

# Arquitectura de software para la medición del riesgo operacional en entidades del sector financiero

Software architecture for the measurement of operational risk in financial sector entities

María A. Arias-Serna<sup>1</sup>, Jaime A. Echeverri-Arias<sup>1</sup>, Juan G. Murillo-Gómez<sup>1</sup>, Francisco J. Caro-Lopera<sup>1</sup>, Luis C. Franco-Arbeláez<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Medellín, Colombia

<sup>2</sup> Instituto Tecnológico Metropolitano, Colombia

marias@udem.edu.co , jaecheverri@udem.edu.co , jgmurillo@udem.edu.co ,  
fcaro@udem.edu.co , luisfranco@itm.edu.co

**RESUMEN.** La medición de los riesgos financieros tales como operacional, liquidez y crédito, entre otros, es una de las preocupaciones más frecuentes en el sector financiero; en este sentido, la materialización del riesgo operacional da lugar a enormes pérdidas monetarias derivadas de fallos en las personas, en los procesos y en los procedimientos que inciden en la operación de la entidad. Con el fin de sistematizar la medición del riesgo operacional se ha desarrollado el Sistema de Información Operational Risk Management, el cual facilita la medición del riesgo operacional, a partir de la obtención de la matriz de pérdidas esperadas e inesperadas y la estimación de Valor en Riesgo Operacional (Op-VaR) para los diferentes fallos que se puedan presentar en cada una de las líneas de negocio con las que cuenta la entidad. En este trabajo se muestra cómo el uso de la arquitectura basada en filtros facilita y agiliza cálculos que requieren grandes volúmenes de datos con información financiera. Actualmente el Sistema de Información es utilizado por entidades del sector financiero colombiano quienes a partir de su uso han optimizado tanto sus utilidades como la productividad del talento humano, toda vez que el sistema ha permitido generar planes de contingencia para atender una crisis por riesgo operacional.

**ABSTRACT.** The measurement of financial risks, such as operational, liquidity and credit, among others, is one of the most frequent concern in the bank and corporative sector, in this sense, the operational risk materialization causes large losses due to fails on the procedures that affect the functioning of the organization. With the goal of systematize the risk measurement, we has implement the Information System Financial Risk Management which facilitates the measurement of operational risk starting on the expected and unexpected loss matrix and the estimation of Value at Operational Risk (Op-VaR) for different failures that may occur in each of the business lines that the entity has. The paper shows how the use of filters based on easier and faster calculations that require large volumes of data from financial information architecture. Currently the Information System is used by Colombian financial sector entities who from their use have optimized both their profits and the productivity of human talent, since the system has allowed the generation of contingency plans to deal with a crisis due to operational risk.

**PALABRAS CLAVE:** Arquitectura basada en filtros, Ingeniería de software, Riesgo operacional, Distribución de pérdidas, Valor en Riesgo, Pruebas de bondad de ajuste.

**KEYWORDS:** Architecture based on filters, Software engineering, Operational risk, Loss distribution, Value at risk, Goodness of fit tests.

## 1. Introducción

La creciente inestabilidad en los mercados financieros a nivel mundial ha generado la necesidad de sistemas de control y regulación de dichos mercados (Michael S. Gibson, 1998). A nivel internacional, las plataformas para la gestión de riesgos financieros disponibles en el mercado (ERA, ADA, AIGR, CERO, entre otros), están orientadas, en general, a gestionar los riesgos operacionales en términos cualitativos. Este tipo de información es útil, pero no es suficiente, ya que desde hace algunos años los entes reguladores, a través de los Acuerdos de Basilea (Comité de Supervisión Bancaria, 2010) y regulaciones locales, exigen a las entidades financieras adoptar sistemas de información que contengan mediciones de tipo cuantitativo y permitan estimar las pérdidas potenciales y por ende contar con planes de contingencia que faciliten la mitigación del riesgo operacional, definido como “la posibilidad de incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, la tecnología, la infraestructura o por la ocurrencia de acontecimientos externos”. Este cambio obliga a la utilización de metodologías cuantitativas y por lo tanto sistemas ágiles que entreguen información confiable y oportuna.

Con el propósito de proporcionar una herramienta que facilite las mediciones cuantitativas necesarias para el cumplimiento de las normas y la minimización del impacto negativo frente a una posible materialización del riesgo operacional, en este trabajo se presentan el diseño y la arquitectura del sistema de información Operational Risk Management (ORM) para la cuantificación del riesgo operacional. El sistema permite estimar las pérdidas estimadas a partir de la aplicación de técnicas estadísticas, además de conocer las pérdidas en las que la entidad va incurriendo día a día y los eventos que las producen. El sistema está construido bajo el paradigma de Orientación a Objetos en el Framework .NET, en versiones Windows Presentation Foundation (WPF) y Silverlight, a las cuales se puede acceder en <http://www.sicrif.com/site/>.

El artículo está organizado de la siguiente forma: en la sección 2 se describen los conceptos teóricos que soportan el modelo inmerso en la aplicación; en la sección 3 se presenta la arquitectura del sistema diseñado y las capas componentes; en la sección 4 se especifica el diseño basado en filtros; en la sección 5 se detallan los resultados obtenidos de la implementación del sistema y se hace una breve discusión de su interpretación. Finalmente, en la sección 6, las conclusiones y posibles trabajos futuros.

## 2. Método de distribución de pérdidas agregadas

En esta sección se presenta el método de distribución de pérdidas agregadas, (LDA, por sus siglas en inglés Loss Distribution Approach) para la cuantificación del riesgo operacional. Dicho método es heredado del ámbito actuarial y tiene como objetivo la obtención de una función de distribución de pérdidas agregadas. El modelo se establece sobre la información de pérdidas históricas, registradas con base en la matriz que conforman las líneas de negocio, y los tipos de riesgos, descritos en los Acuerdos de Basilea.

Según los lineamientos del BIS (Bank for International Settlements), para determinar la carga de capital por riesgo operacional, se utiliza el Op-VaR, y se tienen las siguientes alternativas (Comité de Supervisión Bancaria, 2010):

Definición 1 (Op-VaR): Es el percentil 99.9% de la distribución de probabilidad de pérdida S:

$$P\{S > OpVaR\} = 0.1\% \quad (1)$$

Definición 2: Si se consideran sólo las pérdidas inesperadas se tiene:

$$P\{S > OpVaR - E(S)\} = 0.1\% \quad (2)$$

Donde E(S) son las pérdidas totales esperadas, es decir:



$$E(S) = E \left[ \sum_{i=0}^N X_i \right] \quad (3)$$

Donde  $X_i$  es el monto total de pérdidas para la frecuencia  $i$ .

Si el número de eventos  $N$  y las severidades  $X$  son variables aleatorias independientes, y que los eventos son independientes entre sí e idénticamente distribuidos (Murillo et al., 2014), esto implica que nuestra distribución de pérdida tiene la forma:

$$S = \sum_{i=1}^N x_i \quad (4)$$

Mediante la ley de probabilidades totales se encuentra la función de distribución de pérdidas agregadas  $F_S(S)$  (Rockafellar y Uryasev, 2002):

$$F_S(S) = \sum_{n=0}^{\infty} f_N(n) F_X^{*N}(S) \quad (5)$$

Donde  $F_X^{*N}(S)$  denota una convolución.

Definición 3 (OpVaR sobre un umbral): La carga de capital es el percentil 99.9% de la distribución de pérdida total, donde solamente se consideran las pérdidas por encima de un umbral mínimo  $H$ .

$$P \left\{ \sum_{i=0}^N S_i * 1\{S_i \geq H\} > OpVaR \right\} = 0.1\% \quad (6)$$

Donde  $\{S_i \geq H\}$  es igual a 1 si las pérdidas exceden el umbral  $H$  y 0 en otro caso.

### 3. Pruebas de bondad de ajuste

Las pruebas de bondad de ajuste son un importante problema de investigación en la actualidad, pues dependen fuertemente de la hipótesis alternativa. Como es usual, las pruebas de bondad de ajuste a la distribución normal son cruciales. Por ejemplo, (Thode, 2002) recopila algunos trabajos sobre dicho problema y divide en cuatro categorías las diversas pruebas de normalidad: pruebas basadas en la distancia entre la distribución teórica y empírica (Kolmogorov, 1933), (Darling, 1954); estadísticos que combinan curtosis y asimetría (Geary, 1936), (Jarque, 1980); pruebas basadas en generalizaciones de la típica chi-cuadrada de Pearson (D'Agostino y Stephens, 1986); y, finalmente, pruebas basadas en regresión (Shapiro y Wilk, 1965), a continuación describiremos brevemente algunas de ellas.

#### A. Prueba Chi-Cuadrado

Supóngase que se tiene una muestra aleatoria con  $N$  observaciones, cada una de las cuales podrá ser clasificada en una y solo una de las  $K$  posibles categorías (Daniel, 1979). Supóngase se presentan los resultados  $R_1, R_2, \dots, R_k$ , con frecuencias observadas  $O_1, O_2, \dots, O_k$ . Si se plantea una hipótesis nula donde se especifica que las probabilidades de que una observación se encuentre en cada una de las categorías son  $p_1, p_2, \dots, p_k$ , entonces bajo ( $H_0$ ), los valores esperados en estas categorías serán  $E_1, E_2, \dots, E_k$ , donde  $E_i = Np_i$  y  $p_1 + p_2 + \dots + p_k = 1$ .

Una prueba con un nivel de significancia  $\alpha$  de  $H_0$  frente a la hipótesis alternativa  $H_a$  de que las

probabilidades específicas no son correctas, estará basada en la siguiente regla de decisión:

Rechaza ( $H_0$ ) si

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} > \chi_{K-1, \alpha}^2 \quad (7)$$

Donde  $\chi_{K-1, \alpha}^2$  es tal que  $P(\chi_{K-1}^2 > \chi_{K-1, \alpha}^2) = \alpha$ .

La variable aleatoria  $\chi_{(K-1)}^2$  sigue una distribución chi-cuadrado con (K-1) grados de libertad.

B. Prueba de Kolmogorov-Smirnov:

Compara la función de distribución acumulada que se observa en la muestra ordenada  $F_n(x)$  con la distribución propuesta bajo la hipótesis nula  $F_0(x)$ . En este caso se utiliza el estadístico (Kolmogorov, 1933):

$$D_n = \max_n |F_n(x) - F_0(x)| \quad (8)$$

Decisión: Si esta comparación revela una diferencia suficientemente grande entre las funciones de distribución muestral y propuesta, entonces la hipótesis nula de la distribución se rechaza.

P - valor de la prueba:

Como otro criterio para fortalecer el rechazo o no de la prueba de hipótesis se analiza el criterio del valor P, el cual en lugar de contrastar la hipótesis con niveles de significancia asignados de antemano, busca determinar el menor nivel de significancia al cual puede rechazarse la hipótesis nula. Este valor está dado por:

$$P - \text{valor} = P(\chi_{K-1}^2 > \chi_{K-1, \alpha}^2) \quad (9)$$

Tal y como se ha indicado, el presente trabajo ha incorporado la prueba basada en distancias para el estudio de la bondad de ajuste a distribuciones continuas; estudio posterior incluirá las cuatro categorías indicadas, no sólo para la bondad de ajuste a la distribución normal, sino para otras distribuciones continuas. Una de las estrategias consiste en generalizar la siguiente idea de (Coin, 2008) sobre la prueba de bondad de ajuste a la normal cuando la hipótesis alternativa considera distribuciones simétricas. El método está basado en los llamados gráficos Q-Q estandarizados, que se explican a continuación (ver (Coin, 2008)). Dado un conjunto de observaciones ordenadas  $x=(x_{(1)}, \dots, x_{(n)})$  y  $a=(a_{(1)}, \dots, a_{(n)})$ , un vector de n valores esperados de una distribución hipotética n-dimensional ordenada y estandarizada, el gráfico Q-Q corresponde a la dispersión  $x$  versus  $a$ . El ajuste de la muestra se explica desde el grado de linealidad de los puntos graficados. En este sentido se puede probar que el gráfico Q-Q no es más que una curva reparametrizada, por la normalidad, de la distribución empírica muestral. Clases de equivalencias de curvas pueden fácilmente establecerse, por ejemplo, las distribuciones simétricas con colas más pesadas que la normal tienen un gráfico Q-Q en forma de S invertida, en tanto que las distribuciones simétricas con colas más livianas que la gaussiana presentan un gráfico Q-Q en forma de S. Para distribuciones de colas cortas y sesgadas como ciertas betas, la forma del Q-Qplot tiene una forma de S degenerada, en tanto que distribuciones sesgadas de colas pesadas, tienen formas de curvas convexas.

El método de (Coin, 2008), que se espera incorporar en trabajos futuros, explora la distribución de cierto estadístico para verificar normalidad con hipótesis alternativas basadas en distribuciones simétricas. Aunque no se explicarán los detalles técnicos aquí, se esboza el punto álgido generador de investigación posterior. En (Coin, 2008) se considera a  $x=(x_{(1)}, \dots, x_{(n)})$  como una muestra extraída de una distribución normal de



parámetros desconocidos  $\mu$  y  $\sigma$  y construye el modelo lineal  $x_{(i)} = \mu + \sigma a_{(i)} + \varepsilon_{(i)}$ , implicando que  $\mu$  y  $\sigma$  son el intercepto y pendiente, respectivamente de la mejor recta de ajuste de un gráfico Q-Q normal y  $\varepsilon$  es el usual vector de errores. Entonces, bajo el siguiente supuesto, generalmente difícil de cumplir en distribuciones empíricas de pocos datos, Coin (Coin, 2008), argumenta que los  $a_{(i)}$  pueden ser considerados independientes y por lo tanto  $\varepsilon$  puede asumirse homocedástico, así que los dos parámetros pueden estimarse por mínimos cuadrados. Basado en tan profunda suposición, el método continúa estimando el parámetro  $\beta_3$  en el modelo estandarizado  $z_{(i)} = \beta_1 a_{(i)} + \beta_3 a_{3(i)}^3 + \varepsilon_{(i)}$ , indicando que  $\beta_3$  sensiblemente diferente de cero indica que el gráfico Q-Q tiene la forma de S o S invertida y que por lo tanto la muestra fue extraída de una distribución simétrica no normal. Posteriormente, propone a la estimación de  $\beta_3^2$  como un estadístico adecuado para verificar una hipótesis nula compuesta de normalidad,  $H_0: X \sim N(\mu, \sigma)$  versus hipótesis alternativas de distribuciones simétricas. Se incorpora este método en trabajos futuros siempre que las distribuciones empíricas tengan un gran número de datos, de lo contrario se precisa investigar la hipótesis para muestras pequeñas, un hecho que no está estudiado en la literatura.

#### 4. Componentes del sistema implementado

Una arquitectura de software define un estilo de organización estructural de componentes y conectores, de tal manera que el impacto del patrón en los diferentes atributos no funcionales sea conocido (L. Bass, 1998), (Clements, 2001). El Sistema de Información (S.I.) desarrollado consta de cuatro capas, Figura 1: productos, presentación, negocio y persistencia. La capa de producto permitió construir tanto la versión de escritorio como la versión web con la misma tecnología visual.

1. Productos: ejecutables y otros despliegues.
2. Presentación: desarrollos WPF y Silverlight.
3. Negocio: funciones .NET portátiles, que permiten una fácil migración a diferentes plataformas
4. Persistencia: desarrollos y llamado a bases de datos.

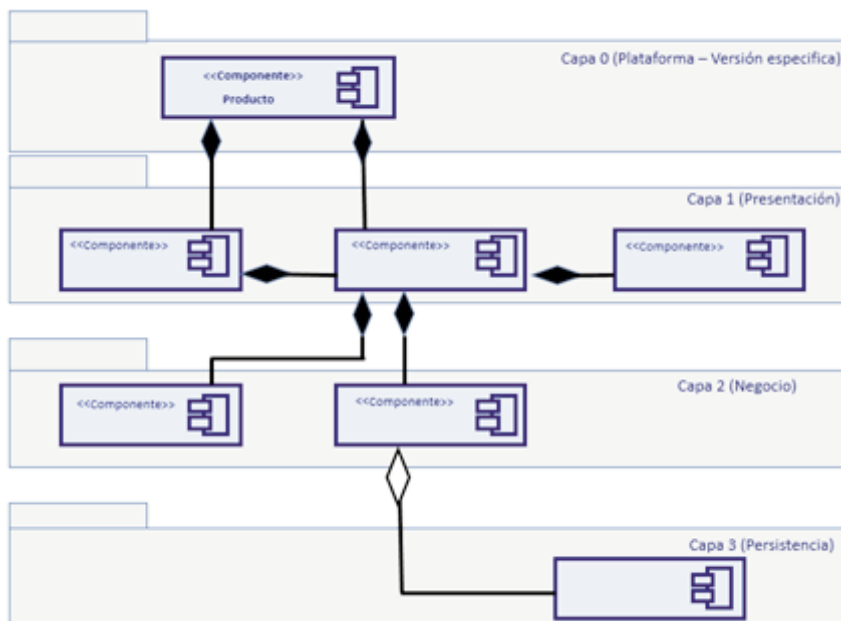


Figura 1. Arquitectura del sistema. Fuente: Elaboración propia.

La estructura de los módulos diseñados en el sistema permite la ejecución de filtros en cada uno de los procesos. Las fases definidas e implementadas, y que garantizan un acople apropiado para los cálculos relativos al cálculo del riesgo operacional, son las siguientes: Localización, conversión, memoria, cálculos y filtrado para

realizar las pruebas de ajuste correspondientes. En la Figura 2 se detalla cada una.



Figura 2. Etapas del proceso. Fuente: Elaboración propia.

## 5. Diseño basado en filtros (Pipeline)

La arquitectura definida en el sistema permite la concurrencia de varios procesos y la segmentación en varios hilos, los cuales tienen lugar en unidades independientes dedicadas. La construcción de un módulo especial dedicado facilita la ejecución de cada subproceso y hace que este sea eficaz (Derek y Ziyang, 2014). La Figura 3 ilustra la forma en la que fluyen los datos entre los diferentes módulos componentes. El flujo de datos del sistema implementado permite comprender la evolución de los procesos, el cual se compone por diversas fases, dispuestas de manera secuencial, y en las cuales, la entrada de una es la salida de la anterior. Este tipo de disposición de etapas es frecuente en el desarrollo de programas para el intérprete de comandos, y permite encadenar comandos convenientemente con tuberías (Takala et al., 2000). En el sistema implementado se suministra una cierta cantidad de memoria intermedia entre elementos contiguos, lo que hace factible su linealidad. La información que fluye entre elementos es a menudo una corriente de registros, bytes o bits, y los elementos de una tubería también son llamados filtros (Ivan, 2005).



Figura 3. Flujo de datos en la arquitectura. Fuente: Elaboración propia.

Los datos se sitúan y se hacen las conversiones a formatos solicitados por el sistema, los cuales se almacenan en una base de datos; en la siguiente fase los datos relevantes para los cálculos son cargados a memoria, una vez dispuestos en este espacio se realizan los respectivos análisis y los reportes utilizados para la toma de decisiones, tales como las pruebas de bondad de ajuste, cálculos de pérdida máxima esperada, inesperada y VaR por riesgo operacional. Con los datos en memoria se obtienen también los gráficos que permiten tener una representación visual del comportamiento. La Figura 4, muestra detalladamente la conexión entre los módulos componentes diseñados.

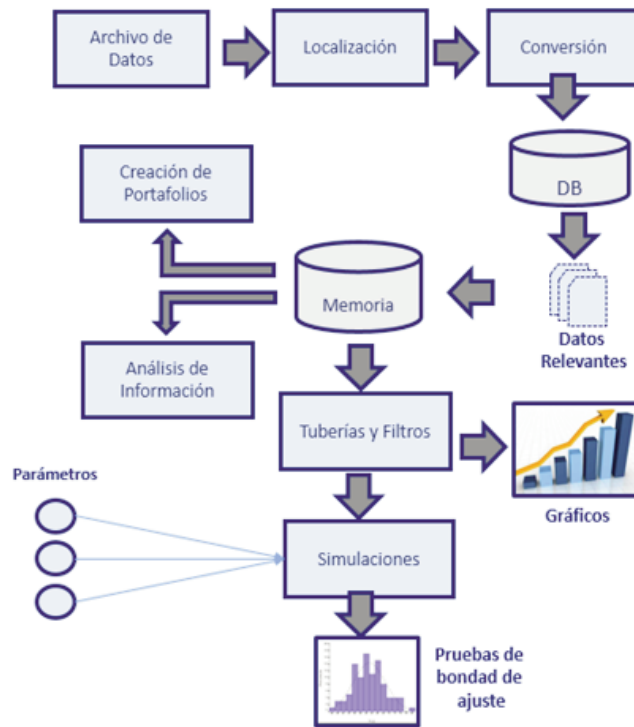


Figura 4. Flujo de información. Fuente: Elaboración propia.

## 6. Resultados experimentales y discusión

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de la implementación del sistema ORM, que está diseñado a partir de submenús lo cual facilita la interpretación de los resultados y permite una mejor experiencia al usuario. Como se describe a lo largo de toda la sección, la aplicación permite: la obtención de la distribución de pérdidas agregadas por evento/línea de negocio, ajustar los datos a las distribuciones de probabilidad, modelizar la función de distribución de la frecuencia de ocurrencia por cada evento operacional y la función de distribución de los impactos o pérdidas por evento (severidad). Los datos de entrada fueron suministrados por una entidad del sector financiero en Colombia y contienen la información del número diario de eventos observados y el valor monetario de las pérdidas diarias por cada evento.

Como se puede observar en la Figura 5, los datos de entrada son cargados a partir de una hoja de cálculo. Una vez cargados, los datos deben clasificarse de acuerdo con ocho línea de negocios (finanzas corporativas, negociación y venta, banca minorista, banca comercial, liquidaciones y pagos, servicios de agencias, administración de activos, intermediación minorista) y al evento de riesgo asociado (fraude interno, fraude externo, relaciones laborales, clientes, daños a activos físicos, fallas tecnológicas, ejecución y administración de procesos) (Comité de Supervisión Bancaria, 2010). El sistema facilita la configuración de tres parámetros de simulación, los cuales se pueden modificar en cada iteración; los parámetros a definir son: Grados de libertad ( $k$ ), requerido para la prueba de bondad de ajuste Chi-cuadrado, nivel de significancia  $\alpha$  (Alpha), requerido para calcular las pérdidas esperadas e inesperadas y finalmente el número de iteraciones: número de simulaciones que se ejecutarán en cada corrida.

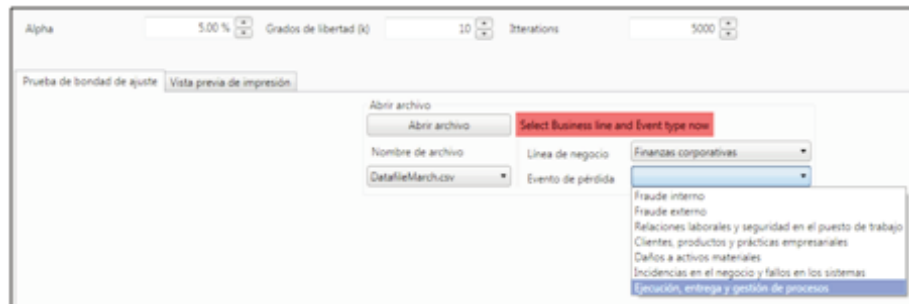


Figura 5. Configuración de líneas y eventos de pérdida. Fuente: Elaboración propia.

Las pérdidas por riesgo operacional que se presentaron en la entidad financiera en estudio se expresaron como una función de dos variables aleatorias; la frecuencia y la severidad, y se emplearon distribuciones de probabilidad discreta para el número de eventos y distribuciones de probabilidad continuas para la severidad. Con el fin de dar a conocer el comportamiento de los datos de entrada, el S.I. permite calcular los estadísticos descriptivos como se observa en la Figura 6.

| Prueba de bondad de ajuste | Visión general de las líneas | Estadísticos descriptivos | Vista previa de impresión |
|----------------------------|------------------------------|---------------------------|---------------------------|
| DatafileMarch.csv          | Descriptive analysis         | Discreto                  | Continuo                  |
|                            | Media                        | 5.19                      | \$ 557,78                 |
|                            | Mediana                      | 4.00                      | \$ 62,48                  |
|                            | Moda                         | 4.00                      | \$ 8,69                   |
|                            | Desviación estandar          | 3.21                      | \$ 1.507,22               |
|                            | Varianza de la muestra       | 9.962539E+000             | 2.198426E+006             |
|                            | Curtosis                     | 5.51                      | 15.02                     |
|                            | Coefficiente de asimetría    | 2.02                      | 3.76                      |
|                            | Rango                        | 18.00                     | \$ 7.419,11               |
|                            | Minimo                       | 1.00                      | \$ 5,77                   |
|                            | Maximo                       | 17.00                     | \$ 7.413,34               |
|                            | Cuenta                       | 31                        | 31                        |

Figura 6. Estadísticos descriptivos. Fuente: Elaboración propia.

La primera columna, muestra que en promedio se presentaron cinco eventos por fraude interno, más del 50% de los eventos por fraude interno ocurrieron más de 4 veces, siendo 4 la mayor frecuencia con la que ocurre el evento, el 68% de los eventos ocurrieron entre dos y ocho veces. Se presenta asimetría positiva, es decir, es poco probable que se presente una cantidad muy alta de eventos por fraude interno. Finalmente, el mínimo y máximo número de veces que se presentó un evento por fraude interno fue de 1 y 17, respectivamente. La segunda columna correspondiente a los datos de la severidad, se observa, que en promedio se presentó una pérdida de \$ 557,78 por la materialización de los eventos, con una pérdida máxima de \$ 7.413 y mínima de \$ 5,77. Para modelar la frecuencia de los eventos se emplearon las distribuciones de probabilidad Binomial, Binomial Negativa y la Poisson, dado que estas distribuciones modelizan de manera adecuada fenómenos cuyo resultado es la ocurrencia o no de un evento; para modelar la severidad de cada evento se emplearon las distribuciones Normal, Exponencial y Weibull.



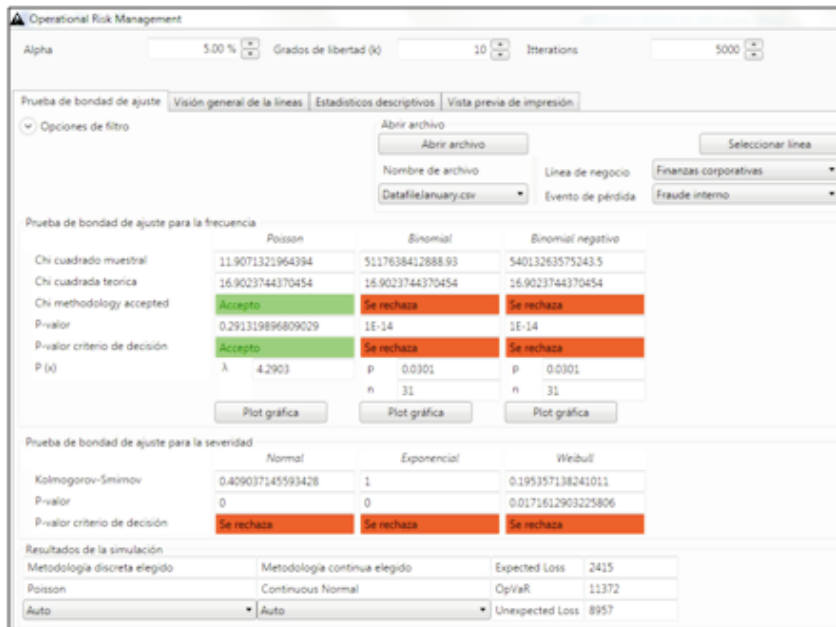


Figura 7. Pruebas de bondad de ajuste. Fuente: Elaboración propia.

Para seleccionar cuál de las tres distribuciones para modelar la frecuencia es la que mejor se ajusta a los datos se utilizó el test Chi-cuadrado. Como se puede observar en la Figura 7 dado que la diferencia entre el valor muestral, 11.90 y el valor teórico 16.90 es pequeña se concluye que en efecto los datos se ajustan a una distribución Poisson con media  $\lambda=4.29$ . Con el fin de proporcionar una prueba mucho más validada el S.I. calcula el menor nivel de significancia al cual puede rechazarse la hipótesis nula obteniendo un valor P de  $0.29 > 0.05 = \alpha$ , lo que ratifica el ajuste, el cual se indica por medio de un color verde. Es de anotar que las diferencias para las distribuciones Binomial y Binomial negativa son tan grandes y los valores P tan pequeños que inmediatamente el S.I. las rechaza señalando con color rojo que no es adecuado tomar estas distribuciones para los futuros cálculos.

De forma similar, en el siguiente bloque, se muestran los resultados de la prueba Kolmogorov- Smirnov para el ajuste de las distribuciones Normal, Exponencial y Weibull. En este caso se puede observar que los datos de severidad no se ajustan a ninguna de las distribuciones en consideración, entonces, el S.I. asume una distribución empírica para los cálculos posteriores.

En la parte inferior se muestra que el valor de la pérdida esperada para el siguiente año es de \$2.415, la pérdida inesperada causada por eventos no identificados es de \$8.957 y que el VaR operacional, es decir la máxima pérdida es de \$11.372, con un 95% de confianza; con estos valores posteriormente se construye una matriz que resume las pérdidas estimadas, como se observa en la Figura 8.



Figura 8. Matriz de pérdidas. Fuente: Elaboración propia.

Finalmente en la Figura 9 se muestran los reportes generados con el consolidado de todos los resultados obtenidos (el mes analizado, ventana de observación, número de días que se están analizando, estadísticos descriptivos, pruebas de bondad de ajuste, pérdida esperada, pérdida inesperada, VaR por riesgo operacional y las gráficas).

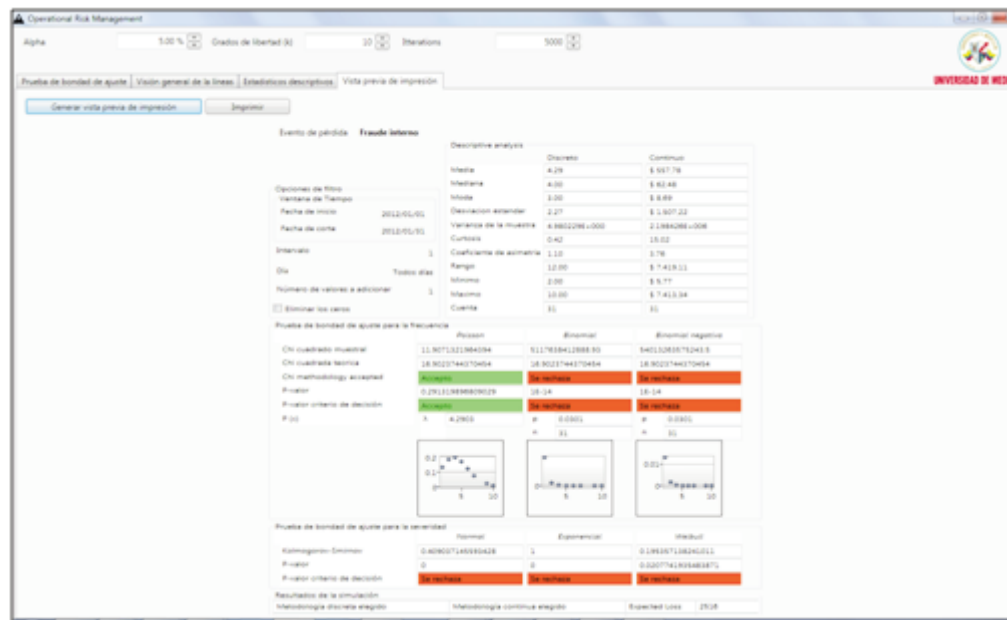


Figura 9. Reporte consolidado de resultados. Fuente: Elaboración propia.

## 7. Conclusiones

Los Sistemas de Información se han convertido en una herramienta fundamental para mejorar la eficiencia y la eficacia en los procesos complejos de toma de decisiones, y en particular, en aquellos en los que intervienen variables cuantitativas y grandes volúmenes de datos.

En este artículo se presentan el diseño arquitectónico y la implementación del sistema de información Operational Risk Management, aplicable para la cuantificación del riesgo operacional. El sistema facilita el procesamiento de la información necesaria para el cumplimiento de los estándares internacionales planteados por los Acuerdos de Basilea para el cálculo de la carga de capital por riesgo operacional. Se describen los componentes arquitectónicos del sistema, sus funcionalidades y la implementación para la obtención de la matriz de pérdidas estimadas y el cálculo del VaR operacional.

En este contexto, la utilización de las arquitecturas basadas en filtros ha permitido comprender el proceso por el cual deben pasar los datos de las simulaciones y la ventaja de requerir un menor acople entre componentes en cuanto a la entrada y salida de datos. Adicionalmente este tipo de arquitecturas le brindan al sistema escalabilidad y capacidades de expansión fácilmente configurables de acuerdo con las necesidades de las entidades que utilizan la herramienta.

El Sistema de Información ha sido validado en Colombia por una entidad financiera que desde hace algún tiempo ha usado la herramienta para la elaboración de los informes requeridos por los entes reguladores. Lo anterior ha permitido validar la precisión de las metodologías utilizadas para calcular el riesgo operacional, así como el buen funcionamiento del sistema al cumplir con las exigencias correspondientes a la regulación y las expectativas de control que tiene la entidad.

Para concluir, cabe resaltar que los resultados obtenidos no solamente cumplen con propósitos académicos de investigación, sino que también permiten obtener una valoración de los modelos empleados en la práctica y abren importantes perspectivas a considerarse sobre los beneficios de una administración eficiente de riesgos financieros.

La oportunidad de investigación futura la definimos en los siguientes elementos: 1) Generalizar el método de (Coin, 2008) para distribuciones sesgadas de colas pesadas; este aspecto es fundamental para las pruebas de bondad de ajuste del presente trabajo, en tanto que permite abordar distribuciones como la Gama, la exponencial, la Weibull entre otras; 2) Generalizar el método de (Coin, 2008) para distribuciones de cola corta sesgadas, aquí el método cobra interés en tanto permite explorar el ajuste a otras distribuciones como la importante familia de betas; 3) Extender los dos métodos anteriores a muestras pequeñas; para ello deben abordarse los dos grandes supuestos de independencia y homocedasticidad. 4) Estudiar en el contexto de regresión polinomial bajo muestras pequeñas otras distribuciones sesgadas y simétricas como las elípticas.

El equipo de investigadores contempla incluir gráficas como histogramas, QQ-plot, PP-ploty otras funciones de distribución tanto continuas como discretas. Se avanza en el desarrollo de otros S.I. con una arquitectura similar a la expuesta en el presente trabajo, para la cuantificación del riesgo por lavado de activos y riesgo de liquidez. En este sentido se tienen avances sustanciales en el desarrollo de una suite que agrupa los aplicativos en mención (Echeverri-Arias et al., 2015).

## Agradecimientos

Los autores expresamos nuestro agradecimiento a la Universidad de Medellín, por el apoyo concedido en el proyecto de investigación #645 y al doctorado en modelación y computación científica. Así mismo agradecemos al Instituto Tecnológico Metropolitano (ITM) por su apoyo al proyecto P10224.

### Cómo citar este artículo / How to cite this paper

Arias-Serna, M. A.; Echeverri-Arias, J. A.; Murillo-Gómez, J. G.; Caro-Lopera, F. J.; Franco-Arbeláez, L. C. (2017). Arquitectura de software para la medición del riesgo operacional en entidades del sector financiero. *International Journal of Information Systems and Software Engineering for Big Companies (IJSEBC)*, 4(1), 21-32. ([www.ijsebc.com](http://www.ijsebc.com))

## Referencias

- Clements, R. K. (2001). *Evaluating Software Architectures*. Addison Wesley.
- Coin, D. (2008). A goodness-of-fit test for normality based on polynomial regression. *Computational Statistics and Data Analysis*, (52), 2185-2198.
- Comité de Supervisión Bancaria (2010). Marco internacional para la medición, seguimiento y regulación de riesgo de liquidez. Banco de pagos internacionales, Suiza.
- D'Agostino, R.; Stephens, M. (1986). *Goodness-of-Fit Techniques*. Marcel Dekker, New York.
- Daniel, E. W. (1979). *Bioestadística: Base para el análisis de las ciencias de la salud*. Editorial Limusa, Mexico.
- Darling, T. A. (1954). A test of goodness of fit. *J. Amer. Statist. Assoc.*, (49), 141-160.
- Derek, P.; Ziyen, L. (2014). A multi-pipeline architecture for high-speed packet classification. *Computer Communications*, 1(1), 84-98.
- Echeverri-Arias, J. A.; Murillo-Gómez, J. G.; Arias-Serna, M. A.; Franco-Arbeláez, L. C.; Klein, C. (2015). Design of information system for the liquidity risk management in financial institutions. *Atas da 10ª Conferência Ibérica de Sistema*. Portugal.
- Geary, R. (1936). Moments of the ratio of the mean deviation to the standard deviation for normal samples. *Biometrika*, (28), 295-307.
- Ian, S. (2005). *Ingeniería del software*. Addison Wesley, New York.
- Jarque, A. B. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Econom. Lett.*, (6), 255-259.
- Kolmogorov, A. (1933). Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *Giornale dell' Istituto Italiano Attuari*, (4), 83-91.
- L. Bass, P. C. (1998). *Software Architecture in practice*. Addison-Wesley.
- Michael S. Gibson, F. R. (1998). The Implications of Risk Management Information Systems for the Organization of Financial Firms. Board of Governors of the federal reserve system international finance Discussion , 31(4), 469-478.
- Murillo, J.; Franco, C.; Arias, M. (2014). *Riesgo Operativo: Técnicas de modelación cuantitativa*. Sello editorial Universidad de Medellín, Medellín.
- Rockafellar, T.; Uryasev, T. (2002). Conditional Value-at-Risk for general loss distributions. *Journal of Banking and Finance*, 26(2), 1443-1471.
- Shapiro, S.; Wilk, M. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, (52), 591-611.
- Takala, J.; Nikara, J.; Akopian, D.; Astola, J.; Saarinen, J. (2000). Pipeline architecture for 8x8 discrete cosine transform. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 6, 3303-3306.
- Thode, H. (2002). *Testing for normality*. Marcel Dekker, New York.

