaluation of some bivariate compound distributions. *ASTIN Bulletin*, 29, 315-325.
- Wang, S. (1998). Aggregation of correlated risk portfolios: Models and Algorithms. *Proceedings of the Casualty Actuarial Society*, 85, 848-937.
- Westgaard, S., & Van der Wijst, N. (2001). Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach. *European Journal of Operational Research*, 135(2), 338-349.
- Wong, H. Y., & Lo, Y. W. (2009). Option pricing with mean reversion and stochastic volatility. *European Journal of Operational Research*, 197(1), 179-187.
- Zaik, E., Walter, J., Kelling, G., James, C. (1996). RAROC at Bank of America: From theory to practice. *Journal of Applied Corporate Finance* 9, 83-93.



## People-Risk: Hacia una Asignación Eficiente de Capital en el Sector Bancario

### APÉNDICE 1 People-Risk

<b>Fraude Interno</b>	Actividad No Autorizada	Operaciones no reveladas (intencionalmente). Operaciones no autorizadas (con pérdidas pecuniarias). Valoración errónea de posiciones (intencional).
	Robo y Fraude	Fraude / fraude crediticio/ depósitos sin valor. Hurto / extorsión / malversación / robo. Apropiación indebida de activos. Destrucción maliciosa de activos. Falsificación. Utilización de cheques sin fondos. Contrabando. Apropiación de cuentas / Fingimiento de personalidad / etc. Incumplimiento / evasión de impuestos (intencional). Sobornos / Cohechos. Abuso de Información privilegiada (no a favor de la empresa).
<b>Relaciones Laborales y Seguridad en el Puesto de Trabajo</b>	Relaciones Laborales	Cuestiones relativas a remuneración, beneficios sociales, extinción de contratos. Organización de la actividad laboral.
	Seguridad del Ambiente Laboral	Responsabilidad común (resbalones, etc.). Eventos relacionados con las normas de higiene y seguridad en el trabajo. Indemnizaciones a los trabajadores.
	Diversidad y Discriminación	Todo tipo de discriminación laboral
<b>Cientes, Productos y Prácticas Comerciales</b>	Adecuación, Confidencialidad, Fiduciario	Abusos de confianza / incumplimiento de pautas. Aspectos de adecuación / divulgación de información (know your customer (KYC), etc.). Quebrantamientos de la revelación de información sobre clientes minoristas. Violación de privacidad. Ventas agresivas. Confusión de cuentas. Abuso de información confidencial. Responsabilidad del prestamista.
	Prácticas inadecuadas de negocio o mercado	Prácticas ajenas a la competencia. Prácticas inadecuadas de negociación / mercado. Manipulación del mercado. Abuso de información privilegiada (a favor de la empresa). Actividades no autorizadas. Blanqueo de capitales.
	Productos defectuosos	Productos con defectos. Errores de los modelos.
	Selección, patrocinio y exposición	Ausencia de investigación a clientes conforme a directrices. Superación de los límites de exposición frente a clientes.
	Actividades de asesoramiento	Litigios sobre resultado de las actividades de asesoramiento.
<b>Ejecución, Entrega y Gestión de los procesos</b>	Captura de Transacciones, Ejecución y Mantenimiento	Comunicación defectuosa. Errores de introducción de datos, mantenimiento o carga. Incumplimiento de plazos o de responsabilidades. Funcionamiento erróneo de modelos / sistemas. Error contable / atribución a entidades erróneas. Errores en otras tareas. Fallo en la entrega. Fallo en la gestión colateral. Mantenimiento de datos de referencia.
	Seguimiento e información	Incumplimiento de las obligaciones de información. Inexactitud de informes externos (con generación de pérdidas).
	Incorporación de Clientes y Documentación	Inexistencia de autorizaciones / rechazos de clientes. Documentos jurídicos inexistentes / incompletos.
	Clientes, Gestión de Cuentas de clientes	Acceso no autorizado a cuentas. Registros incorrectos de clientes (con generación de pérdidas) Pérdida o daño por negligencia de activos de clientes.
	Contrapartidas	Prácticas inadecuadas de contrapartes distintas de clientes. Otros litigios con contrapartes distintas de clientes
	Vendedores y Proveedores	Externalización. Litigios con distribuidores.





**ENTIDADES PATRONO**

de la Fundación de Estudios Financieros

BANCO SANTANDER, S.A.  
TELEFONICA, S.A.  
BBVA  
CITI  
BANCO SABADELL  
BANKIA  
CLIFFORD CHANCE  
FIDELITY WORLDWIDE INVESTMENT  
INDITEX  
KPMG  
LA CAIXA  
BOLSAS Y MERCADOS ESPAÑOLES  
URIA & MENENDEZ  
ACS  
BANCO POPULAR  
CAJA RURAL CASTILLA LA MANCHA  
DELOITTE  
ENDESA, S.A.  
EY  
FUNDACIÓN MUTUA MADRILEÑA  
MAPFRE  
ZURICH ESPAÑA  
MIRABAUD  
BAKER & MCKENZIE  
J&A GARRIGUES, S.L.  
CECA

