



Medición del riesgo operacional para entidades promotoras de salud en tiempos de la Covid-19

Measurement of operational risk for health promoting entities in times of Covid-19

Héctor Alonso Olivares Aguayo ^{*1}, Luis Ceferino Franco Arbeláez²,
Luis Eduardo Franco Ceballos²

¹Universidad La Salle, México

²Instituto Tecnológico Metropolitano, Colombia

Recibido el 15 de mayo de 2021; aceptado el 9 de agosto de 2021
Disponible en Internet el: 12 de agosto de 2021

Resumen

El objetivo de la investigación es mostrar la importancia de utilizar métodos de medición avanzada (AMA), para la cuantificación del Valor en Riesgo operacional (OpVaR), con el fin de robustecer los sistemas de administración del riesgo (SAR) en el sector de la salud aún en tiempos de pandemia como la Covid-19. A partir de un análisis de caso con información del 2019 y 2020, se presenta la implementación de dos métodos de medición avanzada; simulación Monte Carlo (SMC) y aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg. Los resultados con SMC muestran que el Valor en Riesgo operacional mensual para un nivel de confianza del 99.9%, está dado por COP 3861.39 millones para el año 2019 y por COP 5052.80 millones para el año 2020, mostrando un incremento del 30.85%. Adicionalmente, se ilustra la aplicación de la aproximación de Böcker y Klüppelberg y se evidencia su sensibilidad ante cambios en los niveles de confianza y comportamientos de las severidades en la cola de la distribución. Las limitaciones son que los modelos propuestos para frecuencia y severidad son distribuciones de probabilidad clásica, la originalidad es que se considera el análisis en periodo de la Covid-19. Se concluye que el enfoque cuantitativo propuesto puede ser replicado como método interno AMA en cualquier entidad de salud a nivel mundial para fortalecer sus SAR y que además se podrían esperar incrementos del OpVaR para los próximos años dado que muchas pérdidas se materializan con rezagos de años.

* Autor para correspondencia

Correo electrónico: hectoralonso.olivares@lasalle.mx (H. A. Olivares Aguayo).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2021.3354>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

Código JEL: C11, C15, H51

Palabras clave: Riesgo operacional; sector salud; simulación Monte Carlo; aproximación de Böcker y Klüppelberg

Abstract

The objective of the research is to show the importance of using advanced measurement methods (AMA), for the quantification of the operational Value at Risk (OpVaR), in order to strengthen the risk management systems (SAR) in the sector of the health even in times of pandemic such as Covid-19. Based on a case analysis with information from 2019 and 2020, the implementation of two advanced measurement methods is presented; Monte Carlo simulation (SMC) and Böcker and Klüppelberg analytical approach. The results with SMC show that the monthly Operational Value at Risk for a confidence level of 99.9%, is given by COP 3861.39 million for the year 2019 and by COP 5052.80 million for the year 2020, showing an increase of 30.85%. Additionally, the application of the Böcker and Klüppelberg approximation is illustrated and its sensitivity to changes in the levels of trust and behavior of the severities in the tail of the distribution is evidenced. The limitations are that the proposed models for frequency and severity are classical probability distributions. The originality is that the analysis in period of the Covid-19 is considered. It is concluded that the proposed quantitative approach can be replicated as an internal AMA method in any health entity worldwide to strengthen its SARs and that increases in OpVaR could also be expected for the next few years given that many losses materialize with lags of years.

JEL Code: C11, C15, H51

Keywords: Operational risk; health sector; Monte Carlo simulation; Böcker and Klüppelberg approximation

Introducción

La materialización de riesgos operacionales en el sector de la salud es un tema de interés y preocupación a nivel mundial que se ha profundizado con la pandemia generada por la Covid-19. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2019) la seguridad del paciente es un grave problema de salud pública en el mundo; se estima que, en promedio, a nivel mundial 1 de cada 300 pacientes se ve afectado por eventos adversos causados directamente por la atención médica y 14 de cada 100 personas hospitalizadas contrae una infección. Según Singh, et al. (2014), en Estados Unidos los errores de diagnóstico médico afectan por los menos a 1 de cada 20 adultos. Sumado a lo anterior, la pandemia ocasionada por la Covid-19 ha manifestado nuevos desafíos a tener en cuenta: en primer lugar, se ha desatado una transformación hacia la atención médica virtual (Wosik, et al., 2020); adicionalmente, se ha evidenciado que el sistema de trabajo en el sector salud, particularmente en la atención primaria, es caótico y estresante, lo que lleva al agotamiento del personal médico y puede incrementar la posibilidad de impactos negativos en la atención de los pacientes (Olson, et al., 2021).

La situación ocasionada por la pandemia generada por la Covid-19, ha sometido a niveles máximos de estrés los sistemas de salud de todos los países a nivel mundial, incrementando la posibilidad de la ocurrencia de eventos adversos definidos como las afectaciones, normalmente prevenibles, generadas en la salud del paciente y producidas con mayor probabilidad por la atención médica que por la enfermedad subyacente, y que pueden generar la muerte, inhabilidad o prolongación de la hospitalización. Como ejemplo de eventos adversos prevenibles que le pueden ocurrir a los pacientes en una Entidad Promotora de Salud (EPS) se tienen: errores en el diagnóstico médico, caídas de la cama, fallas en procedimientos médicos, errores con los equipos de radiación, suministro inadecuado de medicamentos, entre otros.

La materialización de riesgos en el sector de la salud genera consecuencias que pueden involucrar, en muchas ocasiones, el compromiso de la vida de los pacientes y, además la generación, en la mayoría de los casos, de pérdidas económicas, producidas, por ejemplo, por demandas de los pacientes a la EPS que ocurre de forma posterior y rezagada a la materialización de los riesgos operativos. Por ejemplo, según la OMS (2017) el costo mundial asociado a los errores de medicación es de US\$ 42 000 millones al año, lo que corresponde a aproximadamente el 1% del gasto sanitario mundial. Además, algunas investigaciones sitúan a las muertes ocasionadas por errores médicos como una de las principales causas de muertes en Estados Unidos (Anderson y Abrahamson, 2017). Como lo explica Vishnu et al. (2019), la gestión de riesgos en el sector de la salud es de gran relevancia y es además un área de investigación crucial desde la perspectiva humanitaria. Todo lo anterior, evidencia la importancia de crear, fortalecer y consolidar Sistemas de Administración del Riesgo (SAR) en las entidades prestadoras de servicios de salud en todos los países, más aún cuando en muchas de ellas ni siquiera se cuenta con registros históricos correspondientes a la materialización de los riesgos.

A nivel internacional, y luego de la creación de Convergencia Internacional de Medidas y Estándares de Capital, o Acuerdos de Basilea, emitidos por el Banco de Pagos Internacionales (Bank for International Settlements-BIS), la cuantificación del riesgo se ha convertido en un elemento primordial a nivel empresarial. Los organismos de regulación de cada país han ido implementando normativas que incorporan la cuantificación de riesgos: crédito, mercado, operacionales, entre otros; para realizar el cálculo de la relación de solvencia y estimar los requerimientos de capital necesarios en cada caso. De forma similar, para el caso del sector de la salud, las normativas y Ministerios de Salud de cada país regulan sobre el margen de solvencia que permita mantener la estabilidad financiera de la EPS, que corresponden a empresas que prestan servicios médicos a través de clínicas y hospitales, ya sea de forma pública, privada o mixta.

En los últimos años se ha incrementado la atención de los tomadores de decisiones y de los investigadores hacia el estudio de la calidad de los datos para la atención médica, uso de herramientas y

conceptos como el gobierno corporativo, la auditoría interna, y la gestión de riesgos en el ámbito de la presentación de servicios de salud (Biancone, 2019). Adicionalmente, como lo plantea Capasso, et al. (2019), la gestión de riesgos en la EPS debe identificar, prevenir y gestionar el riesgo con el fin de mejorar la calidad del servicio de salud; además es necesario evolucionar hacia una cultura de transparencia en el análisis de los errores, que permita identificar puntos críticos y poder generar acciones correctivas. Para lo anterior, indican cuatro fases: identificación del perfil de riesgo de cada área examinada; establecimiento y aplicación de medidas de prevención; activación de un sistema de control y propuesta de mejora progresiva para la prevención.

El riesgo se identifica como la posibilidad de que se genere una pérdida económica por la ocurrencia de un evento adverso. En relación con la implementación de un Sistema de Administración del Riesgo (SAR) para el sector de la salud, tradicionalmente los ámbitos de acción son: identificación, evaluación y medición, selección de métodos para la administración (evitar, prevenir, retener o transferir), implementación y retroalimentación. Las EPS deben velar por la aplicación de los SAR garantizando la implementación del ciclo de planear, hacer, verificar y actuar frente al riesgo.

En lo concerniente a las metodologías para la administración de los riesgos, las normatividades permiten inicialmente métodos cualitativos, pero exigen en la fase final de implementación la aplicación de métodos cuantitativos, con alta validez técnica, para la valoración de los diversos riesgos identificados. Para la cuantificación de los riesgos es primordial emplear adecuados métodos estadísticos, actuariales y financieros, y es primordial tener series históricas de la EPS para poder realizar la modelación. Posterior a la valoración de los riesgos referentes al SAR, las entidades normalmente deben enviar reportes técnicos entidades gubernamentales encargadas de realizar la vigilancia y el control del sistema de salud.

Respecto al riesgo operacional, es definido como la pérdida potencial de una entidad por fallas o deficiencias en los sistemas internos, en los procesos, en las personas, o algunos factores externos. A diferencia de otros sectores, como el financiero, que cuenta con prácticas estandarizadas para cuantificar el riesgo, en el sector salud existe falta de estandarización conceptual, cultura reactiva, falta de metodología unificada, y renuencia para hacer públicas la frecuencia y severidad correspondientes a las pérdidas generadas por la materialización histórica de riesgos operacionales. Las anteriores características es común encontrarlas en los diversos sistemas de salud a nivel mundial. Adicionalmente, la literatura relacionada con la cuantificación del riesgo operacional en el sector de la salud usando métodos de medición avanzada es altamente limitada.

Para que las entidades reguladoras aprueben los métodos de gestión del riesgo operacional en las entidades del sector salud, es clave que su cuantificación se realice empleando los métodos cuantitativos adecuados. Como lo plantean Reina et al. (2010), la implementación de un SAR en el sector

de la salud requiere un enfoque integral que involucre desde los procesos comerciales hasta la medición del impacto en los niveles de salud de los afiliados.

Por su parte, un Sistema de Administración del Riesgo Operacional (SARO) debe estar compuesto por elementos mínimos (políticas, procedimientos, documentación, estructura organizacional, el registro de eventos de riesgo operacional, órganos de control, plataforma tecnológica, divulgación de información y capacitación) mediante los cuales se logre obtener una efectiva administración del riesgo operacional. En particular en entidades del sector salud, el riesgo operacional puede generar tres tipos de pérdidas: pérdidas en los resultados de salud en su población objetivo, en los resultados operativos esperados, incluyendo la satisfacción de las personas afiliadas, y en los resultados financieros de la entidad y sus entidades controlantes, vinculadas y relacionadas.

El artículo se encuentra ordenado de la siguiente manera. Después de esta introducción se presenta una breve revisión de literatura. Luego, se presenta la metodología de simulación Monte Carlo (SMC) y la llamada aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg para la cuantificación del riesgo operacional. Posteriormente, se presenta un caso de estudio para una EPS. La metodología propuesta puede ser replicada y adaptada a nivel internacional para estructurar un SARO en cualquier EPS. Finalmente, se presentan los resultados y se plantean algunas conclusiones referentes a la modelación del riesgo operacional en el sector de la salud.

Revisión de la Literatura

Para la modelación del riesgo operacional es clave el análisis de las distribuciones de frecuencia y severidad que dan origen a la posterior modelación de las pérdidas agregadas. En cuanto a la distribución de pérdida Jantsch, et al. (2019) analizan el control del riesgo operacional para 100 instituciones financieras de once estados brasileños. Los resultados muestran como potenciales factores de riesgo: prácticas inadecuadas relacionadas con clientes, productos y servicios, fraudes externos, mala seguridad del lugar de trabajo y demandas laborales. Por otro lado, Ramírez, et al. (2021) consideran un modelo de pérdida agregada con pérdidas dependientes, donde a partir de una base de datos reales de riesgo operacional y a través de procesos de Markov, el modelo de pérdida agregada se ajusta por máxima verosimilitud y la severidad mediante la distribución lognormal Pareto con dos colas pesadas. Los resultados muestran que al considerar la dependencia y la sobredispersión en la distribución de tiempos entre pérdidas se generaran mayores cargas de capital.

Asimismo, existen modelos avanzados para la medición de las pérdidas (AMA), por ejemplo, en Rodríguez, et al. (2009) se observa este tipo de modelos con enfoque de distribución de pérdidas (LDA), donde realizan un análisis de stress-testing sobre el capital por riesgo operacional de las

instituciones de crédito, observando como principal resultado que la distribución de severidad es mayor que la de frecuencias.

Por su parte Di Pietro, et al. (2012) con base en los Acuerdos de Basilea evalúan la cuantificación por riesgo operacional de distribución de frecuencias y severidad para una empresa de caja de ahorros española. Posteriormente, Macías, et al. (2018) trabajan con el modelo LDA sugerido por Basilea. Dicho modelo es aplicado a tres tipos de eventos de riesgo operacional en una línea de negocio de una institución financiera colombiana. A través de las características de las distribuciones de pérdidas esperadas e inesperadas, el Valor en Riesgo Operacional (OpVaR) es determinado bajo dos métodos de comparación obteniendo como principal resultado un umbral para que la organización mantenga su capital económico requerido cubriendo exposiciones futuras al riesgo operacional.

En cuanto a modelos de redes bayesianas, Martínez y Venegas (2013) identifican y cuantifican los diferentes factores de riesgo operacional del proceso de liquidación en el mercado de valores de México. El modelo es calibrado con datos del depósito central de valores en México durante el periodo 2007-2010. A diferencia de los modelos clásicos, el modelo propuesto permite capturar la interrelación entre factores de riesgo (causa-efecto), lo cual potencializa su utilidad. Mientras que Dávila, et al. (2016) identifican y cuantifican los factores de riesgo operacional asociados al procesamiento de transacciones financieras con medios electrónicos de una empresa financiera. Para la implementación del modelo se simulan eventos a un periodo de seis años, lo anterior permite modelar las relaciones causa-efecto entre distintos factores de riesgo operacional, además, incorporan factores que no considera el modelo tradicional para el cálculo del OpVaR en el modelo propuesto; brindando mejores condiciones de credibilidad a este valor.

Por su parte Martínez, et al. (2016) desarrollan una metodología bayesiana para la identificación, cuantificación y medición del riesgo operacional en varias líneas de negocio de la banca comercial. El modelo propuesto considera distribuciones a priori y a posteriori para estimar la frecuencia y severidad. El análisis lo realizan para las líneas de negocio: marketing y ventas, banca minorista y banca privada, que en conjunto representaron el 88.5% de las pérdidas del 2011. Asimismo, Dávila y Ortiz (2019), bajo el marco regulatorio de Solvencia II, estudian el sector asegurador, proponiendo una metodología de identificación y medición del riesgo operacional para la determinación del capital mínimo requerido de solvencia para el proceso de cotización de pólizas para una línea de seguros, a través de distribuciones a priori y a posteriori con simulación Monte Carlo. Finalmente, Chen et al. (2021) aplican el modelo de riesgo operacional para un estudio en alta mar.

Los modelos actuariales también son considerados en el riesgo operacional; por ejemplo, Lefevre y Picard (2021) utilizan algunos elementos básicos del cálculo de operadores finitos para desarrollar un nuevo método recursivo para calcular la distribución de probabilidad de una suma

compuesta. Consideran una distribución del tipo convolución para variables aleatorias de conteo, actuarialmente el algoritmo de Panjer es aplicado a modelos de riesgo colectivo, operacional y crédito. Por su parte, Nguyen et al. (2021) proponen un modelo de análisis de riesgo operacional con cuantificación de la incertidumbre con tres indicadores: la ignorancia de los expertos, el desacuerdo entre los expertos y la polarización de sus evaluaciones. El modelo propuesto identifica riesgos críticos e inciertos, y el estudio revela el flujo físico como el origen dominante de riesgos de alto rango con potenciales consecuencias significativas como: piratería, cargas peligrosas y accidentes marítimos. Mientras que en la información operacional y financiera los riesgos son más inciertos, particularmente la declaración errónea de la carga y los aumentos inesperados de los costos de combustible.

En cuanto al modelo actuarial del Valor en Riesgo condicional (CVaR) se puede apreciar en Pinto, et al. (2015) que usan el modelo para la selección de árboles estructurales con rendimientos altos y una amplia gama de riesgos, en especial con escenarios de baja aversión. Sin embargo, a medida que aumenta la aversión el modelo se diversifica.

La multiplicidad de métodos para la cuantificación del riesgo operacional se asocia con diversos niveles de sofisticación. Los AMA corresponde según lo establecido por Basilea, a modelos de medición avanzada que admiten la cuantificación del riesgo operacional de forma flexible, y contribuyen a que las entidades puedan diseñar su sistema de modelación y medición de este riesgo adaptado a sus particularidades. Los Acuerdos de Basilea no determinan un modelo en particular, pero establecen un conjunto de estándares cualitativos y cuantitativos que debe cumplir el modelo interno que sea implementado. Existen dos estándares fundamentales: la medida del riesgo operacional es un OpVaR (Operational Value at Risk) con un nivel de confianza del 99.9%, y el método de cuantificación debe incorporar eventos potenciales de pérdidas severas en la cola. El Valor en Riesgo Operacional a un nivel de confianza α , denotado OpVaR (α), significa el nivel de pérdidas que sólo es excedido con una probabilidad $1 - \alpha$, en el horizonte de tiempo considerado.

Metodología

Método de distribución de pérdidas (LDA)

Entre los métodos de medición avanzada AMA, el más utilizado en la literatura es el método de distribución de pérdidas, LDA. En este contexto, a partir de los estudios de Franco y Velásquez (2010); Murillo, et al. (2014) y Venegas, et al. (2015), se profundiza sobre la cuantificación del riesgo operacional mediante simulación Monte Carlo para una entidad prestadora de servicios de salud.

La implementación de un LDA incluye la modelación independiente de la distribución de probabilidad de la severidad y la distribución de probabilidad de la frecuencia correspondiente a las pérdidas, para posteriormente ser combinadas, en este caso, mediante simulación Monte Carlo, con el fin de producir la distribución de pérdidas agregadas para cada combinación línea de negocio/tipo de riesgo para un horizonte temporal específico.

Históricamente, los LDA han sido utilizados en modelación financiera para la industria aseguradora (Bühlmann, 1970). Con un LDA se pretende realizar la valoración del riesgo operacional para una empresa y sus diferentes unidades de negocio, y se soporta en la recopilación de información correspondiente a las pérdidas históricas internas (frecuencia y severidad), que pueden ser complementadas con datos externos.

De acuerdo con Basilea, para una entidad financiera la exposición al riesgo operacional se fragmenta en un conjunto de líneas de negocio y eventos. Específicamente, se evalúan ocho líneas de negocio (finanzas corporativas, negociación y ventas, banca minorista, banca comercial, pagos y liquidación, servicios de agencia, administración de activos e intermediación minorista) y se tienen en cuenta siete eventos correspondientes a pérdidas (fraude externo, fraude interno, clientes, ejecución y administración de procesos, fallas tecnológicas, daños a activos físicos, relaciones laborales).

Para la implementación del SAR en entidades prestadoras de servicios de salud, se tienen en cuenta las pérdidas ocasionadas por eventos de riesgo que consideran factores ambientales, socioeconómicos o políticos. Es necesario considerar aspectos como los incrementos imprevistos en los índices de morbilidad, variaciones en las condiciones de salud, cambios en el comportamiento de la población o insuficiencias de reservas técnicas. Para una entidad del sector salud, el modelo LDA para la valoración del riesgo operacional, se puede aplicar para hacer valoraciones a nivel agregado en la empresa, o también se puede implementar de forma individual en las diversas líneas establecidas por la entidad o por el organismo regulador.

El modelo LDA presenta estimaciones para la pérdida agregada por la línea de negocio y por evento, que posteriormente se combinan con el objetivo de cuantificar la pérdida operacional total. En el LDA la pérdida total se establece a partir de la suma aleatoria de las distintas pérdidas:

$$LDA = \sum_{k=1}^7 \sum_{s=1}^8 l_{ks} \tag{1}$$

donde l_{ks} es la pérdida total en la celda k, s de la matriz de pérdidas. Las l_{ks} se calculan como:

$$Z_{ks} = \sum_{F=1}^n M_{F_{ks}} \tag{2}$$

donde, F_{ks} es la variable aleatoria que representa el número de eventos de riesgo en la celda k, s (frecuencia de los eventos) y $M_{F_{ks}}$ es el monto de la pérdida en la celda k, s (severidad del evento). Por lo tanto, las pérdidas corresponden al resultado de al menos dos diferentes fuentes de aleatoriedad, la frecuencia y la severidad.

La cuantificación del riesgo operacional correspondiente con la celda k, s , será representada por un percentil α determinado (por ejemplo, el 99.9%) de la distribución de pérdidas agregadas por período en esa celda, que se denota simplemente como $S(m)$, dado que, inicialmente, el análisis se hace para cada celda específica. La distribución de $S(m)$ se consigue mediante el estudio por separado de la distribución frecuencias de pérdidas $p_n = P(F = n)$ y la distribución de severidad de las pérdidas $f_M(m)$. Esas dos distribuciones se asumen independientes y estables a través del tiempo.

La distribución de las pérdidas agregadas corresponde a una composición entre la variable aleatoria discreta asociada a la frecuencia, y la variable aleatoria continua asociada a la severidad de los eventos de riesgo. La distribución de pérdida agregada por período puede ser obtenida como la media ponderada de la n -ésima convolución de la severidad, donde los pesos son las probabilidades de masa de las frecuencias. La n -ésima convolución de la severidad es la probabilidad de ocurrencia del agregado de n pérdidas individuales.

Si las pérdidas agregadas para la celda específica están dadas por: $S = M_1 + M_2 + \dots + M_N = \sum_{i=1}^N M_i$, donde N es la variable aleatoria de conteo del evento, y M_i es la variable aleatoria severidad, por ocurrencia del evento, y las M_i se suponen independientes e idénticamente distribuidas con función de distribución común dada por $F_M(m) = P(M \leq m)$, entonces la n -ésima convolución de la distribución de severidad, denotada por $F_M^{*n}(m)$, está dada por: $P(M_1 + M_2 + \dots + M_n \leq m) = F * F * \dots * F(m) = F_M^{*n}(m)$, y por lo tanto la función de distribución de las pérdidas agregadas está dada por:

$$T_S(m) = P(S \leq m) = \sum_{m=0}^{\infty} P(M = m) F_M^{*n}(m) \tag{3}$$

Dado que no existe una alternativa analítica para expresar la distribución compuesta de pérdidas, se hace necesario aplicar algoritmos numéricos para calcularla. En el ámbito de la modelación del riesgo operacional los métodos más aceptados son la simulación Monte Carlo, el algoritmo de recursión de Panjer y técnicas de inversión mediante transformadas; además, es posible utilizar la aproximación en forma

cerrada de Böcker y Klüppelberg (2005), que es aplicable para algunas circunstancias concretas, como se plantea en Franco y Velásquez (2010). En este artículo presentamos la fundamentación teórica y la aplicación para dos de estas alternativas: el método de simulación Montecarlo y la llamada aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg.

En general, en el LDA, por medio de la función de pérdidas agregadas $S(m)$ que se establezca, la carga de capital por riesgo operacional, $OpVaR(\alpha)$, de acuerdo con lo definido anteriormente, se establece como:

I) $OpVaR(\alpha) = T_S^{-1}(\alpha)$, correspondiente para un nivel de confianza α determinado, que Basilea ha fijado en 99.9%, donde T_S es la función de distribución de las pérdidas agregadas.

II) Si la entidad evidencia la realización de provisiones para las pérdidas esperadas, la carga de capital se consigue restando las pérdidas esperadas del percentil α . De modo que: $OpVaR(\alpha) = T_S^{-1}(\alpha) - E(S)$. El $OpVaR$, con nivel de confianza α , representa el nivel de pérdidas por riesgo operacional que únicamente es excedido con una probabilidad $1 - \alpha$, en el horizonte de tiempo considerado.

Distribuciones de frecuencia y de severidad

Para la modelación de la frecuencia se debe seleccionar una variable aleatoria F que represente el número de eventos de riesgo por período en la celda (k, s) considerada (frecuencia de los eventos), y que sigue una distribución de probabilidad $p(n) = P(F = n)$, $n \in [0, N]$. En este contexto, diversos autores como Cruz (2002), González (2004), Shevchenko (2010) y Marshall (2001) muestran que la distribución de Poisson se ajusta a muchas situaciones reales de riesgo operacional. No obstante, también sugieren tener en cuenta otras alternativas como Binomial o Binomial negativa.

Posteriormente, se requiere hallar la distribución de probabilidad con mejor ajuste para los datos observados de pérdidas operacionales para una determinada línea de negocio y evento de pérdida. En este sentido, Marshall (2001), Cruz (2002), González (2004), Venegas (2008), Shevchenko y Donnelly (2005) y Carrillo y Suárez (2004), plantean la distribución lognormal o la Weibull como las alternativas más recomendables para la modelación de la severidad. De ese modo se tiene una variable aleatoria M , que denota el monto de la pérdida en la celda (k, s) de la matriz de pérdidas (severidad o impacto económico por evento), con función de densidad $f_M(m)$, y función de distribución $F_M(m)$, dada por $F_M(m) = P(M \leq m)$. Con el objetivo de capturar potenciales eventos extremos, se podría escoger también una distribución de cola pesada que represente esos posibles montos de pérdida.

Para el caso de las distribuciones de severidad, entre las distribuciones de cola pesada con soporte $(0, \infty)$, las distribuciones generalmente utilizadas en modelación de riesgo operacional son: la

distribución lognormal, la distribución de valor extremo generalizada, la distribución generalizada de Pareto y la distribución de Weibull. En la literatura es común encontrar que las distribuciones lognormal y Weibull se ajustan razonablemente a datos de pérdidas operacionales sobre la mayoría de los datos de riesgo operacional, no obstante, presentan un desempeño relativamente débil en la cola, dado que las pérdidas operacionales tienden a tener colas más pesadas que esas distribuciones, por lo que se podrían llegar a producir subestimaciones de grandes pérdidas. Mientras que, la distribución de Pareto produce un buen ajuste en la cola, cuando existen suficientes datos para permitir este análisis, pero un ajuste débil en el cuerpo de la distribución. Klugman, et al. (2004), presentan un análisis minucioso de diversos asuntos estadísticos, pruebas de hipótesis y estimación de parámetros para los modelos de pérdidas.

Modelación de las pérdidas agregadas

En la siguiente sección se fundamenta el método de simulación Monte Carlo para cuantificar las pérdidas agregadas en una celda específica (k, s) de la matriz de pérdidas. Se realiza la presentación del método, y se establecen los pasos del algoritmo con el fin de que pueda ser replicado para realizar aplicaciones a cualquier entidad del sector salud que cuente con la información correspondiente para la modelación del riesgo operacional. El algoritmo puede ser implementado en el software Matlab para múltiples combinaciones de distribuciones de frecuencia y severidad.

Simulación Monte Carlo (SMC)

Para la implementación de este enfoque se estima la distribución de pérdidas agregada empleando una cantidad suficiente de escenarios hipotéticos, generados aleatoriamente a partir de las distribuciones de severidad y frecuencia. Chapelle, et al. (2005) emplean el procedimiento de simulación Monte Carlo, por medio de la modelación de la distribución de frecuencias mediante una distribución de Poisson con parámetro igual al número promedio de pérdidas observadas durante el período completo.

El procedimiento realiza los siguientes pasos:

- Determinar la combinación línea/evento que se quiere simular.
- Generar una muestra aleatoria de la distribución de frecuencias asumida.
- Generar una muestra aleatoria de la distribución de severidad.
- Generar la distribución de pérdidas agregadas.

Como lo plantea Venegas, et al. (2015), el algoritmo de simulación Monte Carlo se desarrolla de la siguiente forma:

- Generar un valor aleatorio n de la distribución de frecuencia.
- Generar n valores aleatorios de la distribución de severidad. Denotar estas pérdidas simuladas por L_1, L_2, \dots, L_n .
- Sumar las n pérdidas simuladas y obtener una pérdida para el período:
 - $S = L_1 + L_2 + \dots + L_n$.
- Retornar al paso 1, y repetir un número muy grande M de veces. Por lo tanto, se obtienen S_1, S_2, \dots, S_M .
- Formar el histograma de S_1, S_2, \dots, S_M , que representará la distribución de pérdidas agregadas simuladas para el período.
- Calcular el percentil 99.9 de la distribución de pérdidas agregadas simuladas.
- Calcular la media de la distribución de pérdidas agregadas simuladas para el período.

La pérdida esperada (EL) se calcula como la media de esas pérdidas agregadas simuladas.

- La carga de capital por riesgo operacional, el OpVaR(99.9%), será el percentil 99.9 de las pérdidas agregadas simuladas, o la diferencia entre ese percentil y la media de la distribución de pérdidas agregadas simuladas, cuando se manejan provisiones para las pérdidas esperadas.

Aproximación en forma cerrada de Böcker y Klüppelberg

Una alternativa analítica, o sea que admite una forma cerrada, para estimar el VaR operacional, es planteada por Böcker y Klüppelberg (2005), que investigaron un modelo de distribución de pérdidas simple para el riesgo operacional, mostrando que se puede tener una aproximación para el OpVaR(α), en forma cerrada, cuando los datos de pérdida son de cola pesada, como ocurre en muchas situaciones reales.

La aproximación analítica planteada por Böcker and Klüppelberg (BK), como se demuestra más adelante, es una fórmula directa, aplicable en casos específicos, para el cuantil de la distribución de pérdidas agregadas en la siguiente forma: $G_S^{-1}(\alpha) = F^{-1}\left(1 - \frac{1-\alpha}{E(N)}\right)$, que relaciona directamente el percentil $\alpha \rightarrow 1$, de las pérdidas agregadas, con un alto percentil dado por: $p = 1 - \frac{(1-\alpha)}{E(N)}$, de la función de distribución simple de las severidades F , dependiendo del número esperado de eventos por período $E(N)$.

Ese resultado, cuya formulación matemática se presenta más adelante, está basado en una propiedad analítica de las distribuciones pertenecientes a la clase de distribuciones subexponenciales, que permite expresar en el límite de alta severidad la convolución como una función de la distribución de la severidad de la pérdida individual.

La aproximación analítica BK, para el cálculo de la carga de capital, también está soportada en la teoría de valores extremos. De acuerdo con uno de los requerimientos de Basilea de incorporar las propiedades de colas pesadas de las distribuciones de severidad, estos autores consideran la familia de las distribuciones subexponenciales, que incluye no solo las lognormales, sino también las distribuciones con colas más pesadas.

El Acuerdo de Basilea, en el contexto de los modelos AMA, permite a las entidades financieras la flexibilidad para que cada una implemente su modelo interno y sistema de cuantificación del riesgo operacional. En lugar de prescribir un modelo específico, se plantean unos estándares cualitativos y cuantitativos que los modelos internos deben satisfacer. Entre los estándares cuantitativos más relevantes, y que son la base de la aproximación analítica, se tiene que la medida de riesgo operacional es un VaR con un nivel de confianza del 99.9%, y además, el método de medición debe capturar eventos de pérdidas potencialmente severas en la cola de la distribución de pérdidas.

Se presentan a continuación los elementos teóricos básicos, y el soporte matemático de la aproximación analítica del modelo BK.

Distribuciones de severidad subexponenciales

Para tener en cuenta la propiedad de cola pesada de las distribuciones de severidad, lo cual es un requerimiento de Basilea II, se consideran las distribuciones más conocidas con esa propiedad, que son lognormal, Weibull y Pareto, que pertenecen a la llamada clase de distribuciones subexponenciales con soporte $(0, \infty)$, y se describen en la Tabla 1.

Tabla 1
 Algunas Distribuciones Subexponenciales

Nombre	Función de distribución	Parámetros
Lognormal	$F(x) = \Phi\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right)$	$\mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0$
Weibull	$F(x) = 1 - e^{-(x/\theta)^\tau}$	$\theta > 0, 0 < \tau < 1$
Pareto	$F(x) = 1 - \left(1 + \frac{x}{\theta}\right)^{-a}$	$a, \theta > 0$

Fuente: Böcker y Klüppelberg (2005)

La característica fundamental de las distribuciones subexponenciales es que sus colas decaen más suavemente que cualquier cola exponencial. Es decir, la cola de la suma de n variables aleatorias

subexponenciales tiene el mismo orden de magnitud que la cola de la variable máxima entre ellas. En forma analítica se tiene que:

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{P(X_1 + X_2 + \dots + X_n > x)}{P(\max(X_1, X_2, \dots, X_n) > x)} = 1, \text{ para algún } n \geq 2. \quad (4)$$

Esto significa que la suma de n severidades independientes e idénticamente distribuidas es más probable que sea grande debido a que uno de sus términos es grande; o en relación con el riesgo operacional, pérdidas totales severas son principalmente causadas por una única pérdida grande, más que la consecuencia de pequeñas pérdidas independientes acumuladas.

El modelo LDA estándar tiene las siguientes características:

- a. Las severidades $\{X_i\}_{i \in \mathbb{N}}$ son variables aleatorias positivas, independientes e idénticamente distribuidas.
- b. El número de eventos de pérdida en un intervalo $[0, t]$, para $t > 0$, es aleatorio, y el correspondiente proceso de frecuencias es $\{N(t)\}_{t \geq 0}$.
- c. El proceso de severidad y el proceso de frecuencia se suponen independientes.
- d. La pérdida agregada $S(t)$ hasta el tiempo t está dada por $S(t) = \sum_{i=0}^{N(t)} X_i, t \geq 0$.

Además, si G_t es la distribución de pérdidas agregadas, entonces el Valor en Riesgo Operacional en el horizonte de tiempo t , a un nivel de confianza α está dado por $\text{OpVaR}_t(\alpha) = G_t^-(\alpha) = \inf \{x \in \mathbb{R}: G_t(x) \geq \alpha\}$, con $0 \leq \alpha \leq 1$. En particular si G_t es estrictamente creciente y continua se tiene que $\text{OpVaR}_t(\alpha) = G_t^{-1}(\alpha)$.

Los fundamentos matemáticos esenciales de la aproximación BK se presentan a continuación, sin las demostraciones, las cuales se pueden encontrar en Franco y Velásquez (2010).

Lema de Kesten

Si F es una distribución subexponencial, entonces dado $\varepsilon > 0$, existe una constante finita K tal que, para todo $n \geq 2$, $\frac{F^{n*}(x)}{F(x)} \leq K(1 + \varepsilon)^n, x \geq 0$.

Teorema EKM. (Embrechts, Klüppelberg and Mikosch)

Sea el LDA estándar $S(t) = \sum_{i=0}^{N(t)} X_i, t \geq 0$. Suponga que las severidades X_i son subexponenciales con función de distribución F . Fije $t > 0$ y defina la distribución de frecuencias por $P(N(t) = n) =$

$p_t(n)$, para $n \in \mathbb{N}_0 = \mathbb{N} \cup \{0\}$, y la distribución de pérdida agregada dada por: $G_t(x) = \sum_{n=0}^{\infty} p_t(n) F^{n*}(x)$, $x \geq 0$, $t \geq 0$, donde $F(\cdot) = P(X_k \leq \cdot)$ es la función de distribución de X_k y $F^{n*}(\cdot) = P(\sum_{i=1}^n X_i \leq \cdot)$ es la n -ésima convolución de F con $F^{1*} = F$ y $F^{0*} = I_{[0, \infty)}$.

Si para algún $\varepsilon > 0$, $\sum_{n=0}^{\infty} (1 + \varepsilon)^n p_t(n) < \infty$, entonces se cumple que $\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{EN(t)\bar{F}(x)}{G_t(x)} = 1$. O equivalentemente:

$$\bar{G}_t(x) \sim EN(t)\bar{F}(x), \quad x \rightarrow \infty. \tag{5}$$

donde $EN(t)$ es el valor esperado de la frecuencia de pérdidas.

$\bar{F}(x) = 1 - F(x)$ es la distribución de severidad de la cola, y $\bar{G}_t(x) = 1 - G_t(x)$ es la distribución de la pérdida agregada de la cola.

Teorema de la Fórmula analítica para OpVaR

Considere el modelo LDA estándar para un $t > 0$ fijo y una severidad subexponencial con función de distribución F . Suponga, además, que el estimativo de cola (5) se cumple. Entonces:

$$OpVaR_t(\alpha) = F_t^{-1} \left(1 - \frac{1-\alpha}{EN(t)} (1 + o(1)) \right), \quad \text{cuando } \alpha \rightarrow 1. \tag{6}$$

Franco y Velásquez (2010) presentan algunas características fundamentales de esta aproximación:

a. Para altos niveles de confianza el OpVaR únicamente depende de la cola, y no del cuerpo de la distribución de severidad. Por lo tanto, si el objetivo es calcular el VaR operacional, no es necesario modelar toda la función de distribución F .

b. La distribución de frecuencias solo interviene en la expresión (6) con su valor esperado. Por lo cual, para aplicar este modelo sería suficiente estimar la media muestral de las frecuencias. Esto implica que la sobre-dispersión de un modelo como la distribución binomial negativa, asintóticamente no tendría impacto sobre el OpVaR.

c. Como la carga de capital está basada en un cuantil muy alto de la distribución de pérdidas agregadas G_t , es natural estimar el OpVaR mediante el comportamiento asintótico de la cola y estimación cuantil. En lugar de considerar la distribución completa, es suficiente concentrarnos sobre la cola derecha $P(S(t) > x)$ para un valor grande de x .

Aplicando la Ecuación (6) a las funciones de distribución subexponenciales más usuales, se obtienen inmediatamente las soluciones en forma cerrada para un $OpVaR_t(\alpha)$ asintótico ($\alpha \rightarrow 1$), para las correspondientes distribuciones de severidad, como se indica en la Tabla 2.

Tabla 2
Aproximaciones asintóticas para el $OpVaR_t(\alpha)$, para las distribuciones de severidad más usuales

Distribución	$OpVaR_t(\alpha)$
Lognormal	$\exp \left[\mu - \sigma \Phi^{-1} \left(\frac{1 - \alpha}{EN(t)} \right) \right]$
Weibull	$\theta \left[\ln \left(\frac{EN(t)}{1 - \alpha} \right) \right]^{1/\tau}$
Pareto	$\theta \left[\left(\frac{EN(t)}{1 - \alpha} \right)^{1/a} - 1 \right]$

Fuente: Böcker y Klüppelberg (2005)

Donde $EN(t)$ es el valor esperado de la distribución de frecuencias y Φ es la función de distribución normal estándar.

Aplicación para una entidad promotora de Salud en Colombia

Una EPS, que funciona en Colombia, suministró para este estudio, una serie de datos sobre fallas en los procesos, que condujeron a pérdidas económicas, durante los años 2019 y 2020, y que pueden considerarse como eventos adversos. La EPS analizada tiene cobertura en todo el territorio nacional de Colombia, posee actualmente más de 200 mil afiliados y tiene unos activos superiores a COP 350 000 millones. Los datos de frecuencia y severidad correspondiente a pérdidas por la materialización de riesgos operacionales para los años 2019 y 2020, se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3
Fallos por riesgo operacional 2019-2020

Mes	Frecuencia 2019	Severidad (en millones COP)	Frecuencia 2020	Severidad (en millones COP)
1	5	242.8	3	352.7
2	7	2194.5	9	720.6
3	4	1316.8	8	1381.5
4	6	680.3	11	2293.3
5	7	325.7	14	1874.7
6	5	406.9	10	438.2
7	7	3427.2	14	3578.3
8	6	1285.6	8	262.5
9	13	473.1	11	1428.5
10	8	1289.8	12	1352.4
11	13	1363.9	8	504.0
12	8	1793.0	10	1350.1

Fuente: elaboración propia a partir de los datos de la EPS analizada

La severidad registrada en cada mes corresponde a la suma de las pérdidas del mes. Sin embargo, los ajustes distribucionales para la severidad se realizan con las pérdidas individuales.

Para efectos de cobertura eventual de la pérdida potencial por riesgo operacional para estos años la entidad de mantuvo unas provisiones por período de COP millones 6500 y 6750 COP millones, respectivamente.

En el año 2019, para las frecuencias observadas se tiene una media de 7.42 ocurrencias por mes, con una desviación estándar de 2.87. Para las severidades individuales observadas se tiene una media de COP 1233.31 millones por ocurrencia del evento, con una desviación estándar de COP 926.97 millones. En relación con el año 2020, para las frecuencias observadas se tiene una media de 9.83 ocurrencias por mes, con una desviación estándar de 3.01; y para las severidades observadas se tiene una media de COP 1294.73 millones por ocurrencia, con una desviación estándar de COP 963.96 millones.

Ajuste distribucional para la frecuencia 2019

Con respecto al ajuste distribucional para la Frecuencia, utilizando el software Risk Simulator, se encontró que las tres distribuciones que mejor se ajustan a los datos observados de Frecuencia, en orden de mayor a menor ajuste, fueron respectivamente, la poisson, la binomial y binomial negativa. Las características fundamentales de estas distribuciones ajustadas se presentan en la siguiente Tabla 4.

Tabla 4
 Distribuciones ajustadas para la Frecuencia 2019

	Primera opción		Segunda opción		Tercera opción
Distribución Ajustada	Poisson	Distribución Ajustada	Binomial	Distribución Ajustada	Binomial Negativa
Lambda	8.44	Pruebas	62	Éxitos Requeridos	65
		Probabilidad	0.13	Probabilidad	0.9
Estadística Ji-Cuadrada	14.08		15.12		17.18
	Real	Teórica	Teórica		Teórica
Media	7.42	8.44	8.34		7.44
Desviación Estándar	2.87	2.90	2.69		2.88
Asimetría	1.26	0.34	0.27		0.43
Curtosis	0.94	0.12	0.04		0.21

Fuente: elaboración propia mediante Risk Simulator

La gráfica correspondiente al ajuste de la distribución de Poisson se presenta en la Figura 1. continuación.

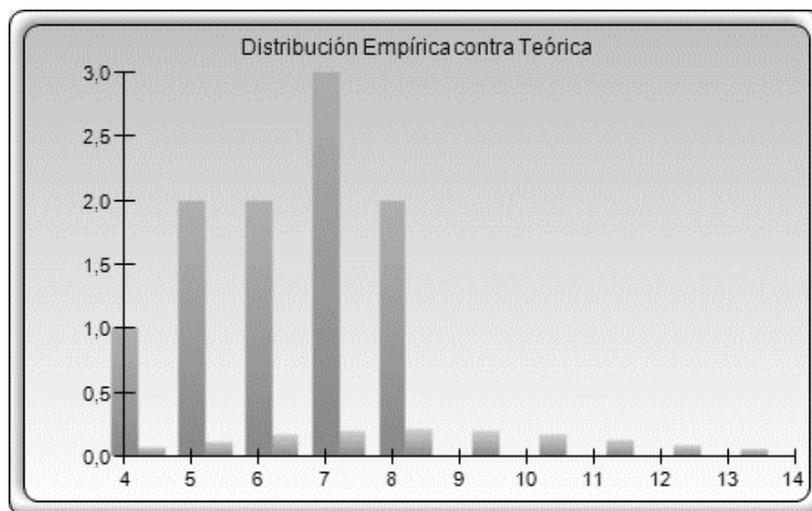


Figura 1. Resultado del ajuste de distribución Poisson para frecuencia.

Fuente: elaboración mediante Risk Simulator.

Las tres distribuciones consideradas son muy usuales en el campo del riesgo operacional para modelar la variable discreta frecuencia. Con base en la jerarquización de estas distribuciones como ajustes adecuados para la variable discreta Frecuencia, para la aplicación de la simulación Montecarlo, se escoge la distribución de Poisson con media 8.44 y desviación estándar 2.90, que se tienen en la Tabla 4.

Ajuste distribucional para la severidad-2019

Con respecto al ajuste distribucional para la severidad, considerando las distribuciones más usuales en riesgo operacional, y utilizando el software Risk Simulator se encontró que las tres distribuciones que mejor se ajustan a los datos individuales de severidad, en orden de mayor a menor ajuste, fueron respectivamente, la lognormal, Gumbel Máxima y Exponencial. Las características fundamentales de estas distribuciones ajustadas se presentan en las siguiente Tabla 5.

Tabla 5
 Ajustes distribucionales para Severidad 2019

	Primera opción		Segunda opción	Tercera opción	Tercera opción
Distribución Ajustada	Lognormal	Distribución Ajustada	Gumbel Máxima	Distribución Ajustada	Exponencial
Media	153.89	Alfa	105.49	Localización	43.55
Desv.Est	108.77	Beta	70.69	Lambda	0.01
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0.04		0.06		0.06
Prueba Estadística para P-Value	0.9998		0.9020		0.8817
	Real	Teórica	Teórica		Teórica
Media	156.03	153.89	146.30		160.91
Desviación Estándar	112.47	108.77	90.66		117.36
Asimetría	1.85	2.47	1.14		2.00

Fuente: elaboración propia mediante Risk Simulator

La gráfica correspondiente al ajuste de la distribución lognormal se presenta en la Figura 2.

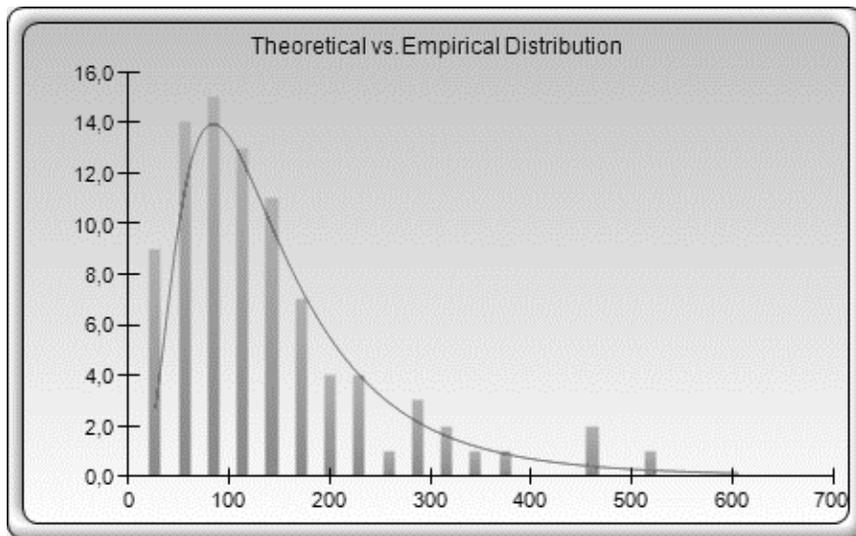


Figura 2. Gráfica ajuste de distribución para Severidad 2019.
Fuente: Elaboración mediante Risk Simulator.

Las tres distribuciones obtenidas son usuales en el ámbito del riesgo operacional para modelar la variable continua severidad. Con base en la jerarquización de estas distribuciones como ajustes adecuados para la variable continua Severidad, para la aplicación de la simulación Montecarlo se escogería la distribución lognormal con media COP 153.89 millones y desviación estándar COP 108.77 millones, que se tienen en la Tabla 5.

En conclusión, en este contexto, para generar la distribución de pérdidas agregadas, se debe realizar la convolución entre una distribución Poisson con media 8.44, y una distribución lognormal con media COP 153.89 millones y desviación estándar COP 108.77 millones.

Distribución de pérdidas agregadas mediante convolución de Frecuencia y Severidad 2019

En este apartado se aplica el algoritmo de simulación Montecarlo previamente descrito, para efectuar la convolución de las distribuciones de frecuencia y severidad seleccionadas, y generar la distribución de pérdidas agregadas, y a partir de ella, calcular el VaR operacional. Para ello se utilizó el software especializado Matlab.

Aplicando este algoritmo, se realizaron 1000000 de iteraciones, y se encontró la distribución de pérdidas agregadas que se presenta en la Figura 3.

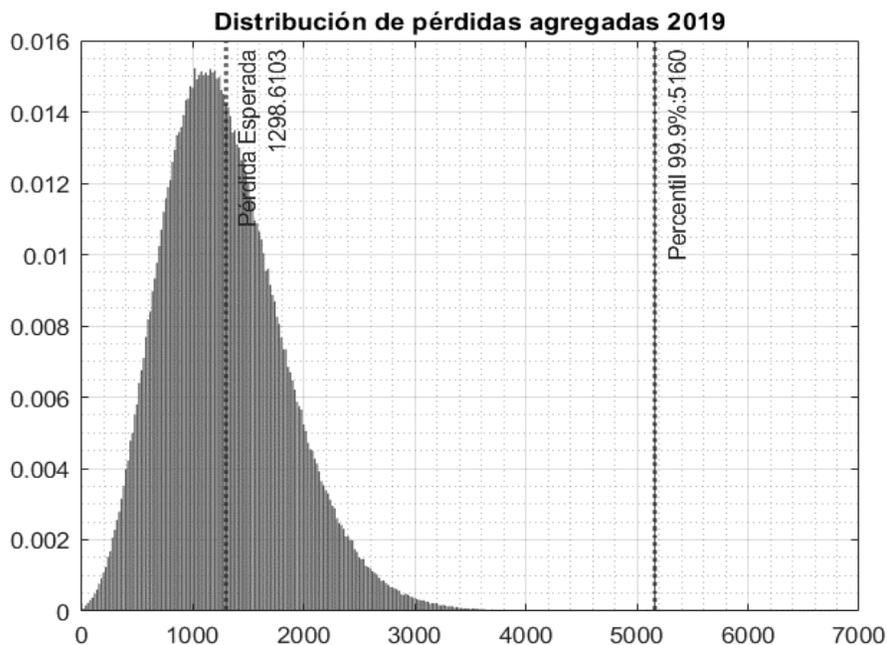


Figura 3. Gráfica de la distribución de pérdidas agregadas 2019
Fuente: elaboración propia utilizando Matlab.

En esta distribución simulada de pérdidas agregadas, se tiene una media aproximada de COP 1298.61 millones, que corresponde a las llamadas pérdidas esperadas, y una desviación estándar de COP 549.59. Además, el percentil del 99.9% es COP 5160 millones.

De acuerdo con estos resultados, y con la teoría planteada, se tiene que el VaR operacional mensual para un nivel de confianza del 99.9%, denotado $OpVaR(99.9\%)$, está dado por COP 5160 millones, bajo el supuesto de que no se hagan provisiones. Y en este caso, cuando se tienen provisiones para las pérdidas esperadas, la carga de capital por riesgo operacional, que es el diferencial entre el percentil 99.9% y las pérdidas esperadas, como se definió previamente, tendría un valor aproximado de COP 3861.39 millones mensuales.

Ajuste distribucional para la frecuencia para 2020

Con respecto al ajuste distribucional para la Frecuencia, utilizando el software Risk Simulator, se encontró que las tres distribuciones que mejor se ajustan a los datos observados de Frecuencia, en orden de mayor

a menor ajuste, fueron respectivamente, la poisson, la binomial y geométrica. Las características fundamentales de estas distribuciones ajustadas se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6
 Distribuciones ajustadas para la Frecuencia 2020

	Primera opción		Segunda opción		Tercera opción
Distribución Ajustada	Poisson	Distribución Ajustada	Binomial	Distribución Ajustada	Geométrica
Lambda	9.31	Pruebas Probabilidad	63 0.14	Probabilidad	0.1
Estadística Ji-Cuadrada	17.13	Estadística Ji-Cuadrada	19.82	Estadística Ji-Cuadrada	40.51
	Real	Teórica	Teórica	Teórica	Teórica
Media	9.83	9.31	9.05	9.48	
Desviación Estándar	3.01	3.05	2.78	9.97	
Asimetría	-0.72	0.33	0.26	2	
Curtosis	1.42	0.11	0.03	6.01	

Fuente: elaboración propia mediante Risk Simulator

La gráfica correspondiente al ajuste de la distribución de Poisson se presenta en la Figura 4.

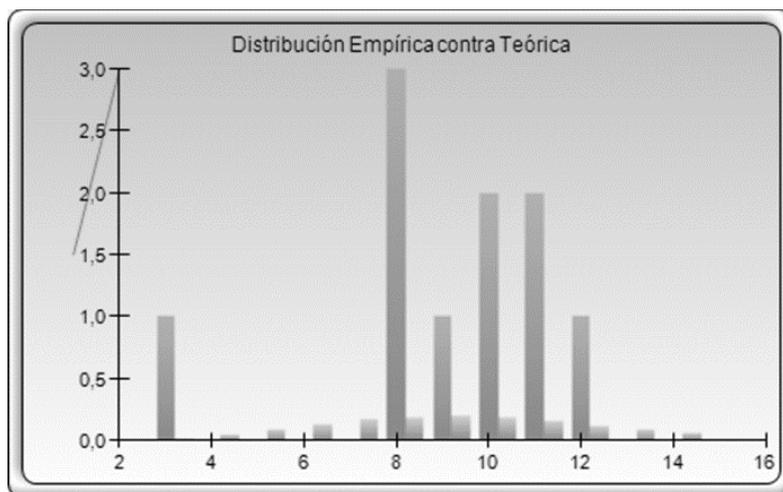


Figura 4. Gráfica ajuste de distribución para Frecuencia 2020.

Fuente: elaboración mediante Risk Simulator.

Las tres distribuciones consideradas son muy usuales en el campo del riesgo operacional para modelar la variable discreta frecuencia. Con base en la jerarquización de estas distribuciones como ajustes adecuados para la variable discreta Frecuencia, para la aplicación de la simulación Montecarlo, se escoge la distribución de Poisson con media 9.31 y desviación estándar 3.05, que se tienen en la Tabla 6.

Ajuste distribucional para la Severidad 2020

Con respecto al ajuste distribucional para la severidad se encontró, utilizando el software Risk Simulator, que las tres distribuciones que mejor se ajustan a los datos observados de severidad, en orden de mayor a menor ajuste, fueron respectivamente, la lognormal, Gumbel Máxima y Gamma. Las características fundamentales de estas distribuciones ajustadas se presentan en las siguiente Tabla 7.

Tabla 7
 Ajustes distribucionales para Severidad 2020

		Primera opción		Segunda opción		Tercera opción
	Distribución Ajustada	lognormal	Distribución Ajustada	Gumbel Máxima	Distribución Ajustada	Gamma
	Media	212.22	Alfa	149.34	Alfa	3.15
	Desv.Est Estadístico	138.05	Beta	80.16	Beta	64.32
	Kolmogorov-Smirnov Prueba Estadística para P-Value	0.04		0.05		0.05
		0.9972		0.9353		0.9232
	Real	Teórica		Teórica		Teórica
Media	204.36	212.22		195.61		202.86
Desviación Estándar	114.65	138.05		102.81		114.23
Asimetría	1.19	2.23		1.14		1.13

Fuente: elaboración propia mediante Risk Simulator

La gráfica correspondiente al ajuste de la distribución lognormal se presenta en la Figura 5.

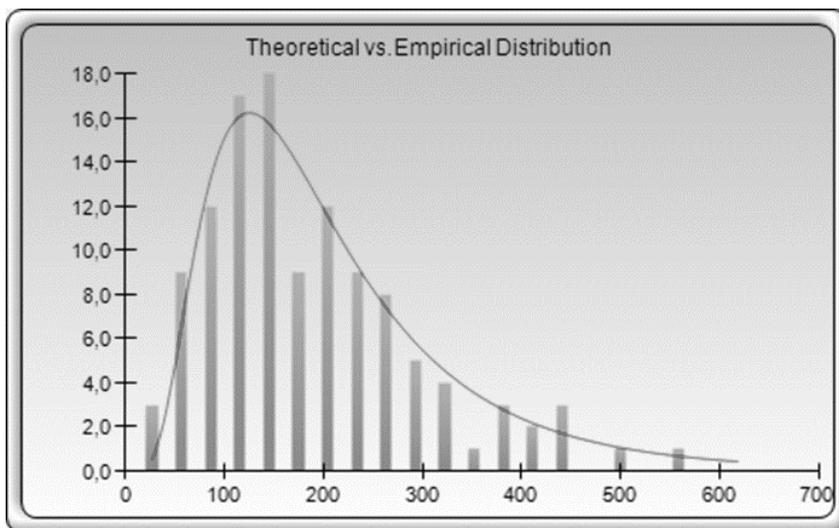


Figura 5. Gráfica ajuste de distribución para Severidad 2020.
Fuente: elaboración mediante Risk Simulator.

Las tres distribuciones obtenidas son muy usuales en el ámbito del riesgo operacional para modelar la variable continua severidad. Con base en la jerarquización de estas distribuciones como ajustes adecuados para la variable continua Severidad, para la aplicación de la simulación Montecarlo, se escoge la distribución lognormal con media COP 212.22 millones y desviación estándar COP 138.95 millones, que se tienen en la Tabla 7.

En conclusión, en este contexto, para generar la distribución de pérdidas agregadas, se debe realizar la convolución entre una distribución Poisson con media 9.31 y una distribución lognormal con media 212.22 millones y desviación estándar COP 138.952 millones.

Distribución de pérdidas agregadas mediante convolución de Frecuencia y Severidad 2020

En esta sección se aplica el algoritmo de simulación Montecarlo previamente descrito, para efectuar la convolución de las distribuciones de frecuencia y severidad seleccionadas, y generar la distribución de pérdidas agregadas, y a partir de ella, calcular el VaR operacional. Para ello se aplicará el software especializado Matlab.

Aplicando este algoritmo, se realizaron 1000000 de iteraciones, y se encontró la distribución de pérdidas agregadas que se presenta en la Figura 6.

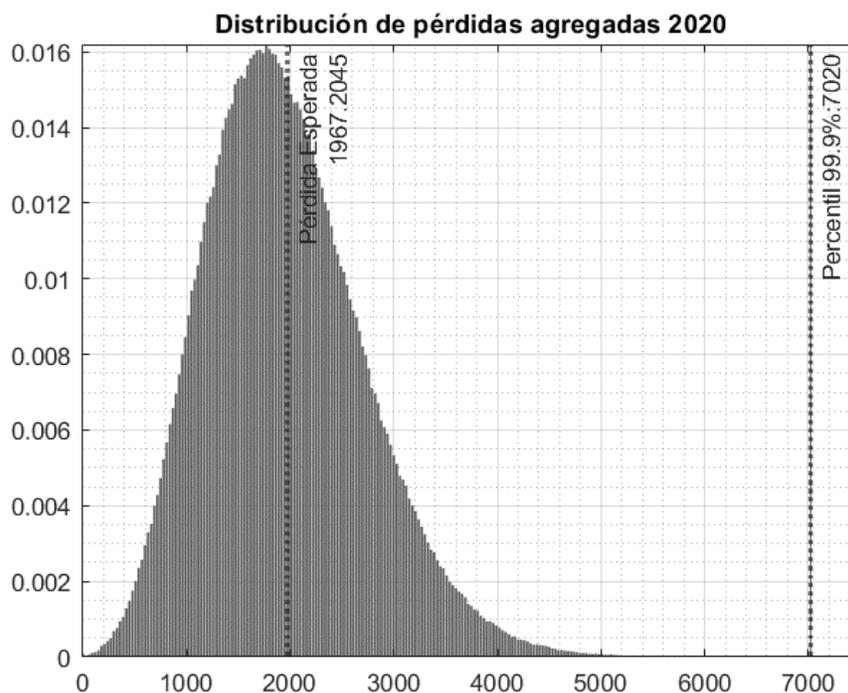


Figura 6. Gráfica de la distribución de pérdidas agregadas 2020.
Fuente: elaboración propia utilizando Matlab.

En esta distribución simulada de pérdidas agregadas, se tiene una media aproximada de COP 1967.20 millones, que corresponde a las llamadas pérdidas esperadas, y una desviación estándar de COP 767.56 millones. Además, el percentil del 99.9% es COP 7020 millones.

De acuerdo con estos resultados, y con la teoría planteada, se tiene que el VaR operacional para un nivel de confianza del 99.9%, que hemos denotado $OpVaR(99.9\%)$, está dado por COP 7020 millones, bajo el supuesto de que no se hagan provisiones. Y en este caso, como se tienen provisiones para las pérdidas esperadas, la carga de capital por riesgo operacional, que es el diferencial entre el percentil 99.9% y las pérdidas esperadas, como se definió previamente, tendría un valor aproximado de COP 5052.8 millones.

Análisis comparativo de resultados obtenidos mediante SMC

Tabla 8
 Síntesis SMC 2019-2020

	Año 2019			
	Frecuencia	Severidad Ajustada	Pérdidas agregadas	OPVaR(99.9%) (COP millones)
Media	8.44	153.89	1298.61	
Desviación estándar	2.90	108.77	549.59	
Percentil 99.9%			5160	3861.39
Año 2020				
Media	9.31	212.22	1967.20	
Desviación estándar	3.05	138.05	767.56	
Percentil 99.9%			7020	5052.80

Fuente: elaboración propia mediante Risk Simulator

Según los mejores ajustes distribucionales encontrados, y las estimaciones generadas mediante MSMC, se presenta un incremento en las frecuencias, en las cuales el promedio se incrementa en 10.31%, al pasar del año 2019 al año 2020. Además, se presenta un incremento mucho más sensible en el comportamiento de las severidades, en las cuales el promedio se incrementa en 37.9%. Estos resultados producen un incremento en el OpVaR mensual de 3861.39 a 5052.80 COP millones, que representa un crecimiento del 30.85% del año 2019 al 2020, lo que se considera un aumento muy oneroso, solo al pasar de un año al siguiente. Ese incremento tan sensible puede atribuirse al efecto de la pandemia, pero, además, es fundamental tener en cuenta que en muchas situaciones reales relacionadas con riesgo operacional las pérdidas efectivamente se materializan con rezagos no solo de meses, sino de años, por lo cual pueden no estar todas reflejadas en los datos considerados.

Aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg

Con el fin de ilustrar la utilidad de esta otra alternativa propuesta, se aplica la aproximación de Böcker y Klüppelberg, bajo el supuesto de que un buen ajuste para la severidad sea la distribución lognormal con los parámetros indicados, que es subexponencial, y que es uno de los supuestos de la aproximación. Se trata este método como una opción para la cuantificación del Op-VaR, cuando se satisfagan todos los supuestos.

En consecuencia, aplicamos esta aproximación analítica para el año 2019, bajo el supuesto de una combinación frecuencia-severidad mediante distribuciones Poisson con media $EN(t) = 8.44$, y

severidad lognormal con media 153.89 y desviación estándar 108.77. Y en forma análoga para el año 2020, mediante distribuciones Poisson con media $EN(t) = 9.31$, y severidad lognormal con media 212.22 y desviación estándar 138.05

Recordando que para una variable aleatoria X con distribución lognormal se cumplen que $E(X) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}$ y $V(X) = (e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2}$, entonces se obtiene $\mu = 5.83$ y $\sigma = 0.64$ para el año 2019, y en forma análoga, $\mu = 6.28$ y $\sigma = 0.59$ para el año 2020.

Entonces para la Aproximación Analítica de Böcker y Klüppelberg, aplicada al año 2019, tenemos $EN(t) = \lambda = 8.44$ para la distribución de Poisson, y para la lognormal $\mu = 5.83$ y $\sigma = 0.83$. Los correspondientes valores para el año 2020 serían $EN(t) = \lambda = 9.31$ para la distribución de Poisson, y para la lognormal $\mu = 6.28$ y $\sigma = 0.59$

Para diferentes niveles de confianza se tienen los resultados de la Tabla 9.

Tabla 9
 Aplicación de aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg

	2019		2020	
	OpVaR		OpVaR	
Nivel de Confianza (α)	$\Phi^{-1}\left(\frac{1-\alpha}{EN}\right)$	$= \exp\left(\mu - \sigma\Phi^{-1}\left(\frac{1-\alpha}{EN}\right)\right)$	$\Phi^{-1}\left(\frac{1-\alpha}{EN}\right)$	$= \exp\left(\mu - \sigma\Phi^{-1}\left(\frac{1-\alpha}{EN}\right)\right)$
95%	-2.516629	1689.06	-2.551010	2429.37
99%	-3.039506	2356.09	-3.068936	3304.54
99.9%=OpVaR	-3.675949	3532.91	-3.700916	4810.09

Fuente: elaboración propia

Aplicando este método, con los supuestos planteados, se encontró que el OpVaR(99.9%) mensual para el año 2019 estaría dado por COP 3532.91 millones y para el año 2020 sería de COP 4810.09 millones. Mediante esta aproximación se tendría un incremento de 36.15 % en el riesgo operacional estimado.

Las significativas diferencias entre el OpVaR para diferentes niveles de confianza muestran que el método es muy sensible al comportamiento de las severidades en la cola de la distribución, como se plantea en la teoría.

Aunque la aproximación Böcker y Klüppelberg generó un resultado relativamente cercano al obtenido mediante SMC, es fundamental resaltar en este contexto, que una adecuada gestión del riesgo empresarial implica estar continuamente aplicando diferentes metodologías, y evaluando su desempeño,

y esa aproximación analítica es una alternativa válida para cuantificar el riesgo operacional, cuando se satisfagan los supuestos.

Conclusiones y consideraciones finales

Se requiere cuantificar el riesgo operacional para cumplir con los requerimientos normativos. no obstante, circunstancias como la pandemia ocasionada por la Covid-19, han materializado las vulnerabilidades del sector salud ante la ocurrencia de eventos adversos, y han puesto en evidencia la necesidad de robustecer, en todo el mundo, los sistemas de administración del riesgo (SAR) para el sector de salud con el fin de contribuir a su sostenibilidad. Además, durante la pandemia, ha quedado en evidencia la importancia de la estabilidad de las EPS en el desempeño económico de las comunidades de su entorno. Lo anterior, con el agravante que, a diferencia de entidades de otros sectores, como por ejemplo el financiero, la materialización de riesgos operacionales en el sector salud, no solo genera pérdidas potenciales en términos económicos, sino que sus consecuencias, pueden traducirse en pérdidas de vidas humanas, producidas por la materialización de eventos adversos, en muchos casos evitables, ocasionados por fallas en los sistemas, las personas y en los procesos de las EPS.

Los métodos de medición avanzada del riesgo operacional aplicables al sector salud, como el enfoque de simulación Monte Carlo y la aproximación analítica de Böcker y Klüppelberg aplicadas en este artículo, pueden ser replicados e implementados como método interno de medición avanzada para robustecer la cuantificación del riesgo operacional en cualquier entidad de salud a nivel mundial, que disponga de registros de eventos adversos y sus respectivas consecuencias económicas. Esta alternativa puede generar una estimación de las cargas de capital, más acorde con las particularidades de cada entidad, ya que independiente de la normatividad estándar de cada país sobre riesgo operacional, cada entidad puede implementar sistemas internos para la gestión del riesgo, que pueden ser validados por el regulador, y que incorporan las características específicas de carácter interno.

La pandemia generada por la Covid19 ha sometido a las EPS a niveles máximos de desempeño y estrés de su personal, sistemas y procesos. Lo anterior, en un entorno de recursos limitados y existencia de factores adicionales como la transformación hacia la atención medica virtual. Claramente, se ha afectado significativamente el riesgo operacional en las entidades del sector salud evidenciando la necesidad de robustecer significativamente los SARO. En este artículo se plantearon dos alternativas de cuantificación avanzada del riesgo operacional aplicables para el sector salud. Respecto a los resultados de la medición del riesgo operacional mensual en el caso de estudio analizado, se presentó un incremento significativo del año 2019 al año 2020; Además, es fundamental tener en cuenta que en muchas situaciones reales relacionadas con riesgo operacional

las pérdidas efectivamente se materializan con rezagos, por lo cual pueden no estar todas reflejadas en los datos considerados y pueden impactar los resultados de los años posteriores.

Las cargas de capital por todo tipo de riesgo, incluyendo el riesgo operacional, son provisiones o reservas que en última instancia obligan en cierta medida a inmovilizar capitales. Es recomendable que las entidades de salud utilicen múltiples alternativas para la modelación y cuantificación del riesgo operacional de tal forma que puedan fortalecer sus SAR, evaluar comparativamente los resultados y definir estratégicamente el modelo a utilizar y presentar ante los entes reguladores.

Referencias

- Anderson, J. G., & Abrahamson, K. (2017). Your health care may kill you: Medical errors. *Studies in Health Technology and Informatics*. <https://doi:10.3233/978-1-61499-742-9-13>.
- Biancone, P. P., Martra, A., Secinaro, S., & Iannaci, D. (2019). The Data Quality for Healthcare: The Risk Management Tools. In *The Future of Risk Management, Volume I* (pp. 219-244). Palgrave Macmillan, Cham.
- Böcker, K. y Klüppelbelger, C. (2005) Operational VaR: a closed-form Approximation. *Risk Magazine*, December, 90-93.
- Bühlmann, H. (1970). *Mathematical Methods in Risk Theory*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg. 210 p.
- Capasso, T., Fornero, G., Fiandra, U., Raciti, I. M., Paudice, A., & Sorano, E. (2019). Priorities in patient safety: The role of clinical risk management. In *The Future of Risk Management, Volume I* (pp. 197-217). Palgrave Macmillan, Cham.
- Carrillo, S. y A. Suárez. (2006). Medición Efectiva del Riesgo Operacional. *Estabilidad Financiera*, 11(1), 61-90.
- Chapelle, A., Crama Y., Hubner G., y Peters J. (2005). *Measuring and Managing Operational Risk in the Financial Sector: An Integrated Framework*, Technical report, National Bank of Belgium. 32 p.
- Chen, K., Wei, X., Li, H., Lin, H., y Khan, F. (2021). Operational risk analysis of blowout scenario in offshore drilling operation. *Process Safety and Environmental Protection*, 149(1), 422-431. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.11.010>
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (2006). *Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital*. Basilea: BIS. 370 p.
- Cruz, M. G. (2002). *Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk*. New York: John Wiley & Sons, New York. 346 p.

- Dávila, G., Ortíz, F., Cruz, F. (2016). Cálculo del valor en riesgo operacional mediante redes bayesianas para una empresa financiera. *Contaduría y Administración*, 61(1), 176-201. <https://dx.doi.org/10.1016/j.cya.2015.09.009>
- Dávila, G., y Ortíz, F. (2019). Cálculo del Valor en Riesgo Operacional de una Empresa Aseguradora Mediante Redes Bayesianas. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 27(1), 30-55.
- Di Pietro, F., Irimia, A. I., y Oliver, M. D. (2012). Cuestiones abiertas en la modelización del riesgo operacional en los acuerdos de Basilea: el umbral de pérdidas y la distribución de la severidad. *Universia Business Review*, 35(1), 78-93.
- Franco, L. C. y E. Velásquez. (2010). Alternativas Fundamentales para Cuantificar el Riesgo Operacional. *Revista Ecos de Economía*, 30(1), 7-43.
- González, M. (2004). Análisis del Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea (BIS-II): Pyme-Risk, Country-Risk y Operational-Risk. (Documento de trabajo). pp. 1-22.
- Jantsch, L., Solana, P., y Vanti, A. A. (2019). Management of corporate risk in financial institutions: an evidence of loss events derived from operational risk. *Espacios*, 40(6).
- Klugman, S., Panjer H., y Willmot G. (2004). *Loss Models-From Data to Decisions*. Jhon Wiley, New Jersey. 360 p.
- Lefevre, C., y Picard, P. (2021). Delta operators, power series distributions and recursions for compound sums. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 499(1). <https://doi.org/10.1016/j.jmaa.2021.125031>
- Macías, G. I., Parra, S. A, y Carvajal, L. H. (2018). Modelo LDA para medición avanzada de riesgo operacional. *Innovar*, 28(68), 9-27.
<https://doi.org/10.15446/innovar.v28n68.70335>
- Marshall, C. L. (2001). *Measuring and Managing Operational Risk in Financial Institutions*. Singapore: John Wiley & Sons. 608 p.
- Martínez, J. F., Martínez, M. T. V., y Venegas, F. (2016). An analysis on operational risk in International banking: A Bayesian approach (2007-2011). *Estudios Gerenciales*, 32(140), 208-220. <http://doi.org/10.1016/j.estger.2016.06.004>
- Martínez, J. F., y Venegas, F. (2013). Riesgo operacional en el proceso de liquidación del mercado mexicano de valores: Un enfoque bayesiano. *Investigación Económica*, 72(286), 101-138. [http://dx.doi.org/10.1016/S0185-1667\(13\)72603-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0185-1667(13)72603-1)
- Murillo, J., Franco, C., y Arias, M. (2014). *Riesgo Operativo: Técnicas de modelación cuantitativa*. Sello editorial Universidad de Medellín, Medellín.

- Nguyen, S., Chen, P., Du, Y., y Thai, V. V. (2021). An operational risk analysis model for container shipping systems considering uncertainty quantification, *Reliability Engineering and System Safety*, 28(4), 2169-2190. <http://doi/10.1016/j.res.2020.107362>
- OMS, 2017. Iniciativa mundial para reducir a la mitad los errores relacionados con la medicación en cinco años. Recuperado de <https://www.who.int/es/news/item/29-03-2017-who-launches-global-effort-to-halve-medication-related-errors-in-5-years>
- OMS, 2019. Seguridad del Paciente. Recuperado de www.who.int/es/news-room/facts-in-pictures/detail/patient-safety
- Olson, A. P. J., Linzer, M., & Schiff, G. D. (2021). Measuring and improving diagnostic safety in primary care: Addressing the “Twin” pandemics of diagnostic error and clinician burnout. *Journal of General Internal Medicine*, doi:10.1007/s11606-021-06611-0
- Pinto, A. A., Alzamora, R. M., y Apiolazá, L. A. (2015). Using Conditional Value at Risk (CVaR) to select radiata pine trees for operational deployment. *Bosque*, 36(1), 133-138. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002015000100015>
- Ramírez, P., Carrizosa, E., y Lillo, R. E. (2021). Analysis of an aggregate loss model in a Markov renewal regime. *Applied Mathematics and Computation*, 396(1). <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125869>
- Reina, M.; S. Angulo; A. Segura y A. Trujillo (2010). Elementos para la Gestión de Riesgos en las Entidades Promotoras de Salud del Régimen Contributivo en Colombia, *Revista CES MEDICINA*, 24(1), 19-35.
- Rodríguez, J. J., Domínguez, M. F., y Marín, L. M. (2009). El capital económico por riesgo operacional: una aplicación del modelo de distribución de pérdidas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 38(141), 37-56.
- Shevchenko, P. (2010). Implementing Loss Distribution Approach for Operational Risk. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 26(3), 277-307.
- Shevchenko, P. y J. Donnelly. (2005). Validation of the Operational Risk LDA Model for Capital Allocation and AMA Accreditation under Basel II. CMIS Confidential report prepared for Basel II programmed ANZ bank, CMIS report number 05/132.
- Singh, H., Meyer, A. N. D., & Thomas, E. J. (2014). The frequency of diagnostic errors in outpatient care: Estimations from three large observational studies involving US adult populations. *BMJ Quality and Safety*, 23(9), 727-731. doi:10.1136/bmjqs-2013-002627
- Venegas, F. (2008). Riesgos financieros y económicos. 2da. ed., Cengage Learning, México. 1139 p.
- Venegas, F., Franco, L. C., Franco, L. E., y Murillo, J. (2015). Riesgo operativo en el sector salud en Colombia: 2013. *Eseconomía*, 10(43), 7-36.

- Vishnu, C. R., Sridharan, R., Ram Kumar, P. N., & Regi Kumar, V. (2019). Analysis of the operational risk factors in public hospitals in an indian state: A hybrid DEMATEL–ISM–PROMETHEE approach. *International Journal of Health Care Quality Assurance*, 33(1), 67-88. doi:10.1108/IJHCQA-06-2018-0156
- Wosik, J., Fudim, M., Cameron, B., Gellad, Z. F., Cho, A., Phinney, D., . . . Tchong, J. (2020). Telehealth transformation: COVID-19 and the rise of virtual care. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 27(6), 957-962. doi:10.1093/jamia/ocaa067