

## **Riesgo operacional en la banca trasnacional: un enfoque bayesiano**

José Francisco Martínez-Sánchez\*  
Francisco Venegas-Martínez\*\*

Fecha de recepción: 16/II/2012

Fecha de aceptación: 23/VIII/2012

### **Resumen**

Este trabajo identifica y cuantifica a través de un modelo de red bayesiana (RB) los diversos factores de riesgo operacional (RO) asociados con las líneas de negocio de bancos trasnacionales. El modelo de RB es calibrado mediante datos de eventos que se presentaron en las distintas líneas de negocio, de dichos bancos, durante 2006-2009. A diferencia de los métodos clásicos, la calibración del modelo de RB incluye fuentes de información tanto objetivas como subjetivas, lo cual permite capturar de manera adecuada la interrelación (causa-efecto) entre los diferentes factores de riesgo, lo cual potencializa su utilidad como se muestra en el análisis comparativo que se realiza entre los enfoques RB y clásico.

**Clasificación JEL:** D81, C11, C15.

**Palabras Clave:** Riesgo operacional, análisis bayesiano, simulación Monte Carlo.

### **Abstract**

This paper identifies and quantifies through a Bayesian Network model (BN) the various factors of Operational Risk (OR) associated with business lines of transnational banks. The BN model is calibrated with data from events that occurred in different lines of business of such banks during 2006-2009. Unlike classical methods, the BN model calibration include information sources from both objective and subjective, allowing more adequately

---

\* Escuela Superior de Apan, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo. Dirección: Abasolo 600, Colonia Centro, Pachuca de Soto Hidalgo.

Correo electrónico: jmartinez@uaeh.edu.mx

\*\* Escuela Superior de Economía, Instituto Politécnico Nacional. Dirección: Unidad Profesional Lázaro Cárdenas, Plan de Agua Prieta, No. 66, Col. Plutarco Elías Calles, Delegación Miguel Hidalgo, C.P. 11340 México, Distrito Federal.

Correo electrónico: fvenegas1111@yahoo.com.mx

capture the relationship (cause and effect) amongst the various elements of operational risk. Which potentiates its utility as shown in the comparative analysis performed between RB and classical approaches.

**JEL Classification:** D81, C11, C15.

**Keywords:** Operational risk, Bayesian Analysis, Monte Carlo Simulation.

### **Introducción**

El enfoque bayesiano es una alternativa viable para el análisis de riesgos en condiciones de incertidumbre. Por construcción, los modelos bayesianos incorporan información inicial a través de una distribución de probabilidad *a priori*, mediante la cual se puede incluir información subjetiva en la toma de decisiones, como: la opinión de expertos, el juicio de analistas o las creencias de especialistas. Este trabajo utiliza un modelo de red bayesiana (RB) para examinar la interrelación entre factores de riesgo operacional<sup>1</sup> (RO) en las distintas líneas de negocio del sector bancario transnacional. El modelo RB propuesto, se calibra con datos observados en eventos que se presentaron en las distintas líneas de negocio de bancos transnacionales, y con información obtenida de los expertos o externa;<sup>2</sup> el periodo de análisis es de 2006 a 2009.

El riesgo operacional usualmente involucra una pequeña parte de las pérdidas totales anuales de la banca comercial; sin embargo, en el momento en que ocurre un evento de riesgo operacional extremo, este puede causar pérdidas notables. Por esta razón, los grandes cambios dentro de la industria bancaria en la escala mundial están dirigidos a contar con mejores políticas y con recomendaciones en materia de riesgo operacional.

Llama la atención que existen en la literatura especializada diversas técnicas estadísticas para identificar y cuantificar RO, las cuales tienen como supuesto fundamental la independencia entre eventos de riesgo; véase, por ejemplo: Degen, Embrechts, y Lambrigger (2007), Moscadelli (2004) y Embrechts, Furrer y Kaufmann (2003). No obstante, como se muestra en los trabajos de Aquaro *et al.* (2009), Supatgiat, Kenyon y Heusler (2006), Marcelo (2004), Neil, Marquez y Fenton (2004) y Alexander (2002), existe una relación causal entre los factores de RO.

---

<sup>1</sup> También conocido como riesgo operativo.

<sup>2</sup> Cuando se haga referencia a expertos, se trata de funcionarios bancarios que tienen la experiencia y conocimiento sobre la operación y administración de las líneas de negocio del banco.

A pesar de la existencia de trabajos como los de Reimer y Neu (2003), Reimer y Neu (2002), Kartik y Reimer (2007), Leippold (2003), Aquaro *et al.* (2009), Neil, Marquez y Fenton (2004) y Alexander (2002), que abordan de manera general la aplicación de las RB en la administración del RO, no existe una guía completa sobre cómo clasificar los eventos de RO, cómo identificarlos, cómo cuantificarlos y cómo calcular el capital económico de manera consistente.<sup>3</sup> En razón de ello, este trabajo pretende cerrar esas brechas, primero estableciendo estructuras de información sobre eventos de RO de manera que sea posible identificar, cuantificar y medir el RO y, posteriormente, cambiando el supuesto de independencia de eventos para modelar de manera realista el comportamiento causal de los eventos de RO.

La posibilidad de utilizar funciones de distribución condicionales (discretas o continuas), calibrar el modelo con fuentes de información tanto objetivas como subjetivas y establecer una relación causal entre los factores de riesgo es, precisamente, lo que distingue a esta investigación de los modelos estadísticos clásicos.

El trabajo se organiza como se plantea enseguida. En la sección 1, se presenta la tipología que se empleará para el cálculo de RO de acuerdo con la Asociación de Intercambio de Datos de Riesgo Operacional (ORX en inglés). En la sección 2, se presentan los principales métodos para medir el RO. En la sección 3, se analiza el marco teórico para el desarrollo del trabajo, enfatizando sobre las características y bondades de las RB's. En la sección 4, se describe la problemática que se pretende resolver así como el alcance de la aplicación del modelo. La sección 5 es la parte central del trabajo, se construyen dos redes: una para la frecuencia y la otra para la severidad; para cuantificar cada nodo de las redes y obtener las probabilidades *a priori*, se "ajustan" distribuciones de probabilidad para los casos donde existe información histórica (2006-2009); en caso contrario, se recurre a la opinión o juicio de los expertos<sup>4</sup> para obtener las probabilidades correspondientes. Una vez que se cuenta con las probabilidades *a priori* de las dos redes, se procede a calcular las probabilidades *a posteriori* a través de algoritmos de inferencia bayesiana, específicamente se utiliza el algoritmo *junction tree*.<sup>5</sup> En la sección 6, se calcula el riesgo operacional condicional<sup>6</sup>

---

<sup>3</sup> Usualmente, para medir la máxima pérdida esperada (o capital económico) por RO, se utiliza el Valor en Riesgo Condicional (CVaR).

<sup>4</sup> "Expertos" son personas que conocen los procesos de negocio analizados y que en caso de que no se cuente con información estadística, se recurre a ellos para obtener probabilidades subjetivas de eventos que son importantes durante la generación de los modelos probabilísticos.

<sup>5</sup> Ver apéndice A.

<sup>6</sup> Las cifras están en euros en virtud de que la fuente información es un organismo de la comunidad europea, los autores decidieron mantener la misma denominación para el

“agregando” las distribuciones *a posteriori*, frecuencia y severidad, a través de simulación Monte Carlo. Con la finalidad de validar el modelo bayesiano en la sección 7 se calcula el valor en riesgo operacional utilizando el modelo clásico y se comparan resultados con el modelo bayesiano.

## 1. Tipos de eventos de riesgo operacional

### 1.1 Fraudes externos

En este apartado se describen los eventos de riesgo operacional relacionados con fraudes externos, según la ORX:

- a) Fraudes y robos  
Son las pérdidas debidas a los actos fraudulentos, apropiación indebida de bienes o burlar la ley, por un tercero, sin la ayuda de personal del banco.
- b) Sistemas de seguridad  
Se aplica a todos los acontecimientos relacionados con el acceso no autorizado a archivos de datos electrónicos que no son empleados con fines de lucro, incluso si el evento cayera en una categoría diferente (p. ej., el fraude externo), si se llevara a cabo por otros medios.

### 1.2 Fraudes internos

Los eventos de riesgo operacional relacionados con fraudes internos se describen a continuación:

- a) Fraudes y robos  
Son las pérdidas debidas a los actos fraudulentos, apropiación indebida de bienes o evasión de la regulación o política de la empresa que implica la participación de personal interno.
- b) Actividades no autorizadas  
Son las pérdidas ocasionadas por operaciones no reportadas intencionalmente, operaciones no autorizadas o posiciones no registradas intencionalmente.
- c) Sistemas de seguridad  
Esta categoría se aplica a todos los eventos que involucra el acceso no autorizado a los archivos de datos electrónicos, para el beneficio personal, con la asistencia de los empleados.

### *1.3 Daño malintencionado*

Entre las pérdidas debidas a actos de maldad, rencor, terrorismo o similares, sin fines de lucro, están:

- a) Daño deliberado  
Corresponde a los hechos vandálicos, con exclusión de los eventos en los sistemas de seguridad.
- b) Terrorismo  
Se define como el daño mal intencionado provocado por actos terroristas, con exclusión de los eventos en los sistemas de seguridad.
- c) Sistemas de seguridad (externo)  
Incluyen eventos de seguridad de los sistemas externos deliberados, sin fines de lucro (por ejemplo, la propagación de virus, etc.), realizados por un tercero sin la asistencia de personal interno.
- d) Sistemas de seguridad (interno)  
Incluye eventos deliberados en la seguridad de los sistemas internos, sin fines de lucro (por ejemplo, la propagación de virus, etc.), con la participación de personal interno.

### *1.4 Prácticas laborales y seguridad en el lugar de trabajo*

Son las pérdidas derivadas de actuaciones incompatibles con las leyes laborales, la salud o la seguridad o acuerdos de pago de reclamaciones por lesiones corporales, o de eventos discriminatorios; y se incluyen en esta categoría, los programas de seguro obligatorios para trabajadores y la regulación sobre la seguridad en el lugar de trabajo.

### *1.5 Clientes, productos y prácticas de negocio*

Aluden a las pérdidas derivadas del incumplimiento involuntario o negligente de una obligación profesional para clientes concretos (incluidos requisitos fiduciarios y de adecuación), o por el diseño de un producto.

### *1.6 Desastres y accidentes*

Se denomina a las pérdidas derivadas por daños a activos físicos, por desastres naturales u otros eventos, como accidentes de tránsito.

### *1.7 Fallas en tecnología e infraestructura*

Son las pérdidas ocasionadas por fallas en el negocio o en los sistemas.

- a) Fallas en tecnología e infraestructura, como: hardware, software y telecomunicaciones.
- b) Administración de procesos, fallas en la operación o en la administración de procesos.

## **2. Medición del riesgo operacional**

La globalización de las entidades financieras y las regulaciones locales laxas llevan a reflexionar en los riesgos provenientes de las instituciones financieras sistemáticamente importantes, incluidas aquellas demasiado grandes para quebrar. En este sentido, existen diversas aportaciones teóricas y prácticas para encontrar mecanismos eficientes que ofrezcan un capital mínimo requerido, para hacer frente a pérdidas por riesgos y evitar con ello un posible contagio y, en consecuencia, un riesgo sistémico. Dentro de las metodologías para predecir la probabilidad de “default” o el incumplimiento de una empresa, destaca la fórmula “*Z*” *score*, que fue publicada en 1968 por Edward I. Altman (1968) y el modelo de Taffler en 1983; sin embargo, tienen la desventaja de generar inferencias sesgadas, según el tipo de distribución de los datos muestrales.

Por otra parte, y en un sentido sistémico, el Fondo Monetario Internacional en el documento denominado “Instrumentos de política para remar contra la corriente en América Latina”, publicado en julio de 2011, establece la incorporación de herramientas y regulaciones macroprudenciales (MaP) como complemento a las medidas macroeconómicas tradicionales.

Las políticas MaP,<sup>7</sup> junto con las políticas monetarias y fiscales prudentes y las políticas microprudenciales (MiP), ayudan a administrar el ciclo financiero y a reducir la probabilidad de ciclos de auge y caída. También ayudan a evitar la acumulación de vulnerabilidades que exponen al sistema financiero a presiones adicionales en la parte descendente del ciclo, por ejemplo, las ventas masivas relacionadas con el aumento en la interconectividad del sistema financiero.

---

<sup>7</sup> Política MaP: dirigida a prevenir costos económicos y sociales de las dificultades financieras sistémicas.

Política MiP: intenta reducir la probabilidad de incumplimiento de las instituciones, en lo individual, aceptando el riesgo sistémico como una situación dada.

De la aplicación de estas herramientas se pueden mencionar, entre otras, las siguientes: requisitos de capital anticíclico (Basilea II, 2010), aprovisionamiento dinámico (Bolivia, 2008), requisitos de liquidez (Nueva Zelanda, 2010), herramientas para administrar el riesgo de crédito en divisas (Perú, 2010), impuesto a la entrada de capitales (Brasil, 2011). En esta lógica, los gobiernos deberán trabajar y evaluar los instrumentos que mejor se adapten y apoyen a sus políticas macro y microeconómicas y que, por tanto, disminuyan un potencial riesgo sistémico.

Por su propia naturaleza, un evento de riesgo operacional puede generar pérdidas considerables, incluso una empresa o banco puede declararse en banca rota, de aquí la importancia de medirlo y cuantificarlo; los métodos para la cuantificación y medición del riesgo operacional varían, desde los más simples hasta métodos de gran complejidad, y entre modelos que consideran un solo indicador y modelos estadísticos muy sofisticados.

### *2.1 Métodos para medir el riesgo operacional*

A continuación se describen, brevemente, los métodos existentes en la literatura para medir el RO (véase, por ejemplo: Heinrich (2006) y Basilea II (2001a) y (2001b)).

- 1) Los métodos "*Top-Down*" de Indicador simple. Este método fue elegido por el Comité de Basilea como una primera aproximación al cálculo del riesgo operacional. Un solo indicador como el ingreso total de la institución, o la volatilidad del ingreso o los gastos totales se pueden considerar como el cargo total a cubrir por este riesgo.
- 2) Los Métodos "*Bottom-Up*" que incluyen el juicio de un experto. La base para el análisis de un experto es un conjunto de escenarios. Los expertos identifican los riesgos y sus probabilidades de ocurrencia.
- 3) Medición interna. El Comité de Basilea propone el método de medición interna como un procedimiento más avanzado para calcular el costo de capital regulatorio.
- 4) Enfoque estadístico clásico. Análogamente a lo que se ha utilizado en los métodos de cuantificación para el riesgo de mercado y, más recientemente, para el riesgo de crédito, también se ha avanzado en la investigación relativa a los métodos de cálculo para el riesgo operacional. Sin embargo, contrario a lo que sucede con el riesgo de mercado, es muy difícil encontrar un método estadístico ampliamente aceptado.

- 5) Modelos causales. Como alternativa a la estadística clásica surgen los modelos causales, que suponen dependencia entre eventos de riesgo; en otras palabras, cada evento representa una variable aleatoria (discreta o continua) con función de distribución condicional. Para los eventos que no cuenten con registros históricos o bien cuya calidad no sea la requerida, se recurre a la opinión o juicio de los expertos para determinar las probabilidades condicionales de ocurrencia. La herramienta para modelar esta causalidad son las RB, las cuales se fundamentan en el teorema de Bayes y la topología de redes.

### 3. Marco teórico

En esta sección se presenta la teoría que soporta el desarrollo del trabajo. Se inicia con una discusión sobre el VaR condicional como medida de riesgo “coherente”, en el sentido de Artzner, Delbaen, Eber y Heath (1998). Después se utiliza el enfoque bayesiano para la construcción de RB, destacando sus ventajas con respecto al enfoque clásico en el estudio del RO.

#### 3.1 Valor en riesgo condicional (CVaR)

De acuerdo con Panjer (2006), el *CVaR* (*Conditional Value at Risk*) o *Expected Shortfall* (ES) es una medida alternativa al *VaR*, que cuantifica las pérdidas que se pueden encontrar en las colas de las distribuciones.

*Definición 1.* El *VaR* condicional se define como la pérdida esperada para los casos en donde la pérdida de valor del portafolio exceda el valor del *VaR*.

Si  $X$  denota la variable aleatoria de pérdida: el *CVaR* de  $X$  a un nivel de confianza del  $(1 - p) \times 100\%$ , denotado por  $CVaR_p(X)$ , es la pérdida esperada dado que las pérdidas totales exceden el cuantil  $100p$  de la distribución de  $X$ . Para distribuciones arbitrarias se puede escribir  $CVaR_p(X)$ , como:

$$CVaR_p(X) = E[X|X > x_p] = \frac{\int_{x_p}^{\infty} x dF(x)}{1 - F(x_p)} \quad (1)$$

donde  $F(x)$  es la función de distribución acumulada de  $X$ . Además, para distribuciones continuas se puede usar la función de densidad para escribir lo anterior como:

$$CVaR_p(X) = E[X|X > x_p] = \frac{\int_{x_p}^{\infty} xf(x)dx}{1 - F(x_p)} = \frac{\int_p^1 VaR_u(x)du}{1 - p} \quad (1.2)$$

Así, el *CVaR* se puede ver como el promedio de todos los valores *VaR* sobre el nivel de confianza *p*. Además *CVaR* puede escribirse, como:

$$CVaR_p(X) = E[X|X > x_p] = x_p + \frac{\int_{x_p}^{\infty} (x - x_p)dF(x)}{1 - F(x_p)} = VaR_p(X) + e(x_p) \quad (2)$$

donde  $e(x_p)$  es la media de excesos de la función de pérdidas.<sup>8</sup>

### 3.2 El paradigma bayesiano

En el análisis estadístico existen dos paradigmas filosóficos, el frecuentista y el bayesiano. La diferencia fundamental se relaciona con la definición de probabilidad. Los frecuentistas señalan que la probabilidad de un evento es el límite de su frecuencia relativa en el largo plazo; mientras que los bayesianos sostienen que la probabilidad es subjetiva, un nivel de creencias que se actualiza con la incorporación de nueva información; la probabilidad subjetiva (creencias) fundamentada sobre una base de conocimientos constituye la probabilidad *a priori*. La probabilidad *a posteriori* representa la actualización de las creencias.

Un tomador de decisiones bayesiano aprende y revisa sus creencias con base en la nueva información que tenga disponible. Desde el punto de vista bayesiano, las probabilidades son interpretadas como niveles de creencias. Por lo tanto, el proceso de aprendizaje bayesiano consiste en estar revisando y actualizando probabilidades. El teorema de Bayes es el medio formal para poner en práctica lo anterior.<sup>9</sup>

### 3.3 Teorema de Bayes

El teorema de Bayes es una regla que puede ser utilizada para actualizar creencias con base en nueva información, por ejemplo, datos observados.

---

<sup>8</sup> Para un análisis completo sobre la no coherencia del VaR, se recomienda revisar Venegas-Martínez (2006).

Para una revisión del teorema de Bayes ver, por ejemplo, Zellner (1971).

*Definición 2.* Si se denota  $E$  como la evidencia, y se supone que un experto cree que se puede asociar con una probabilidad  $P(E)$ , entonces el teorema de Bayes (TB) dice que después de observar los datos  $D$ , las creencias sobre  $E$  son ajustadas de acuerdo con la siguiente expresión:

$$P(E/D) = \frac{P(D|E)P(E)}{P(D)} \quad (3)$$

donde

- 1)  $P(D|E)$  es la probabilidad condicional de los datos, dado que la evidencia *a priori*  $D$  es cierta.
- 2)  $P(D)$  es la probabilidad incondicional de los datos,  $P(D) > 0$ ; también se puede expresar, como:

$$P(D) = P(E|D)P(E) + P(D|E^c)P(E^c) \quad (3.1)$$

La probabilidad de  $E$ , antes de tener los datos  $P(E)$ , es llamada probabilidad *a priori*; una vez actualizada  $P(E|D)$ , es denominada probabilidad *a posteriori*.

*Definición 3.* Se reescribe la forma continua del TB, de la siguiente manera:

$$P(\theta|y) \propto L(\theta|y)\pi(\theta) \quad (4)$$

donde  $\theta$  es un parámetro desconocido a estimar,  $y$  es un vector de observaciones, registradas,  $\pi(\theta)$  es una distribución *a priori* que depende de uno o más parámetros, denominados hiper-parámetros,  $L(\theta|y)$  es la función de verosimilitud para  $\theta$  y  $P(\theta|y)$  es la distribución *a posteriori* de  $\theta$  (actualización de la distribución *a priori*).

Dos preguntas surgen de lo anterior, cómo traducir la información *a priori* en su forma analítica,  $\pi(\theta)$  y qué tan sensible es la inferencia *a posteriori* a la selección de la *a priori*; estas preguntas han sido un amplio tema de interés en la literatura bayesiana.<sup>10</sup>

---

<sup>10</sup> Ver Ferguson (1973).

### 3.4 Inferencia bayesiana

La distribución *a posteriori* del parámetro o vector de parámetros  $\theta$ , dada la información y denotada por  $P(\theta|y)$ , es obtenida a través de la aplicación del teorema de Bayes. En una combinación de datos y de la distribución *a priori*, la distribución *a posteriori* contiene la información relevante sobre el parámetro desconocido.

### 3.5 Redes bayesianas

Una RB es una gráfica que representa el dominio de las variables de decisión, las relaciones cuantitativas y cualitativas de estas y sus medidas de probabilidad. Una RB también puede incluir funciones de utilidad que representan las preferencias del tomador de decisiones.

Una importante característica de las RBs es su forma gráfica, lo cual permite representar de una forma visual complicados razonamientos probabilísticos. Otro aspecto a destacar es la parte cuantitativa de las RBs, que permite incorporar elementos subjetivos como la opinión de expertos y las probabilidades basadas en datos estadísticos. No obstante, quizá la característica más importante de una RB descansa en que es una representación directa del mundo real y no, un proceso de razonamiento.

*Definición 4.* Las redes bayesianas son gráficas dirigidas acíclicas (GDAs). Una gráfica es un conjunto de nodos unidos por arcos. Si entre cada par de nodos hay una relación de precedencia representada por arcos, entonces, la gráfica es dirigida.

*Definición 5.* Un ciclo es una trayectoria que inicia y termina en el mismo nodo.

*Definición 6.* Una trayectoria es una serie de nodos contiguos conectados por arcos dirigidos.

Cada nodo en una RB se asocia con un conjunto de tablas de probabilidades. Los nodos representan las variables de interés, las cuales pueden ser discretas o continuas. Una red causal, de acuerdo con Pearl (2000), es una RB con la propiedad adicional de que los nodos “padres” son las causas dirigidas.<sup>11</sup>

---

<sup>11</sup> Para una revisión de la Teoría de las RB, revisar Jensen (1996).

### 3.5.1 Algoritmos para cálculo de inferencia en redes bayesianas

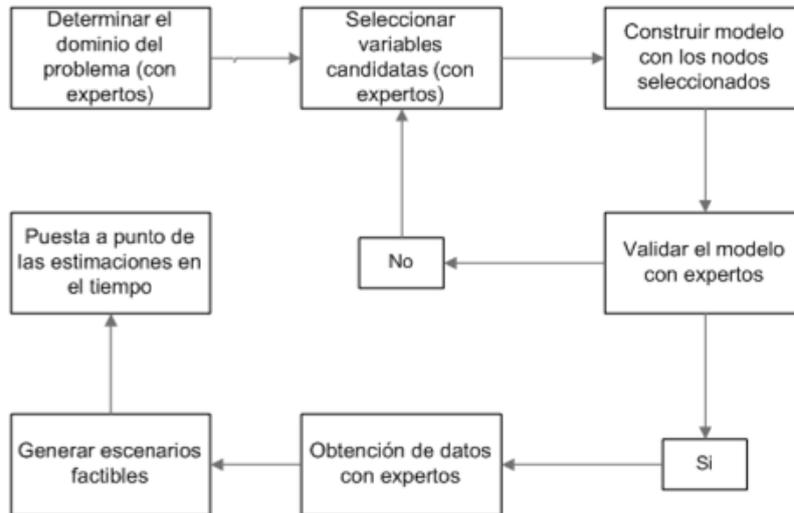
Una red bayesiana es empleada básicamente para inferencia a través del cálculo de las probabilidades condicionales, dada la información disponible hasta el momento para cada nodo (creencias). Existen dos clases de algoritmos para el proceso de inferencia, el primero genera una solución exacta y el segundo produce una solución aproximada con alta probabilidad. Entre los algoritmos de inferencia exacta se tienen, por ejemplo: *polytree*, *clique tree*, *junction tree*, *algorithms of variable elimination* y *method of Pear*.

El uso de soluciones aproximadas es motivado por el crecimiento exponencial de tiempo del procesamiento requerido para soluciones exactas; de acuerdo con Guo y Hsu (2002), este tipo de algoritmos puede agruparse en *stochastic simulation*, *model simplification methods*, *search based methods* y *loopy propagation methods*, el más conocido es el de simulación estocástica, el cual se divide en *importance sampling algorithms* y *Markov Chain Monte Carlo (MCMC) methods*.

## 4. Construcción de una red bayesiana para bancos transnacionales asociados a la ORX

En la gráfica 1, se muestra un flujograma simple para construir una RB. El primer paso consiste en definir el dominio del problema donde se especifique el propósito de la RB. Posteriormente, se identifican las variables o nodos importantes en el dominio del problema. Después, se representa en forma gráfica la interrelación entre nodos o variables. El modelo resultante debe ser validado por los expertos en el tema. En caso de haber desacuerdo entre ellos se regresa a uno de los pasos anteriores hasta alcanzar el consenso. Los últimos tres pasos son: incorporar la opinión de los expertos (referida como la cuantificación de la red), crear escenarios factibles con la red (aplicaciones de redes) y poner a punto las estimaciones en el tiempo (mantenimiento de la red).

Gráfica 1  
Diagrama de flujo RB



Fuente: elaboración propia.

#### 4.1 Problemática

Los principales problemas a que se enfrenta un administrador de riesgo que emplea RB, son: ¿cómo implementar una red bayesiana?; ¿cómo modelar su estructura?; ¿cómo cuantificarla?; ¿cómo utilizar datos subjetivos (de expertos) u objetivos (estadísticos), o ambos?; ¿qué instrumentos se deben utilizar para obtener mejores resultados?; ¿y, cómo validar el modelo? Las respuestas a estos cuestionamientos se abordarán en el momento correspondiente a la aplicación del modelo bayesiano.

El objetivo principal de la aplicación consiste en elaborar una guía para implementar una RB, a fin de administrar el riesgo operacional en bancos trasnacionales asociados con la ORX. Asimismo, se pretende generar una medida consistente del capital económico necesario para hacer frente a pérdidas derivadas de eventos de riesgo operacional.

#### *4.2 Alcances de la aplicación*

El caso de estudio se enfoca en el análisis de los eventos de riesgo operacional que se presentaron en las líneas de negocios de bancos transnacionales asociados con la Operational Riskdata eXchange Association.<sup>12</sup> Una vez identificados los factores de riesgo asociados con cada línea de negocio (finanzas corporativas, ventas, banca al menudeo, banca comercial, banca privada, compensación, servicios de consultoría, administración de activos y liquidación), se definen los nodos que formarán parte de la red bayesiana, estos corresponden a variables aleatorias que pueden ser discretas o continuas y que tienen asociadas distribuciones de probabilidad.

Para el caso de que se tengan datos históricos relacionados con los nodos (variables aleatorias), se les ajusta una función de distribución, en caso contrario, se recurre a los expertos o fuentes externas para determinar las probabilidades de ocurrencia o el parámetro de alguna función de probabilidad conocida. Los datos disponibles son mensuales y abarcan el periodo 2007-2009; se calcula la máxima pérdida esperada mensual de los bancos transnacionales asociados con la ORX.

### **5. Construcción y cuantificación del modelo**

Los nodos seleccionados son conectados con arcos dirigidos (con flechas), para formar una estructura que muestra la dependencia o relación causal entre estos.

La RB se divide en dos redes, una para modelar la frecuencia y la otra para la severidad. Lo anterior facilita su análisis y, una vez obtenidos los resultados por separado, se “agregan” a través del método de simulación Monte Carlo para obtener la pérdida esperada.

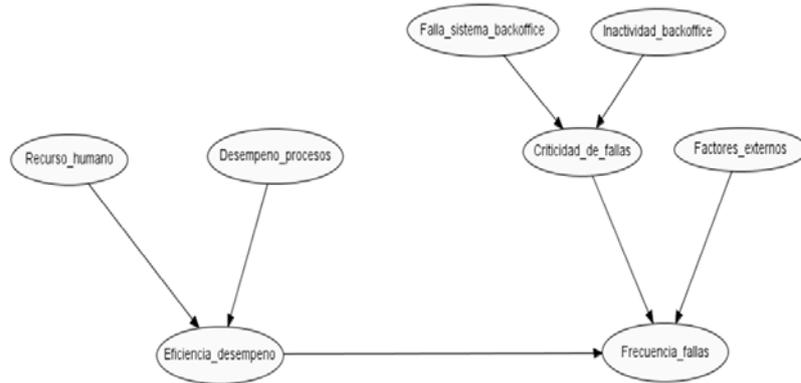
#### *5.1 Frecuencia*

La red completa de la frecuencia se muestra en la gráfica 2, la cual se genera a partir del análisis de factores de riesgo vinculados con las líneas de negocio bancarias.

---

<sup>12</sup> La ORX es una organización, sin fines de lucro, dedicada a la medición y gestión del riesgo operacional en la industria de servicios financieros globales.

Gráfica 2  
Red para frecuencia de fallas

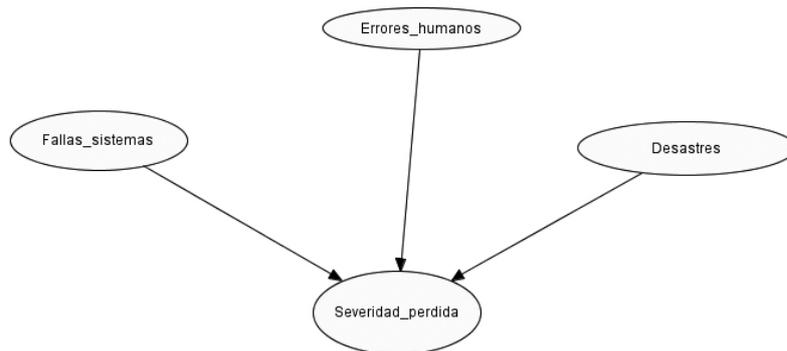


Fuente: elaboración propia.

### 5.2 Severidad

La red de la severidad se muestra en la gráfica 3, y está integrada por cuatro nodos, aunque requiere una cantidad importante de probabilidades. El nodo etiquetado como “severidad de pérdida” es la pérdida de dinero generado por eventos de riesgo operacional, los otros nodos se consideran variables informativas.

Gráfica 3  
Red para severidad de fallas



Fuente: elaboración propia.

A continuación se describen las características y estados de cada nodo de las redes de severidad y frecuencia, respectivamente.

Tabla 1  
**Nodos de la red de severidad**

<b>Nodo</b>	<b>Descripción</b>	<b>Estados (millones €)</b>
		0 a 300
Falla en sistemas	Fallas en los sistemas de información.	300 a 450
		450 a 600
		>600
		0 a 100
Errores humanos	Errores humanos que se traducen en pérdidas.	100 a 200
		200 a 300
		>300
		0 a 2
Desastres	Eventos externos como manifestaciones, atentados, entre otros.	2 a 4
		4 a 6
		>6
		0 a 200
Severidad de pérdidas	Pérdida esperada por eventos de riesgo operacional.	200 a 400
		400 a 600
		600 a 800
		800 a 1000
		>1000

Nota: Las cifras están en euros en virtud de que la fuente información es un organismo de la comunidad europea, los autores decidieron mantener la misma denominación para el análisis y conclusiones ya que no afecta el objetivo del trabajo de presentar una metodología general para el cálculo del riesgo operacional en el sector bancario.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2  
Nodos de la red de frecuencia

Nombre nodo	Descripción	Estados
Tiempo de inactividad del sistema Backoffice	Incluye el tiempo de inactividad del backoffice.	< 25 minutos 25 a 120 minutos > 120 minutos
Falla del sistema Backoffice	Tiempo de falla del sistema backoffice.	No crítico Crítico
Criticidad de fallas	Se refiere al nivel de criticidad de fallas.	Baja Media Alta
Factores externos	Número de eventos externos que no son susceptibles de preverse ni administrarse.	0,1,2,3,.....,17
Recurso Humano	Confiabilidad del recurso humano.	Todos confiables La mayoría confiable Algunos confiables
Desempeño de procesos	Desempeño en la operación de procesos.	Excelente Bueno Deficiente
Eficiencia en desempeño	Eficiencia del desempeño de personas y procesos.	Excelente Promedio Mal
Frecuencia de fallas	Número de fallas en un periodo de tiempo. Retrasos, pagos incorrectos, pagos mal direccionados, sin pago, pagos duplicados.	0 a 1500 1500 a 1700 1700 a 1750 1750 a 1800 1800 a 1850 1850 a 1900 >1900

Fuente: elaboración propia.

### 5.3 Cuantificación de la RB

En el enfoque bayesiano, los parámetros son tratados como variables aleatorias que siguen cierta distribución. Además, el conocimiento *a priori* acerca de la posible forma de esa distribución es modelada por una distribución *a priori* específica, sobre los parámetros. Esta distribución no depende necesariamente de los datos de estudio, sino que contiene la información y el conocimiento del experto acerca de la situación estudiada. De esta manera, aunque los datos originales presentan un coeficiente de correlación positivo, se asume que el conocimiento previo tiene poca importancia en los resultados y se deja que los datos hablen por sí solos.

Para cuantificar las redes bayesianas identificadas en la sección anterior, se utilizaron tanto datos objetivos como subjetivos. La información y las herramientas para su almacenamiento, procesamiento y extracción constituyen el principal insumo para el análisis bayesiano; por tanto, es condición necesaria mantener fuentes de información confiables y seguras, que sean congruentes con las buenas prácticas y estándares internacionales sobre seguridad y calidad de los sistemas de información, por ejemplo la ISO/IEC 73:2000 y la ISO 72:2006.

A continuación se describen las herramientas o técnicas que se emplearon para obtener, codificar y cuantificar los tipos de datos.

#### 5.3.1 Análisis estadístico de la red de frecuencia

En este apartado se analiza cada nodo de la red de frecuencia, para el caso de nodos con información histórica disponible, se ajusta<sup>13</sup> la distribución de probabilidades correspondiente y se calculan las probabilidades requeridas. Cuando no se cuenta con datos suficientes, se obtiene la información de los expertos o de fuentes externas. El nodo etiquetado como: **“Inactividad backoffice”**, presenta la siguiente distribución de probabilidad, misma que constituye las probabilidades *a priori*.

---

<sup>13</sup> Ajustar una distribución consiste en encontrar una función matemática, la cual represente de manera correcta a una variable estadística. Existen cuatro pasos para llevar a cabo el “ajuste”: 1) hipótesis sobre el modelo, 2) estimación de parámetros, 3) evaluación de la calidad de ajuste y 4) prueba estadística de la bondad de ajuste. Para realizar este trabajo se utilizó el lenguaje estadístico *R*, primero se graficó la distribución de frecuencias de los datos reales para proponer un modelo de distribución, después se realizaron diferentes estimaciones para encontrar el mejor parámetro. Finalmente, se realizó la prueba Kolmogorov-Smirnov (K-S) para determinar estadísticamente la bondad del ajuste, un *p*-value > 0.05 es indicador de un buen ajuste.

Tabla 3  
**Probabilidades “Inactividad backoffice”**

Tiempo de inactividad (minutos)	Probabilidad
<25	0.59
25 a 120	0.40
>120	0.01

Fuente: elaboración propia.

Con respecto al nodo etiquetado como: **“Falla sistema backoffice”**, se trata de datos asociados con riesgos derivados de la administración de bases de datos, de transacciones en líneas, de procesos batch, entre otros.

Lo que nos interesa calcular son las probabilidades de que el “sistema backoffice”, falle en horas “críticas”, o “no críticas”. Por lo tanto, considerando el conocimiento de los expertos y las fuentes externas, se calcula la tabla de probabilidad para este nodo de la red de frecuencia, las cuales corresponden a las probabilidades *a priori*.

Tabla 4  
**Probabilidades “Falla del sistema backoffice”**

Falla del sistema Backoffice	Probabilidad
Crítico	0.04
No crítico	0.96

Fuente: elaboración propia con información proporcionada por los expertos (Leer nota al pie número 4).

Tabla 5  
**Probabilidades condicionales “Críticidad de fallas”**

Inactividad backoffice	< 25 minutos		25 a 120 minutos		> 120 minutos	
	Crítico	No crítico	Crítico	No crítico	Crítico	No crítico
Falla sistema backoffice						
Baja	0.05	0.05	0.06	0.05	0.00	0.05
Media	0.10	0.25	0.04	0.20	0.05	0.15
Alta	0.85	0.70	0.90	0.75	0.95	0.80

Fuente: elaboración propia con información de expertos.

Con respecto a las probabilidades del nodo etiquetado como: **“Críticidad de fallas”**, son las que están condicionadas a las probabilidades de los nodos

anteriores, con lo cual se obtiene la siguiente tabla de probabilidades condicionales:

Existe una probabilidad condicional, dado que hay inactividad menor a 25 minutos del back-office y se presenta una falla crítica del mismo sistema, del 5% de que la criticidad sea baja, una probabilidad del 10% de que la criticidad sea media y una probabilidad del 85% de presentar una criticidad alta. Las otras probabilidades condicionales se leen de manera similar.

Los factores externos son eventos exógenos de riesgo operacional para los cuales no se tiene control ni registro, por tanto, se recurre a información externa o juicio de experto para estimar sus probabilidades de ocurrencia.

Tabla 6  
**Probabilidades “Factores externos”**

Estados	Probabilidades
1	0.489
2	0.39
3	0.05
4	0.04
5	0.02
6	0.01
>6	0.001

Fuente: elaboración propia con información de expertos o externa.

Existe una probabilidad del 49% de que se presente un evento externo de riesgo operacional, una probabilidad del 39% de que existan 2 eventos y una probabilidad acumulada del 12% de presentar más de dos eventos externos de riesgo operacional.

La confianza hacia el personal interno en el desempeño de sus funciones denotado por el nodo “**Recurso humano**”, tiene la siguiente distribución de probabilidades:

Tabla 7  
**Probabilidades “Recurso Humano”**

Recurso Humano	Probabilidades
Todos confiables	0.85
La mayoría confiable	0.1
Algunos confiables	0.05

Fuente: elaboración propia con información de expertos o externa.

El buen funcionamiento de las instituciones bancarias depende del desempeño de sus procesos, la madurez de estos se asocia a sistemas de gestión de la calidad en el nivel de proceso y producto. Las probabilidades del nodo etiquetado como “**Desempeño de procesos**” son, las siguientes:

Tabla 8  
**Probabilidades “Desempeño de procesos”**

<b>Desempeño de procesos</b>	<b>Probabilidades</b>
Excelente	0.82
Bueno	0.09
Deficiente	0.09

Fuente: elaboración propia con información de expertos o externa.

Con respecto a las probabilidades del nodo etiquetado, como: “**Eficiencia del desempeño**”, cabe señalar que son las que están condicionadas a las probabilidades de los nodos “**Desempeño de procesos**” y “**Recurso Humano**”, de donde se obtiene la siguiente tabla de probabilidades condicionales:

Tabla 9  
**Probabilidades condicionales “Eficiencia en desempeño”**

<b>Desempeño de procesos</b>	<b>Excelente</b>			<b>Bueno</b>			<b>Deficiente</b>		
	TC	MC	AC	TC	MC	AC	TC	MC	AC
Recurso H.	TC	MC	AC	TC	MC	AC	TC	MC	AC
Excelente	0.85	0.82	0.78	0.80	0.78	0.75	0.79	0.78	0.75
Promedio	0.10	0.13	0.17	0.15	0.17	0.25	0.15	0.16	0.18
Mal	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.00	0.06	0.06	0.07

Fuente: elaboración propia con información de expertos y externa.

Existe una probabilidad condicional, dado que el desempeño de los procesos fue excelente y los recursos humanos son confiables, del 85% de que la eficiencia del desempeño sea excelente, una probabilidad del 10% de que la eficiencia sea media y una probabilidad del 5% de que el desempeño sea deficiente. Las otras probabilidades condicionales se leen de manera similar.

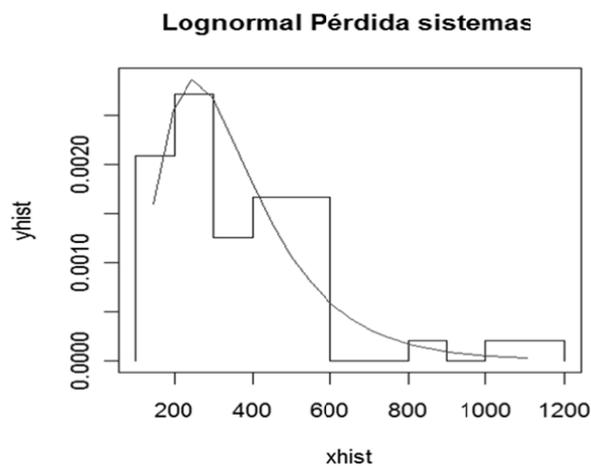
Finalmente, para el nodo objetivo “**Frecuencia de fallas**”, se supone una función de distribución binomial negativa con probabilidad de éxito  $p=0.7$ , y límite de éxitos igual a 4,200. Este supuesto es consistente con la práctica financiera y los estudios del riesgo operacional que muestran que el número de fallas usualmente siguen una distribución de Poisson o una binomial negativa. Para estimar el valor de los parámetros se recurrió a los expertos y se complementó con resultados del análisis del nodo fallas en “**Inactividad backoffice**”, y del nodo fallas en “**sistema backoffice**”.

### 5.3.2 Análisis estadístico de la red de severidad

En este apartado se analiza cada nodo de la red de severidad. Para el caso de nodos con información histórica disponible se ajusta la distribución de probabilidad correspondiente y se calculan las posibilidades requeridas. Cuando no se cuenta con datos suficientes, se obtiene la información de los expertos o externa.

El nodo “**Falla en sistemas**” presenta la siguiente distribución de frecuencias y densidad exponencial, ajustada para las pérdidas ocasionadas por fallas en los sistemas:

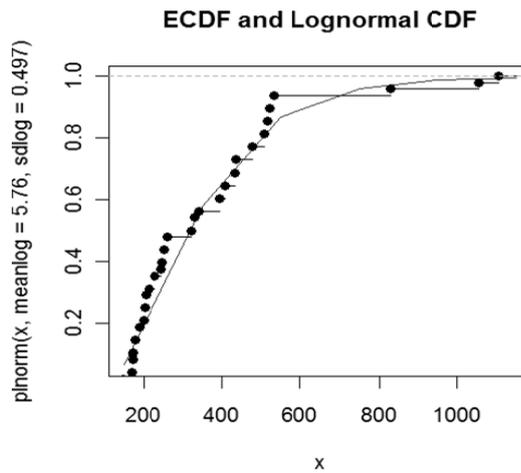
Gráfica 4  
**Lognormal ajustada**



Fuente: elaboración propia.

Para determinar la bondad del ajuste, se realizó la prueba de Kolmogorov-Smirnov y el cálculo de la distribución teórica y muestral, con los siguientes resultados:

Gráfica 5  
Distribución teórica vs. Muestral



Fuente: elaboración propia.

En la gráfica anterior se aprecia un ajuste adecuado en la mayoría de los datos, la prueba K-S produce los siguientes valores:  $D = 0.1322$ ,  $p\text{-value} = 0.3713$ . En otras palabras, se acepta la hipótesis nula de que la muestra proviene de una Lognormal. Por lo tanto, se calcula la tabla de probabilidad para este nodo de la red de severidad, misma que constituye las probabilidades a priori.

Tabla 10  
Probabilidades “Falla en sistema”

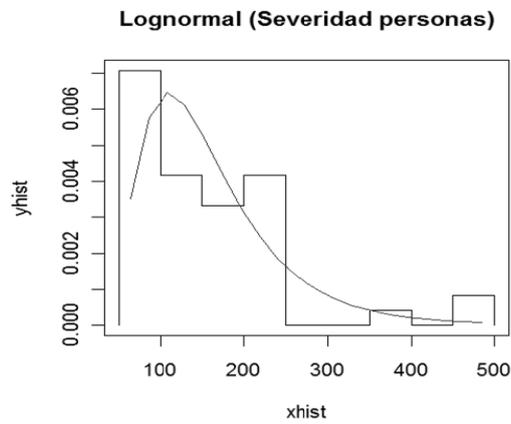
Falla en sistema	Probabilidades
<300	0.45
300 a 450	0.31
450 a 600	0.14
>600	0.10

Fuente: elaboración propia.

A partir de la tabla, se observa que existe una probabilidad del 45% de que se pierdan menos de 300 millones de euros por fallas en los sistemas; 31% de probabilidad de que se pierdan entre 300 y 450 millones de euros; 14% de probabilidad de que se pierdan entre 450 y 600 millones de euros y 10% de probabilidad de que la pérdida sea mayor a 600 millones.

A continuación se analiza el nodo “**Errores humanos**”, el cual presenta la siguiente distribución de frecuencia y densidad Lognormal, ajustada para pérdidas ocasionadas por errores humanos:

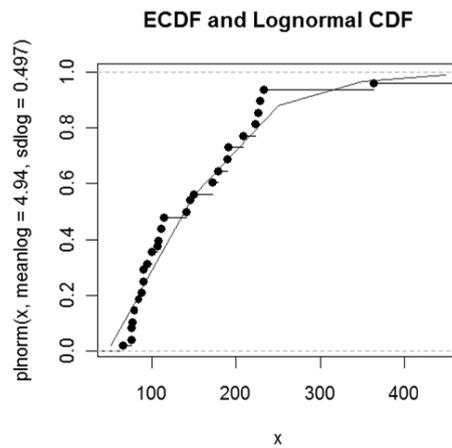
Gráfica 6  
**Lognormal ajustada**



Fuente: elaboración propia.

Para determinar la bondad del ajuste se realizó el cálculo de la distribución teórica y muestral, así como la prueba “K-S”, con los siguientes resultados:

Gráfica 7  
**Distribución teórica vs. Muestral**



Fuente: elaboración propia.

En la grafica anterior, se aprecia un ajuste adecuado en la mayoría de los datos, la prueba produce el siguiente  $p$ -value = 0.3462. De esta manera, se acepta la hipótesis nula de que la muestra proviene de una binomial negativa. Por lo tanto, se calculan las probabilidades para este nodo de la red de severidad, mismas que constituyen las probabilidades *a priori*.

Tabla 11  
**Probabilidades “Errores humanos”**

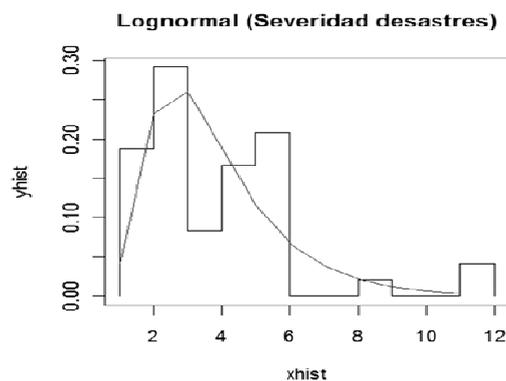
Errores humanos	Probabilidades
0 a 100	0.25
100 a 200	0.52
200 a 300	0.17
>300	0.06

Fuente: elaboración propia.

A partir de la tabla, se observa que existe una probabilidad de 25% de que se pierdan menos de 100 millones de euros por fallas en errores humanos; 52% de probabilidad de que se pierdan entre 100 y 200 millones de euros; 17% de que la pérdida esté entre 200 y 300 millones de euros y 6% de probabilidad de que la pérdida sea mayor a 300 millones de euros.

Para el nodo “Desastres”, se presenta la siguiente distribución de frecuencias y densidad Lognormal ajustada para las pérdidas ocasionadas por eventos externos, como desastres naturales, atentados, manifestaciones, entre otros:

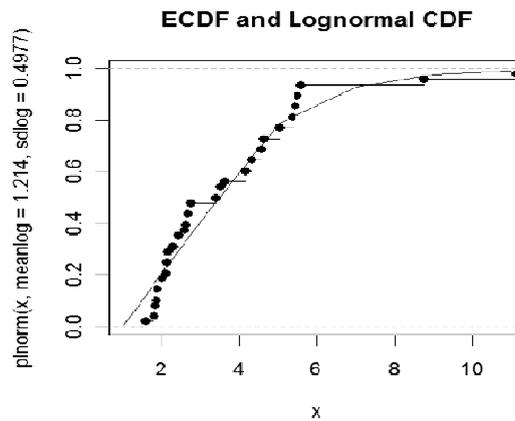
Gráfica 8  
**Lognormal ajustada**



Fuente: elaboración propia

Para determinar la bondad del ajuste, se realizó la prueba de K-S y el cálculo de la distribución teórica y muestral, con los siguientes resultados:

Gráfica 9  
Distribución teórica vs. Muestral



Fuente: elaboración propia.

En la gráfica anterior, se aprecia un ajuste adecuado en la mayoría de los datos, y donde la prueba K-S produce los siguientes valores:  $D = 0.137$ ,  $p\text{-value} = 0.3282$ . En otras palabras, se acepta la hipótesis nula de que la muestra proviene de una Lognormal. Por lo tanto, se calcula la tabla de probabilidad para este nodo de la red de severidad, misma que está constituida por las probabilidades a priori.

Tabla 12  
“Desastres”

Desastres	Probabilidad
0 a 2	0.15
2 a 4	0.49
4 a 6	0.24
>6	0.12

Fuente: elaboración propia con información de los expertos.

De acuerdo con los datos generados, existe una probabilidad del 15% de que se pierdan menos de 2 millones de euros por eventos catastróficos, 49% de probabilidad de que se pierdan entre 2 y 4 millones, 24% de que se pierdan entre 4 y 6 millones de euros y 12% de probabilidad de que la pérdida sea mayor a 6 millones de euros.

Por último, el nodo objetivo “**Severidad de la pérdida**” representa las pérdidas asociadas con los nodos “**Fallas en sistemas**”, “**Errores humanos**” y “**Eventos catastróficos**”. Para el cálculo de la tabla de probabilidades condicional se utilizó una función de distribución Lognormal con parámetros media de  $\log(x)=6$  y desviación estándar de 0.497. En la siguiente sección, se generan las probabilidades *a posteriori*, para lo cual se utilizan técnicas de inferencia bayesiana.

#### 5.4 Probabilidades *a posteriori*

Una vez analizados cada uno de los nodos (variables aleatorias continuas o discretas) de las redes de frecuencia y severidad, y asignadas las correspondientes funciones de distribución de probabilidades, se generan las probabilidades *a posteriori*, para lo cual se utilizan técnicas de inferencia para Redes bayesianas, en particular el algoritmo denominado *junction tree*, para una consulta detallada del algoritmo revisar Guo y Hsu (2002). Las probabilidades *a posteriori* para los nodos de la red de frecuencia que tienen al menos un padre<sup>14</sup> se presentan en la gráfica 10.

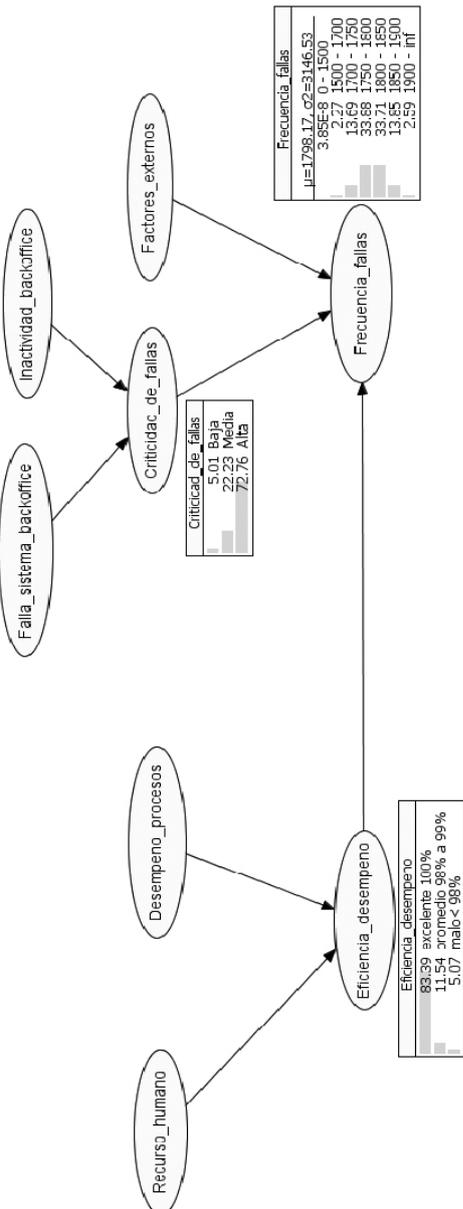
Los resultados del nodo “**Eficiencia del desempeño**” muestran que existe una probabilidad del 83% de tener un desempeño excelente. Asimismo, existe una probabilidad del 12% de que se presenten problemas menores con un desempeño medio y, una probabilidad del 5% de que el desempeño sea deficiente. Las probabilidades calculadas están condicionadas por el desempeño de los procesos y la capacidad y confiabilidad del recurso humano.

En cuanto al nodo “**Criticidad de fallas**”, la probabilidad de que los sistemas operen con criticidad baja es del 5%, de que operen con criticidad de falla media es del 23% y de que la criticidad sea alta es del 72%; probabilidades condicionadas a que existan fallas o inactividad del sistema backoffice.

---

<sup>14</sup> Los nodos que no tienen padre mantienen las probabilidades *a priori*.

Gráfica 10  
**Probabilidades *a posteriori* para la red de frecuencia**



Fuente: elaboración propia.

Por último, la distribución de probabilidades del nodo de interés “**Frecuencia de fallas**” muestra una probabilidad del 2% de que se presenten menos de 1,700 fallas, una probabilidad del 14% de que tengan entre 1,700 y 1,750, una probabilidad del 34% de que se presenten entre 1,750 y 1,800 fallas, una probabilidad del 34% de tener entre 1,800 y 1,850 fallas, una probabilidad de 14% de que se presenten entre 1,850 y 1,900 fallas y una probabilidad del 2% de que se presenten más de 1,900 fallas; están condicionadas dichas probabilidades: a factores de riesgo externos, a la criticidad de las fallas del sistema de backoffice y de la eficiencia de los procesos, así como a la confiabilidad de las personas.

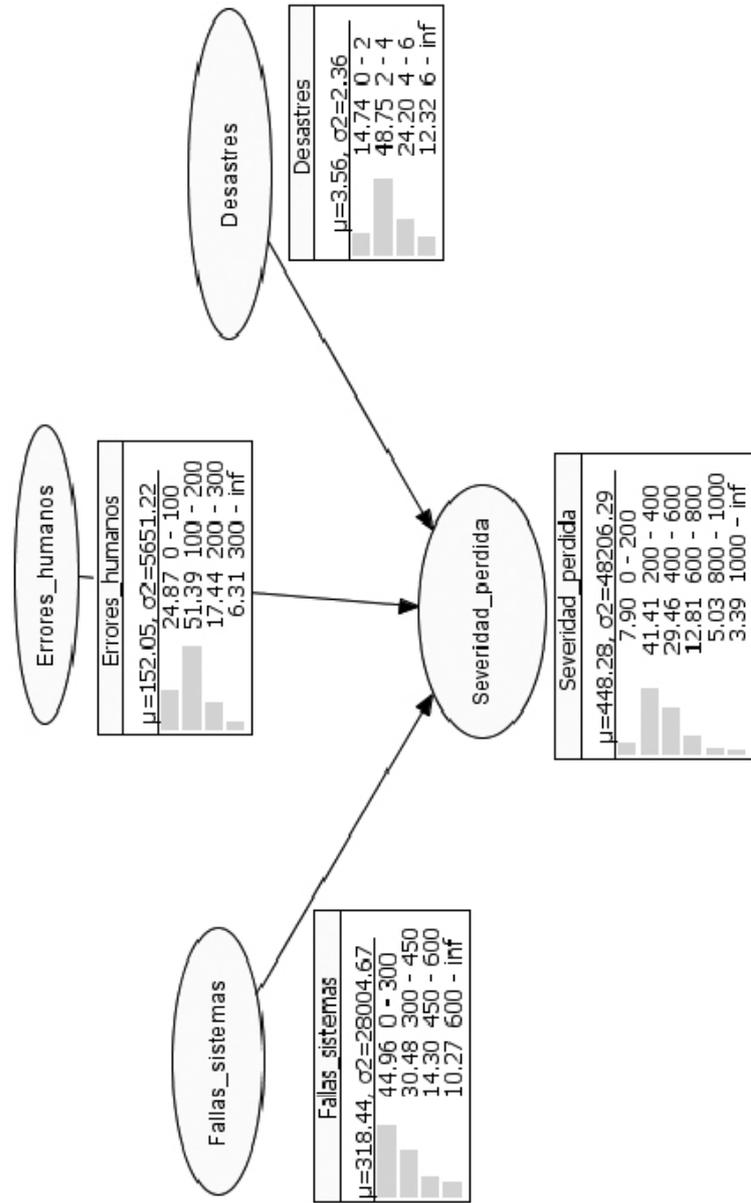
Para el cálculo de las probabilidades del nodo de interés se utilizó una binomial negativa, con parámetros en el rango de número de éxitos=4,200 y probabilidad de éxito  $p=0.6$ , lo cual es consistente con la evidencia empírica de que la frecuencia de eventos de riesgo operacional tiene un ajuste adecuado bajo esta distribución.<sup>15</sup> Para el caso de la red de severidad, se tiene las siguientes probabilidades *a posteriori*:

Las probabilidades de pérdidas originadas por errores humanos, en promedio, son de 152 millones de euros mensuales; con respecto a las pérdidas por eventos catastróficos como manifestaciones, inundaciones, entre otros, en promedio son de 3.5 millones de euros mensuales. En cuanto a fallas en los sistemas, en promedio, se tiene una pérdida mensual de 318 millones de euros. La distribución de probabilidades del nodo de interés “**Severidad de pérdida**” muestra una probabilidad del 7.9% de que la pérdida esté entre 0 y 200 millones de euros, una probabilidad del 41.4% de que esté entre 200 y 400, una probabilidad del 29.4% de que esté entre 400 y 600 millones de euros, una probabilidad del 12.8% de que esté entre 600 y 800 millones de euros, una probabilidad del 5% de que esté entre 800 y 1,000 millones de euros y una probabilidad del 3.39% de que la pérdida sea mayor a 1,000 millones de euros mensuales.

---

<sup>15</sup> Ver Svetlozar Hsu, Biliana y Fabossi (2008).

Gráfica 11  
**Probabilidades *a posteriori* para la red de severidad**



Fuente: elaboración propia.

## 6. Cálculo del valor en riesgo operacional (OpVaR)

Una vez realizada la inferencia bayesiana, para obtener las distribuciones de probabilidad *a posteriori* sobre la frecuencia y la severidad de pérdidas, a través de un proceso de simulación Monte Carlo,<sup>16</sup> se integran ambas distribuciones para generar la distribución de pérdidas potenciales (se utilizó una binomial negativa para la frecuencia y una Lognormal para la severidad). Existen otros métodos estadísticos alternativos para este propósito como son las cópulas,<sup>17</sup> aunque no siempre se encuentra una solución cerrada. Por su parte, el método Monte Carlo tiene la desventaja que requiere gran poder de procesamiento y está en función del generador de números aleatorios, lo cual puede convertirse en una limitante para su aplicación en el sector bancario; sin embargo, los avances sobresalientes en cómputo distribuido y arreglos de procesadores matemáticos subsanan de manera plausible esta posible limitante.

Para el cálculo del OpVar, se ordenan los valores obtenidos para las pérdidas esperadas en orden descendente, y se calculan los percentiles correspondientes:

---

<sup>16</sup> Los resultados de la simulación están disponibles para los lectores, mediante solicitud por correo electrónico.

<sup>17</sup> Las cópulas son funciones de distribución multivariadas que se componen de funciones de distribución marginales.

Tabla 13  
**Percentiles para modelo bayesiano**

Posición	Pérdida(m €)	Porcentaje
21	502.0690	100.00%
16	<b>494.8432</b>	<b>95.60%</b>
22	489.3615	91.30%
23	488.1157	86.90%
24	486.3715	82.60%
18	484.8765	78.20%
17	481.8865	73.90%
19	481.6374	69.50%
1	479.8932	65.20%
20	475.6574	60.80%
3	471.6707	56.50%
5	466.6874	52.10%
13	464.6941	47.80%
12	464.1958	43.40%
9	455.2258	39.10%
6	453.9800	34.70%
8	449.9933	30.40%
11	447.7508	26.00%
2	438.5317	21.70%
14	438.2825	17.30%
7	437.7842	13.00%
15	430.5584	8.60%
10	423.5818	4.30%
4	422.0868	0.00%

Fuente: elaboración propia.

En consecuencia, si se considera calcular el OpVaR con un nivel de confianza del 95%, se tiene una máxima pérdida esperada de **€194.8** millones de euros mensuales por riesgo operacional, para el grupo de bancos transnacionales asociados con la ORX.<sup>18</sup>

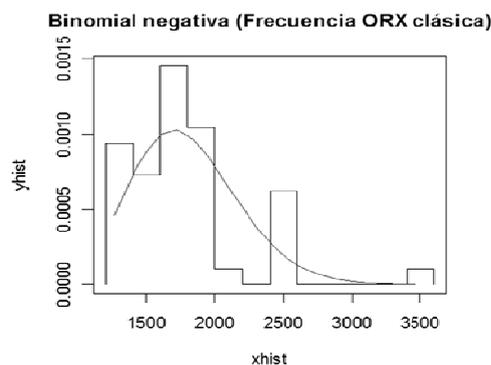
## 7. Validación del modelo bayesiano

Para validar los resultados del modelo bayesiano, se estiman con modelos clásicos la distribución de probabilidades para la frecuencia y la severidad. Posteriormente, a través de simulación Monte Carlo, se integran ambas distribuciones para obtener la distribución de pérdidas esperadas. Por último, se calcula el riesgo operacional con la distribución de pérdidas estimada en forma clásica, y se comparan resultados con los obtenidos mediante el modelo bayesiano.

### 7.1 Análisis clásico de frecuencia

Se considera el número de fallas que mensualmente se presentan en las líneas de negocio de los bancos globales asociados con la ORX y se le ajusta una distribución binomial negativa con parámetro  $\mu=1787.45$ , según se muestra en la siguiente gráfica:

Gráfica 12  
**Binomial negativa ajustada**



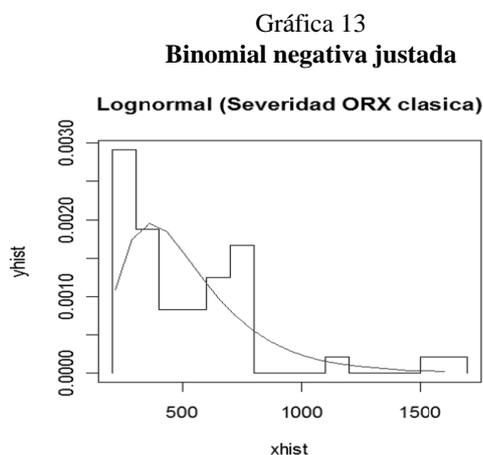
Fuente: elaboración propia.

<sup>18</sup> Para una revisión completa de los bancos asociados, visitar la siguiente dirección electrónica: <http://www.orx.org/orx-members>

La prueba Kolmogorov-Smirnov tuvo los siguientes resultados:  $D = 0.1521$ ,  $p\text{-value} = 0.2168$ , lo que implica aceptar la hipótesis nula de que la muestra proviene de una distribución binomial negativa.

### 7.2 Análisis clásico de severidad

Para las pérdidas, se considera el monto mensual de pérdidas por eventos de riesgo operacional, en las distintas líneas de negocio de los bancos asociados con la ORX, y se le ajusta una distribución Lognormal con parámetro *media* = 6.13 y *desviación estándar* = 0.4975, según se muestra en la siguiente gráfica:



Fuente: elaboración propia.

Se realizó la prueba K-S, con los siguientes resultados:  $D = 0.1375$ ,  $p\text{-value} = 0.3246$ . El  $p\text{-value}$  es mayor al 5%, por tanto, se acepta que la muestra proviene de una Lognormal.

### 7.3 Cálculo del valor en riesgo operacional con el modelo clásico

A través de Monte Carlo, se integran las distribuciones clásicas de frecuencia y severidad para generar la distribución de pérdidas potenciales (se utilizó una binomial negativa para la frecuencia y una Lognormal), en las distintas líneas de negocio de los bancos asociados con la ORX.<sup>19</sup> Para el cálculo del OpVar, se ordenan los valores obtenidos para las pérdidas esperadas en orden descendente, y se calculan los percentiles

<sup>19</sup> Los resultados de la simulación están disponibles para los lectores, mediante solicitud por correo electrónico.

correspondientes. A continuación se muestran los resultados, con niveles de confianza mayor a 98.9%:

Tabla 14  
**Percentiles para modelo clásico**

Posición	Pérdida(m €)	Porcentaje
20	454.9015215	100.00%
15	448.3545517	95.60%
21	443.387885	90.90%
22	442.2590971	86.30%
23	440.678794	81.80%
17	439.3242485	77.20%
16	436.6151576	72.70%
18	436.3894	68.10%
1	434.809097	63.60%
19	430.9712181	59.00%
3	427.3590969	54.50%
4	422.8439453	50.00%
12	421.0378846	45.40%
11	420.5863695	40.90%
8	412.4590966	36.30%
5	411.3303088	31.80%
7	407.7181875	27.20%
10	405.6863693	22.70%
2	397.3333389	18.10%
13	397.1075813	13.60%
6	396.6560661	9.00%
14	390.1090963	4.50%
9	383.7878841	0.00%

Fuente: elaboración propia.

Si se calcula el OpVaR con un nivel de confianza del 95%, se tiene una máxima pérdida esperada de ~~€148.3~~ **€148.3** millones de euros mensuales por riesgo operacional con el modelo clásico. Los resultados anteriores muestran que el OpVaR calculado con el modelo bayesiano es mayor al calculado con el modelo clásico, lo cual se explica por la causalidad entre los distintos factores de riesgo, misma que no está considerada en el modelo clásico.

### **Conclusiones**

Actualmente, los bancos transnacionales generan grandes cantidades de información provenientes de la interacción con sus clientes, con el sector y con sus procesos internos; sin embargo, a la interrelación de los individuos involucrados en los procesos y en los sistemas informáticos, así como a la estructura estándar para el registro de eventos de riesgo operacional, no se les había dado la importancia requerida, esta preocupación la retoma la Operational Riskdata eXchange Association, donde se pide contar con estándares para el registro y medición del Riesgo Operacional.

En congruencia con lo anterior, este trabajo proporciona los elementos teóricos necesarios y una guía práctica para identificar, medir, cuantificar y administrar el RO en el sector bancario transnacional con un enfoque bayesiano; el cual dio muestra en el desarrollo de este trabajo de que utiliza elementos más apegados a la realidad, como son: las probabilidades obtenidas de los expertos o externos cuando no existe información histórica, las distribuciones de probabilidad específicas para cada factor de riesgo que pueden ser discretas o continuas, la actualización de datos que se incorporan al modelo y la interrelación (causalidad) de los factores de riesgo a través de modelos de redes. Asimismo, se mostró que las redes bayesianas son una opción viable para administrar el riesgo operacional en un ambiente de incertidumbre y de información escasa o de calidad cuestionable. El capital requerido en riesgo operacional calculado se basa en el supuesto de interrelación (causa-efecto) entre factores de riesgo, lo cual es consistente con la realidad.

Las redes bayesianas están basadas en algoritmos eficientes de propagación de evidencias, que actualizan dinámicamente el modelo con datos actuales. Para el caso de estudio, objeto de este trabajo, fue posible construir la RB y calcular el capital requerido para administrar el riesgo operacional, combinando datos estadísticos y opiniones o juicios de los expertos o información externa.

Como una herramienta para la gestión de RO en el nivel de unidad de negocios, las redes bayesianas tienen varias ventajas sobre otros modelos. Entre otras, están las siguientes:

(1) La RB es capaz de incorporar los cuatro elementos esenciales del método de medición avanzada (AMA), datos internos, datos externos, análisis de escenarios y factores que reflejen el entorno empresarial y el sistema de control, en un modelo simple que es fácil de entender. A diferencia de los otros modelos, una RB es capaz de dar la misma importancia a todos los elementos esenciales de la AMA.

(2) La RB se puede construir con un modelo “multi-nivel”, que puede mostrar varios niveles de dependencia entre los diversos factores de riesgo. En contraste, los modelos multifactoriales pueden mostrar solo un nivel de dependencia. Esto significa que la RB se puede utilizar para gestionar el riesgo de quienes participan en el proceso detallado de una unidad de negocio.

(3) Cuando se extiende el modelo en una red de decisión, la RB puede proporcionar un análisis de costo-beneficio de los factores de riesgo, donde los controles óptimos son determinados dentro de un marco de análisis de escenarios.

(4) La RB es una representación directa del mundo real, y no de procesos de razonamiento como en las redes neuronales. Las flechas o arcos en las redes representan las conexiones causales reales.

El VaR calculado con el enfoque bayesiano es consistente en el sentido de Artzner, pero también resume las complejas relaciones causales entre los diferentes factores de riesgo que derivan en un evento de riesgo operacional. En resumen, debido a que la realidad es mucho más compleja que eventos independientes idénticamente distribuidos, el enfoque bayesiano es una alternativa para modelar una realidad compleja y dinámica.

**Apéndice A. Algoritmo exacto para inferencia bayesiana**

Dentro de los algoritmos de inferencia exacta, tenemos: el *polytree* Pearl, 1988; el *clique tree* Lauritzen y Spiegelhalter, 1988 y *junction tree* Cowell, 1999. El método de Pearl es uno de los primeros y más utilizados. La propagación de las creencias, de acuerdo con Pearl (1988), siguen el proceso: sea  $e$  el conjunto de valores para todas las variables observadas. Para cualquier variable  $X$ ,  $e$  puede dividirse en dos subconjuntos:  $e_X^-$ , el cual representa todas las variables observadas que descienden de  $X$  y  $e_X^+$ , que representa todas las demás variables observadas. El impacto de las variables observadas sobre las creencias de  $X$ , puede representarse a través de los siguientes dos valores:

$$\lambda(X) = P(e_X^- | X) \quad (A1)$$

$$\pi(X) = P(e_X^+ | X) \quad (A2)$$

$\lambda(X)$  y  $\pi(X)$  son vectores, cuyos elementos están asociados a cada valor de  $X$ :

$$\lambda(X) = [\lambda(X = x_1), \lambda(X = x_2), \dots, \lambda(X = x_l)] \quad (A3)$$

$$\pi(X) = [\pi(X = x_1), \pi(X = x_2), \dots, \pi(X = x_l)] \quad (A4)$$

La distribución *a posteriori* se obtiene usando (A1) y (A2).

$$P(X|e) = \alpha \lambda(X) \pi(X) \quad (A5)$$

Donde  $\alpha = 1/P(e)$  y la multiplicación por pares de los elementos en  $\lambda(X)$  y  $\pi(X)$ . Para encontrar las nuevas creencias, se calcula la ecuación (A5). Los valores de  $\lambda(X)$  y  $\pi(X)$  se pasan entre las variables de una manera ordenada.  $\lambda(X)$  y  $\pi(X)$  se calculan de la siguiente manera:  $\lambda(X)$  se calcula utilizando  $\lambda(Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$  donde  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$  son hijos de  $X$ . Primero, cuando  $X$  toma el valor  $x^0$ , los elementos del vector  $\lambda(X)$  se asignan de la siguiente manera:

$$\lambda(x_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i \neq x^0 \\ 1 & \text{si } x_i = x^0 \end{cases}$$

Segundo, para el caso donde  $X$  no tiene valor, tenemos  $e_X^- = \bigcup_{i=1}^m e_{y_i}^-$ . Al utilizar (A1),  $\lambda(X)$  se expande como:

$$\lambda(X) = P(e_X^- | X) \quad (A6)$$

$$= P(e_{y_1}^-, e_{y_2}^-, \dots, e_{y_m}^- | X) \quad (A7)$$

$$= P(e_{y_1}^-|X)P(e_{y_2}^-|X) \dots P(e_{y_m}^-|X) \quad (A8)$$

$$= \lambda_{y_1}(X)\lambda_{y_2}(X) \dots \lambda_{y_m}(X) \quad (A9)$$

usando el hecho de que  $e_{y_1}^-, e_{y_2}^-, \dots, e_{y_m}^-$  son condicionalmente independientes, y definiendo lo siguiente:

$$\lambda_{y_i}(X) = P(e_{y_i}^-|X)$$

entonces, se tiene que para cada  $\lambda_{y_i}(X)$  el cálculo se realiza de la siguiente manera:

$$\lambda_{y_i}(X) = P(e_{y_i}^-|X) \quad (A10)$$

$$= \sum_{y_i} P(e_{y_i}^-, y_i|X) \quad (A11)$$

$$= \sum_{y_i} P(e_{y_i}^-|y_i, X) P(y_i|X) \quad (A12)$$

$$= \sum_{y_i} P(e_{y_i}^-|y_i) P(y_i|X) \quad (A13)$$

$$= \sum_{y_i} \lambda_{y_i} P(y_i|X) \quad (A14)$$

Por último, la expresión final muestra que para calcular el valor de  $\lambda(X)$ , únicamente se requieren las  $\lambda$ 's y las probabilidades condicionales de todos los hijos de  $X$ . En forma compacta, el vector  $\lambda(X)$  se calcula, como:

$$\lambda(X) = \prod_{c \in \text{children}(X)} \sum_{v \in c} \lambda(v) P(v|X) \quad (A15)$$

Para el cálculo de  $\pi(X)$  se utiliza el padre  $Y$  de las  $X$ 's. En efecto, usando (A2):

$$\pi(X) = P(X|e_X^+) \quad (A16)$$

$$= \sum_{y_i} P(X, y_i|e_X^+) \quad (A17)$$

$$= \sum_{y_i} P(X|y_i, e_X^+) P(y_i|e_X^+) \quad (A18)$$

$$= \sum_{y_i} P(X|y_i) P(y_i|e_X^+) \quad (A19)$$

$$= \sum_{y_i} P(X|y_i, e_{x_i}^+) \pi(y_i) \quad (\text{A20})$$

Lo anterior muestra que para calcular  $\pi(X)$ , se requieren las  $\pi$ 's de los padres  $X$ , así como sus probabilidades condicionales.

No obstante, se pueden presentar problemas con el método de inferencia de Pearl's debido a los ciclos que se generan cuando se elimina la direccionalidad (Pearl, 1988; cap. 44). Por tanto, el algoritmo *junction tree* de Cowell (1999) ha resultado más útil y práctico. Primero convierte a la gráfica dirigida en un árbol cuyos nodos son cerrados; para proceder luego a propagar los valores de  $\lambda$  y  $\pi$ , a través del árbol. El proceso es el siguiente:

1. "Moralizar" la red bayesiana, esto significa: relacionar por pares a los padres de cada nodo.
2. "Triangular" la gráfica anterior.
3. Identificar los nodos máximos y completos para construir el árbol, el cual se convertirá en el *junction tree*.
4. Propagar los valores de  $\lambda$  y  $\pi$  a través del árbol para generar la inferencia, o probabilidades *a posteriori*.

### Referencias

- Aquaro, V., Bardoscia, M., Bellotti, R., Consiglio, A., De Carlo, F. and Ferri, G. (2009). "A Bayesian Networks Approach to Operational Risk". Disponible en: <https://www.researchgate.net/home.Home.html?ref=home>
- Alexander, C. (2002). "Operational Risk Measurement: Advanced Approaches". ISMA Centre, University of Reading, UK. Disponible en: <http://www.globalriskguard.com/virtual-library/operational-risk/>
- Altman, E. I. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J. and Heath, D. (1998). "Coherent Measures of Risk". *Mathematical Finance*, 9(3), 203-228.
- Basilea II (2001a). "Consultative document. Operational Risk". Disponible en: <http://www.bis.org/publ/bcbsca03.pdf>
- \_\_\_\_\_ (2001b). "Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk". Disponible en: [http://www.bis.org/publ/bcbs\\_wp8.pdf](http://www.bis.org/publ/bcbs_wp8.pdf)
- Basilea III (2010) "Marco internacional para la medición, normalización y seguimiento del riesgo de liquidez". Disponible en: [http://www.bis.org/publ/bcbs188\\_es.pdf](http://www.bis.org/publ/bcbs188_es.pdf)

- Cowell, R. (1999). Introduction to inference for bayesian networks. En Jordan, M.I. (Ed), *Learning in graphical models* (9-26). Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Degen, M., Embrechts, P. and Lambrigger, D. (2007). "The Quantitative Modeling of Operational Risk: Between g-and-h and EVT". *ASTIN Bulletin*, 37(2), 265-291.
- Embrechts, P., Furrer, H. and Kaufmann, O. (2003). "Quantifying Regulatory Capital for Operational Risk". *Derivatives Use, Trading and Regulation*, 9(3), 217-233.
- Ferguson, T. S. (1973). "A Bayesian Analysis of Some Nonparametric Problems". *Annals of Statistics*, 2(4), 615-629.
- Guo, H. and Hsu, W. (2002). "A Survey of Algorithms for Real-Time Bayesian Network Inference". *Joint Workshop on Real Time Decision Support and Diagnosis Systems*, Edmonton, Alberta Canada.
- Heinrich, G. (2006). "Riesgo Operacional, Sistemas de Pago y Aplicación de Basilea II en América Latina: evolución más reciente." *Boletín del CEMLA*.
- Jensen, F. V. (1996). *An Introduction to Bayesian Networks*. First edition, Springer.
- King, J. L. (2001). *Operational Risk: Measurement and Modeling*. West Sussex, England: John Wiley and Sons.
- Kartik, A. and Reimer, K. (2007). "Phase transitions in operational risk". *PHYSICAL REVIEW E* 75, 016111.
- Leippold, M. (2003). "The Quantification of Operational Risk". *Social Science Research Network*.
- Marcelo, C. (2004). *Operational Risk Modelling and Analysis*. Risk Books.
- Moscadelli, M. (2004). "The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of the Data Collected by the Basel Committee." Italy: *Bank of Italy*.
- Neil, M., Marquez, D. and Fenton, N. (2004). "Bayesian Networks to Model Expected and Unexpected Operational Losses". *Risk analysis*, 25(4).
- Panjer, H. (2006). *Operational Risk Modeling Analytics*. First edition, Wiley-Interscience.
- Pearl, J. (2000). *Causality, Models, Reasoning, and Inference*. Cambridge University Press.

- Reimer, K. and Neu, P. (2002). "Adequate Capital and Stress Testing for Operational Risks". *Physical Review E* 75.
- \_\_\_\_\_ (2003) "Functional Correlation Approach to Operational Risk in Banking Organizations". *Physica A*, 322, 650–666.
- Svetlozar T., J. Hsu, S. Biliana and F. Fabossi (2008). *Bayesian Methods in Finance*. The Frank J. Fabozzi Series, Wiley Finance.
- Supatgiat, C., Kenyon, C. and Heusler, L. (2006). "Cause-to-Effect Operational Risk Quantification and Management". *Risk Management* 8(1), 16-42.
- Venegas-Martínez, F. (2006). *Riesgos financieros y económicos (productos derivados y decisiones económicas bajo incertidumbre)*. 1a. ed., México: International Thomson Editors.
- Zellner, A. (1971). *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*. New York: Wiley.