

**PROPUESTA PARA EL MODELAMIENTO DEL RIESGO OPERATIVO EN
UNA ENTIDAD FINANCIERA**

DAVID ALBERTO BEDOYA LONDOÑO

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
FACULTAD DE MINAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE LA ORGANIZACIÓN
MEDELLÍN
2009**

**PROPUESTA PARA EL MODELAMIENTO DEL RIESGO OPERATIVO EN
UNA ENTIDAD FINANCIERA**

DAVID ALBERTO BEDOYA LONDOÑO

**DIRECTOR
SANTIAGO MEDINA HURTADO
PhD.**

TESIS

**Maestría en Ingeniería Administrativa
Perfil Profesional**

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
FACULTAD DE MINAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE LA ORGANIZACIÓN
MEDELLÍN
2009**

A Dios por ser mi apoyo y mi guía durante este proceso. A mis padres y hermanas, que con su sacrificio y apoyo han logrado que crezca como persona. A mis amigos y compañeros, por la compañía permanente y los consejos a lo largo de toda mi formación académica.

David Alberto

AGRADECIMIENTOS

Al Profesor Santiago Medina Hurtado, quien con su colaboración y conocimientos hizo posible la realización de este trabajo.

A Germán Eduardo Plata y Néstor Jáder Calle que con su apoyo, su colaboración y amistad han permitido que fortalezca mis conocimientos sobre riesgo operativo y han realizado un valioso aporte a la estructuración de la parte práctica de este trabajo.

A todas aquellas personas que contribuyeron de alguna manera con la realización de este trabajo.

CONTENIDO

	pág.
LISTA DE TABLAS	8
LISTA DE GRÁFICOS	9
LISTA DE ANEXO	11
RESUMEN	12
ABSTRACT	13
1. INTRODUCCIÓN	14
2. ESTADO DEL ARTE.	15
2.1. HISTORIA Y REGULACIÓN PARA EL RIESGO OPERATIVO.	15
2.2. METODOLOGÍAS PARA LA CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO OPERATIVO	17
3. OBJETIVOS	20
3.1. OBJETIVO GENERAL	20
3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	20
4. MARCO TEÓRICO	21
4.1. DEFINICIÓN DE RIESGO OPERATIVO	21
4.1.1. Clases de riesgo operativo.	23
4.2. REGULACIONES Y BUENAS PRÁCTICAS REFERENTES AL RIESGO OPERATIVO.	23
4.2.1. Basilea II.	24
4.2.2. Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO).	26
4.2.3. Norma técnica colombiana sobre gestión de riesgo (NTC – 5254)	27
4.2.4. COSO	29

4.3. MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO	30
4.4. MODELOS ESTOCÁSTICOS PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO	32
4.4.1. Modelo VaR para la medición del riesgo operativo	32
4.4.2. Modelo POT para la medición del riesgo operativo	38
4.5. MÉTODOS CAUSALES PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO.	44
4.5.1. Lógica difusa	44
5. METODOLOGÍA	55
5.1. ETAPA 1: CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y ANÁLISIS DE LA BASE DE DATOS DE RIESGO OPERATIVO	55
5.2. ETAPA 2: AJUSTE DE LAS DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD PARA LA SEVERIDAD Y LA FRECUENCIA.	55
5.3. ETAPA 3: SIMULACIÓN MONTECARLO PARA LAS PÉRDIDAS AGREGADAS	56
5.4. ETAPA 4: MODELACIÓN DE LAS PÉRDIDAS OPERATIVAS CON EL MODELO POT	56
5.5. ETAPA 5: MODELACIÓN DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS QUE AFECTAN EL RIESGO OPERATIVO	56
5.6. ETAPA 6: DEFINICIÓN DE PROCEDIMIENTO PARA EL MANTENIMIENTO DEL MODELO	57
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS	58
6.1. RESULTADOS DEL MODELO VAR	58
6.1.1. Resultados de los ajustes de distribución para la frecuencia Mensual	58
6.1.2. Resultados de los ajustes de distribución para la frecuencia Anual	66
6.1.3. Resultados de los ajustes de distribución para la severidad	73

6.1.4. Resultados de la simulación Montecarlo para las pérdidas Agregadas	81
6.2. RESULTADOS DEL MODELO POT	85
6.2.1. Ajuste de la distribución de severidad con el modelo POT	85
6.2.2. Ajuste de la distribución de frecuencia con el modelo POT	93
6.2.3. Cálculo del capital en riesgo	95
6.3. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS QUE AFECTAN EL RIESGO OPERATIVO POR MEDIO DE LÓGICA DIFUSA	96
6.3.1. Construcción de las variables cualitativas	97
6.3.2. Construcción de la estructura del sistema experto difuso	99
6.3.3. Definición de las etiquetas lingüísticas	103
6.3.4. Construcción de las bases de conocimiento	104
6.3.5. Operadores de composición y mecanismos de inferencia	108
6.3.6. Calificación de expertos de las variables de entrada del Modelo	108
6.3.7. Plataforma de medición del modelo	109
6.4. PROPUESTA PARA RELACIONAR EL MODELO POT Y EL MODELO DE INFERENCIA DIFUSA	119
6.5. ACTUALIZACIÓN DEL MODELO	121
6.5.1. Actualización del modelo POT	121
6.5.2. Actualización del modelo de inferencia difusa	122
7. CONCLUSIONES	124
8. RECOMENDACIONES	126
BIBLIOGRAFÍA	128
ANEXOS	130

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1. Valores de los factores beta para el método estándar	25
Tabla 2. Datos de frecuencia mensual	59
Tabla 3. Estadísticas básicas de la frecuencia mensual	60
Tabla 4. Resumen de la Prueba Kolmogorov-Smirnof para la frecuencia mensual	65
Tabla 5. Resumen de la Prueba Chi-Cuadrada para la frecuencia Mensual	66
Tabla 6. Datos de frecuencia anual	66
Tabla 7. Estadísticas básicas de la frecuencia anual	67
Tabla 8. Resumen para la frecuencia anual	73
Tabla 9. Estadísticas básicas de la severidad	73
Tabla 10. Resumen para la Severidad	80
Tabla 11. Percentiles para la severidad (Datos en millones)	87
Tabla 12. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 10	87
Tabla 13. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 11,46	89
Tabla 14. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 15	90
Tabla 15. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 20	92
Tabla 16. Datos de frecuencia anual por encima del umbral = 15	93
Tabla 17. Estadísticas básicas de la distribución agregada	95
Tabla 18. Valor en Riesgo (VaR) para niveles de confianza de 90%, 95% y 99%	95
Tabla 19. Etiquetas lingüísticas para las variables del modelo	103
Tabla 20. Base de conocimiento de la variable exposición a factores externos	105
Tabla 21. Base de conocimiento de exposición a factores humanos	105
Tabla 22. Base de conocimiento de la variable exposición al factor procesos	106
Tabla 23. Base de conocimiento de la variable Gestión del riesgo	106
Tabla 24. Base de conocimiento de la variable exposición al factor gestión organizacional	107
Tabla 25. Base de conocimiento de la variable exposición a factores Internos	107
Tabla 26. Base de conocimiento de la variable exposición a pérdida operacional	108
Tabla 27. Calificación de las variables de entrada del modelo de exposición a pérdidas operativas	109

LISTA DE GRÁFICOS

	pág.
Gráfica 1. Sistema de Administración de Riesgo Operativo.	27
Gráfico 2. Proceso general de la gestión del riesgo.	28
Gráfico 3. Administración de riesgos corporativos	29
Gráfico 4. Medición del riesgo operativo	30
Gráfico 5. Matriz de riesgo operativo	31
Gráfico 6. Modelo de agregación de la severidad y la frecuencia	37
Gráfico 7. MF triangular	47
Gráfico 8. MF Trapezoidal	47
Gráfico 9. MF Gaussiana	48
Gráfico 10. MF Bell o Cauchy	48
Gráfico 11. Sistema de inferencia difuso	50
Gráfico 12. Modelo difuso Mamdani	51
Gráfico 13. Modelo difuso Sugeno	52
Gráfico 14. Modelo difuso Tsukamoto	53
Gráfico 15. Etapas de la metodología	57
Gráfico 16. Datos de frecuencia mensuales	58
Gráfico 17. Histograma, boxplot y dotchart de los datos de frecuencia Mensual	61
Gráfico 18. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia mensuales y Q-Q plot	62
Gráfico 19. Ajuste Binomial negativo de los datos de frecuencia mensuales	63
Gráfico 20. Ajuste Geométrico de los datos de frecuencia mensuales y Q-Q plot	65
Gráfico 21. Datos de frecuencia anuales	67
Gráfico 22. Histograma, boxplot y dotchart de los datos de frecuencia Anual	68
Gráfico 23. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia anuales y Q-Q plot	70
Gráfico 24. Ajuste Binomial negativo de los datos de frecuencia mensuales	71
Gráfico 25. Ajuste Geométrico de los datos de frecuencia anuales y Q-Q plot	72
Gráfico 26. Datos de severidad	74
Gráfico 27. Histograma, boxplot, dotchart y densidad de los datos de Severidad	75
Gráfico 28. Ajuste Weibull de los datos de severidad	76
Gráfico 29. Ajuste Gamma de los datos de severidad	77
Gráfico 30. Ajuste LogNormal de los datos de severidad	78
Gráfico 31. Ajuste Pareto Generalizado de los datos de severidad	80
Gráfico 32. Modelo de pérdidas agregadas mensuales	81
Gráfico 33. Resultados de la Simulación Montecarlo para la	

agregación de pérdidas mensuales	82
Gráfico 34. Modelo de pérdidas agregadas anuales	83
Gráfico 35. Resultados de la Simulación Montecarlo para la agregación de pérdidas anuales	84
Gráfico 36. Gráfico de vida media residual de los datos de severidad	86
Gráfico 37. Gráfico de selección del umbral	86
Gráfico 38. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =10	88
Gráfico 39. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =11,46	89
Gráfico 40. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =15	91
Gráfico 41. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =20	92
Gráfico 42. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia anuales por encima del umbral = 15 y Q-Q plot	94
Gráfico 43. Función de probabilidad acumulada del monto total de perdidas obtenida por el método de Simulación.	96
Gráfico 44 Exposición al factor proceso	99
Gráfico 45. Gestión del riesgo	100
Gráfico 46. Exposición al factor humano	100
Gráfico 47. Exposición al factor gestión organizacional	100
Gráfico 48. Exposición a factores externos	101
Gráfico 49. Exposición a factores internos	101
Gráfico 50. Nivel de exposición a pérdida operacional	102
Gráfico 51. Árbol de las variables cualitativas	102
Gráfico 52. Plataforma de medición para la variable exposición a factores externos	110
Gráfico 53. Plataforma de medición para la variable exposición a factores humanos	111
Gráfico 54. Plataforma de medición para la variable exposición al factor procesos	112
Gráfico 55. Plataforma de medición para la variable Gestión de Riesgo	113
Gráfico 56. Plataforma de medición para la variable exposición al factor gestión organizacional	114
Gráfico 57. Plataforma de medición para la variable exposición a factores internos	115
Gráfico 58. Plataforma de medición para la variable nivel de exposición a pérdida operativa	116
Gráfico 59. Sistema de inferencia difusa para el nivel de exposición a pérdida operativa	117
Gráfico 60. Propuesta para relacionar el modelo POT y el modelo de inferencia difusa.	120

LISTA DE ANEXOS

	pág.
ANEXO A. Variación Del IPC	130

RESUMEN

Errores, fraudes, desastres naturales, fallas de los sistemas son algunas de las situaciones que pueden afectar a las empresas y generarles pérdidas económicas importantes o incluso llevarlas a la quiebra; este tipo de situaciones son conocidas como riesgo operativo. Este tipo de riesgo ha venido siendo gestionado y tratado por las diferentes organizaciones; las cuales han desarrollado una serie de metodologías que les permiten realizar una efectiva administración; sin embargo estas metodologías se han concentrado en la gestión cualitativa (identificación, tratamientos, definición de políticas, entre otras); dejando rezagado la determinación de un valor económico del riesgo operativo en las organizaciones.

Por esta razón, el propósito de este trabajo es desarrollar un modelo que le permita a las entidades financieras cuantificar el riesgo operativo al cual se ven expuestas; a partir del análisis del registro de eventos de riesgo operativo que tenga construida la entidad; de tal forma que sirva para tomar decisiones adecuadas en relación en la forma en que se debe administrar este riesgo.

Adicionalmente; este trabajo pretende modelar las variables cualitativas que explican las pérdidas operativas mediante la identificación de los factores de complejidad del negocio que exponen a la entidad a mayores pérdidas operativas y los factores relacionados con las fortalezas de la organización, que permiten disminuir las pérdidas operativas, de tal forma que se puedan medir estos factores con el propósito de servir de ayuda para la toma de decisiones de parte de los administradores y así disminuir las pérdidas operativas que puede sufrir la organización.

La parte práctica estará soportada por un desarrollo teórico sobre riesgo, se explicaran los conceptos fundamentales del riesgo operativo, a partir de las diferentes normatividades y buenas prácticas que lo regulan y los modelos más utilizados en el medio para su medición.

PALABRAS CLAVES: Riesgo operativo, cuantificación, variables cualitativas.

ABSTRACT

Errors, fraud, natural disasters, and systems' fail are some of the situations that can affect companies making huge loss, or even go to bankrupt, these kind of situations are known as operational risk, this kind of risks has been manage for different organizations which have developed a series of methodologies that allow to make an effective administration of them, nevertheless these methodologies have been concentrated in the qualitative manage of this risk(identification, treatments ,politics ,and on) leaving out the determination of any economical value of the risk for the companies.

For this reason, the purpose of this work is to develop a model that allows financial establishments to quantify the operational risk they are exposes to, starting from the analysis of the companies' register of events related to operational risk. Helping to take the best decisions in relation to the way in which this risk must be administrated.

In addition, this work expects to model the qualitative variables that explain the operational loss by identifying complex factors of the business that expose the company to bigger loss, and the factors related to the strengths of the company, that allows to decrease operational loss, in a way that these factors could be measure with the purpose of helping when taking administrative decisions. And also helping to decrease the operational loss that the company could suffer.

The practicum part will be supported by a theoretical development about risk, specifically about financial risk, particularly, the fundamental concepts of the operational risk, starting from the different policies and good practice that regulate the risk, and the most common models used for its measure.

Key words: Operational risk, quantify, qualitative variables.

1. INTRODUCCIÓN

La gestión de riesgos operativos no es algo nuevo, sino que siempre ha sido una parte importante del esfuerzo de las entidades por evitar el fraude, mantener la integridad de los controles internos, reducir los errores en las operaciones, etc. Sin embargo, lo que resulta relativamente nuevo es considerar la gestión del riesgo operativo como una práctica integral comparable a la gestión del riesgo de crédito o de mercado que permita su medición de una forma cuantitativa.

En el pasado, se gestionaban los riesgos operativos utilizando únicamente mecanismos internos de control dentro de las líneas de negocio, a los que se sumaba la función de auditoría. Aunque estos mecanismos continúan siendo muy importantes, recientemente se han observado nuevos procesos y estructuras destinadas a la gestión del riesgo operativo; igualmente desde la publicación del acuerdo conocido como Basilea II, se ha despertado el interés por la medición y cuantificación del riesgo operativo en las entidades, principalmente en las financieras.

En Colombia, en el último año la Superintendencia Financiera de Colombia, publicó una normatividad relacionada con el Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO) que pretende que se identifiquen, midan, controlen y monitoreen este riesgo; igualmente estableció la necesidad de crear un registro de eventos de riesgo operativo que permita a las compañías tener la historia de las pérdidas económicas que faciliten en el futuro la cuantificación de este riesgo mediante el análisis de los datos recolectados y la construcción de modelos estadísticos.

Surge entonces la necesidad, con base en la información histórica de eventos, de llegar a relaciones cuantitativas que permitan caracterizar los eventos identificados con el fin de obtener un perfil de riesgo cuantitativo utilizando métodos como la simulación Montecarlo y la teoría de valor extremo por medio del modelo POT.

Adicionalmente, es necesario identificar las variables cualitativas que exponen a una entidad financiera en mayor o menor grado a las pérdidas operativas. Con el propósito de determinar los mecanismos de prevención necesarios que permitan a las compañías disminuir los efectos del riesgo operativo en sus utilidades.

2. ESTADO DEL ARTE

Las Organizaciones de cualquier naturaleza (privadas, públicas, sin ánimo de lucro, productivas, financieras, etc.) se enfrentan en sus actividades a un conjunto de eventos que pueden llevar a que no se alcancen los resultados y objetivos que se tienen planteados, estos eventos se conocen como Riesgos.

Entre los tipos de riesgo se encuentra el riesgo operativo, el cual se define como "la posibilidad de incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, la tecnología, la infraestructura o por la ocurrencia de acontecimientos externos."

Casos como la quiebra del Banco Baring en el año de 1995 que por la falta de un adecuado sistema de control interno y una inadecuada segregación de funciones permitió que un operador realizará y ocultará una serie de posiciones en derivados en Asia que aniquilo todo el capital social de la empresa; igualmente casos tan sonados como las quiebras sufridas por Enron, World Com, Parmalat o casos más recientes, en el contexto colombiano, como los fraudes sufridos por entidades como Bavaria llevan a que cualquier tipo de organizaciones y particularmente las entidades financieras implementen y desarrollen un conjunto de herramientas y metodologías que les permitan realizar una gestión adecuada en la previsión y mitigación de este tipo de riesgo.

2.1. HISTORIA Y REGULACIÓN PARA EL RIESGO OPERATIVO

- En el año 2004 se elaboraron un conjunto de recomendaciones conocidas como Basilea II, que incorporó algunas buenas prácticas en relación con la gestión del riesgo operativo apoyadas en tres pilares: el cálculo de requerimiento de capital, el examen supervisor y la disciplina de mercado (BASILEA II, 2004). La importancia de este acuerdo se deriva en que se empieza a tratar el riesgo operativo con igual de importancia que el riesgo de mercado y de crédito; adicionalmente en este documento se proponen una serie de metodologías para permitir la cuantificación del riesgo operativo siendo un avance importante en la gestión cualitativa que se venía desarrollando frente a este riesgo.
- En el año 2005; COSO publicó la guía para la administración de los riesgos corporativos con el fin de que las Organizaciones tuvieran una referencia para tratar efectivamente la incertidumbre y sus riesgos y oportunidades asociados, mejorando así la capacidad de generar valor (COSO, 2005).

- En el contexto colombiano, en el año 2004 el ICONTEC publicó la NTC-5254 basado en el AS/NZ 4360: 1999; el cual proporcionaba un marco para el proceso de gestión de riesgo que consta de los siguientes, en el cual se incorporan elemento para la identificación, la evaluación, tratamiento y monitoreo de los riesgo operativos (ICONTEC, 2004).
- En el año 2007; la Superintendencia Financiera de Colombia; expidió la Circular Externa 041 de 2007 la cual establece los requisitos para la implementación de un Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO). Este sistema está compuesto por unos elementos mínimos que le permita a las entidades financieras identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo operativo (SFC, 2007).
- En el año 2008 se publicó el borrador de la norma ISO 31000 sobre administración de riesgo; en donde se incorporan principios y guías para la implementación de la administración de riesgo. En esta norma se establecen los elementos para establecer el contexto, identificar, evaluar, tratar y monitorear el riesgo operativo en cualquier tipo de entidad (ISO, 2008).

Las principales limitaciones de las propuestas presentadas en la NTC-5254, el modelo COSO y en la Circular Externa 041 de 2007 (SARO), es que carecen de metodologías que permitan modelar y establecer un perfil de riesgo operativo de carácter cuantitativo en las Compañías; ya que en estas propuestas se concentran en la gestión cualitativa de este riesgo y en la implementación de medidas de control para mitigar la criticidad del riesgo operativo.

En Basilea II si se pueden encontrar metodologías que permiten obtener un capital regulatorio para el caso del riesgo operativo; sin embargo los métodos del indicador básico y el método estándar se basan en un porcentaje de la utilidad bruta de la compañía, lo cual lleva a que se sobrevalore el riesgo al no considerar la gestión y las actividades de control diseñadas por la entidad; para el caso de los métodos avanzados son necesarios una historia de mínimo 5 años que permitan obtener la distribución de probabilidad más adecuada y definir de esta manera el VaR operativo de la compañía; sin embargo en este caso tampoco se considera el aprendizaje que ha tenido la compañía y aquellas variables cualitativas que permiten disminuir las pérdidas futuras que puede sufrir la organización.

Otra limitación que presentan los modelos que se han explorado radica en la necesidad de contar con una serie de datos importantes (entre 3 y 5 años), para la modelación del riesgo operativo, ya que las entidades en Colombia apenas están empezando con la recolección de estos datos que les permita en el futuro determinar el capital que se requiere para provisionar este riesgo.

2.2. METODOLOGÍAS PARA LA CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO OPERATIVO.

Aunque diversos modelos han sido usados para cuantificar el riesgo operacional, aún no ha surgido el que se pueda considerar "el mejor". La principal dificultad con estos métodos es la escasez de datos de buena calidad que reflejen las operaciones reales de la compañía, a continuación se presentan los diferentes métodos que se han utilizado.

Entre los modelos actuariales que se han desarrollado se encuentran:

- Una curva es ajustada para agregar las pérdidas experimentadas y esa curva es usada para estimar percentiles extremos (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 103):
- La frecuencia y severidad de los eventos de pérdidas son ajustadas a distribuciones de probabilidad separadas, que luego son modeladas estocásticamente para producir una función de probabilidad combinada que se usa para deducir medidas de capital a través del op VaR reflejado en un período de un año y un nivel de confianza del 99.9% (CORNALBA Y GIUDICI, 2004, pág. 169). Sin embargo se presenta el inconveniente que dado la características de los datos de riesgo operativo es posible que ninguna distribución de probabilidad paramétrica se ajuste adecuadamente a estos datos y se tenga que recurrir algún tipo de distribución que no explique de forma correcta el comportamiento de los datos principalmente en la cola derecha; es decir para aquellos casos en que se presentan baja frecuencia pero una alta severidad.
- Para solucionar el inconveniente del modelo anterior, se utiliza teoría de Valores Extremos (TVE), una curva separada se ajusta a eventos de pérdida de baja frecuencia y alta severidad, y luego se combina con las distribuciones separadas de otros eventos. Este método ha sido reconocido en los últimos años en el modelado de eventos raros y su impacto en la gestión de seguros y en la cuantificación del riesgo operacional (CHAVEZ-DEMOULIN et al., 2006, pág. 2638).
- Métodos robustos para la modelación del riesgo operacional, en donde se plantea que el modelo requerido para la distribución de pérdidas debe presentar alta curtosis, sesgo positivo severo y excesiva pesadez de la cola (CHERNOBAI Y RACHEV, 2006, pág. 29).

Entre las dificultades que se tienen para desarrollar los anteriores modelos se encuentra la de evaluar las consecuencias del riesgo operacional ya que este tipo de riesgo queda parcialmente reflejado en la contabilidad ya que ante procesos ineficientes los efectos de riesgo operativo se diluyen como mayores

gastos o menores ingresos; igualmente es difícil evaluar los costos de oportunidad debidas a deficiencias operativas.

Esto lleva a que las evaluaciones cuantitativas basadas en la aplicación de técnicas estadísticas sobre bases de datos históricos no sean suficientes ya que es necesario involucrar en el análisis aspectos cualitativos que permitan determinar las causas y los efectos del riesgo operativo en los diferentes procesos de la entidad.

Usando un acercamiento causal cada pérdida operacional depende del resultado de otro de los eventos, cada uno de los cuales también puede ser dependiente (CORNALBA Y GIUDICI, 2004, pág. 169).

Entre los métodos causales se incluyen las redes bayesianas, lógica difusa y sistemas dinámicos (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104).

En las redes bayesianas, los flujogramas de los procesos son mapeados en un árbol de probabilidades en donde cada nodo representa un evento o un indicador de pérdida y tiene una probabilidad asociada; este proceso pretende explicar, por medio de un proceso dinámico, como ocurren los eventos de riesgo operacional en una entidad (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104).

La lógica difusa proporciona una relación escalada entre cada par de nodos, en lugar de manejar una relación binaria. La lógica difusa puede ser utilizada para combinar opiniones expertas con datos reales para obtener un mejor estimativo de riesgo (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104). Siendo una herramienta útil para gestionar procesos, evaluar la gestión, controlar diferentes procesos; entre otros y adicionalmente sería un método adecuado para identificar y valorar las variables cualitativas que explican el riesgo operativo en una entidad financiera considerando que mediante la lógica difusa es posible incluir la opinión de expertos acerca de una mejor gestión que permita disminuir el riesgo operativo o, en caso contrario, de un aumento del riesgo dado el incremento de la complejidad que presenta el negocio o por la falta de mecanismos adecuados de control que permitan una adecuada gestión de este riesgo. Sin embargo, la sola opinión de los expertos de una entidad no es suficiente para llegar a una gestión integral del riesgo operativo de una entidad financiera; es importante conocer los eventos que la compañía ha tenido que afrontar con el fin de que sea un insumo para el análisis y la definición de los tratamientos adecuados para mitigar este tipo de riesgo.

Del análisis de estos modelos, se puede determinar la necesidad de utilizar la modelación de los datos históricos por medio de técnicas estadísticas, simulación Montecarlo y teoría de valor extremo combinándolo con modelación de las variables cualitativas por medio de técnicas como la lógica difusa que

permitan realizar una gestión integral, adecuada y confiable del riesgo operativo de una entidad financiera.

Con base del análisis del estado del arte, se concluye que este trabajo se focalizará en atacar las limitaciones que presentan la NTC-5254, el modelo COSO y el SARO con el fin de obtener una modelación del riesgo operativo para una entidad financiera; igualmente se pretende analizar las limitaciones de Basilea II con el fin de involucrar aspectos cualitativos en el modelamiento.

Adicionalmente de esta revisión del estado del arte del riesgo operativo, se determina que las siguientes son las preguntas de investigación que se deberán resolver durante el desarrollo de este trabajo:

- ¿Cuáles son los pasos que se deben llevar a cabo para realizar un análisis estadístico de las bases de datos de los registros de pérdidas operativas de la entidad financiera?
- ¿Cuáles son los modelos más adecuados para la cuantificación de la probabilidad y severidad de pérdidas operativas en la entidad financiera?
- ¿Cómo identificar e incluir los factores cualitativos relacionados con las pérdidas operacionales en el modelamiento del riesgo operativo?
- ¿Cómo se deben agregar las pérdidas estimadas que permita establecer el perfil de riesgo de la entidad financiera?

A partir de estas preguntas, el problema que se pretende solucionar en este trabajo es el siguiente:

¿Cómo modelar cuantitativamente el riesgo operativo y las variables cualitativas que lo determinan en una entidad financiera?

3. OBJETIVOS

3.1. OBJETIVO GENERAL

Proponer un modelo integral para la cuantificación y gestión de los eventos de riesgo operativo de una entidad financiera.

3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

- Realizar un análisis estadístico de las bases de datos de los registros de pérdidas operativas de la entidad financiera.
- Identificar los modelos para la cuantificación de la probabilidad y severidad de pérdidas operativas relacionadas con los eventos de riesgo operativo.
- Identificar factores cualitativos relacionados con las pérdidas operacionales.
- Desarrollar modelos para el tratamiento de factores cualitativos de riesgo operativo.
- Proponer una metodología de agregación de las pérdidas estimadas que permita establecer el perfil de riesgo.
- Definir un procedimiento que permita mantener y ajustar, en caso de ser necesario, el modelo desarrollado para el riesgo operativo.

4. MARCO TEÓRICO

El riesgo operativo está presente en todas las actividades de una entidad financiera, y en cualquier empresa u organismo, desde el primer instante de su vida; este tipo de riesgo puede llevar a la quiebra o a pérdidas económicas importantes a las entidades que no realicen una gestión adecuada de este tipo de riesgo.

Casos como la quiebra del Banco Baring en el año de 1995 que por la falta de un adecuado sistema de control interno y una inadecuada segregación de funciones permitió que un operador realizará y ocultará una serie de posiciones en derivados en Asia que aniquilo todo el capital social de la empresa; igualmente casos tan sonados como las quiebras sufridas por Enron, World Com, Parmalat o casos más recientes, en el contexto colombiano, como los fraudes sufridos por entidades como Bavaria, Porvenir o MoviStar llevan a que cualquier tipo de organizaciones y particularmente las entidades financieras implementen y desarrollen un conjunto de herramientas y metodologías que les permitan realizar una gestión adecuada en la previsión y mitigación de este tipo de riesgo.

4.1. DEFINICIÓN DE RIESGO OPERATIVO

Para entender la idea de riesgo operativo es importante, en primera instancia, conocer y entender el significado del concepto de riesgo; entre las definiciones más acertadas se encuentran las siguientes concepciones:

- De acuerdo con la NTC 5254, se define riesgo como la posibilidad de que suceda algo que tendrá impacto en los objetivos; el cual se mide en términos de la probabilidad de ocurrencia y la magnitud del impacto (ICONTEC, 2004, pág. 3).
- El COSO define riesgo como la posibilidad de que un evento ocurra y afecte adversamente la consecución de objetivos (COSO, 2005, pág. 133).

A partir de lo expuesto anteriormente; se entenderá el término de riesgo como aquellas situaciones que se pueden presentar en una Organización y que tienen una afectación en la consecución de los objetivos trazados por la Compañía.

Los riesgos se han clasificado de distintas y diversas maneras con el objetivo de realizar una gestión especializada en cada tipo de riesgo, entre las clases de riesgo se encuentran: Riesgo de mercado, riesgo de crédito, riesgo de liquidez,

riesgo estratégico, riesgo legal, riesgo reputacional, riesgo puro y riesgo operativo.

De los anteriores riesgos, uno que ha tomado fuerza en los últimos años es el riesgo operativo, dado la relevancia que ha empezado a tener en la gestión que realizan las Organizaciones y en las reglamentaciones que han expedido los diferentes entes de control del mundo en relación con la administración de este riesgo.

De acuerdo con la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), Se entiende por Riesgo Operativo, la posibilidad de incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, la tecnología, la infraestructura o por la ocurrencia de acontecimientos externos. Esta definición incluye el riesgo legal y reputacional, asociados a tales factores (SFC, 2007, pág. 1).

El riesgo legal, expresado en la anterior definición, se materializa en una entidad por sanciones económicas de los entes de control por incumplimiento de normas, regulaciones y/o obligaciones contractuales.

En cuanto al riesgo reputacional, este se refleja en una organización por la pérdida de clientes, disminución de ingresos o procesos judiciales que se presentan por desprestigio, mala imagen o publicidad negativa.

El riesgo operativo se genera por los siguientes factores (SFC, 2007, pág. 2):

- **Recurso Humano:** Es el conjunto de personas vinculadas directa o indirectamente con la ejecución de los procesos de la entidad.
- **Procesos:** Es el conjunto interrelacionado de actividades para la transformación de elementos de entrada en productos o servicios, para satisfacer una necesidad.
- **Tecnología:** Es el conjunto de herramientas empleadas para soportar los procesos de la entidad. Incluye: hardware, software y telecomunicaciones.
- **Infraestructura:** Es el conjunto de elementos de apoyo para el funcionamiento de una organización. Entre otros se incluyen: edificios, espacios de trabajo, almacenamiento y transporte.
- **Externos:** Son situaciones asociadas a la fuerza de la naturaleza u ocasionadas por terceros, que escapan en cuanto a su causa y origen al control de la entidad.

4.1.1. Clases de riesgo operativo

Los riesgos operativos pueden presentar un amplio abanico de formas en las Organizaciones, con el fin de facilitar su gestión se ha determinado la siguiente clasificación (SFC, 2007, pág. 2 – 3) y (Basilea II, 2003, pág. 2):

- **Fraude Interno:** Actos que de forma intencionada buscan defraudar o apropiarse indebidamente de activos de la entidad o incumplir normas o leyes, en los que está implicado, al menos, un empleado o administrador de la entidad. **Ejemplos:** robo por parte de empleados, utilización de información confidencial en beneficio propio.
- **Fraude Externo:** Actos, realizados por una persona externa a la entidad, que buscan defraudar, apropiarse indebidamente de activos de la misma o incumplir normas o leyes. **Ejemplos:** Atraco, falsificación, intrusión a los sistemas informáticos.
- **Relaciones laborales:** Actos que son incompatibles con la legislación laboral, con los acuerdos internos de trabajo y, en general, la legislación vigente sobre la materia. **Ejemplos:** Infracción en las normas de salud ocupacional, acusaciones de discriminación.
- **Clientes:** Fallas negligentes o involuntarias de las obligaciones frente a los clientes y que impiden satisfacer una obligación profesional frente a éstos. **Ejemplos:** Abuso de información confidencial de los clientes, lavado de dinero, ventas de productos no autorizados.
- **Daños a activos físicos:** Pérdidas derivadas de daños o perjuicios a activos físicos de la entidad. **Ejemplos:** Terrorismo, vandalismo, desastres naturales.
- **Fallas tecnológicas:** Pérdidas derivadas de incidentes por fallas tecnológicas. **Ejemplos:** Fallas del hardware, fallas del software, fallas en las telecomunicaciones.
- **Ejecución y administración de procesos:** Pérdidas derivadas de errores en la ejecución y administración de los procesos. **Ejemplos:** Errores en la introducción de datos, Falta de oportunidad en la respuesta, errores en los modelos, deficiencias en la administración de los proveedores.

4.2. REGULACIONES Y BUENAS PRÁCTICAS REFERENTES AL RIESGO OPERATIVO

4.2.1. Basilea II

En el año 2004; el Comité de Basilea compuesto de los representantes de los bancos centrales de Alemania, Bélgica, Canadá, Estados Unidos, Reino Unido, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda Suecia y Suiza elaboraron un conjunto de recomendaciones conocido como Basilea II, que incorporó algunas buenas prácticas en relación con la gestión del riesgo operativo apoyadas en los siguientes tres pilares.

En el Pilar I se expone el cálculo de los requerimientos mínimos de capital; en donde Basilea II propone tres métodos para calcular los requerimientos de capital por riesgo operativo.

El primer método denominado del indicador básico consiste en cubrir el riesgo operativo con un capital equivalente al promedio de los tres últimos años de un porcentaje fijo de los ingresos brutos anuales positivos (Basilea II, 2004, pág. 128).

Por lo tanto la exigencia de capital por el indicador básico puede expresarse de la siguiente manera:

$$K_{BIA} = \sum \frac{GI_{1...n} * \alpha}{n}$$

Donde:

K_{BIA} : Exigencia de capital por el método de indicador básico.

GI: Ingresos brutos anuales medios de los últimos tres años.

n: Número de años en que los ingresos fueron positivos.

α : 15% parámetro que relaciona el capital exigido al conjunto del sector con el nivel del indicador en el conjunto del sector.

El segundo método denominado estándar, consiste en dividir las actividades en ocho líneas de negocios (finanzas corporativas, negociación y ventas, banca minorista, banca comercial, pagos y liquidación, servicios de agencias, administración de activos e intermediación minorista) y calcular para cada una de ellas su requerimiento de capital multiplicando el ingreso bruto de la línea de negocio por un factor asignado para cada línea; finalmente la exigencia total de capital se calcula como la media de tres años de la suma simple de las exigencias de capital regulador en cada una de las líneas de negocio cada año (Basilea II, 2004, pág. 130).

Por lo tanto la exigencia de capital por el método estándar puede expresarse de la siguiente manera:

$$K_{TSA} = \frac{\{\sum_{\text{años } 1-3} \max [\sum (GI_{1-8} * \beta_{1-8}), 0]\}}{3}$$

Donde:

K_{TSA} : Exigencia de capital en el método estándar.

GI_{1-8} : Ingresos brutos anuales de un año dado para cada una de las ocho líneas de negocio.

B_{1-8} : Porcentaje fijo que relaciona la cantidad de capital requerido con el ingreso bruto de cada una de las ocho líneas de negocios.

Los valores de los factores beta son los siguientes:

Tabla 1. Valores de los factores beta para el método estándar

Línea de negocio	Factores beta
Finanzas corporativas (β_1)	18%
Negociación y ventas (β_2)	18%
Banca minorista (β_3)	12%
Banca comercial (β_4)	15%
Pagos y liquidación (β_5)	18%
Servicios de agencia (β_6)	15%
Administración de activos (β_7)	12%
Intermediación minorista (β_8)	12%

Fuente: (Basilea II, 2004, pág. 131)

El tercer método denominado de medición avanzada (AMA); el requerimiento de capital será igual a la medida de riesgo generada por el sistema interno del banco para el cálculo del riesgo operativo utilizando los criterios cuantitativos y cualitativos que define el acuerdo (Basilea II, 2004, pág. 131).

El método del indicador básico y el modelo estándar son metodologías topdown. Sin embargo la desventajas de estos métodos radica en el marco normativo de cada país, dando pie a posibles arbitrajes regulatorios. Además, hace que se plantee la cuestión de si una entidad con unos elevados ingresos brutos pero con mejores prácticas no puede tener menores riesgos operacionales (JIMÉNEZ Y MARTÍN, 2005, pág. 63).

En relación con las metodologías AMA, estas presuponen modelos bottom-up. Para lo cual se proponen tres enfoques dentro de los AMA: los modelos de medición interna (internal measurement approach o IMA); los modelos de distribución de pérdidas (loss distribution approach o LDA); y los cuadros de mando (scorecards). En este sentido, las metodologías AMA, más sensibles al riesgo, pero a la vez más costosas y complejas se encuentran con un gran obstáculo para su aplicación, que es la no disponibilidad de una base de datos interna de pérdidas (JIMÉNEZ Y MARTÍN, 2005, pág. 63).

El Pilar II se refiere al proceso de examen supervisor que consiste en garantizar que los bancos posean el capital necesario para cubrir los riesgos de sus actividades y que se utilicen mejores técnicas de gestión de riesgos en el seguimiento y control de los mismos.

El Pilar III: La disciplina de mercado; se desarrollan una serie de requisitos de divulgación que permitirá a los agentes de mercado evaluar información esencial referida al ámbito de aplicación, el capital, las exposiciones al riesgo, los procesos de evaluación del riesgo y, con todo ello, a la suficiencia de capital de la institución.

4.2.2. Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO)

En el año 2007; la Superintendencia Financiera de Colombia; expidió la Circular Externa 041 de 2007 la cual establece los requisitos para la implementación de un Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO).

El SARO es el conjunto de elementos tales como políticas, procedimientos, documentación, estructura organizacional, registros de eventos de riesgo operativo, órganos de control, plataforma tecnológica, divulgación de información y capacitación mediante los cuales las entidades identifican, miden, controlan y monitorean el riesgo operativo (SFC, 2007, pág. 3).

Cómo se aprecia en la anterior definición el SARO contempla cuatro etapas principales que son la identificación, la medición, el control y el monitoreo. En la primera etapa las entidades deben identificar los riesgos operativos en que se ven expuestos previo a la implementación o modificación de cualquier proceso.

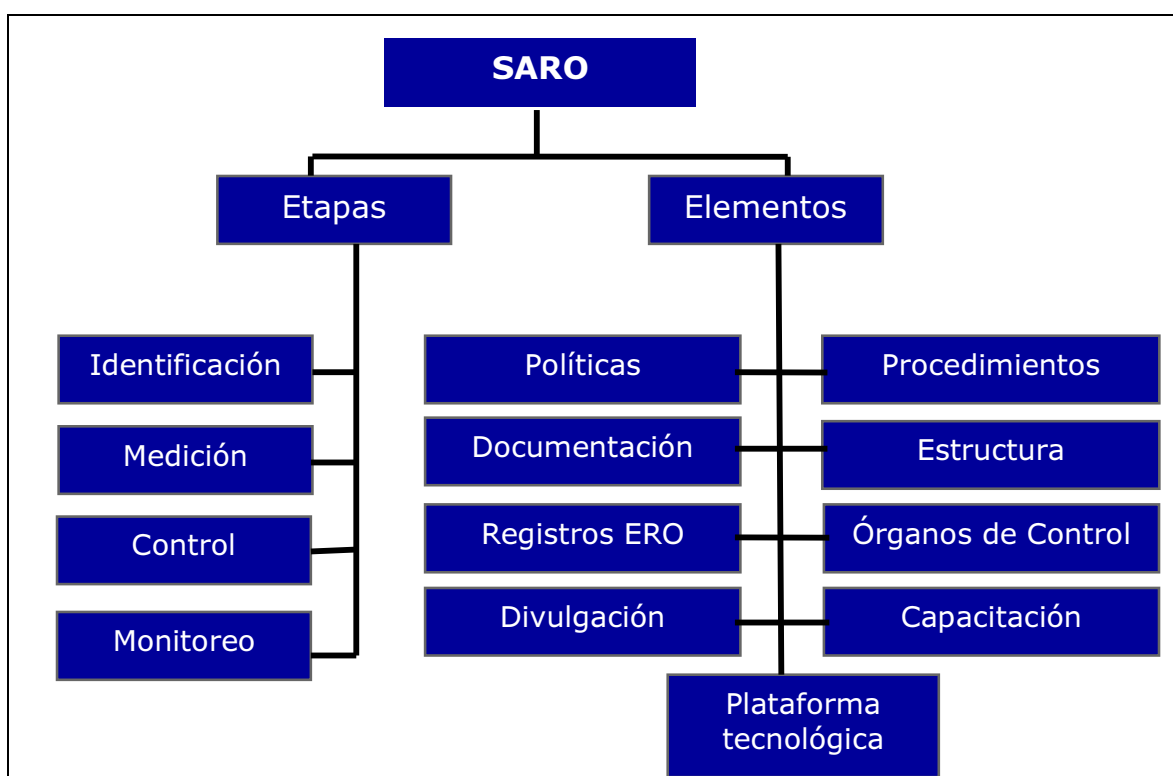
En la segunda etapa las entidades deben medir la probabilidad de ocurrencia (en un horizonte de tiempo de un año) del riesgo operativo y el impacto en caso de materializarse; como resultado de esta etapa se obtiene el perfil de riesgo inherente.

En la tercera etapa se deben tomar las medidas para controlar los riesgos inherentes que permitan disminuir la probabilidad de ocurrencia y la magnitud

del impacto; como resultado de esta etapa se obtiene el perfil de riesgo residual.

En la última etapa las entidades deben hacer un monitoreo periódico del perfil de riesgo y de la exposición a pérdidas que permita la rápida detección y corrección de las deficiencias en el SARO.

Gráfica 1. Sistema de Administración de Riesgo Operativo



Fuente: El autor

Dentro de los elementos del SARO se encuentra el registro de eventos de riesgo operativo; en el cual las entidades deben construir el registro y mantenerlo actualizado. Este registro debe contener todos los eventos de riesgo operativo que cumplan las siguientes características (SFC, 2007, pág. 7):

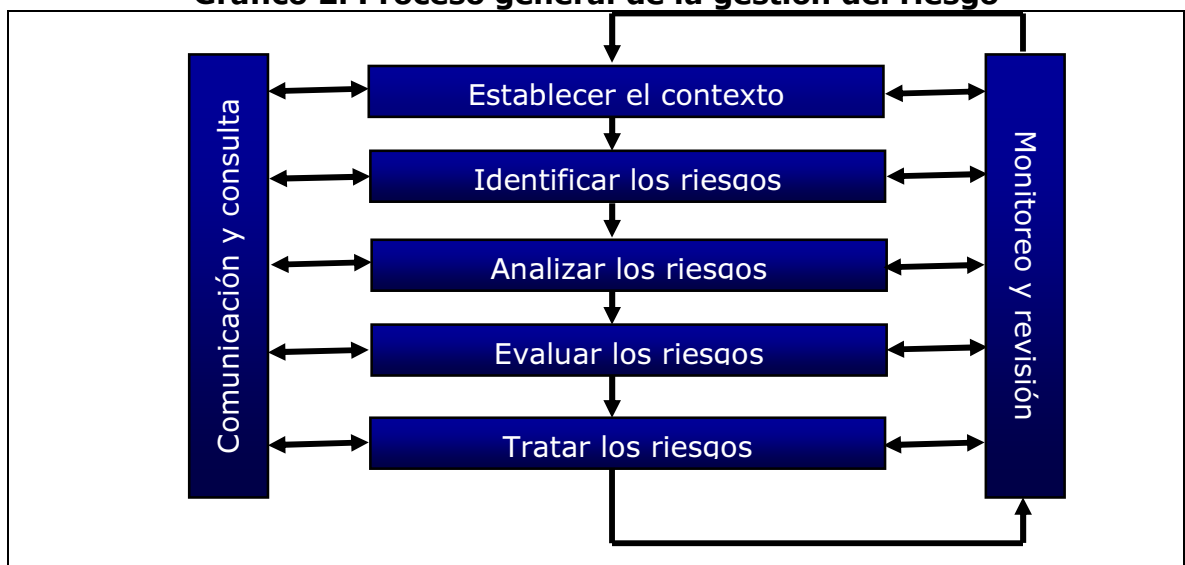
- Generan pérdidas y afectan el estado de resultados.
- Generan pérdidas y no afectan el estado de resultados.
- No generan pérdidas y por lo tanto no afectan el estado de resultados.

4.2.3. Norma técnica colombiana sobre gestión de riesgo (NTC – 5254)

En el año 2004 el ICONTEC publicó la NTC-5254 basado en el AS/NZ 4360: 1999; el cual proporcionaba un marco para el proceso de gestión de riesgo que consta de los siguientes pasos (ICONTEC, 2004, pág. 8 - 20):

- Establecer el contexto: Definir el alcance de la gestión de riesgo dentro de la organización.
- Identificar riesgos: Identificar qué, por qué y cómo pueden surgir elementos como base para el análisis posterior.
- Analizar riesgos: Determinar los controles existentes y analizar los riesgos en términos de consecuencia y posibilidad en el contexto de esos controles.
- Evaluar los riesgos: Comparar los niveles estimados de riesgo, contra los criterios pre-establecidos con el fin de realizar una priorización de la gestión.
- Tratar los riesgos: Desarrollar e implementar un plan de gestión para mitigar los riesgos identificados.
- Monitorear y revisar: Consiste en verificar el desempeño del sistema de gestión de riesgo y los cambios que pudieran afectarlo.
- Comunicar y consultar: Desarrollar un proceso de comunicación efectiva que sirva de base para la toma de decisiones y para implementar los planes de acción que se requieran.

Gráfico 2. Proceso general de la gestión del riesgo



Fuente: (ICONTEC, 2004, pág. 8)

4.2.4. COSO

En el año 2005; COSO publicó la guía para la administración de los riesgos corporativos con el fin de que las Organizaciones tuvieran una referencia para tratar efectivamente la incertidumbre y sus riesgos y oportunidades asociados, mejorando así la capacidad de generar valor. Esta guía consta de los siguientes ocho componentes (COSO, 2005, pág. 3 – 90):

Gráfico 3. Administración de riesgos corporativos



Fuente: (COSO, 2005, pág. 7)

- Ambiente interno: Establece la base de cómo el personal percibe y trata los riesgos, incluyendo la cultura de administración de riesgo y el riesgo aceptado.
- Establecimiento de objetivos: Necesarios para identificar potenciales eventos que afecten su consecución.
- Identificación de eventos: Los eventos internos y externos que afectan a los objetivos de la entidad deben ser identificados, diferenciando entre riesgos y oportunidades.
- Evaluación de riesgos: Los riesgos se analizan considerando su probabilidad e impacto como base para determinar cómo deben ser administrados.
- Respuesta al riesgo: Se seleccionan las posibles respuestas (evitar, aceptar, reducir o compartir los riesgos), desarrollando una serie de acciones para alinearlos con el riesgo aceptado y las tolerancias del riesgo de la entidad.
- Actividades de control: Son las políticas y procedimientos que se establecen para ayudar a asegurar que las respuestas de los riesgos se lleven a cabo efectivamente.

- Información y comunicación: La información relevante se comunica en forma y plazo adecuado para permitir al personal afrontar sus responsabilidades.
- Monitoreo: La totalidad de la administración de riesgo es monitoreada con el fin de efectuar las modificaciones que sean necesarias.

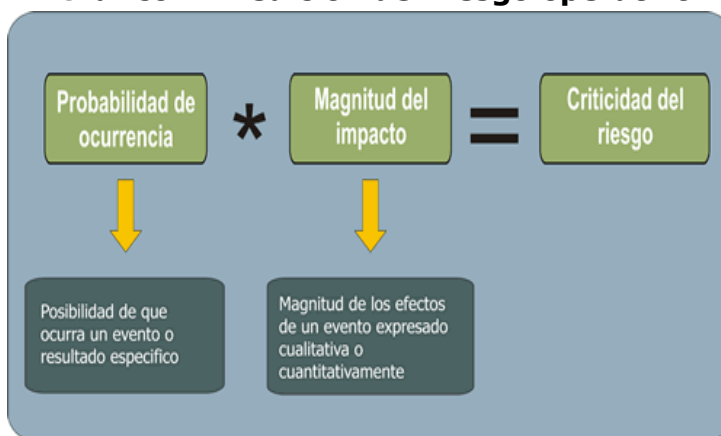
4.3. MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO

Los riesgos operativos se miden considerando su probabilidad de ocurrencia y la magnitud del impacto (también conocida como severidad) como base para determinar cómo deben ser administrados.

La probabilidad de ocurrencia se entiende como la frecuencia con la que se presenta el riesgo operativo en una entidad financiera.

La magnitud del impacto es la dimensión de las consecuencias de la materialización de un riesgo; estas consecuencias pueden ser económicas, legales o reputacionales.

Gráfico 4. Medición del riesgo operativo



Fuente: El autor

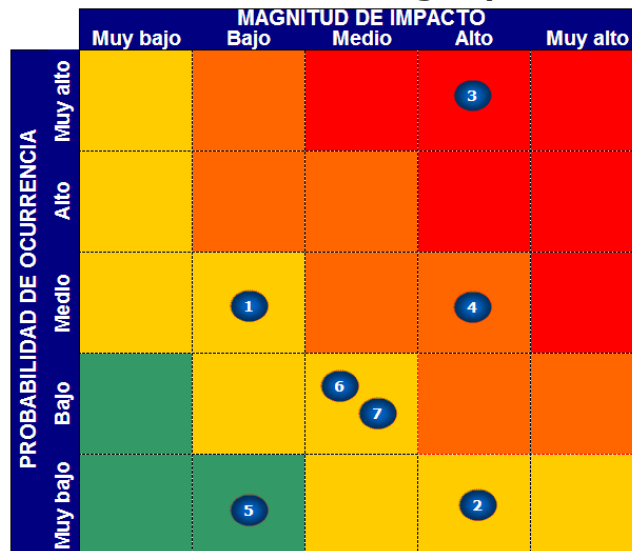
Como resultado de esta medición se obtiene la criticidad del riesgo operativo de la Organización.

En primera instancia; las Compañías financieras realizan una medición cualitativa de los riesgos operativos que pueden afectarlos, considerando la opinión de los diferentes expertos que las conforman. Esta medición de tipo cualitativo se realiza por la ausencia de datos históricos que permiten realizar mediciones cuantitativas del riesgo operativo.

Para llegar a este tipo de mediciones los analistas de riesgo definen escalas de medición tanto para la probabilidad de ocurrencia como para la magnitud del impacto; estas escalas pueden ser cualitativas (Por ejemplo: Muy bajo, bajo, medio, alto y muy alto), semi-cuantitativas (Por ejemplo: 1,2,3,4,5) o definidas por escalas de valores en donde se pueden encontrar la probabilidad de ocurrencia y la magnitud del impacto.

Para mostrar de una manera sencilla y práctica el resultado de la medición de los riesgos operativos; las entidades financieras construyen matrices de riesgo (Mapas de riesgos) las cuales permiten clasificar los riesgos a partir de la valoración realizada a la probabilidad de ocurrencia y a la magnitud del impacto.

Gráfico 5. Matriz de riesgo operativo



Fuente: El autor

A partir de las matrices de riesgo las Organizaciones determinan aquellos riesgos que deben gestionarse prioritariamente y aquellos que están adecuadamente controlados y no requieren acciones adicionales. Entre las medidas para tratar los riesgos se encuentran las inversiones o desinversiones, la transferencia del riesgo por medio de contratación de seguros o contratos de outsourcing, actividades adicionales de control y monitoreo o la posibilidad de asumir los riesgo operativos.

4.4. MODELOS ESTOCÁSTICOS PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO.

Aunque diversos modelos han sido usados para cuantificar el riesgo operacional, aún no ha surgido el que se pueda considerar "el mejor". La principal dificultad con estos métodos es la escasez de datos de buena calidad que reflejen las operaciones reales de la compañía, a continuación se presentan los diferentes métodos que se han utilizado.

- Una curva es ajustada para agregar las pérdidas experimentadas y esa curva es usada para estimar percentiles extremos (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 103):
- La frecuencia y severidad de los eventos de pérdidas son ajustadas a distribuciones de probabilidad separadas, que luego son modeladas estocásticamente para producir una función de probabilidad combinada que se usa para deducir medidas de capital a través del op VaR reflejado en un período de un año y un nivel de confianza del 99.9% (CORNALBA Y GIUDICI, 2004, pág. 169).
- Con análisis de regresión, se ajusta una ecuación de regresión a los inductores más probables de riesgo operacional.
- Teoría de Valores Extremos (TVE), una curva separada se ajusta a eventos de pérdida de baja frecuencia y alta severidad, y luego se combina con las distribuciones separadas de otros eventos. Este método ha sido reconocido en los últimos años en el modelado de eventos raros y su impacto en la gestión de seguros y en la cuantificación del riesgo operacional (CHAVEZ-DEMOULIN et al., 2006, pág. 2638).
- Métodos robustos para la modelación del riesgo operacional, en donde se plantea que el modelo requerido para la distribución de pérdidas debe presentar alta curtosis, sesgo positivo severo y excesiva pesadez de la cola (CHERNOBAI Y RACHEV, 2006, pág. 29).

4.4.1. Modelo VaR para la medición del riesgo operativo

El VaR es la medida que refleja que tan grande es el riesgo para un cierto horizonte de tiempo y con un cierto grado de confianza. Esta medida es ampliamente utilizada y aceptada para la medición del riesgo de mercado en las diferentes instituciones financieras en el mundo; igualmente esta empezando a ser utilizada para la medición del riesgo operativo.

Sin embargo hay dos diferencias fundamentales entre los modelos de VaR de mercado y operacional que se presentan a continuación (CRUZ, 2002, pág. 101):

- Los procesos estocásticos que pueden explicar las pérdidas operacionales no pueden ser explicados por una distribución normal como si puede esperarse para el riesgo de mercado.
- El modelo de riesgo de mercado no se concentran en la frecuencia de los eventos; ellos asumen que el precio de los activos siguen un proceso estocástico continuo. Mientras que las pérdidas operacionales siguen un proceso estocástico discreto; es decir pueden ser contados en un cierto período.

Para calcular el VaR de riesgo operativo primero es necesario calcular las distribuciones de probabilidad tanto para la frecuencia de los eventos como para la severidad de las pérdidas.

Para encontrar la distribución que mejor se ajusta a los datos tanto para la frecuencia como para la severidad es necesario realizar pruebas de bondad de ajuste; estas pruebas están basada en la hipótesis nula que no hay diferencias significativas entre la distribución muestral y la teórica. Están basadas en las siguientes hipótesis:

$$H_0: f(x, q) = f_0(x, q)$$

vs

$$H_1: f(x, q) \neq f_0(x, q)$$

Entre los test disponibles para realizar estas pruebas se encuentran (CRUZ, 2002, pág. 47):

- **Kolmogorov-Smirnov:** Verifica la diferencia en la forma entre la distribución empírica y la distribución teórica. El test es basado en la máxima distancia observada entre las dos funciones.

$$D_n = \max[|F_n(x) - F(x)|]$$

Donde:

D_n es conocida como la distancia KS

n es el número de datos

$$F_n(p_{k,n}) = \frac{n - k + 0.5}{n}$$

k es el rango de los datos

$F(x)$ es la distribución teórica

El problema es que el estadístico KS cuida solo el máximo nivel de discrepancia, sin considerar si la distribución tiene una forma entera razonable.

- **Anderson-Darling:** Esta definido como:

$$A_n^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |F_n(x) - F(x)|^2 \psi(x) f(x) dx$$

Donde:

$$\psi(x) = \frac{n}{F(x)[1-F(x)]}$$

n: Número total de datos.

F(x): Función de distribución teórica

f(x): Función de densidad teórica

F_n(x): i/n

i=Rango acumulado de los datos.

Esta prueba las distancias verticales son integradas sobre todos los valores de x para hacer el máximo uso de los datos observados.

- **Chi-cuadrada:** Se basa en la comparación entre la frecuencia observada en un intervalo de clase y la frecuencia esperada en dicho intervalo.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

Donde:

O_i = Total de valores que caen en el intervalo i .

E_i = Número esperado de valores en el intervalo i .

k = Número de intervalos de clase en que se distribuyen las observaciones.

Entre las funciones de distribución que más se utilizan para ajustar la severidad se encuentran:

- **Distribución Weibull:** Una variable aleatoria tendría una distribución Weibull si cumple (DEVORE, 2001, pág. 176):

Función de densidad:

$$f(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\alpha} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

Función acumulada:

$$F(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1 - e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\alpha}, & x \geq 0 \end{cases}$$

- **Distribución Gamma:** Se dice que una variable aleatoria tiene una distribución gamma si la función de densidad es (DEVORE, 2001, pág. 169):

$$f(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

Donde: $\alpha, \beta > 0$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha-1} e^{-x} dx$$

- **Distribución LogNormal:** Se dice que una variable aleatoria no negativa tiene una distribución lognormal si la variable aleatoria $Y = \ln(X)$ tiene una distribución normal. La función de densidad resultante de una variable aleatoria lognormal cuando $\ln(X)$ esta normalmente distribuida con parámetros μ y σ es (DEVORE, 2001, pág. 178):

$$f(x; \mu, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} e^{-[\ln(x) - \mu]^2 / (2\sigma^2)}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

- **Distribución pareto generalizada:** Donde la función de distribución acumulativa es expresada mediante los siguientes tres parámetros (MOSCADELLI, 2004, pág. 29):

$$GPD_{\varepsilon, \mu, \sigma}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \varepsilon \frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{\frac{1}{\varepsilon}} & \text{si } \varepsilon \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right) & \text{si } \varepsilon = 0 \end{cases}$$

Donde $x \geq 0$ si $\varepsilon \geq 0$, $0 \leq x \leq -\sigma/\varepsilon$ si $\varepsilon < 0$

ε , μ y σ representan respectivamente los parámetros de forma, localización y escala

- **Distribución beta:** Se dice que una variable aleatoria tiene una distribución beta con parámetros α, β (ambos positivos), A y B si la función de densidad es (DEVORE, 2001, pág. 180):

$$f(x; \alpha, \beta, A, B) = \begin{cases} \frac{1}{B-A} \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \left(\frac{x-A}{B-A}\right)^{\alpha-1} \left(\frac{B-x}{B-A}\right)^{\beta-1}, & A \leq x \leq B \\ 0, & \text{de otra manera} \end{cases}$$

Entre las funciones de distribución que más se utilizan para ajustar la frecuencia se encuentran:

- **Distribución Poisson:** Se dice que una variable aleatoria tiene una distribución de Poisson si la distribución de probabilidad es (DEVORE, 2001, pág. 130):

$$p(x; \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}, \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

x : es el número de ocurrencias de un evento.

λ : es un número real positivo, equivale al número esperado de ocurrencias durante un intervalo dado.

- **Distribución binomial negativa:** La distribución de probabilidad de una binomial negativa con parámetros r =número de los éxitos del experimento y p =P(éxito) es (DEVORE, 2001, pág. 128):

$$nb(x; r, p) = \binom{x+r-1}{r-1} p^r (1-p)^x, \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

- **Distribución geométrica:** Se define como la distribución de probabilidad del número $Y = X - 1$ de fallos antes del primer éxito, contenido en el conjunto $[0, 1, 2, 3, \dots]$. entonces la distribución de probabilidad de Y , llamada distribución geométrica, está dada por (WIKIPEDIA, 2009, <En línea>):

$$P(Y = n) = (1-p)^n p$$

Para un entero x que satisfaga $\max(0, n-N+M) \leq x \leq \min(n, M)$.

Una vez se calcula de manera separada la severidad y la frecuencia; es necesario combinarlas para obtener la distribución de pérdidas agregadas que permite predecir las pérdidas operacionales con cierto grado de confianza.

El proceso se da de la siguiente manera (CRUZ, 2002, pág. 102-105):

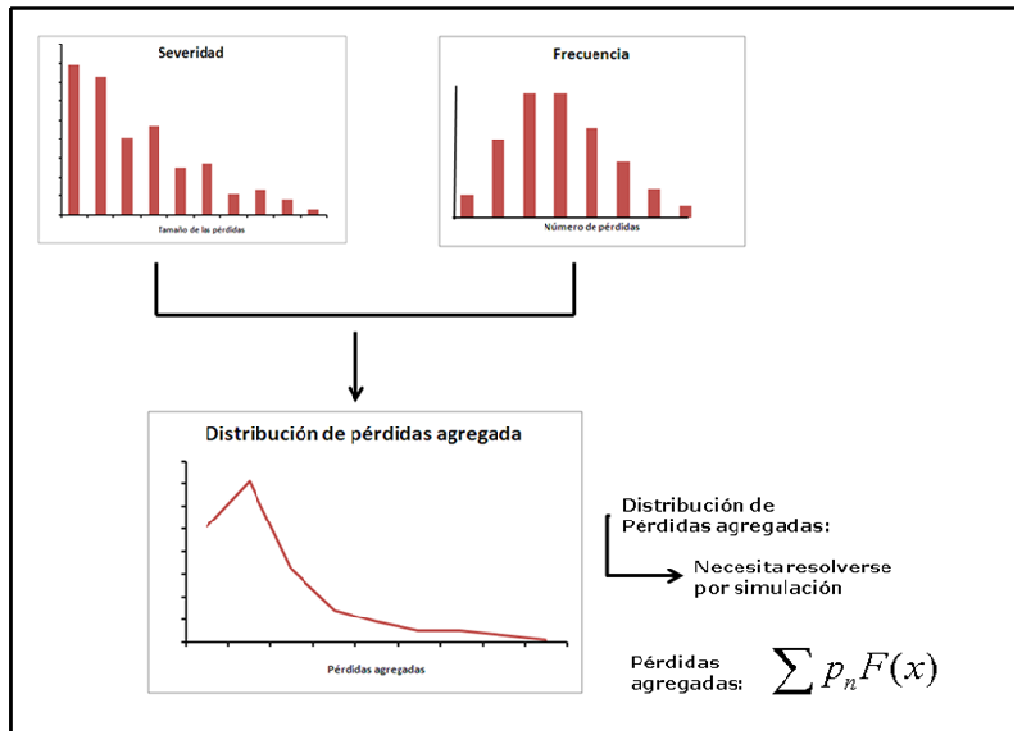
Las pérdidas agregadas en un tiempo t están dadas por:

$$X(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} U_i$$

Teniendo la función de distribución (donde U representa las pérdidas operacionales individuales):

$$F_{N(t)}(N) = P(X(t) \leq x) = P\left(\sum_{i=1}^{N(t)} U_i \leq x\right)$$

Gráfico 6. Modelo de agregación de la severidad y la frecuencia



Fuente: (CRUZ, 2002, pág. 103)

La derivación de una fórmula explícita para $F_{N(t)}(N)$ es en la mayoría de los casos imposible. Usualmente se asume que los procesos $(N(t))$ y U son estocásticamente independientes; derivado de esto, se obtiene la siguiente relación fundamental:

$$F_{N(t)}(N) = P(X(t) \leq x) = P\left(\sum_{k=0,1}^{\infty} p_k(t) F_U^{*k}(x)\right)$$

Donde $F_U^{*k}(x) = P(U_1 + U_2 + \dots + U_k \leq x)$ es la función de distribución de la suma de k variables aleatorias independientes con la misma distribución de U .

Una solución práctica para la agregación es utilizar simulación con ayuda de alguna hoja de cálculo. El analista tendría que generar N simulaciones de las distribuciones de frecuencias y para cada uno de los eventos generados según la frecuencia, se genera observación de severidad. Con los totales de la simulación se construye la distribución agregada. De esta distribución se

obtiene un percentil de acuerdo a un nivel de confianza determinado (Comúnmente al 95%); este valor determina el VaR de riesgo operativo de la entidad.

Las ventajas de este modelo radican en su simplicidad, se obtienen provisiones a diferentes niveles de confianza, permite el cálculo por eventos de riesgo si los datos lo permiten.

La principal desventaja es que puede subvalorar la provisión de capital porque las distribuciones de frecuencia y severidad no ajusten bien los datos extremos.

4.4.2. Modelo POT para la medición del riesgo operativo

Los datos de riesgo operativo presentan dos características: la primera característica son los eventos con alta frecuencia y bajo impacto que constituyen el cuerpo de la distribución y se refieren a las pérdidas esperadas; la segunda son eventos de baja frecuencia y alta severidad que constituyen la cola de la distribución y se refieren a las pérdidas inesperadas.

En el análisis convencional, la influencia de las pérdidas de tamaño pequeño y mediano en la curva de distribución no permite al modelo estimar los datos de la cola. Una solución obvia a este problema es no considerar el cuerpo de la distribución y concentrar el análisis solo en las pérdidas extremas (Es decir tratar de manera separada las pérdidas pequeñas-medianas y las pérdidas altas).

Para el análisis de las pérdidas extremas surge el teorema de valor extremo como una herramienta muy útil para analizar los datos que conforman las colas de las distribuciones. Dentro de este teorema se destacan dos métodos que se describen a continuación.

El primer método consiste en ajustar los datos a una distribución, considerando los valores máximos de las variables tomados en períodos sucesivos. El principio fundamental de este método es el teorema de los tres tipos, que establece que solo hay tres distribuciones que pueden sugerirse como distribuciones de valores extremos para muestras aleatorias de acuerdo al tamaño de las colas (MOSCADELLI, 2004, pág. 28):

- Distribuciones con colas livianas convergen a la curva Weibull (Beta, Weibull).
- Distribuciones con colas medianas convergen a la curva Gumbel (Normal, Gamma, LogNormal).

- Distribuciones con colas pesadas convergen a la curva Frechet (T-student, Pareto, LogGamma, Cauchy).

Las distribuciones Weibull, Gumbel y frechet pueden ser representadas en un modelo de tres parámetros, conocido como la distribución generalizada de valores extremos (GEV: Generalised Extreme Value) (MOSCADELLI, 2004, pág. 28):

$$GEV_{\varepsilon, \mu, \sigma}(x) = \begin{cases} \exp \left\{ - \left(1 + \varepsilon \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{-\frac{1}{\varepsilon}} \right\} & \text{si } \varepsilon \neq 0 \\ \exp \left\{ - \exp \left(- \frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right\} & \text{si } \varepsilon = 0 \end{cases}$$

Donde $1 + \varepsilon x > 0$

Los parámetros μ y σ corresponden a la locación y escala, el tercer parámetro, ε , es llamado el índice de forma.

El segundo método de la teoría de valor extremo es el método "Peaks over threshold" (POT); en el cual se analizan los valores extremos a partir de un umbral definido (REISS Y THOMAS, 2002, pág. 23).

El componente de severidad del método POT se basa en la distribución generalizada de pareto (GPD: Generalised Pareto Distribution); donde la función de distribución acumulativa es expresada mediante los siguientes dos parámetros (MOSCADELLI, 2004, pág. 29):

$$GPD_{\varepsilon, \sigma}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \varepsilon \frac{x}{\sigma} \right)^{-\frac{1}{\varepsilon}} & \text{si } \varepsilon \neq 0 \\ 1 - \exp \left(- \frac{x}{\sigma} \right) & \text{si } \varepsilon = 0 \end{cases}$$

Donde $x \geq 0$ si $\varepsilon \geq 0$, $0 \leq x \leq -\sigma/\varepsilon$ si $\varepsilon < 0$

Donde ε y σ representan respectivamente los parámetros de forma y escala.

Ahora, sea $F_x(x)$ una función de distribución de una variable aleatoria X que describe el comportamiento de un evento de riesgo operativo y sea $F_u(y)$ la distribución de excesos del umbral u . La distribución de exceso puede ser introducida como una función de distribución condicional, así (MOSCADELLI, 2004, pág. 30):

$$F_u(y) = P(X - u \leq y | X > u) = \frac{F_x(x) - F_x(u)}{1 - F_x(u)} \quad \text{para } y = x - u > 0$$

Lo anterior representa la probabilidad que las pérdidas excedan el umbral u a lo sumo por una cantidad y y dado que excedió el umbral.

La teoría sostiene que para una clase grande de distribuciones adyacentes, la distribución de excesos $F_u(y)$ converge asintóticamente a GPD si el umbral está aumentando progresivamente a la derecha del punto final X_F de la distribución (MOSCADELLI, 2004, pág. 30):

$$\lim_{u \rightarrow x_F} \sup |F_u(y) - GPD_{\varepsilon, \beta}(y)| = 0$$

Donde:

$$GPD_{\varepsilon, \beta}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \varepsilon \frac{y}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\varepsilon}} & \text{si } \varepsilon \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{y}{\beta}\right) & \text{si } \varepsilon = 0 \end{cases}$$

Con $y = x - u =$ exceso, $\varepsilon =$ forma, $\beta =$ escala

$$\text{Y supone } \begin{cases} y \in [0, x_F - u] & \text{si } \varepsilon \geq 0 \\ y \in [0, -\beta/\varepsilon] & \text{si } \varepsilon < 0 \end{cases}$$

De lo anterior se obtiene que:

$$F_x(u) = \frac{n - n_u}{n}$$

$$F_x(x) \approx 1 - \left(1 - \frac{n_u}{n}\right) \left(1 + \varepsilon \frac{x - u}{\beta}\right)^{-\frac{1}{\varepsilon}}$$

Donde:

n : Número de observaciones.

n_u : Número de observaciones sobre el umbral u .

Uno de los componentes más importantes del modelo POT consiste en el umbral (u); que consiste en el punto a partir del cual se van a considerar los datos extremos y por lo tanto es el que define los datos con los cuales se va a modelar la severidad de las pérdidas operativas.

Una de las técnicas más usadas es una herramienta gráfica basada en la función muestral de exceso de media (SMEF), que se define de la siguiente manera (MOSCADELLI, 2004, pág. 34):

$$SMEF(u) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i - u \mathbf{1}_{\{x_i > u\}}}{\sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{x_i > u\}}}$$

La anterior expresión significa la suma de los excesos sobre el umbral u dividido por el número de datos que exceden el umbral. El SMEF es una estimación de la función de excesos de media (MEF), definida como:

$$MEF(u) = E(X - u | X > u)$$

El cual describe la esperanza de sobrepasar el umbral una vez el exceso ocurra.

Aplicando el gráfico de exceso de medias, el objetivo es detectar un cambio en la pendiente del gráfico sobre un cierto umbral en orden de ser capaz de fijar el umbral como el inicio de la cola y fijar el GPD con los datos de exceso.

En ocasiones puede ser difícil interpretar el umbral desde el gráfico, por lo cual otra alternativa es fijar el umbral por medio de la definición de un percentil de los datos originales (por ejemplo utilizando el percentil 85%, 90%, 95%, 99%).

En base del umbral definido y la distribución GPD, se procede a calcular la magnitud de la severidad de la cola. Entre las medidas utilizadas para calcular esta magnitud se encuentran (MOSCADELLI, 2004, pág. 48 – 51):

- **VaR:** Se define con base en un nivel de confianza p cercano a uno, como la menor pérdida mayor que el percentil p -ésimo de la distribución de pérdida, que puede ocurrir en un intervalo de tiempo.

$$VaR_p(X) = \inf\{x: F_x(X) \geq p\}$$

Para el caso del modelo GPD, es posible obtener una fórmula para el VaR. Para un nivel de confianza $p > F_x(u)$, la expresión del VaR es la siguiente:

$$VaR_p(x) = u + \frac{\tilde{\beta}}{\tilde{\xi}} \left\{ \left[\frac{n(1-p)}{n-n_u} \right]^{-\tilde{\xi}} - 1 \right\}$$

Sin embargo, se puede observar que uno de los más serios problemas en el uso del VaR, es cuando las pérdidas no tienen un comportamiento normal, el VaR es inestable. Es más el VaR no proporciona ninguna

información de la magnitud de las pérdidas que podrían sufrirse más allá de la cantidad indicada por la medida del VaR. Da un límite más bajo para las pérdidas de las colas, siendo una medida más optimista en lugar de ser una medida conservadora de los riesgos del negocio.

- **Déficit esperado: Expected shortfall (ES):** Estima el peso potencial de las pérdidas excediendo cierto nivel L de la distribución (el nivel L puede estar asociado al umbral o al VaR). La expresión es la siguiente:

$$ES(L) = L + E(X - L | X > L) = L + MEF(L)$$

En el caso del modelo GPD utilizando el VaR_p y los parámetros ε y β , es la siguiente:

$$ES(VaR_p) = \frac{VaR_p + \beta - \varepsilon u}{1 - \varepsilon}$$

La cual está definida para valores de la forma $\varepsilon < 1$.

El problema de esta medida radica en el denominador de la expresión $1 - \varepsilon$; dado que si $\varepsilon \approx 1$, el cálculo de la provisión puede quedar inflada.

- **Pérdida mediana residual con respecto al umbral u (MS):** La expresión es la siguiente:

$$MS = u + \frac{\beta}{\varepsilon} (2^\varepsilon - 1)$$

Con el procedimiento visto anteriormente se calcula el componente de la severidad del modelo POT, para calcular la frecuencia el supuesto básico de este método es ver el número de excesos como un punto en el proceso con una apropiada intensidad, que en su representación básica converge a un proceso Poisson (MOSCADELLI, 2004, pág. 53-55).

En la práctica:

- Los excedentes (x) sobre el umbral u ocurren a un tiempo de un proceso Poisson con intensidad λ .
- Los correspondientes excesos ($y = x - u$) son independientes y tienen una distribución GPD.
- El número de excedentes y excesos son independientes entre sí.

El parámetro λ mide la intensidad de los excedentes de u por unidad de tiempo, que es el número de pérdidas extremas que están presentes en el tiempo.

En un caso básico de un proceso estacionario, el número de excedentes ocurridos como un proceso Poisson homogéneo, puede ser escrito como:

$$\lambda_u = \left(1 + \varepsilon \frac{u - \mu}{\sigma} \right)$$

Donde ε , μ y σ , representan los parámetros de forma, localización y escala de GPD y λ_u se proporciona con el subíndice para enfatizar la dependencia en el umbral u (Se asume de hecho que la expresión es válida solo si $x \geq u$).

Puesto que λ_u debe ser medido en la misma unidad de tiempo usada en la colección de los datos, una estimación del número de excedentes en cierto período T puede ser obtenida simplemente por $N = \lambda_u T$.

Con los valores de la frecuencia y la severidad de la cola, es ahora posible computarlos y estimar las pérdidas agregadas, el cual representa el capital de riesgo operacional exigido para cubrir las pérdidas inesperadas en un período de tiempo determinado.

La ventaja del método POT en la estimación de la cola de las pérdidas agregadas esta conectada a las siguientes dos propiedades (MOSCADELLI, 2004, pág. 61):

- El método POT toma en consideración la relación entre la frecuencia y la severidad de las pérdidas extremas al final de la distribución.
- En el método POT es posible emplear una aproximación semiparamétrica para calcular los percentiles más altos de las pérdidas agregadas, reduciendo el costo computacional y el error estimado representado en la no representación analítica de las pérdidas agregadas. En el modelo POT es suficiente seleccionar un conveniente umbral, con el cual la base del modelo puede ser construida y los parámetros relevantes estimados. Una vez el modelo se calibra correctamente, el total de pérdidas es fácilmente obtenible por expresiones analíticas.

Finalmente el capital en riesgo operacional esta dado por la siguiente expresión:

$$CaR = N * GPD_{MS}$$

4.5 MÉTODOS CAUSALES PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO OPERATIVO

Usando un acercamiento causal cada pérdida operacional depende del resultado de otro de los eventos, cada uno de los cuales también puede ser dependiente (CORNALBA Y GIUDICI, 2004, pág. 169).

Entre los métodos causales se incluyen las redes bayesianas, lógica difusa y sistemas dinámicos (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104).

En las redes bayesianas, los flujogramas de los procesos son mapeados en un árbol de probabilidades en donde cada nodo representa un evento o un indicador de pérdida y tiene una probabilidad asociada; este proceso pretende explicar, por medio de un proceso dinámico, como ocurren los eventos de riesgo operacional en una entidad (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104).

La lógica difusa proporciona una relación escalada entre cada par de nodos, en lugar de manejar una relación binaria. La lógica difusa puede ser utilizada para combinar opiniones expertas con datos reales para obtener un mejor estimativo de riesgo (ÁRBELAEZ, FRANCO Y OTROS, 2006, pág. 104).

4.5.1. Lógica difusa

El riesgo operacional es dinámico con el paso del tiempo dado la capacidad de aprendizaje que tienen las organizaciones, que les permiten corregir las deficiencias que propiciaron la materialización de un riesgo en el pasado con nuevas medidas de control pero también el entorno de las organizaciones es cambiante y complejo lo que propicia la aparición de nuevos riesgos que en el pasado no eran importantes para la gestión del riesgo operacional; dada esta complejidad del riesgo operacional que no puede visualizarse en los datos históricos, es muy importante utilizar otros modelos que no sean estadísticos y que permitan incorporar una serie de variables cualitativas que faciliten modelar la capacidad de aprendizaje y la complejidad del negocio que puede llevar a que el riesgo operacional se agrave o mejore en una entidad financiera.

Dado que estas variables se basan en percepciones estrictamente humanas y que como tal no cuentan con la suficiente información para aplicar modelos matemáticos convencionales, ha obligado a la búsqueda de modelos alternativos que permitan llegar a valores numéricos a partir de variables expresadas en términos lingüísticos. La Lógica Difusa aparece como una de las herramientas que permite hacer esta transformación y que proporciona una visión diferente a la otorgada por la lógica clásica.

La lógica difusa es una rama de la matemática propuesta por Lofti Zadeh (1965) que proporciona una visión diferente a la teoría de conjuntos clásica propuesta por Aristóteles (500 A.C), la cual se fundamenta en la lógica binaria.

La lógica difusa permite grados intermedios de pertenencia a los conjuntos y en este sentido se rompe con la ley de la no contradicción y del tercero excluido ya que un elemento puede pertenecer a la vez a varios conjuntos en cierto grado. La lógica difusa también se considera una aproximación matemática para tratar el lenguaje natural, el cual está cargado de afirmaciones vagas, ambiguas y subjetivas (MEDINA Y JARAMILLO, 2007, pág. 11).

Se puede afirmar que la lógica booleana es un caso especial de la lógica difusa. Esta disciplina es especialmente ventajosa para problemas que no pueden ser fácilmente representados por modelos matemáticos debido a que los datos están incompletos o porque el proceso es muy complejo (TEJADA, 2000, pág. 18).

En las siguientes situaciones se puede aplicar lógica difusa (AGUDELO, s.a., pág. 5)

- Sistemas complejos que son difíciles o imposibles de modelar por métodos convencionales.
- Sistemas controlados por expertos Humanos.
- Sistemas que utilizan la observación humana como entrada o como base de las reglas.
- Sistemas que son confusos por naturaleza, como los encontrados en las ciencias sociales y del comportamiento.

La Lógica Difusa está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos, según la cual, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto está determinado por una función de pertenencia que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo (0, 1) (Jang, 1997, Kulkarni, 2001, Kasabov, 1998 y Kosko, 1995). De esta manera, mientras que en el marco rígido de la lógica formal la utilidad de una empresa, por ejemplo, es baja, dándole un valor de cero (0) o es alta dándole un valor de uno (1), para la lógica difusa son posibles también todas las condiciones intermedias de utilidad como "muy baja", "relativamente alta", "media", "ligeramente baja", etc.

Matemáticamente, un conjunto difuso se define de la siguiente manera (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 14):

Si X es una colección de objetos denotado genéricamente como x, luego un conjunto difuso A en X es definido como un conjunto de pares ordenados:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$$

Donde $\mu_A(x)$ es llamado la función de pertenencia (MF, siglas en inglés de Membership Function) para el conjunto difuso A. Cada elemento de X se mapea en la MF de acuerdo a un grado de pertenencia entre 0 y 1.

Igual que con los conjuntos clásicos, con los conjuntos difusos se pueden realizar una serie de operaciones, entre las que se destacan (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 21 - 24):

- **Subconjunto:** Un conjunto difuso A es subconjunto de B si y sólo si $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ para todo x.
- **Unión:** La unión de dos conjuntos difusos A y B es un conjunto difuso C, escrito como $C = A \cup B$ o $C = A \text{ OR } B$. Donde MF esta relacionada con la de A y B por: $\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$
- **Intersección:** La intersección de dos conjuntos difusos A y B es un conjunto difuso C, escrito como $C = A \cap B$ o $C = A \text{ AND } B$. Donde MF esta relacionada con la de A y B por: $\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$
- **Complemento:** El complemento de un conjunto difuso A, denotado por \bar{A} o Not A esta definido por: $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$
- **Producto cartesiano:** El producto cartesiano de A y B, denotado por $A \times B$ es un conjunto difuso en el espacio producto $X \times Y$ con la función de pertenencia: $\mu_{A \times B}(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$
- **Co-producto cartesiano:** $A+B$ es un conjunto difuso con la función de pertenencia: $\mu_{A+B}(x, y) = \max(\mu_A(x), \mu_B(y))$

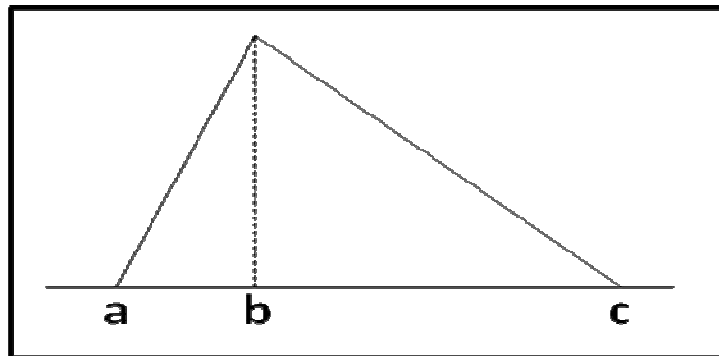
Como se puede apreciar de la definición de conjunto difuso, la construcción de un conjunto difuso depende de dos cosas: la identificación de un conveniente universo de discurso y la especificación de una apropiada función de pertenencia. La especificación de la función de pertenencia es subjetiva.

Entre las principales funciones de pertenencia que se utilizan se encuentran (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 24 - 34):

- **Triangular:** Es especificado por tres parámetros (a,b,c); de la siguiente manera:

$$Triangular(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases}$$

Gráfico 7. MF triangular

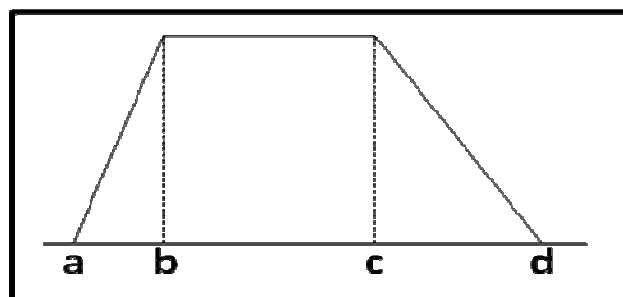


Fuente: El autor

- **MF trapezoidal:** Es especificado por cuatro parámetros (a,b,c,d); de la siguiente manera:

$$Trapezoidal(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases}$$

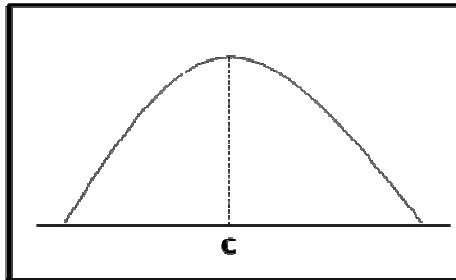
Gráfico 8. MF Trapezoidal



Fuente: El autor

- MF Gaussiana: $Gaussiana(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-c}{\sigma})^2}$

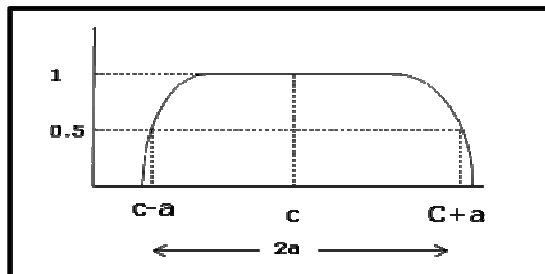
Gráfico 9. MF Gaussiana



Fuente: El autor

- MF generalizada de Bell o Cauchy: $bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + |\frac{x-c}{a}|^{2b}}$

Gráfico 10. MF Bell o Cauchy



Fuente: (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 28)

- MF sigmoidal: $sig(x; a, c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]}$

Donde a controla la pendiente del punto de cruce $x=c$. Dependiendo del signo del parámetro a , una MF sigmoidal es abierta a la derecha o la izquierda y así es apropiada para representar conceptos como "muy largo" o "muy negativo".

Los conjuntos difusos usualmente llevan nombres de acuerdo a los adjetivos que se parecen en nuestro uso lingüístico diario, como largo, medio, pequeño, lo cual es llamado variables o etiquetas lingüísticas.

Una variable lingüística es caracterizada por un quintuple $(x, T(x), X, G, M)$ en el cual:

- x es el nombre de la variable.
- $T(x)$ es el término del conjunto de x (el conjunto de sus valores lingüísticos o términos lingüísticos).
- X es el universo de discurso.
- G es una regla sintáctica el cuál genera el término en $T(x)$.
- M es una regla semántica la cual se asocia con cada valor lingüístico y define la función de pertenencia de cada valor lingüístico.

Dentro de la lógica difusa uno de los componentes más importante que componen los sistemas de este tipo son las reglas difusas si-entonces.

Una regla difusa si-entonces asume la forma (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 59):

Si x es A entonces y es B

Donde A y B son valores lingüísticos definidos por conjuntos difusos en el universo de discurso X y Y , respectivamente. Además " x es A " es llamado el antecedente o premisa, mientras que " y es B " es llamada la consecuencia o conclusión.

A partir de los elementos anteriores se construyen los sistemas de inferencias difusos.

La estructura básica de un sistema de inferencia difuso consiste de tres componentes conceptuales: **una regla básica** que contiene una selección de las reglas difusas, una **base de datos (o diccionario)** que defina las funciones de pertenencia usadas en las reglas difusas y el **mecanismo de razonamiento** el cual desarrolla el procedimiento de inferencia, usualmente razonamiento aproximado, en las reglas y dado hechos para derivar en salidas o conclusiones razonables (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 73).

Las salidas de estos sistemas son casi siempre conjuntos difusos. Algunas veces es necesario tener una salida normal, por lo tanto se necesita un método de defuzificación para extraer el valor normal que mejor represente el conjunto difuso.

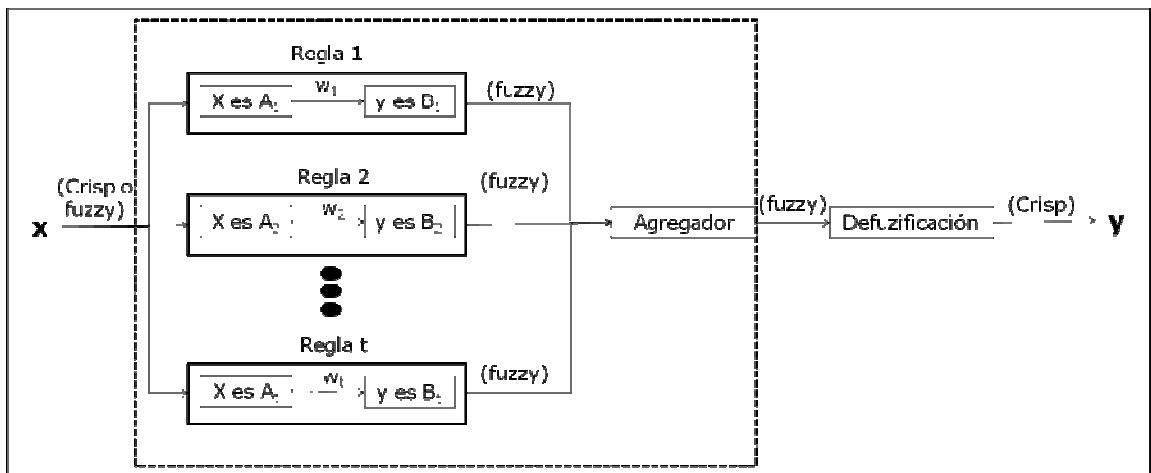
Los principales métodos de defuzificación son (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 75 - 77):

- **Centroide del área: 2COA**

$${}^zCOA = \frac{\int_z \mu_A(z)zdz}{\int_z \mu_A(z)dz}$$

Donde $\mu_A(z)$ es la agregación de las salidas de MF. Esta es la estrategia de defuzificación más ampliamente adoptada; la cual recuerda el cálculo de un valor esperado en una distribución de probabilidad.

Gráfico 11. Sistema de inferencia difuso



Fuente: (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 74)

- **Bisector de área: zBOA**

zBOA satisface:

$$\int_{\alpha}^{{}^zBOA} \mu_A(z)dz = \int_{{}^zBOA}^{\beta} \mu_A(z)dz$$

Donde $\alpha = \min\{z \mid z \in Z\}$ y $\beta = \max\{z \mid z \in Z\}$. Esto es la línea vertical $z = {}^zBOA$ que parte la región entre $z = \alpha$, $z = \beta$, $y = 0$ y $y = \mu_A(z)$ dentro de dos regiones con la misma área.

- **Media de los máximos: zMOM** es el promedio de los máximos de z con el cual la función de pertenencia alcanza un máximo μ^* . En símbolos:

$${}^zMOM = \frac{\int_z z dz}{\int_z dz}$$

Donde $Z' = \{z \mid \mu_A(z) = \mu^*\}$

- **El más pequeño de los máximos:** ²**SOM** es el mínimo (en términos de magnitudes) de los máximos z.
- **El más grande de los máximos:** ²**LOM** es el máximo (en términos de magnitudes) de los máximos z.

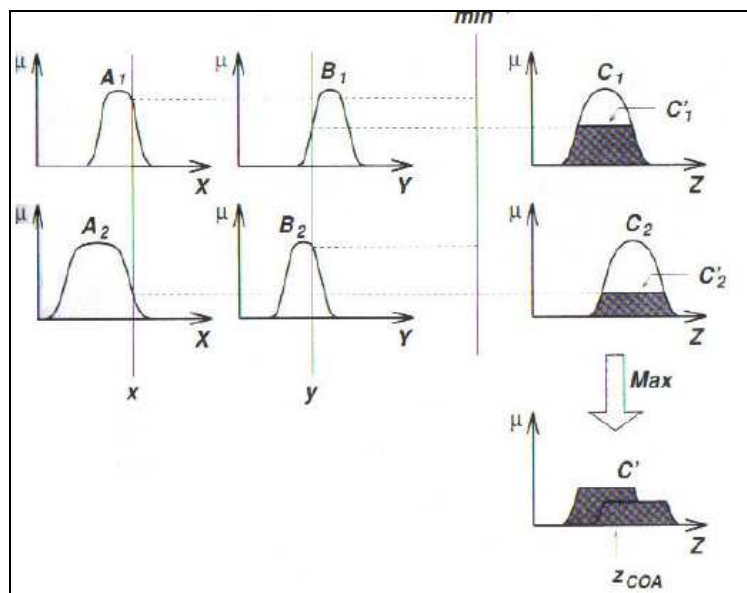
Entre los teóricos de la lógica difusa se han propuesto varios sistemas de inferencia difusos, entre los que se destacan (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 74 - 85):

Modelo difuso Mamdani: Un ejemplo de un modelo Mamdani con tres reglas puede ser expresado como:

Si X es pequeño luego y es pequeño
 Si X es mediano luego y es mediano
 Si X es grande luego y es grande

La figura 12 es una ilustración de cómo dos reglas en un sistema de inferencia difuso Mamdani deriva en una salida z cuando es sometido a dos entradas x y y.

Gráfico 12. Modelo difuso Mamdani



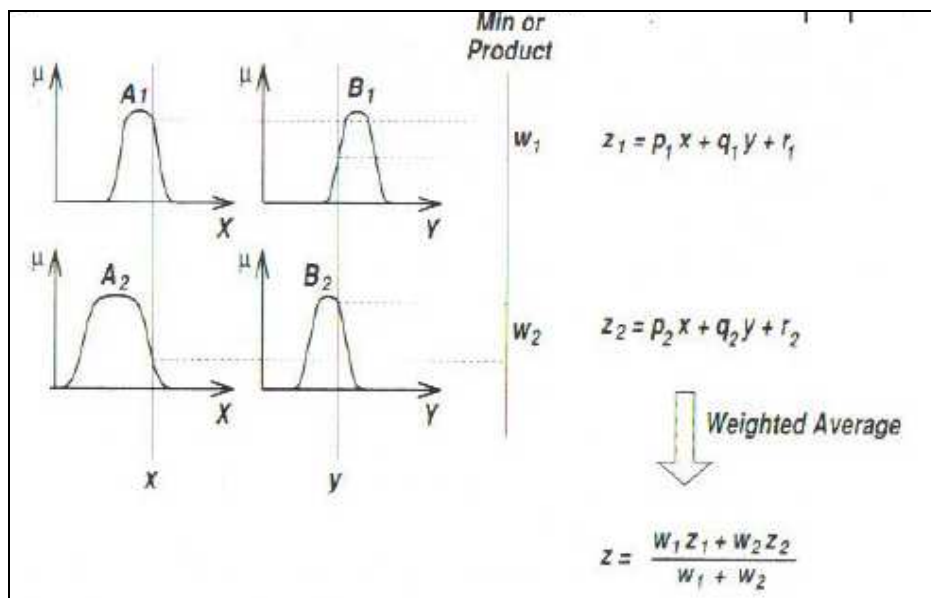
Fuente: (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 75)

Modelo difuso Sugeno: Fue desarrollado por Takagi, Sugeno y Kang en un esfuerzo por desarrollar un enfoque sistemático para generar reglas difusas de un conjunto de datos de entrada-salida dados. Una típica regla en un modelo fuzzy Sugeno tiene la forma:

$$\text{Si } x \text{ es } A \text{ y } y \text{ es } B \text{ luego } z = f(x,y)$$

Donde A y B son conjuntos difusos en el antecedente, mientras $z = f(x,y)$ es una función de la consecuencia. Usualmente $f(x,y)$ es un polinomio de las variables de entrada x y y. La figura 13 muestra un ejemplo de un sistema Sugeno.

Gráfico 13. Modelo difuso Sugeno



Fuente: (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 81)

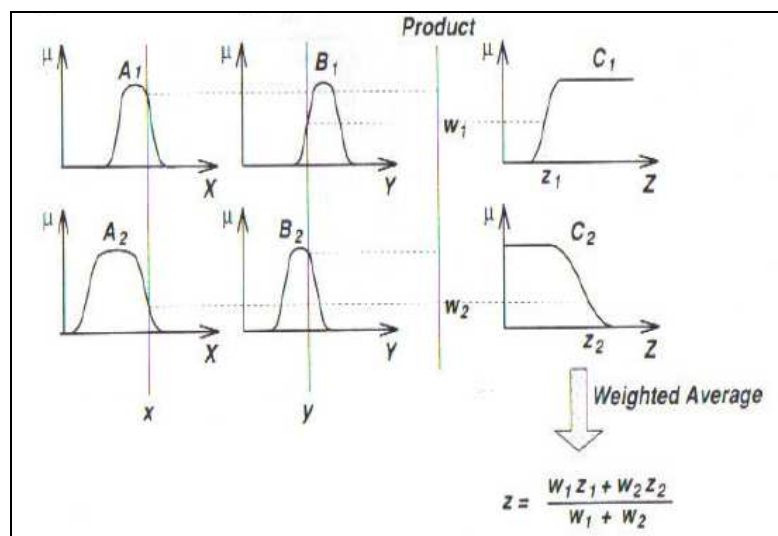
Modelo difuso Tsukamoto: En un modelo fuzzy Tsukamoto, las consecuencias de cada regla difusa si-luego es representado por un conjunto difuso con una función de pertenencia "monotonical".

La salida de cada regla es tomado como el promedio ponderado de cada salida de las reglas. La figura 14 muestra un ejemplo de un modelo Tsukamoto.

Finalmente, incorporando todos los elementos anteriores, el método estándar para construir un sistema de inferencia difuso, un proceso llamado usualmente modelamiento difuso, tiene las siguientes características (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 88-89):

- La estructura de las reglas de un sistema de inferencia difuso se incorpora de la experiencia humana. Es decir, el modelamiento difuso toma las ventajas del dominio del conocimiento que puede no ser fácil o directamente empleado en otros modelos.
- Cuando los datos de entrada-salida de un sistema están disponibles, sistemas convencionales identifican técnicas que pueden ser usadas en el modelamiento difuso. En otras palabras, el uso de datos numéricos también juega un importante rol en el modelamiento difuso al igual que en otros métodos de modelamiento matemático.

Gráfico 14. Modelo difuso Tsukamoto



Fuente: (JANG, MIZUTANI Y SUNG, 1997, pág. 85)

Conceptualmente el modelamiento difuso puede realizarse en dos etapas. La primera etapa es la identificación de la superficie de la estructura, que incluye las siguientes tareas:

- Selección de las variables relevantes de entrada y de salida.
- Seleccionar un tipo específico de sistema de inferencia difuso.
- Determinar el número de términos lingüísticos asociados con cada variable de entrada y salida.
- Diseñar una colección de reglas difusas si-luego.

Note que al cumplir las anteriores tareas, se conforma nuestro propio conocimiento del sistema, la información es proporcionada por expertos quienes están familiarizados con el sistema o simplemente por ensayo y error.

Luego de la primera etapa del modelamiento difuso, se obtiene una regla básica que puede más o menos describir el comportamiento del sistema por

medio de los términos lingüísticos. El conocimiento de estos términos lingüísticos es determinante en la segunda etapa, la identificación de la estructura profunda, que determina las funciones de pertenencia de cada término lingüístico. Específicamente, esta etapa incluye las siguientes tareas:

- Seleccionar una apropiada familia de funciones de pertenencia.
- Entrevistar a los expertos que estén familiarizados con el sistema para determinar los parámetros de las funciones de pertenencia usados en las reglas básicas.
- Refinar los parámetros de las funciones de pertenencia usando regresión y técnicas de optimización.

5. METODOLOGÍA

Con base en las definiciones y modelos descritos en el capítulo 4, se procede a definir una metodología para cuantificar el riesgo operativo en una entidad financiera y para modelar las variables cualitativas que explican estas pérdidas.

Como se puede apreciar en el capítulo anterior los modelos que son susceptibles de aplicar para determinar el capital en riesgo operativo de una entidad financiera son los de simulación Montecarlo que permite determinar un VaR de tipo operativo y el modelo POT que se basa en teoría de valor extremo; por lo tanto dentro del desarrollo de la metodología planteada se encuentra el análisis de estos dos métodos con el propósito de determinar cual de ellos es el más indicado para modelar este tipo de riesgo.

Para el caso de la determinación y análisis de las variables cualitativas que afectan el riesgo operativo se utilizará la lógica difusa, que como se expuso en el capítulo anterior, es un método que permite recoger la opinión de expertos y modelar estas variables de acuerdo al lenguaje natural que éstas representan y de esta manera lograr entender los factores de complejidad del negocio y de aprendizaje organizacional que determinan en mayor o menor grado el riesgo operativo en una entidad financiera.

A continuación se detallan cada una de las etapas que se van a implementar para cumplir los objetivos planteados en este trabajo.

5.1. ETAPA 1: CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y ANÁLISIS DE LA BASE DE DATOS DE RIESGO OPERATIVO.

En esta etapa se analizará estadísticamente la base de datos para el registro de eventos de pérdidas operativas desarrollada por la entidad financiera tanto para la severidad como para la frecuencia. En esta etapa se realizará un análisis del histograma de frecuencia, el boxplot y se calcularán las estadísticas básicas de ambas variables (media, desviación, curtosis, asimetría, percentiles) con el fin de determinar el comportamiento de los datos y proponer posibles distribuciones.

5.2. ETAPA 2: AJUSTE DE LAS DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD PARA LA SEVERIDAD Y LA FRECUENCIA.

En esta etapa se desarrolla todo el proceso para determinar las distribuciones de probabilidad que mejor se ajusten a los datos de frecuencia y severidad. Para la frecuencia (qué se calculará de forma mensual y anual) se utilizarán las

distribuciones Poisson, binomial negativa y geométrica; considerando que esta variable presenta un comportamiento discreto.

Para el caso de la severidad se utilizarán las distribuciones weibull, gamma, lognormal y pareto generalizado considerando que esta variable presenta un comportamiento continuo. Para validar el ajuste de estas distribuciones se utilizarán las pruebas kolmogorov – Smirnof y Chi – cuadrada.

5.3. ETAPA 3: SIMULACIÓN MONTECARLO PARA LAS PÉRDIDAS AGREGADAS.

A partir de las distribuciones definidas anteriormente el siguiente paso es construir el modelo de simulación que permita agregar las pérdidas operativas mensuales y anuales para la entidad financiera. Con este modelo se procede a realizar 10.000 simulaciones y se calcula el percentil al 95% con el fin de obtener el VaR operativo de la entidad financiera.

5.4. ETAPA 4: MODELACIÓN DE LAS PÉRDIDAS OPERATIVAS CON EL MODELO POT.

En esta etapa se procede a utilizar el modelo POT (teoría de valor extremo) para modelar las pérdidas operativas de la entidad financiera; para este fin el primer paso consiste en determinar el umbral a partir del cual se van a considerar los datos extremos y por lo tanto el que define los datos con los cuales se van a modelar la severidad y la frecuencia de las pérdidas operativas.

Con estos datos se procede a determinar las distribuciones de probabilidad; que para el caso de la severidad se ajustará a una pareto generalizada y para el caso de la frecuencia a una distribución poisson y procederá a realizar las respectivas pruebas de bondad de ajuste para validar la conveniencia de las distribuciones seleccionadas.

El último paso consiste en realizar el cálculo del capital en riesgo de la entidad financiera mediante la agregación de las variables de la frecuencia y la severidad y el calculo del percentil 95% el cual define el VaR operativo para la entidad financiera.

5.5. ETAPA 5: MODELACIÓN DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS QUE AFECTAN EL RIESGO OPERATIVO.

En esta etapa se pretende identificar y modelar las variables que afectan el riesgo operativo de una entidad financiera utilizando para ello la lógica difusa.

En este punto se identificarán las variables con ayuda de los expertos de la entidad financiera, se determinaran las relaciones entre las variables, las etiquetas lingüísticas de cada una de ellas, las matrices de conocimiento y con

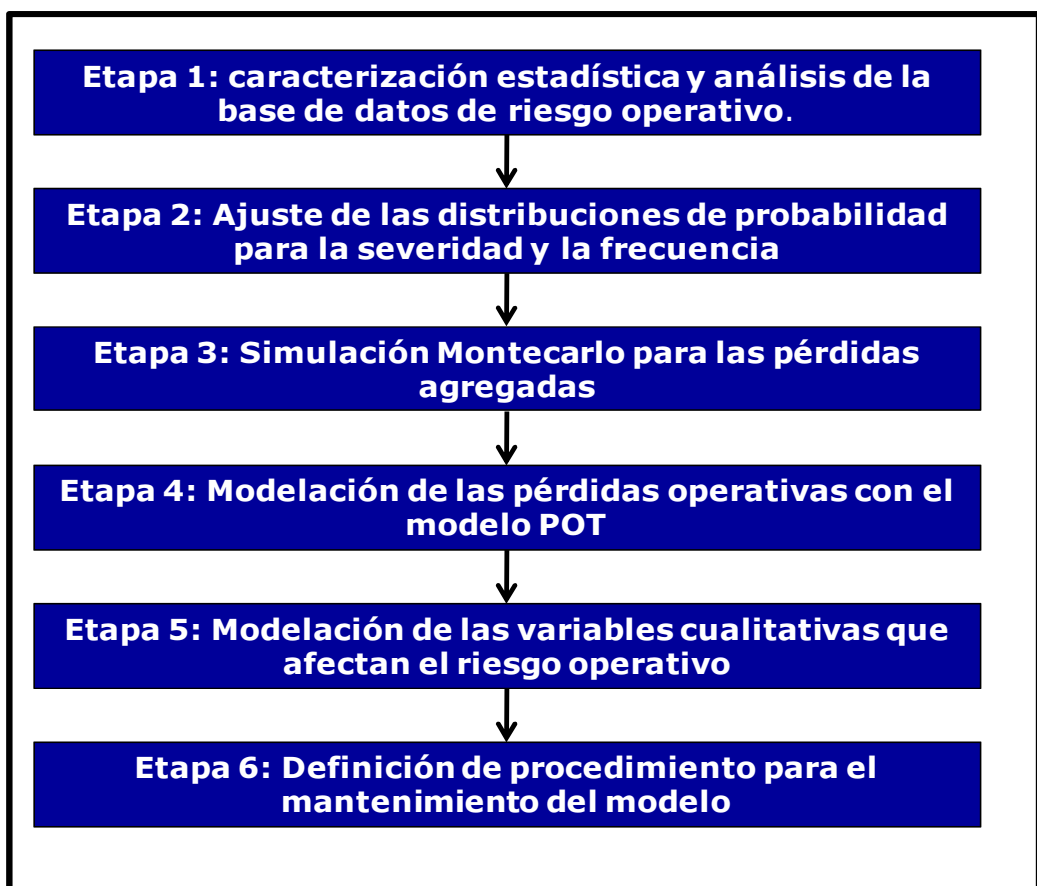
ayuda del paquete MATLAB se procederá a construir la plataforma de medición para estas variables y a determinar la exposición al riesgo operativo que tiene la entidad financiera.

5.6. ETAPA 6: DEFINICIÓN DE PROCEDIMIENTO PARA EL MANTENIMIENTO DEL MODELO.

En esta etapa se desarrolla y documenta el procedimiento que se debe seguir ejecutando con el fin de mantener actualizado el modelo seleccionado de acuerdo a la nueva información de eventos de pérdida que se presenten en la organización y los cambios en las variables cualitativas que afectan el riesgo operativo.

En resumen el gráfico 15 muestra cada una de las etapas desarrolladas como metodología de este trabajo.

Gráfico 15. Etapas de la metodología



Fuente: El autor

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Con base en la metodología establecida en el capítulo anterior, se procedió a establecer el nivel de riesgo operativo de una entidad financiera en Colombia, a partir del análisis de las pérdidas operativas de la entidad correspondientes al período entre el 01/04/2000 y el 31/03/2009; igualmente por medio de la colaboración de diferentes expertos de la compañía se procedió a determinar y evaluar las variables cualitativas que afectan a la entidad.

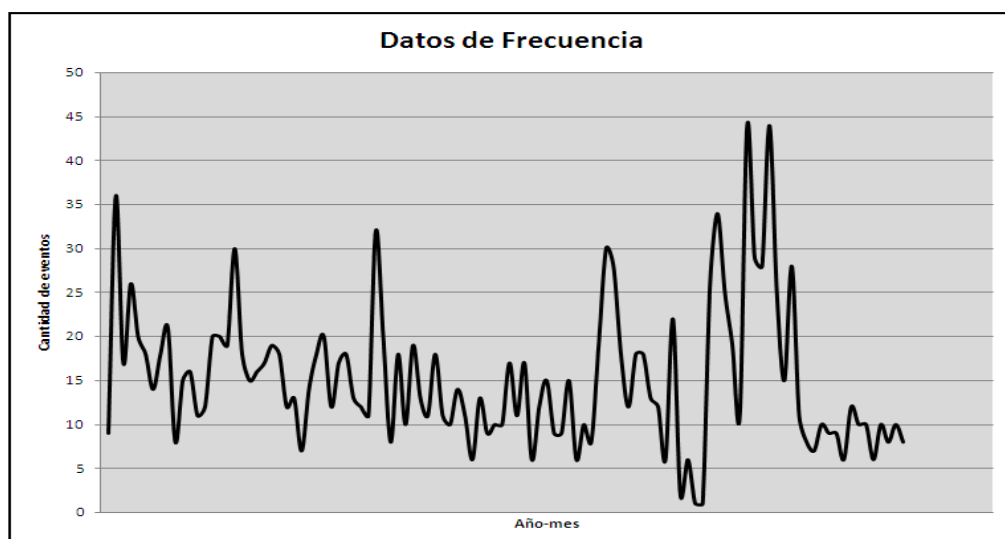
6.1. RESULTADOS DEL MODELO VAR

Se analizaron los datos relacionados con las pérdidas operativas de una entidad financiera recolectados entre el 01/04/2000 hasta el 31/03/2009; en total se analizaron 1.646 pérdidas recolectadas en la base de datos. Esta información se construyó a partir de la información disponible en el registro de eventos de riesgo operativo de la entidad financiera y de las cuentas contables relacionadas con pérdidas operativas.

6.1.1. Resultados de los ajustes de distribución para la frecuencia mensual.

Para el análisis de la frecuencia mensual, se realizó un conteo de las pérdidas operativas sufridas por la entidad financiera durante el período de análisis (01/04/2000 hasta el 31/03/2009). En total se obtuvieron pérdidas en 108 meses como se puede apreciar en la tabla 2.

Gráfico 16. Datos de frecuencia mensuales



Fuente: El autor

Tabla 2. Datos de frecuencia mensual

Datos de Frecuencia									
Año- mes	Cant.	Año- mes	Cant.	Año- mes	Cant.	Año- mes	Cant.	Año- mes	Cant.
200004	9	200204	12	200404	11	200604	18	200804	10
200005	36	200205	13	200405	6	200605	13	200805	9
200006	17	200206	7	200406	13	200606	12	200806	9
200007	26	200207	14	200407	9	200607	6	200807	6
200008	20	200208	18	200408	10	200608	22	200808	12
200009	18	200209	20	200409	10	200609	2	200809	10
200010	14	200210	12	200410	17	200610	6	200810	10
200011	18	200211	17	200411	11	200611	1	200811	6
200012	21	200212	18	200412	17	200612	1	200812	10
200101	8	200301	13	200501	6	200701	26	200901	8
200102	15	200302	12	200502	12	200702	34	200902	10
200103	16	200303	11	200503	15	200703	25	200903	8
200104	11	200304	32	200504	9	200704	19		
200105	12	200305	20	200505	9	200705	11		
200106	20	200306	8	200506	15	200706	44		
200107	20	200307	18	200507	6	200707	29		
200108	19	200308	10	200508	10	200708	28		
200109	30	200309	19	200509	8	200709	44		
200110	18	200310	13	200510	19	200710	25		
200111	15	200311	11	200511	30	200711	15		
200112	16	200312	18	200512	28	200712	28		
200201	17	200401	11	200601	18	200801	11		
200202	19	200402	10	200602	12	200802	8		
200203	18	200403	14	200603	18	200803	7		

Fuente: El autor

De los 1.646 eventos de riesgo operativo presentado en los 108 meses en análisis, se ha tenido un promedio de 15,24 pérdidas operativas por mes con una desviación estándar de 8,09 eventos materializados. Los meses que más pérdidas operativas presentó la entidad financiera corresponde a los meses de septiembre y junio de 2007, tal como se puede apreciar en la tabla 2 y en el gráfico 15, con un total de 44 eventos en ambos meses. Así mismo, los meses con menos pérdidas operativas corresponden a los meses de noviembre y diciembre de 2006 con una sola pérdida.

La tabla 3 muestra las estadísticas básicas de los datos de frecuencia mensual, en esta tabla se puede apreciar que los datos presentan un sesgo positivo de 1,189 y un exceso de curtosis de 1,80 (curtosis = 4,80). Estas estadísticas reflejan que los datos están sesgados hacia la derecha (dado que la simetría es mayor que 1) y dado que la mediana (13) es menor que la media de los datos

(15,24). Igualmente se confirma que los datos están sesgados hacia la derecha por el histograma de los datos que se puede apreciar en el gráfico 16.

Adicionalmente en el Boxplot del gráfico 16 se puede apreciar la presencia de datos extremos para los datos de la frecuencia mensual de las pérdidas operativas; en total se observan la presencia de 4 datos extremos; los cuales se encuentran por encima de los 30 datos de pérdidas mensuales.

Tabla 3. Estadísticas básicas de la frecuencia mensual

Concepto	Frecuencia mensual
Datos	108
Mínimo	1
1 Cuartil	10
Mediana	13
Media	15,24
3 Cuartil	18,25
Máximo	44
Desviación estándar	8,09508
Varianza	65,53029
Asimetría	1,18951
Curtosis	1,806745

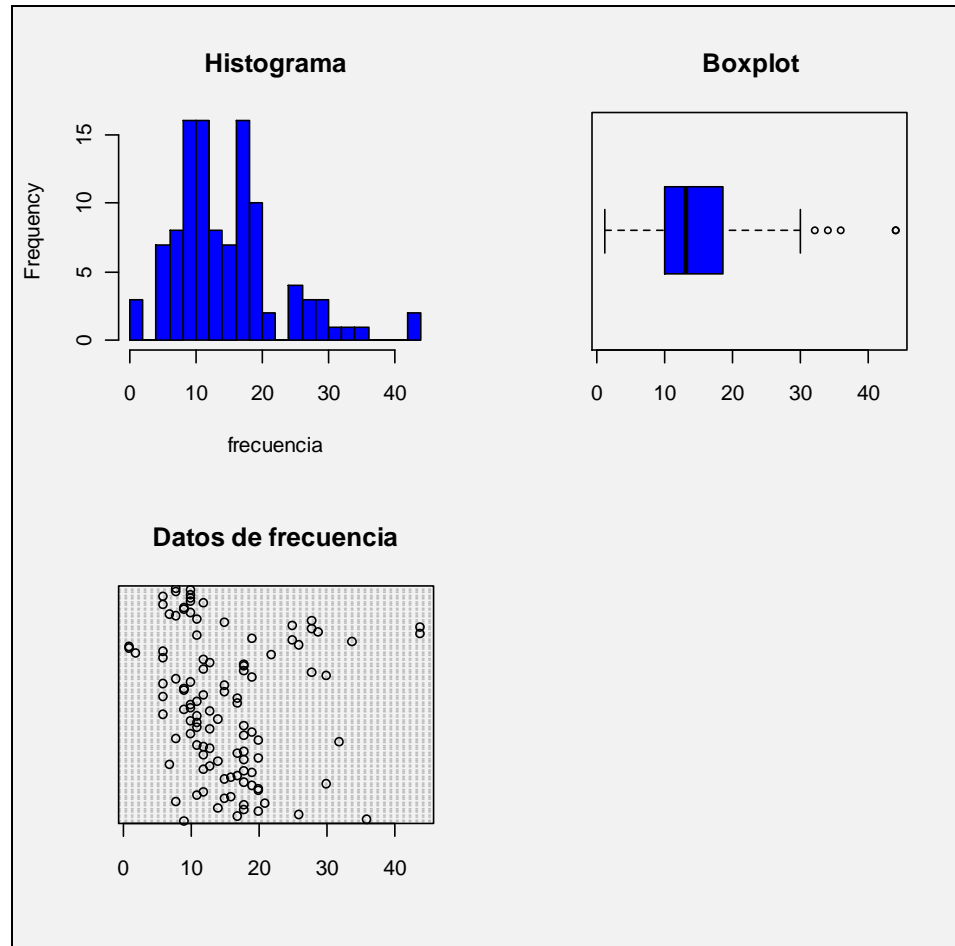
Fuente: El autor

Como se mencionó en el capítulo 2.4.1. Modelo VaR para la medición del riesgo operativo; las distribuciones de probabilidad que se pueden ajustar a los datos de frecuencia son la Poisson, Binomial negativa y la geométrica; considerando que estos datos representan conteos de las pérdidas operativas por mes.

A continuación se muestran los resultados de los ajustes para estas distribuciones y las pruebas de bondad de ajuste con sus respectivos valores p ; para probar si los datos realmente se ajusta a alguna de estas distribuciones.

Estos ajustes se realizaron con ayuda de los paquetes R y @Risk; con los cuales se obtuvieron los ajustes de los parámetros de las distribuciones y los respectivos valores p para las pruebas de bondad de ajuste con los métodos de Kolmogorov-Smirnov y Chi-cuadrada.

Gráfico 17. Histograma, boxplot y dotchart de los datos de frecuencia mensual



Fuente: El autor

Ajuste Poisson: El ajuste de la distribución Poisson para los datos de la frecuencia mensual es el siguiente:

$$\text{Lambda: } 15,2407407 \text{ (0,3756567)}$$

Se obtiene un parámetro de lambda con un valor de 15,24 con una desviación estándar de 0,37.

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Poisson se basa en la siguiente hipótesis:

$$H_0 : \text{Los datos se comportan como una distribución Poisson} \\ \text{Vs}$$

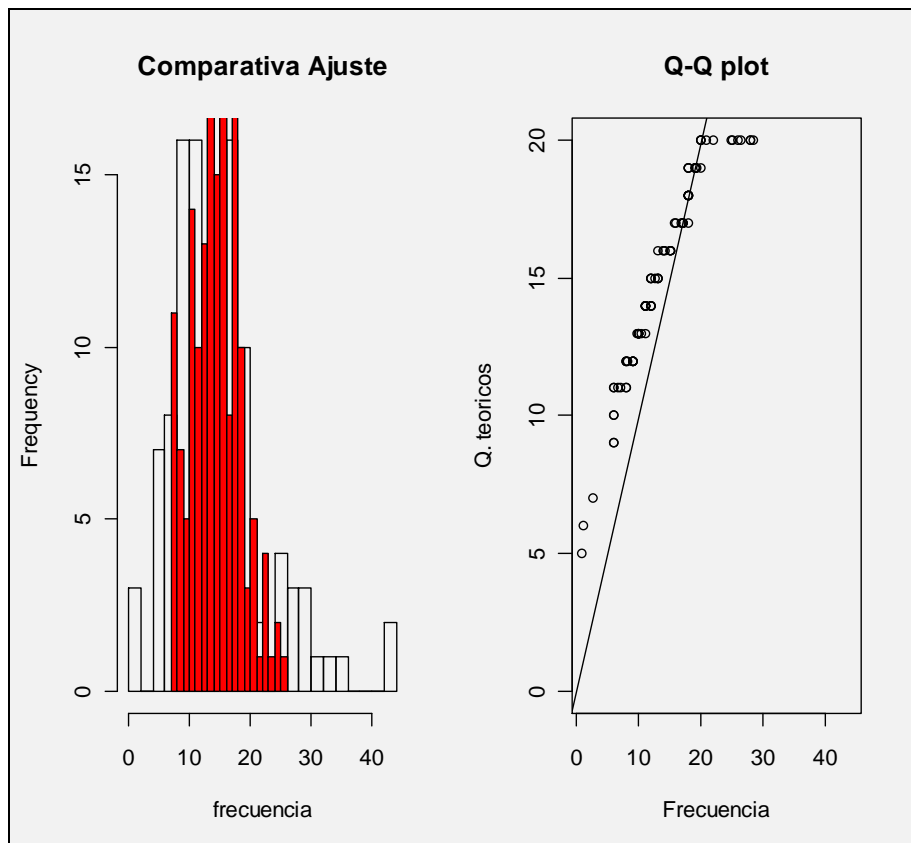
H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Poisson

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$$D = 0,2196, \text{ valor } p = 0,00005995$$

Dado que el Valor p es menor que 0,05 se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Poisson.

Gráfico 18. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia mensuales y Q-Q plot



Fuente: El autor

Utilizando la prueba Chi-cuadrada, con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

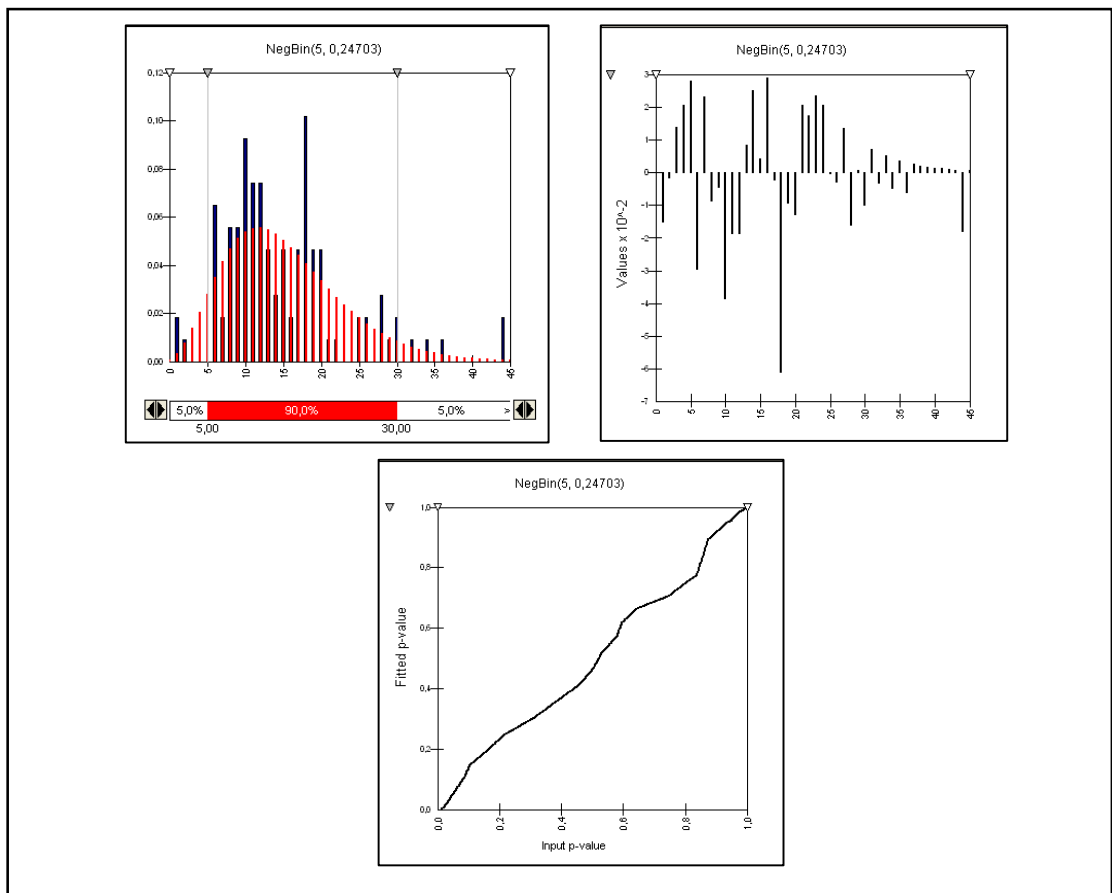
$$\text{Valor test: } 78,43, \text{ Valor crítico al } 95\%: 16,9190, \text{ Valor } p: 0,0000$$

Dado que el valor del test es mayor que el valor crítico al 95%, se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Poisson.

Ajuste Binomial negativa: El ajuste de la distribución binomial negativa para los datos de la frecuencia mensual es el siguiente:

$$x=5, \quad p= 0,24703$$

Gráfico 19. Ajuste Binomial negativo de los datos de frecuencia mensuales



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución binomial negativa se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución binomial negativa

Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una binomial negativa

Utilizando la prueba Chi-cuadrada, con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Valor test: 16,08, Valor crítico al 95%: 16,9190, Valor p: 0,0652

Dado que el valor del test (16,08) es menor que el valor crítico al 95% (16,9190) y el valor p es mayor que 0,05, se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos se ajustan a una distribución binomial negativa con parámetros $x=5$ y $p=0,24703$.

Ajuste Geométrico: El ajuste de la distribución Geométrica para los datos de la frecuencia mensual es el siguiente:

Prob: 0,06157355 (0,00573961)

Se obtiene un parámetro de probabilidad con un valor de 0,061 con una desviación estándar de 0,005.

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución geométrica se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Geométrica

Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Geométrica

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$D = 53,8704$, valor $p < 2.2e-16$

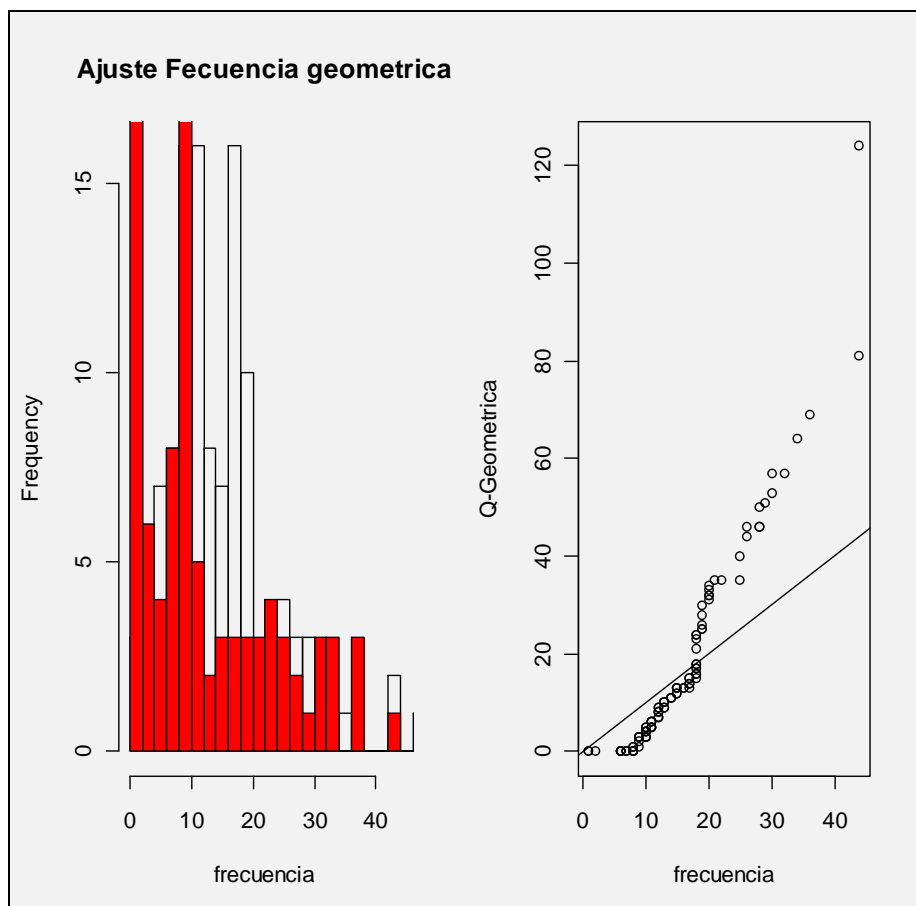
Dado que el Valor p es menor que 0,05 se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Geométrica.

Utilizando la prueba Chi-cuadrada, con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Valor test: 81,50, Valor crítico al 95%: 18,3070, Valor p: 0,0000

Dado que el valor del test es mayor que el valor crítico al 95%, se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Geométrica.

Gráfico 20. Ajuste Geométrico de los datos de frecuencia mensuales y Q-Q plot



Fuente: El autor

En resumen:

Tabla 4. Resumen de la Prueba Kolmogorov-Smirnov para la frecuencia mensual

Poisson		Geométrica	
Estadístico	Valor P	Estadístico	Valor P
0,2196	6E-05	53,8704	< 2.2e-16

Fuente: El autor

Tabla 5. Resumen de la Prueba Chi-Cuadrada para la frecuencia mensual

Distribución	Estadístico	Valor crítico	Valor P
Poisson	78,43	16,919	0
Binomial negativa	16,08	16,919	0,0652
Geométrica	81,5	18,307	0

Fuente: El autor

Finalmente para los datos de frecuencia mensual se puede concluir que la distribución que mejor se ajusta a los datos, con un nivel de confianza del 95%, es la Binomial negativa, que de acuerdo a la prueba Chi-cuadrada presenta un valor p de 0,0652 el cual es mayor a 0,05.

6.1.2. Resultados de los ajustes de distribución para la frecuencia anual.

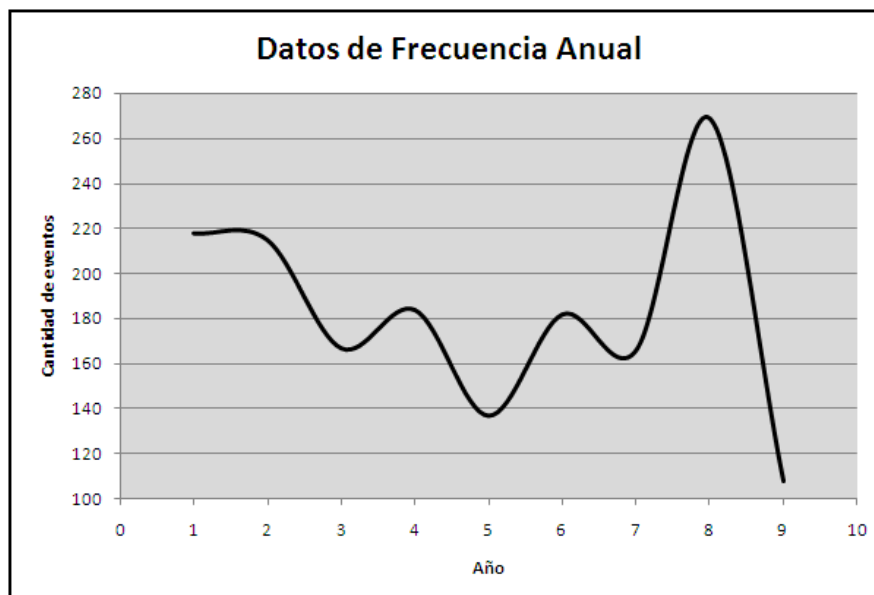
Para el análisis de la frecuencia anual, se realizó un conteo de las pérdidas operativas sufridas por la entidad financiera durante el período de análisis (01/04/2000 hasta el 31/03/2009). En total se obtuvieron pérdidas en 9 años como se puede apreciar en la tabla 6.

Tabla 6. Datos de frecuencia anual

Calculo de la frecuencia (Anual)	
Año	Eventos
1	218
2	215
3	167
4	184
5	137
6	182
7	166
8	269
9	108
Total	1646

Fuente: El autor

Gráfico 21. Datos de frecuencia anuales



Fuente: El autor

Tabla 7. Estadísticas básicas de la frecuencia anual

Concepto	Frecuencia anual
Datos	9
Mínimo	108
1 Cuartil	166
Mediana	182
Media	182,9
3 Cuartil	215
Máximo	269
Desviación estándar	47,34566
Varianza	2.241,61100
Asimetría	0,19835
Curtosis	-0,9302736

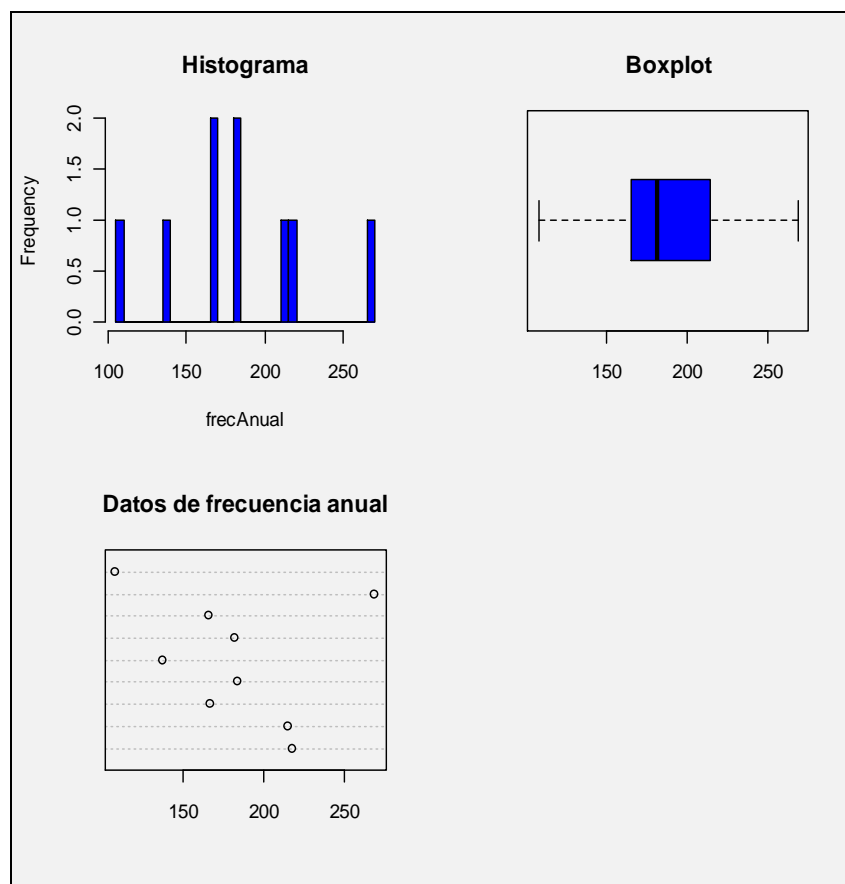
Fuente: El autor

De los 1.646 eventos de riesgo operativo presentado en los 9 años en análisis, se ha tenido un promedio de 182,9 pérdidas operativas por año con una desviación estándar de 47,34 eventos materializados. El año que más pérdidas

operativas presentó la entidad financiera corresponde al año 8 (01/04/2007 – 31/03/2008), tal como se puede apreciar en la tabla 6 y en el gráfico 20, con un total de 269 eventos en el período. Así mismo, el año con menos pérdidas operativas corresponden al año 9 (01/04/2008 – 31/03/2009) con un total de 108 pérdidas.

La tabla 7 muestra las estadísticas básicas de los datos de frecuencia anual, en esta tabla se puede apreciar que los datos presentan un sesgo positivo de 0,19 y un exceso de curtosis de -0,93 (curtosis = 2,07). Estas estadísticas reflejan que los datos son casi simétricos (dado que la simetría se encuentra entre -0,5 y 0,5) y dado que la mediana (182) es prácticamente igual que la media de los datos (182,9). Igualmente se confirma que los datos son simétricos por el histograma de los datos que se puede apreciar en el gráfico 21.

Gráfico 22. Histograma, boxplot y dotchart de los datos de frecuencia anual



Fuente: El autor

Como se mencionó en el capítulo 2.4.1. Modelo VaR para la medición del riesgo operativo; las distribuciones de probabilidad que se pueden ajustar a los datos de frecuencia son la Poisson, Binomial negativa y la geométrica; considerando que estos datos representan conteos de las pérdidas operativas por año.

A continuación se muestran los resultados de los ajustes para estas distribuciones y las pruebas de bondad de ajuste con sus respectivos valores p ; para probar si los datos realmente se ajusta a alguna de estas distribuciones.

Estos ajustes se realizaron con ayuda de los paquetes R y @Risk; con los cuales se obtuvieron los ajustes de los parámetros de las distribuciones y los respectivos valores p para las pruebas de bondad de ajuste con los métodos de Kolmogorov-Smirnov y Chi-cuadrada.

Ajuste Poisson: El ajuste de la distribución Poisson para los datos de la frecuencia anual es el siguiente:

$$\text{Lambda: } 182,888889 \text{ (4,507881)}$$

Se obtiene un parámetro de lambda con un valor de 182,89 con una desviación estándar de 4,51.

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Poisson se basa en la siguiente hipótesis:

$$H_0 : \text{Los datos se comportan como una distribución Poisson}$$

Vs

$$H_1 : \text{Los datos no se comportan como una distribución Poisson}$$

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

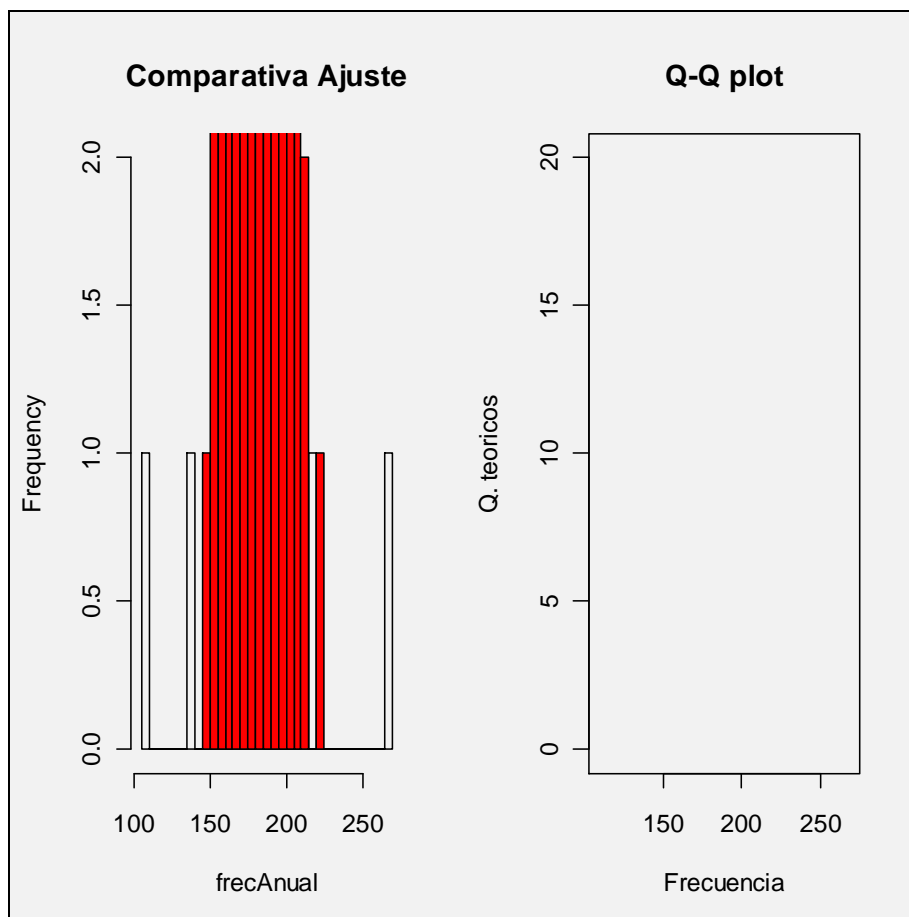
$$D = 0,3241, \text{ valor } p = 0,2424$$

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos se ajustan a una distribución Poisson.

Ajuste Binomial negativa: El ajuste de la distribución binomial negativa para los datos de la frecuencia mensual es el siguiente:

$$x=18, \quad p= 0,089602$$

Gráfico 23. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia anuales y Q-Q plot



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución binomial negativa se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución binomial negativa

Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una binomial negativa

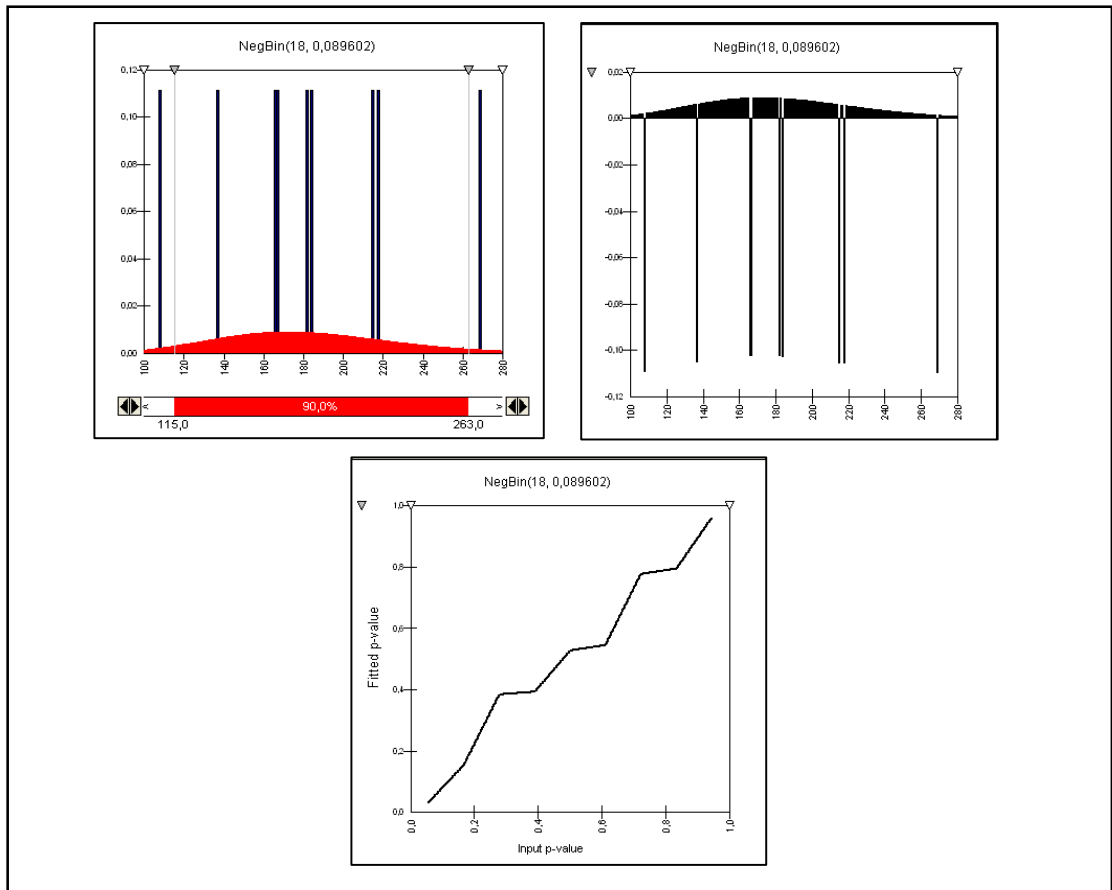
Utilizando la prueba Chi-cuadrada, con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Valor test: 0,005218, Valor crítico al 95%: 3,8415, Valor p: 0,9424

Dado que el valor del test (0,0005) es menor que el valor crítico al 95% (3,8415) y el valor p es mayor que 0,05, se acepta la H_0 y por lo tanto se

concluye que los datos se ajustan a una distribución binomial negativa con parámetros $x=18$ y $p=0,089602$.

Gráfico 24. Ajuste Binomial negativo de los datos de frecuencia mensuales



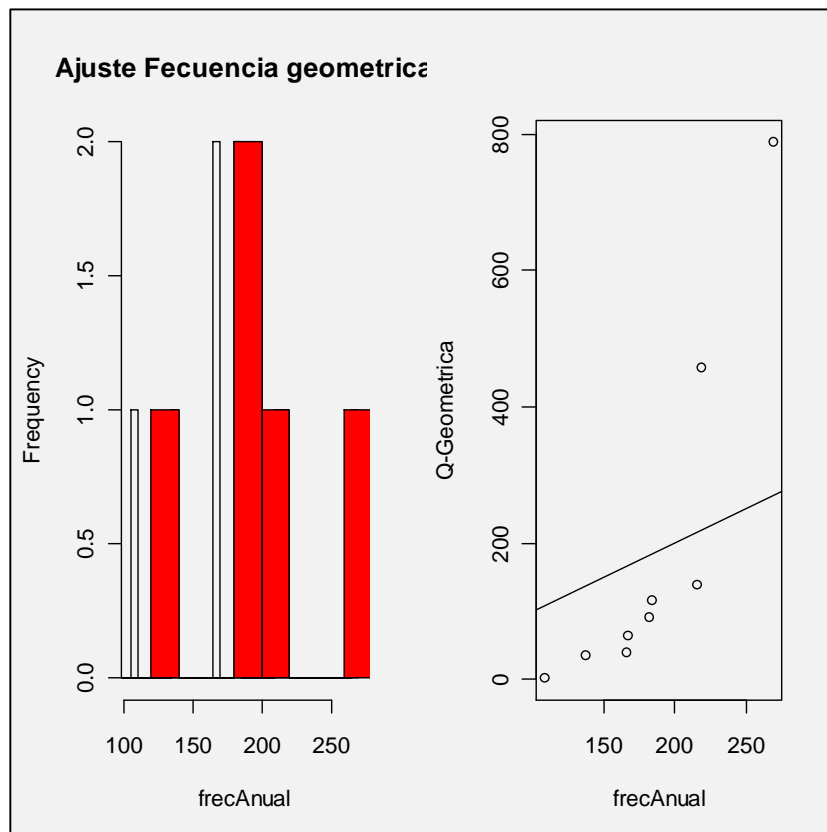
Fuente: El autor

Ajuste Geométrico: El ajuste de la distribución Geométrica para los datos de la frecuencia mensual es el siguiente:

$$\text{Prob: } 0,005438066 \text{ (} 0,001807753 \text{)}$$

Se obtiene un parámetro de probabilidad con un valor de 0,0054 con una desviación estándar de 0,0018.

Gráfico 25. Ajuste Geométrico de los datos de frecuencia anuales y Q-Q plot



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución geométrica se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Geométrica
Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Geométrica

Utilizando la prueba Chi-cuadrada, con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Valor test: 4,201, Valor crítico al 95%: 3,8415, Valor p: 0,0404

Dado que el valor del test es mayor que el valor crítico al 95%, se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Geométrica.

En resumen:

Tabla 8. Resumen para la frecuencia anual

Distribución	Estadístico	Valor crítico	Valor P
Binomial negativa (Chi)	0,005218	3,8415	0,9424
Geométrica (Chi)	4,201	3,8415	0,0404
Poisson (KS)	0,3241		0,2424

Fuente: El autor

Finalmente para los datos de frecuencia anual se puede concluir que la distribución que mejor se ajusta a los datos, con un nivel de confianza del 95%, es la Binomial negativa, que de acuerdo a la prueba Chi-cuadrada presenta un valor p de 0,9424 el cual es mayor a 0,05 y mayor al valor p que tiene para estos datos la distribución Poisson.

6.1.3. Resultados de los ajustes de distribución para la severidad.

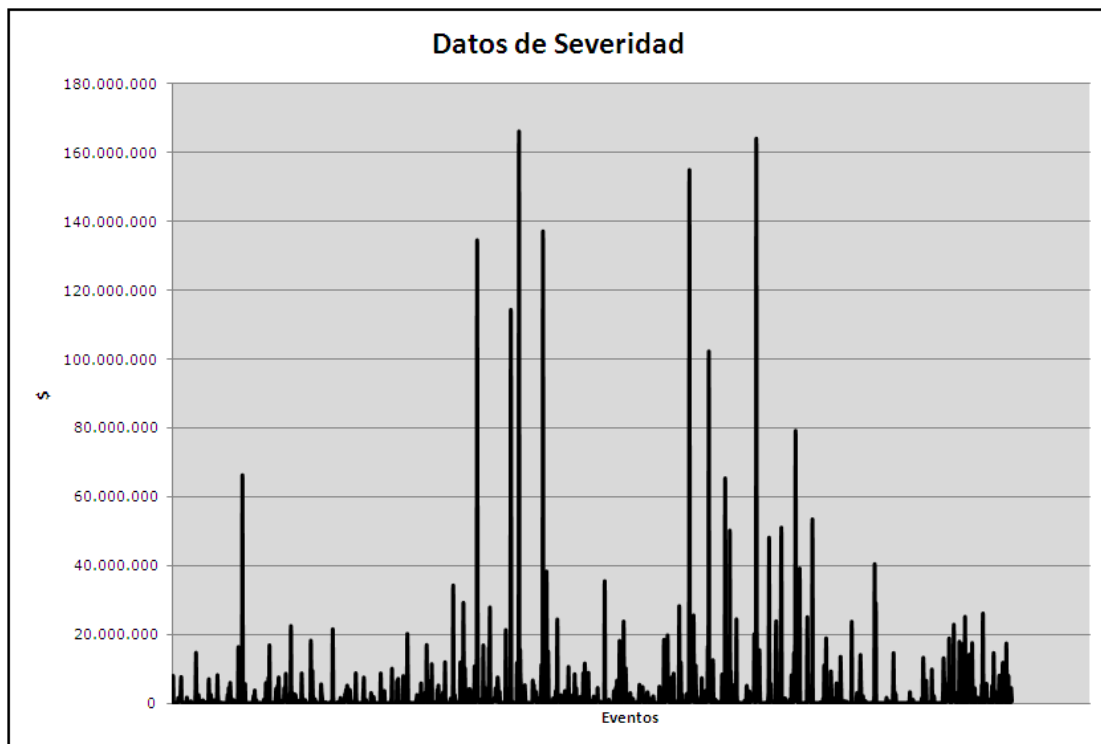
Para el análisis de los datos de severidad, se realizó un ajuste de los datos con el fin de actualizar los valores a pesos del 31/03/2009; de acuerdo con la información del IPC (Índice de precios del consumidor) que se encuentra publicada en la página web del DANE (DANE, 2009, <En línea>).

Tabla 9. Estadísticas básicas de la severidad

Concepto	Severidad
Datos	1.646
Mínimo	1,38
1 Cuartil	18.020
Mediana	144.399
Media	2.570.235
3 Cuartil	1.146.000
Máximo	166.050.337
Moda	217.435
Desviación estándar	10.753.940
Varianza	115.647.215.920.499
Asimetría	10,32917
Curtosis	129,4044

Fuente: El autor

Gráfico 26. Datos de severidad



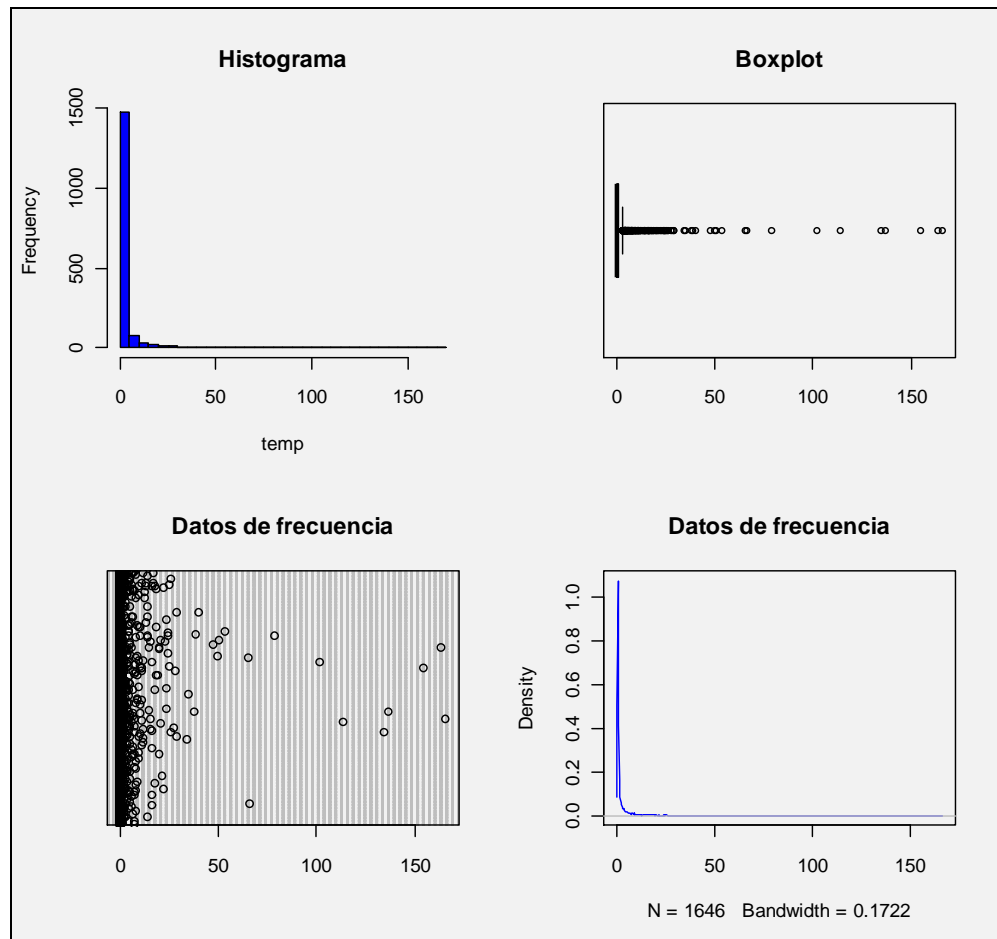
Fuente: El autor

De los 1.646 eventos de riesgo operativo en los 9 años en análisis, se ha presentado en promedio pérdidas por valor de \$2.570.235 con una desviación estándar de \$10.753.940. La máxima pérdida que ha sufrido la entidad financiera ha sido de \$166.050.337, tal como se puede apreciar en la tabla 9 y en el gráfico 25. Así mismo, la pérdida más baja que ha sufrido la entidad financiera presenta un valor de \$1,38.

La tabla 9 muestra las estadísticas básicas de los datos de severidad, en esta tabla se puede apreciar que los datos presentan un sesgo positivo de 10,32917 y un exceso de curtosis de 129,40 (curtosis = 132,40). Estas estadísticas reflejan que los datos están fuertemente sesgados hacia la derecha (dado que la simetría es mayor que 1) y dado que la mediana (144.399) es menor que la media de los datos (2.570.235). Igualmente se confirma que los datos están sesgados hacia la derecha por el histograma de los datos que se puede apreciar en el gráfico 26.

Adicionalmente en el Boxplot del gráfico 26 se puede apreciar la presencia de valores extremos para los datos de severidad de las pérdidas operativas; en conclusión se evidencia la presencia de una cola pesada para los datos en análisis.

Gráfico 27. Histograma, boxplot, dotchart y densidad de los datos de severidad



Fuente: El autor

Como se mencionó en el capítulo 2.4.1. Modelo VaR para la medición del riesgo operativo; las distribuciones de probabilidad que se pueden ajustar a los datos de severidad son la Weibull, Gamma, LogNormal y la Pareto Generalizada.

A continuación se muestran los resultados de los ajustes para estas distribuciones y las pruebas de bondad de ajuste con sus respectivos valores p ; para probar si los datos realmente se ajusta a alguna de estas distribuciones.

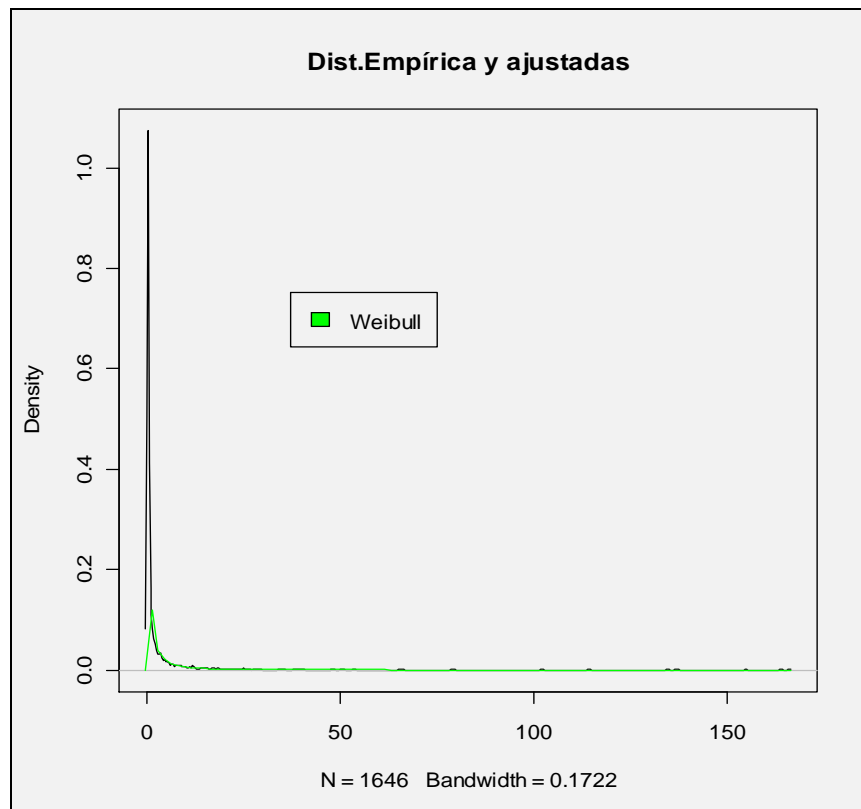
Estos ajustes se realizaron con ayuda del paquetes R; con el cual se obtuvieron los ajustes de los parámetros de las distribuciones y los respectivos valores p para las pruebas de bondad de ajuste con el método de Kolmogorov-Smirnof.

Ajuste Weibull: El ajuste de la distribución Weibull para los datos de la severidad es el siguiente:

Forma: 0,390705296 (0,007133612)
Escala: 0,560301404 (0.037465330)

Se obtiene un parámetro de forma con un valor de 0,39 con una desviación estándar de 0,007 y un parámetro de escala de 0,56 con una desviación estándar de 0,037.

Gráfico 28. Ajuste Weibull de los datos de severidad



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Weibull se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Weibull
Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Weibull

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$D = 0,0671$, valor $p = 7,283e-07$

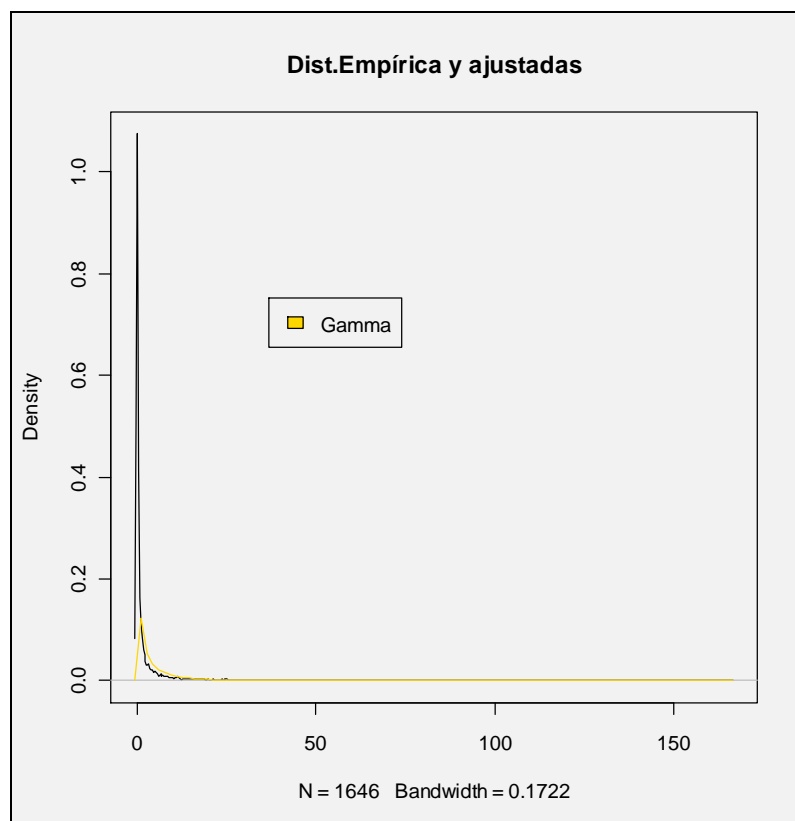
Dado que el Valor p es menor que $0,05$ se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Weibull.

Ajuste Gamma: El ajuste de la distribución Gamma para los datos de la severidad es el siguiente:

Forma: $0,247927059$ ($0,006724240$)
Proporción: $0,096463312$ ($0,005444204$)

Se obtiene un parámetro de forma con un valor de $0,25$ con una desviación estándar de $0,007$ y un parámetro de proporción de $0,096$ con una desviación estándar de $0,005$.

Gráfico 29. Ajuste Gamma de los datos de severidad



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Gamma se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Gamma

Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Gamma

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$$D = 0,1426, \text{ valor } p < 2.2e-16$$

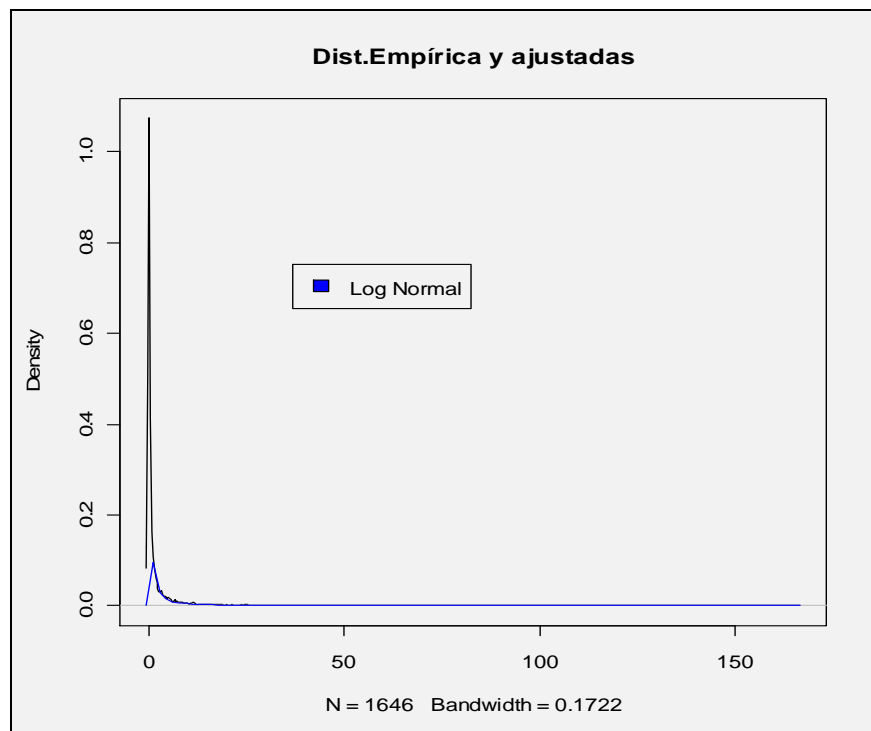
Dado que el Valor p es menor que 0,05 se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Gamma.

Ajuste LogNormal: El ajuste de la distribución LogNormal para los datos de la severidad es el siguiente:

$$\text{MeanLog: } -1.92481566 \text{ (0,06681795)}$$

$$\text{sdLog: } 2,71086627 \text{ (0,04724743)}$$

Gráfico 30. Ajuste LogNormal de los datos de severidad



Fuente: El autor

Se obtiene un parámetro de media LogNormal con un valor de -1,92 con una desviación estándar de 0,067 y un parámetro de desviación LogNormal de 2,71 con una desviación estándar de 0,047.

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución LogNormal se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución LogNormal
Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución LogNormal

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$$D = 0,0457, \text{ valor } p = 0,00206$$

Dado que el Valor p es menor que 0,05 se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución LogNormal.

Ajuste Pareto Generalizado: El ajuste de la distribución Pareto Generalizado para los datos de la severidad es el siguiente:

shape1	shape2	rate
0.74725612	58.71483576	125.92893206
(0.03203542)	(50.37768418)	(110.45314996)

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Pareto Generalizado se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Pareto Generalizado
Vs

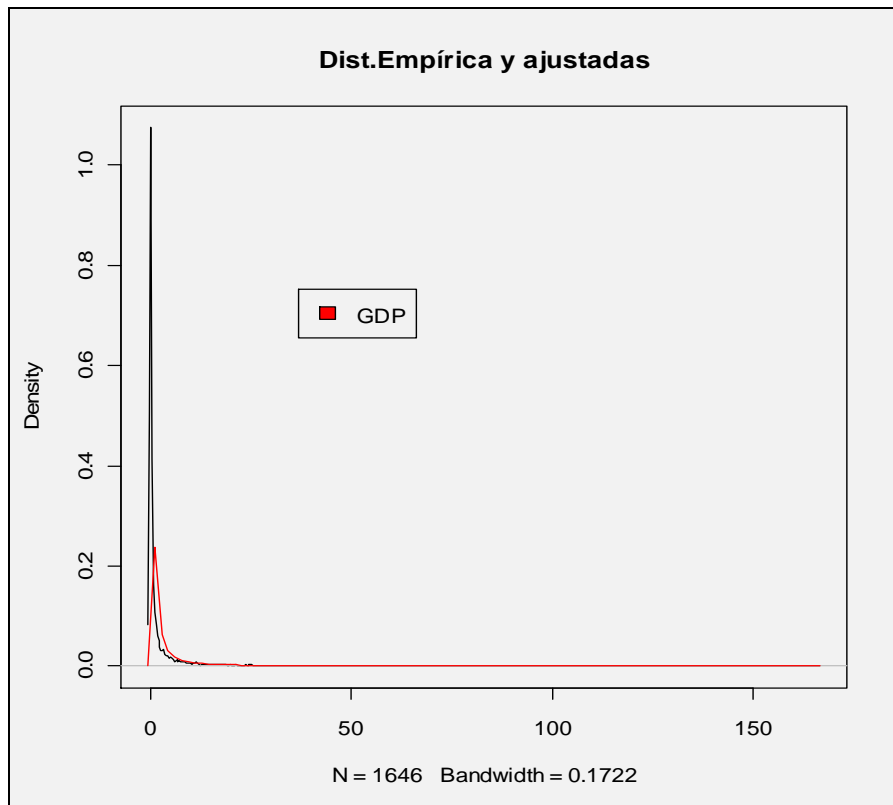
H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Pareto Generalizado

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$$D = 0,0507, \text{ valor } p = 0,02884$$

Dado que el Valor p es menor que 0,05 se rechaza la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos no se ajustan a una distribución Pareto Generalizado.

Gráfico 31. Ajuste Pareto Generalizado de los datos de severidad



Fuente: El autor

En resumen:

Tabla 10. Resumen para la Severidad

Weibull		Gamma		LogNormal	
Estadístico	Valor P	Estadístico	Valor P	Estadístico	Valor P
0,0671	7,28E-07	0,1426	< 2.2e-16	0,0457	0,00206

Pareto Generalizada	
Estadístico	Valor P
0,0507	0,02884

Fuente: El autor

Finalmente para los datos de severidad se puede concluir que ninguna de las distribuciones analizadas se ajusta a los datos, dado que con un nivel de confianza del 95% y utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnof, los diferentes

valores p son menores que 0,05. Por lo tanto para realizar la simulación se utilizara la distribución empírica de los datos de severidad.

6.1.4. Resultados de la simulación Montecarlo para las pérdidas agregadas

A partir de las distribuciones definidas anteriormente el siguiente paso es construir el modelo de simulación que permita agregar las pérdidas operativas mensuales para la entidad financiera. El modelo se compone de tres partes:

- Un campo de simulación para la frecuencia de ocurrencias mensuales a partir de la distribución binomial negativa con parámetros $x=5$ y $p=0,24703$.
- Una columna que valora el monto de la perdida por evento utilizando la distribución empírica de la severidad y que esta asociada al valor de las frecuencias simuladas.
- Una columna de salida del sistema el cual suma todos los valores simulados de las pérdidas individuales ocurridas.

Este modelo se puede observar en el gráfico 31 que se muestra a continuación.

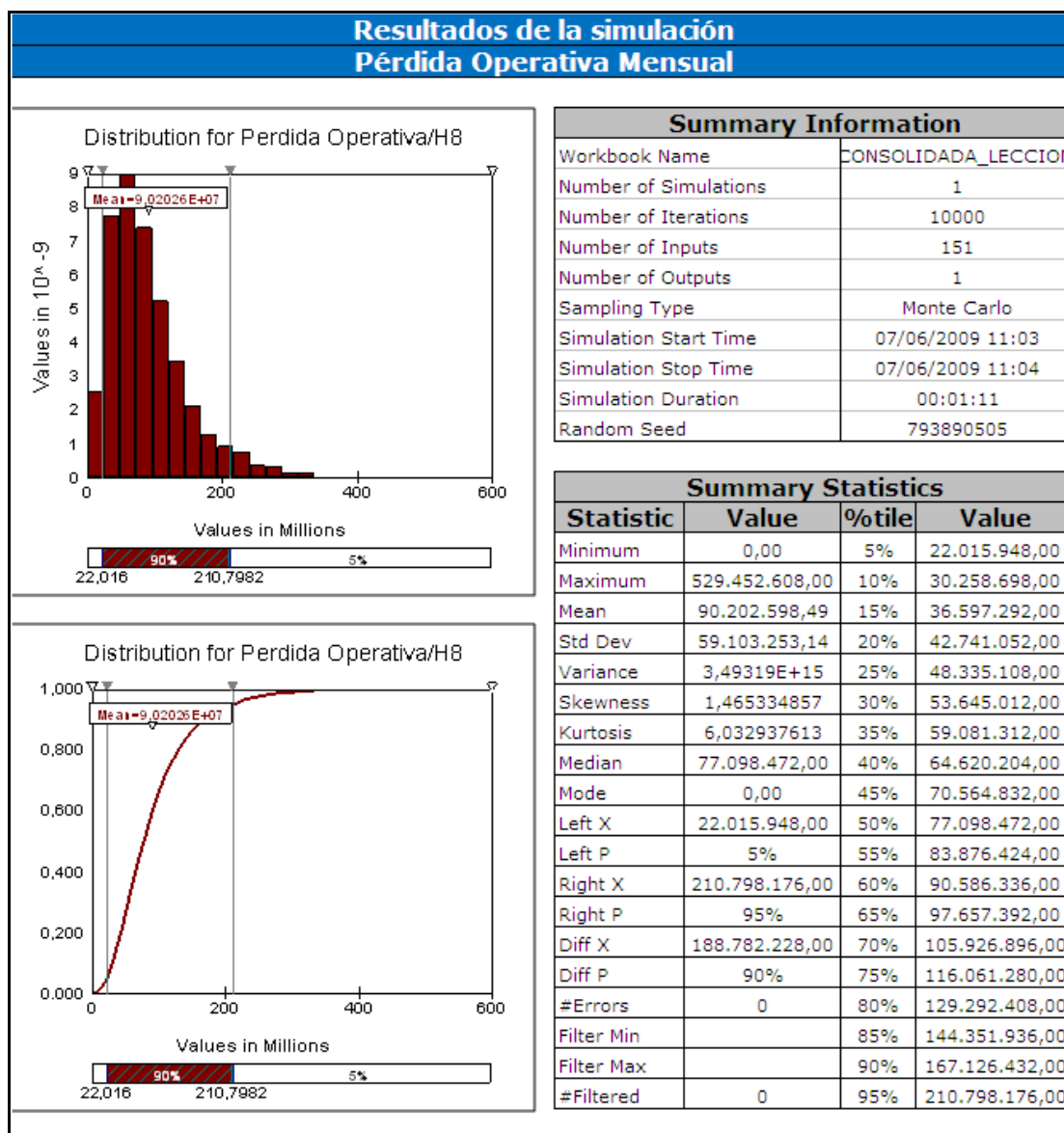
Gráfico 32. Modelo de pérdidas agregadas mensuales

Modelación Agregada de las Pérdidas Operativas Mensuales					
Frecuencia	15			Pérdida Operativa	89.667.943,05
	1	5.977.862,87			
	2	5.977.862,87			
	3	5.977.862,87			
	4	5.977.862,87			
	5	5.977.862,87			
	6	5.977.862,87			
	7	5.977.862,87			
	8	5.977.862,87			
	9	5.977.862,87			
	10	5.977.862,87			
	11	5.977.862,87			
	12	5.977.862,87			
	13	5.977.862,87			
	14	5.977.862,87			
	15	5.977.862,87			
	16	0,00			
	17	0,00			
	18	0,00			
	19	0,00			
	20	0,00			

Fuente: El autor

A partir del modelo anterior se procede a realizar 10.000 simulaciones del valor de la perdida mensual. Los resultados de la simulación se muestran a continuación.

Gráfico 33. Resultados de la Simulación Montecarlo para la agregación de pérdidas mensuales



Fuente: El autor

Del gráfico anterior se puede apreciar que el VaR operativo al 95% de confianza es de \$210.798.176 por mes y la pérdida esperada mensual: \$90.202.598.

El modelo para las pérdidas anuales se construye de la siguiente manera:

- Un campo de simulación para la frecuencia de ocurrencias mensuales a partir de la distribución binomial negativa con parámetros $x=18$ y $p=0,08963$.
- Una columna que valora el monto de la pérdida por evento utilizando la distribución empírica de la severidad y que esta asociada al valor de las frecuencias simuladas.
- Una columna de salida del sistema el cual suma todos los valores simulados de las pérdidas individuales ocurridas.

Este modelo se puede observar en el gráfico 33 que se muestra a continuación.

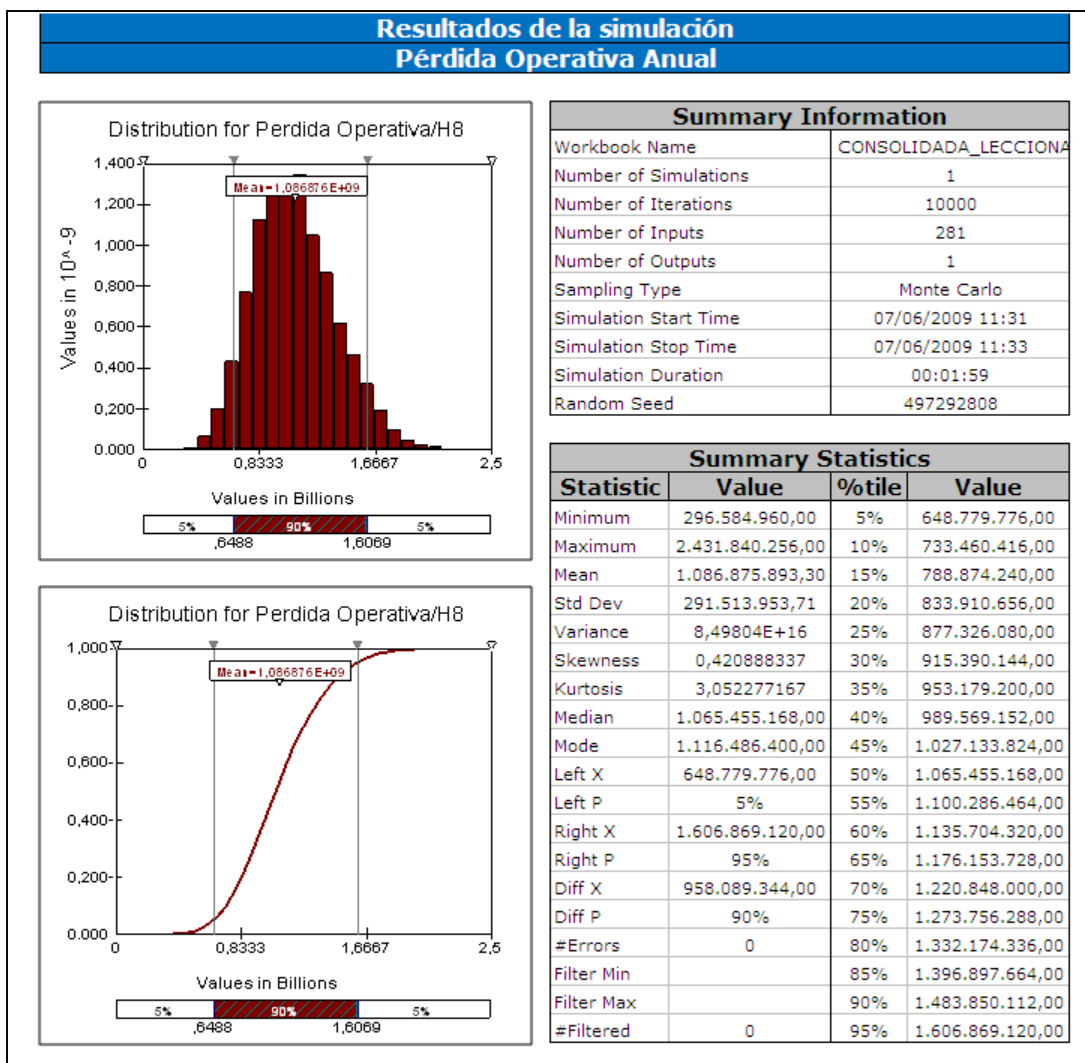
Gráfico 34. Modelo de pérdidas agregadas anuales

Modelación Agregada de las Pérdidas Operativas Anuales					
Frecuencia	182			Pérdida Operativa	1.087.971.042,30
	1	5.977.862,87			
	2	5.977.862,87			
	3	5.977.862,87			
	4	5.977.862,87			
	5	5.977.862,87			
	6	5.977.862,87			
	7	5.977.862,87			
	8	5.977.862,87			
	9	5.977.862,87			
	10	5.977.862,87			
	11	5.977.862,87			
	12	5.977.862,87			
	178	5.977.862,87			
	179	5.977.862,87			
	180	5.977.862,87			
	181	5.977.862,87			
	182	5.977.862,87			
	183	0,00			
	184	0,00			
	185	0,00			

Fuente: El autor

A partir del modelo anterior se procede a realizar 10.000 simulaciones del valor de la pérdida anual. Los resultados de la simulación se muestran a continuación.

Gráfico 35. Resultados de la Simulación Montecarlo para la agregación de pérdidas anuales



Fuente: El autor

Del gráfico anterior se puede apreciar que el VaR operativo al 95% de confianza es de \$1.606.869.120 por año y la pérdida esperada anual es de \$1.086.875.893.

6.2. RESULTADOS DEL MODELO POT

De acuerdo a lo que se puede observar en el histograma de los datos de la severidad de la pérdida operativa (Gráfico 26); se aprecia que la distribución

de estos datos presenta una cola bastante pesada a la derecha; concordando lo anterior con la teoría de riesgo operativo en donde se expone que este tipo de datos presentan dos comportamientos; el primero de ellos Alta frecuencia y baja severidad (pérdidas esperadas) y el segundo de ellos datos de baja frecuencia pero alta severidad (pérdidas inesperadas); lo que lleva a concluir que dado la presencia de colas pesadas es más adecuado utilizar la teoría de valor extremo para modelar este tipo de comportamientos.

La segunda razón importante para utilizar la teoría de valor extremo; es la falta de ajuste de alguna distribución paramétrica para los datos de severidad; como se aprecia en el capítulo anterior, lo que lleva a que la simulación Montecarlo se tenga que realizar con la distribución empírica de los datos produciendo una alta variabilidad en los resultados de la simulación dado la alta dispersión presente en estos datos.

Por las anteriores razones es más adecuado utilizar la teoría de valor extremo; específicamente el modelo POT, para modelar las pérdidas operativas de una entidad financiera.

6.2.1. Ajuste de la distribución de severidad con el modelo POT

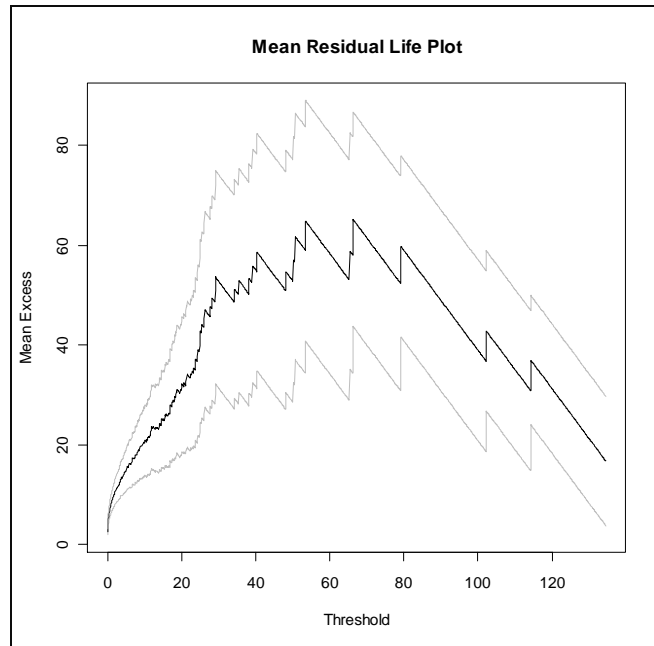
El paso clave para aplicar la teoría de valores extremos consiste en determinar el umbral u ; que consiste en el punto a partir del cual se van a considerar los datos extremos y por lo tanto es el que define los datos con los cuales se va a modelar la severidad de las pérdidas operativas.

Para definir este umbral, se realizan las gráficas de vida media residual (Gráfico 35); en este gráfico, el umbral se determina en la abscisa en donde empieza una sección de línea recta en esta gráfica, y la gráfica de selección del umbral (Gráfico 36); la cual gráfica los umbrales contra los parámetros de forma y de escala de la distribución pareto generalizada; esta gráfica determina el umbral a partir del valor de la abscisa en el cual el valor de la ordenada se haga cero.

Adicionalmente; es importante comparar los umbrales seleccionados con los gráficos con los percentiles de la distribución de severidad; los cuales se pueden apreciar en la tabla 11.

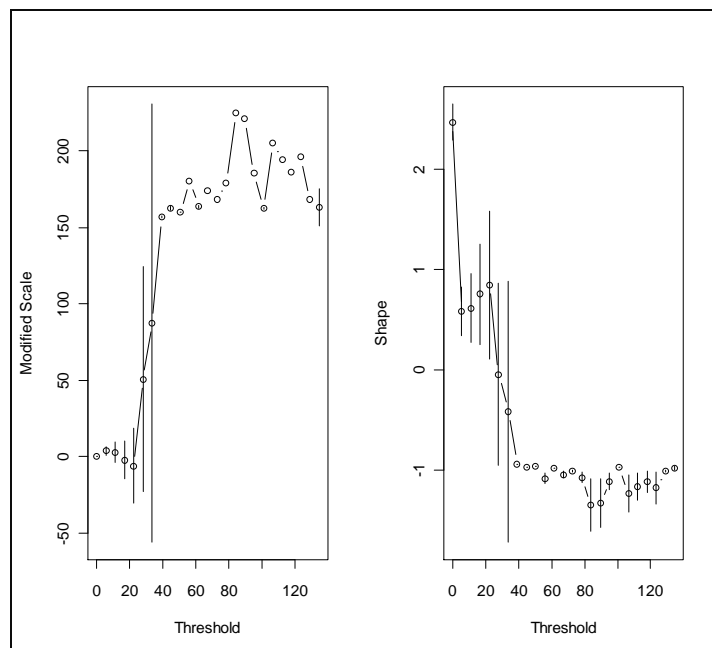
A partir del análisis de las respectivas gráficas y de los datos de los percentiles de la distribución de severidad se determinan que los candidatos para el valor del umbral son: 10, 11.46, 15 y 20 (Valores en millones).

Gráfico 36. Gráfico de vida media residual de los datos de severidad



Fuente: El autor

Gráfico 37. Gráfico de selección del umbral



Fuente: El autor

Tabla 11. Percentiles para la severidad (Datos en millones)

65%	70%	75%	80%	85%	90%	95%
0,483121	0,726428	1,146000	1,819589	3,018237	5,201357	11,46285

Fuente: El autor

Para determinar, entre los posibles candidatos, cual es el valor definitivo del umbral; se procede a determinar los datos por encima de cada uno de los candidatos para el umbral con el fin de ajustar a estos datos la distribución pareto generalizada y posteriormente proceder a calcular el valor p por medio de la prueba Anderson-Darling. El criterio para determinar el umbral será el que presente un mayor valor p con la prueba Anderson - Darling.

Para el umbral = 10¹

Tabla 12. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 10

Datos sobre el umbral	Valor de los parámetros GPD	
	Escala	Forma
94	9,4711997	0,5947509

Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos de severidad por encima del umbral = 10 se comportan como una distribución pareto generalizada se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos de severidad por encima del umbral = 10 se comportan como una distribución pareto generalizada

Vs

H_1 : Los datos de severidad por encima del umbral = 10 no se comportan como una distribución pareto generalizada

Utilizando la prueba Anderson-Darling con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Prueba Anderson-Darling:

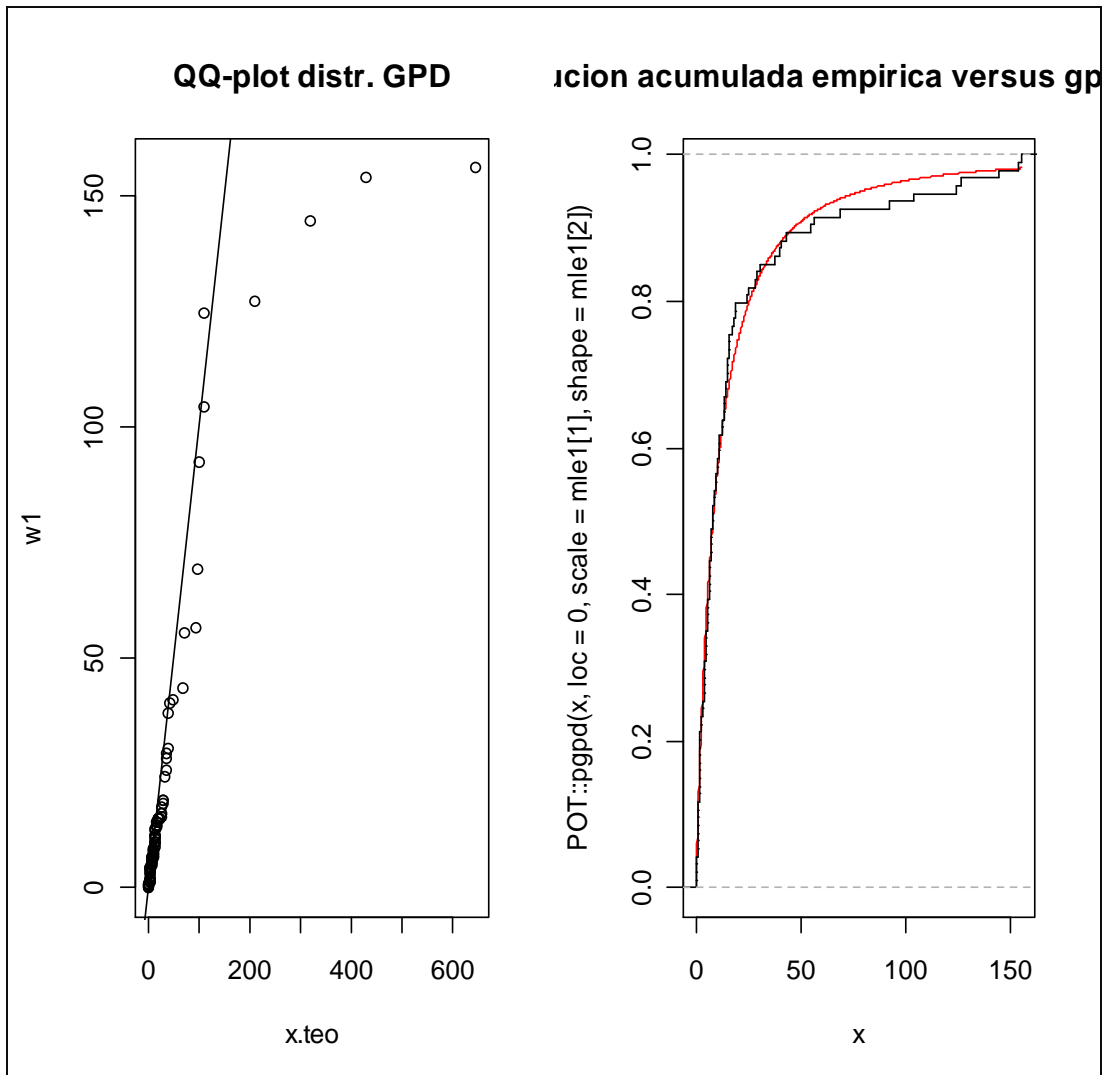
	t.obs	P-value	extrapolation
not adj. for ties	-0.83837	0.58032	1
adj. for ties	-0.84305	0.58171	1

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos de severidad por encima del umbral = 10 se comportan

¹ Los datos de esta sección se trabajaran en millones para facilidades en el cálculo

como una distribución pareto generalizada con parámetros: Escala = 9,4711997 y forma = 0,5947509.

Gráfico 38. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =10



Fuente: El autor

Adicionalmente, se puede apreciar en el gráfico 37 (diagrama de cuantiles y función de distribución acumulada) que las gráficas coinciden en la mayoría de los puntos; confirmando la prueba de Anderson- Darling.

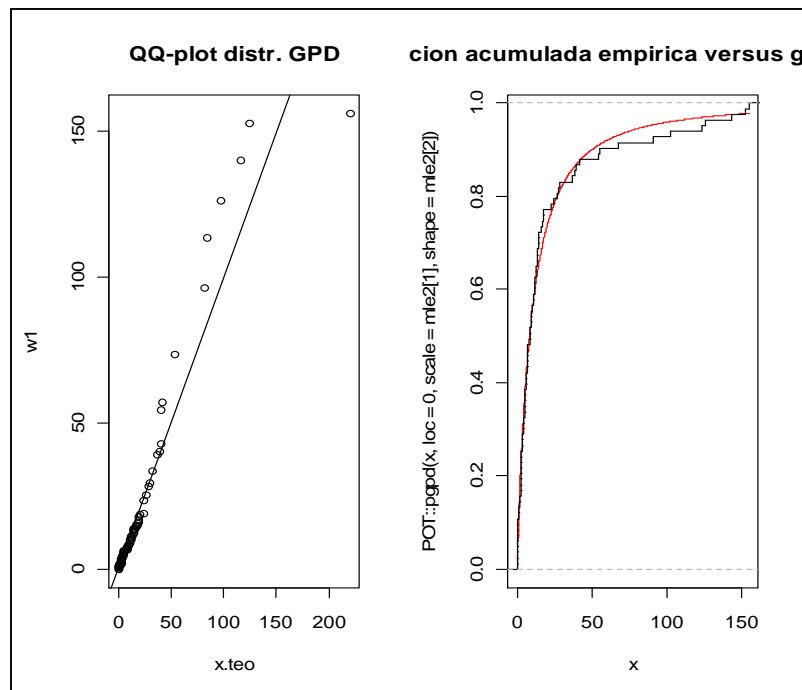
Para el umbral = 11,46²

Tabla 13. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 11,46

Datos sobre el umbral	Valor de los parámetros GPD	
	Escala	Forma
83	9,5345769	0,6369231

Fuente: El autor

Gráfico 39. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral = 11,46



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos de severidad por encima del umbral = 11,46 se comportan como una distribución pareto generalizada se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos de severidad por encima del umbral = 11,46 se comportan como una distribución pareto generalizada

² Los datos de esta sección se trabajaron en millones para facilitar el cálculo

Vs

H₁: Los datos de severidad por encima del umbral = 11,46 no se comportan como una distribución pareto generalizada

Utilizando la prueba Anderson-Darling con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Prueba Anderson-Darling:

	t.obs	P-value	extrapolation
not adj. for ties	-0.73806	0.55019	1
adj. for ties	-0.73526	0.54935	1

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H₀ y por lo tanto se concluye que los datos de severidad por encima del umbral = 11,46 se comportan como una distribución pareto generalizada con parámetros: Escala = 9,5345769 y forma = 0,6369231.

Adicionalmente, se puede apreciar en el gráfico 38 (diagrama de cuantiles y función de distribución acumulada) que las gráficas coinciden en la mayoría de los puntos; confirmando la prueba de Anderson- Darling.

Para el umbral = 15³

Tabla 14. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 15

Datos sobre el umbral	Valor de los parámetros GPD	
	Escala	Forma
62	10,13309	0,71519

Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos de severidad por encima del umbral = 15 se comportan como una distribución pareto generalizada se basa en la siguiente hipótesis:

H₀ : Los datos de severidad por encima del umbral = 15 se comportan como una distribución pareto generalizada

Vs

H₁: Los datos de severidad por encima del umbral = 15 no se comportan como una distribución pareto generalizada

³ Los datos de esta sección se trabajaron en millones para facilitar el cálculo

Utilizando la prueba Anderson-Darling con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

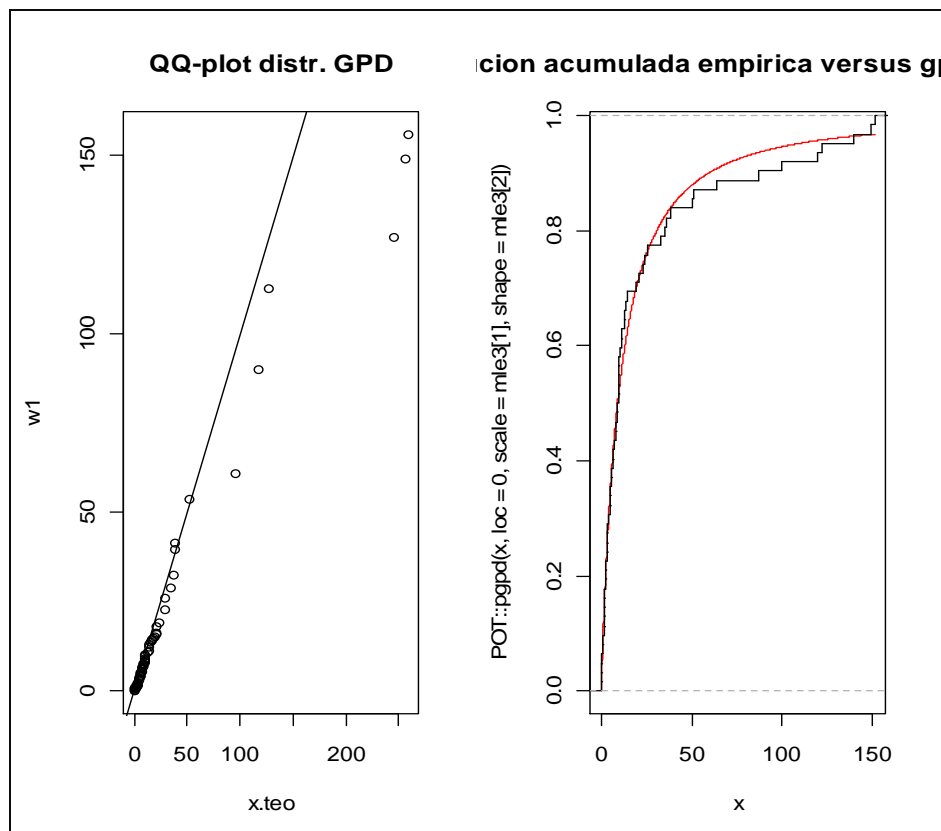
Prueba Anderson-Darling:

	t.obs	P-value	extrapolation
not adj. for ties	-1.10905	0.65813	1
adj. for ties	-1.11563	0.65994	1

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos de severidad por encima del umbral = 15 se comportan como una distribución pareto generalizada con parámetros: Escala = 10,13309 y forma = 0,71519.

Adicionalmente, se puede apreciar en el gráfico 39 (diagrama de cuantiles y función de distribución acumulada) que las gráficas coinciden en la mayoría de los puntos; confirmando la prueba de Anderson- Darling.

Gráfico 40. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral =15



Fuente: El autor

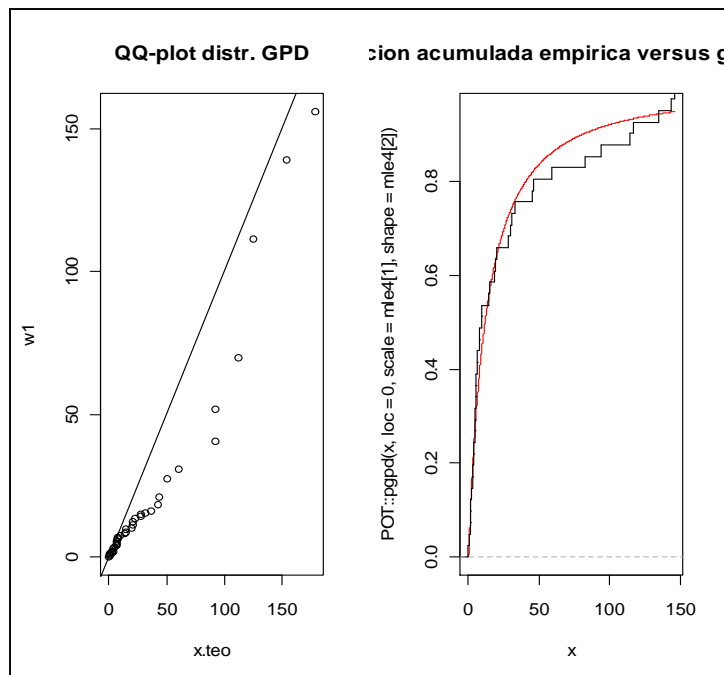
Para el umbral = 20⁴

Tabla 15. Datos sobre el umbral y valor de los parámetros GPD para el umbral = 20

Datos sobre el umbral	Valor de los parámetros GPD	
	Escala	Forma
41	12,7402482	0,7677859

Fuente: El autor

Gráfico 41. Diagrama de cuantiles y función distribución acumulada para el umbral = 20



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos de severidad por encima del umbral = 20 se comportan como una distribución pareto generalizada se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos de severidad por encima del umbral = 20 se comportan como una distribución pareto generalizada
Vs

⁴ Los datos de esta sección se trabajaron en millones para facilitar el cálculo

H_1 : Los datos de severidad por encima del umbral = 20 no se comportan como una distribución pareto generalizada

Utilizando la prueba Anderson-Darling con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

Prueba Anderson-Darling:

	t.obs	P-value	extrapolation
not adj. for ties	-0.49493	0.47608	1
adj. for ties	-0.49386	0.47575	1

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos de severidad por encima del umbral = 20 se comportan como una distribución pareto generalizada con parámetros: Escala = 12,7402482 y forma = 0,7677859.

Adicionalmente, se puede apreciar en el gráfico 40 (diagrama de cuantiles y function de distribución acumulada) que las gráficas coinciden en la mayoría de los puntos; confirmando la prueba de Anderson- Darling.

De acuerdo a los resultados de las pruebas de bondad de ajuste con la prueba de Anderson-Darling se selecciona el umbral que presenta el ajuste con un mayor valor p que corresponde al del umbral de 15.

Por lo tanto los datos de severidad se ajustan a una distribución pareto generalizada con umbral =15 y con parámetros: Escala = 10,13309 y forma = 0,71519.

6.2.2. Ajuste de la distribución de frecuencia con el modelo POT

Tabla 16. Datos de frecuencia anual por encima del umbral = 15

Año	Eventos
1	3
2	3
3	6
4	11
5	3
6	9
7	15
8	6
9	6
Total	62

Fuente: El autor

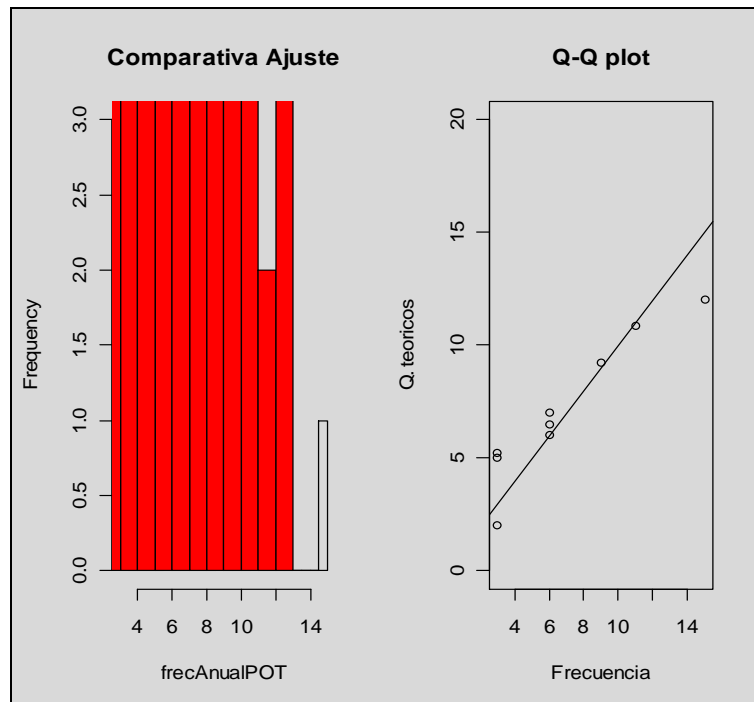
Para el análisis de la frecuencia se toman los datos que superan el umbral definido, $u = 15$ y con estos datos se verifica que se comporten como una distribución Poisson.

Ajuste Poisson: El ajuste de la distribución Poisson para los datos de la frecuencia anual que superen el umbral es el siguiente:

Lambda: 6,888889 (0,8748898)

Se obtiene un parámetro de lambda con un valor de 6,89 con una desviación estándar de 0,87.

Gráfico 42. Ajuste Poisson de los datos de frecuencia anuales por encima del umbral = 15 y Q-Q plot



Fuente: El autor

La prueba para verificar que los datos se comportan como una distribución Poisson se basa en la siguiente hipótesis:

H_0 : Los datos se comportan como una distribución Poisson

Vs

H_1 : Los datos no se comportan como una distribución Poisson

Utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov con un nivel de confianza de 95% se obtienen los siguientes resultados:

$$D = 0,7368, \text{ valor } p = 0,59$$

Dado que el Valor p es mayor que 0,05 se acepta la H_0 y por lo tanto se concluye que los datos se ajustan a una distribución Poisson.

6.2.3. Cálculo del Capital en riesgo

Para realizar el cálculo del capital en riesgo de la entidad financiera se procede a agregar las variables de frecuencia y severidad; de acuerdo a las distribuciones ajustadas en las secciones anteriores.

Para la severidad la distribución ajustada corresponde a una Pareto generalizada con un umbral = 15, parámetro de escala = 10,13309 y parámetro de forma = 0,71519.

Para la frecuencia la distribución ajustada corresponde a una distribución Poisson con parámetro $\lambda = 6,8888889$.

Con ayuda del software R; se procede a agregar la severidad y la frecuencia por medio del paquete actuar⁵, la función `agregatteDist` y el método de simulación; con un total de 10.000 simulaciones. A continuación se presentan los resultados:

Tabla 17. Estadísticas básicas de la distribución agregada

Mínimo	1 Cuartil	Mediana	Media	3 Cuartil	Máximo
0,0000	71,2742	130,3807	290,3677	237,4971	371.733,1407

Fuente: El autor

Tabla 18. Valor en Riesgo (VaR) para niveles de confianza de 90%, 95% y 99%

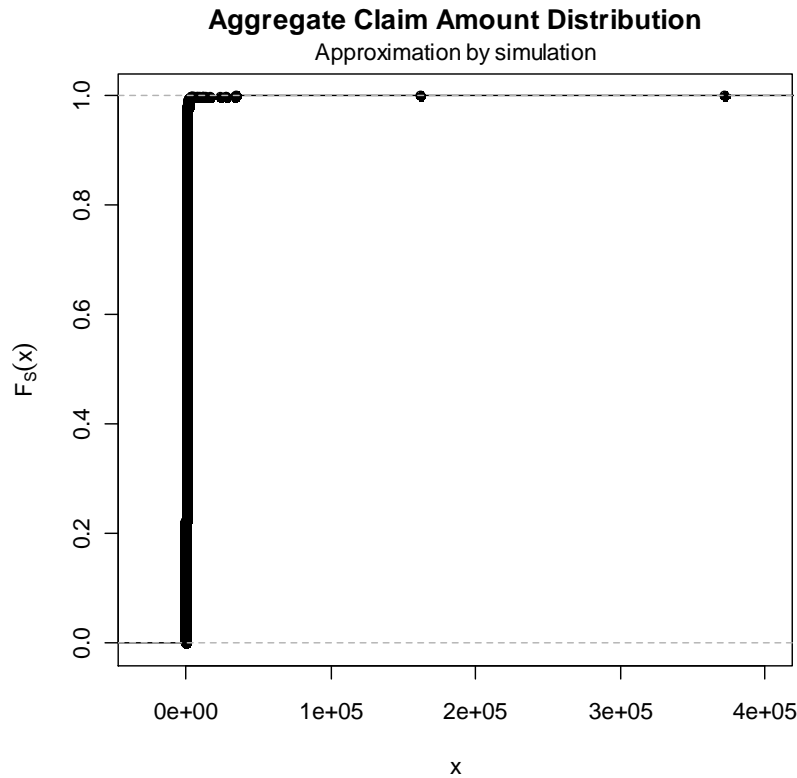
90%	95%	99%
430,2570	648,1226	1.741,4101

Fuente: El autor

⁵ Paquete del programa R que sirve para realizar cálculos actuariales, principalmente en los ámbitos de las distribuciones de pérdida, la teoría de riesgo (incluida la teoría de ruina), simulación de modelos jerárquicos y la teoría de credibilidad (DUTANG, GOULET Y PIGEON, 2009, <En línea>).

Dado los resultados anteriores se concluye que el capital en riesgo de la entidad financiera es en total \$648.122.600 anual; determinado a un nivel de confianza del 95%.

Gráfico 43. Función de probabilidad acumulada del monto total de pérdidas obtenida por el método de Simulación.



Fuente: El autor

6.3. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS QUE AFECTAN EL RIESGO OPERATIVO POR MEDIO DE LÓGICA DIFUSA.

A una entidad financiera no solo le interesa determinar el capital en riesgo operativo que puede afectar a la compañía sino que le importa, en primer lugar, definir cuales son aquellas variables que pueden llevar a incrementar este tipo de pérdidas, con el propósito de establecer las acciones necesarias que permitan mantener controladas, en unos niveles adecuados, este tipo de variables.

Igualmente, a las entidades financieras les interesa determinar aquellas fortalezas en su gestión que les permite disminuir las pérdidas operativas que se pueden llegar a presentar; la identificación de estas variables es importante

ya que permite a las compañías conocer los controles actuales que llevan a que el riesgo residual sea menor.

Para identificar estas variables que afectan el riesgo operativo de una entidad financiera se va a utilizar la lógica difusa con el fin de modelarlas y determinar su criticidad actual que lleva a que la exposición al riesgo operativo sea más alta o más baja.

6.3.1. Construcción de las variables cualitativas.

Para la construcción del modelo de lógica difusa que permita determinar la exposición al riesgo operativo de la entidad financiera el primer paso consiste en construir las variables cualitativas que tienen un impacto en este tipo de riesgo.

Con el propósito de construir estas variables se procedió a realizar una encuesta a una serie de expertos en la entidad que permitiera identificar las ideas para estas variables.

Estas variables se dividieron en dos grandes grupos; el primero de ello hace referencia a las variables relacionadas con la **complejidad del negocio**; estas variables tienen la característica que aumentan la exposición al riesgo operativo de la entidad. El segundo grupo está relacionado con las **fortalezas del ambiente de control** las cuales tienen como característica que disminuyen la exposición al riesgo operativo de la entidad.

Como resultado de esta encuesta se obtuvieron un total de 71 ideas relacionadas con el grupo de complejidad del negocio y 49 ideas relacionadas con el grupo de fortalezas del ambiente de control.

Una vez consolidadas las ideas expresadas por los expertos de la Organización; se procedió a realizar una agregación de estas ideas y a definir el nombre de las variables de entrada para el modelo.

Las variables resultantes y sus definiciones se relacionan a continuación:

- **Estabilidad Jurídica:** La legislación que aplica a la entidad se mantiene en el tiempo sin peligro de cambiar. Esta variable incluye: la reglamentación de los productos, la posibilidad de presentarse cambios permanentes en la normatividad, la credibilidad del sistema por cambios en la legislación y el marco legal complejo de la entidad.
- **Conocimiento sobre el Régimen de Ahorro Individual (RAI):** Entendimiento de parte de los clientes, jueces, abogados y en general de la población colombiana en lo relativo a la legislación y funcionamiento del régimen de ahorro individual. Esta variable incluye:

Grado de conocimiento de los clientes en relación con el RAI, volatilidad de la rentabilidad y la valoración de los fondos en términos de unidades.

- **Dependencia de otras entidades:** Grado en el cual se depende de otras entidades en lo relativo al cumplimiento de la oferta de productos y servicios de la entidad.
- **Gestión de conocimiento:** Se entiende por la gestión que realiza la entidad en relación con la experiencia, capacitación, formación y entrenamiento de sus empleados en lo relativo a los procedimientos y políticas que deben ejecutar en sus actividades del día a día. Esta variable incluye: Nivel de concentración del conocimiento, grado de divulgación de los procedimientos y políticas, programas de formación de la entidad.
- **Gestión del talento humano:** Se entiende por la gestión que realiza la entidad en relación con la selección del personal, el desarrollo de valores, hábitos y competencias, el clima y la cultura organizacional.
- **Problemas de la plataforma tecnológica:** Problemas asociados a los sistemas técnicos que soportan la operación del negocio. Esta variable incluye las fallas del software, fallas del hardware y las fallas en telecomunicaciones.
- **Planeación de diseño y desarrollo:** Hace referencia al proceso mediante el cual la entidad crea o modifica sus productos y servicios y la manera en la cual desarrolla estos cambios. Esta variable incluye: La interacción entre la parte comercial y la operativa, la preparación operativa necesaria para el lanzamiento de productos y servicios.
- **Normalización de procesos:** Grado en el cual la entidad ejecuta de manera adecuada cada uno de los procedimientos que se encuentran debidamente documentados. Esta variable incluye: Sistema de Gestión de calidad, auditorías de calidad, documentación de políticas y controles, complejidad de los procesos.
- **Gestión de contratación:** Proceso mediante el cual la entidad analiza, selecciona, contrata, evalúa y realiza seguimiento a los diferentes proveedores que se requieren para su adecuado funcionamiento.
- **Seguridad de la información:** Grado en el cual la entidad mantiene adecuados niveles de confidencialidad, disponibilidad e integridad de la información.
- **Administración de riesgos:** Proceso mediante el cual la entidad identifica, mide, controla y monitorea el riesgo a nivel organizacional.

Esta variable incluye: Esquemas de auditoría, metodologías de análisis de riesgo, plan de continuidad del negocio.

- **Gestión estratégica:** Se entiende por la gestión que realiza la entidad en relación con la definición de la misión, visión y objetivos estratégicos; igualmente de la planeación, ejecución y seguimiento de proyectos que permitan alcanzar los objetivos estratégicos trazados.

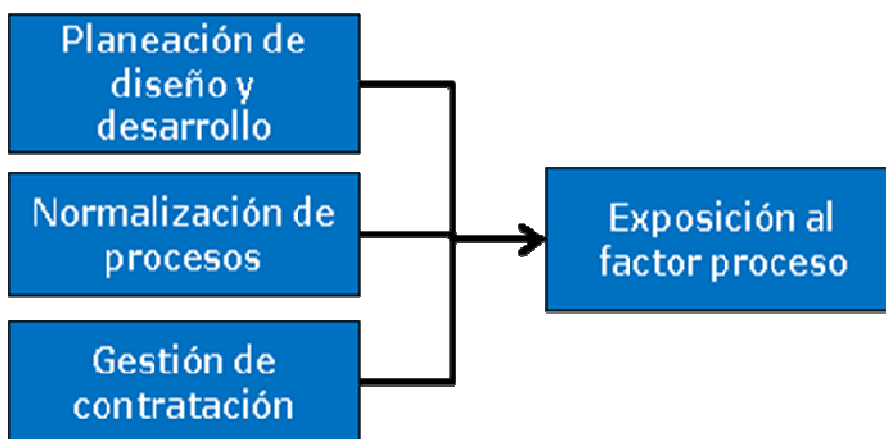
6.3.2. Construcción de la estructura del sistema experto difuso.

Una vez definidas las variables se procedió a buscar la forma más adecuada de agregarlas; teniendo en cuenta la relación y semejanza entre las diferentes variables.

La agregación resultante es la siguiente:

- **Exposición al factor proceso:** Nivel de exposición que presenta la entidad por el conjunto interrelacionado de actividades para la transformación de elementos de entrada en productos o servicios, para satisfacer una necesidad. Incluye: Planeación de diseño y desarrollo, normalización de procesos y gestión de contratación.

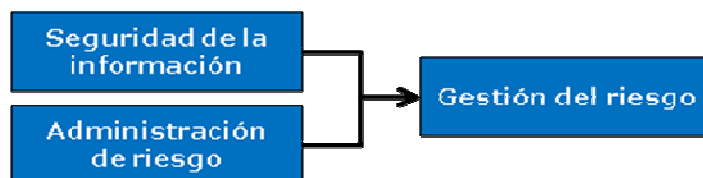
Gráfico 44. Exposición al factor proceso



Fuente: El autor

- **Gestión de riesgo:** Se entiende por la gestión que pretende controlar de manera adecuada las diferentes vulnerabilidades que se pueden presentar en la entidad. Incluye: Seguridad de la información y administración de riesgo.

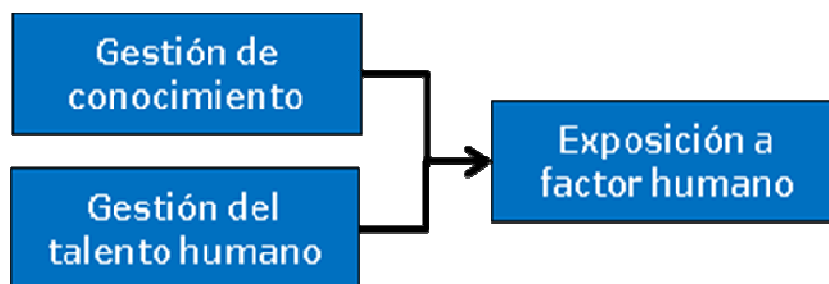
Gráfico 45. Gestión del riesgo



Fuente: El autor

- **Exposición a factor humano:** Nivel de exposición que se presenta por el conjunto de personas vinculadas con la ejecución de los procesos de la entidad. Incluye: Gestión de conocimiento y gestión del talento humano.

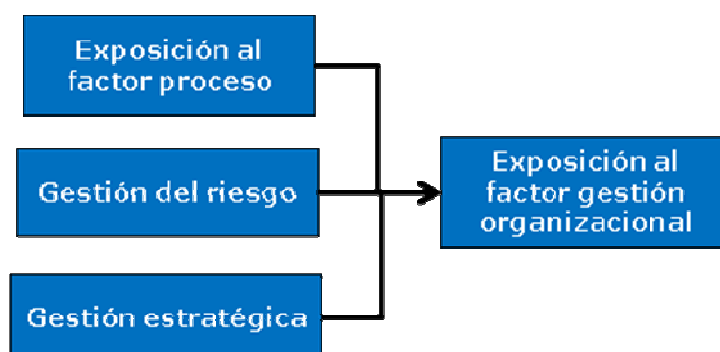
Gráfico 46. Exposición al factor humano



Fuente: El autor

- **Exposición al factor gestión organizacional:** Nivel de exposición que se presenta por el desarrollo de las diferentes gestiones que se deben ejecutar en la entidad. Incluye: Exposición al factor proceso, gestión del riesgo y gestión estratégica.

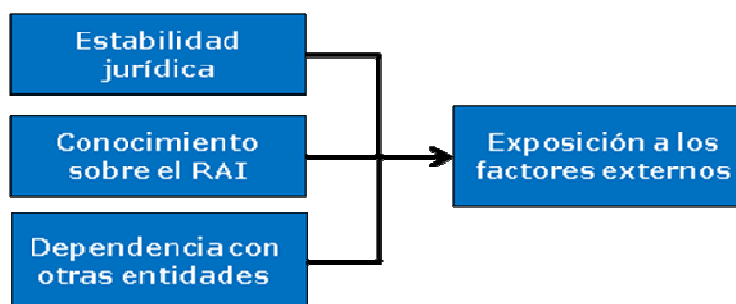
Gráfico 47. Exposición al factor gestión organizacional



Fuente: El autor

- **Exposición a factores externos:** Nivel de exposición de la entidad por situaciones ocasionadas por terceros, que escapan en cuanto a su causa y origen al control de la compañía. Incluye: Estabilidad jurídica, conocimiento sobre el RAI y dependencia con otras entidades.

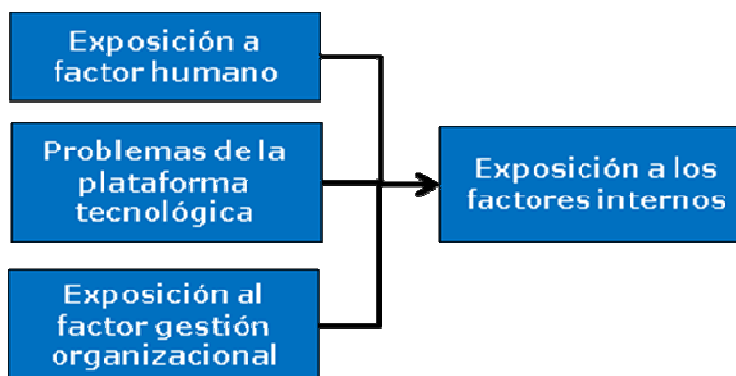
Gráfico 48. Exposición a factores externos



Fuente: El autor

- **Exposición a factores internos:** Nivel de exposición por situaciones que están relacionadas con aspectos internos las cuales pueden ser controladas por la entidad. Incluye: Exposición a factor humano, problemas de la plataforma tecnológica y exposición al factor gestión organizacional.

Gráfico 49. Exposición a factores internos

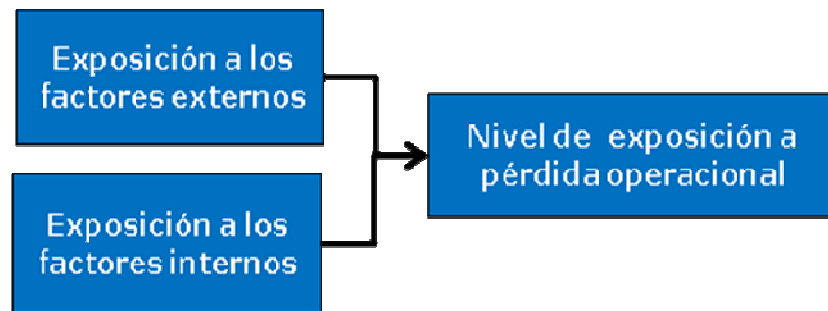


Fuente: El autor

- **Nivel de exposición a pérdida operacional:** Grado en el cual una entidad es vulnerable a las pérdidas generadas como consecuencia de la materialización del riesgo operativo. Incluye: Exposición a los factores externos y exposición a los factores internos.

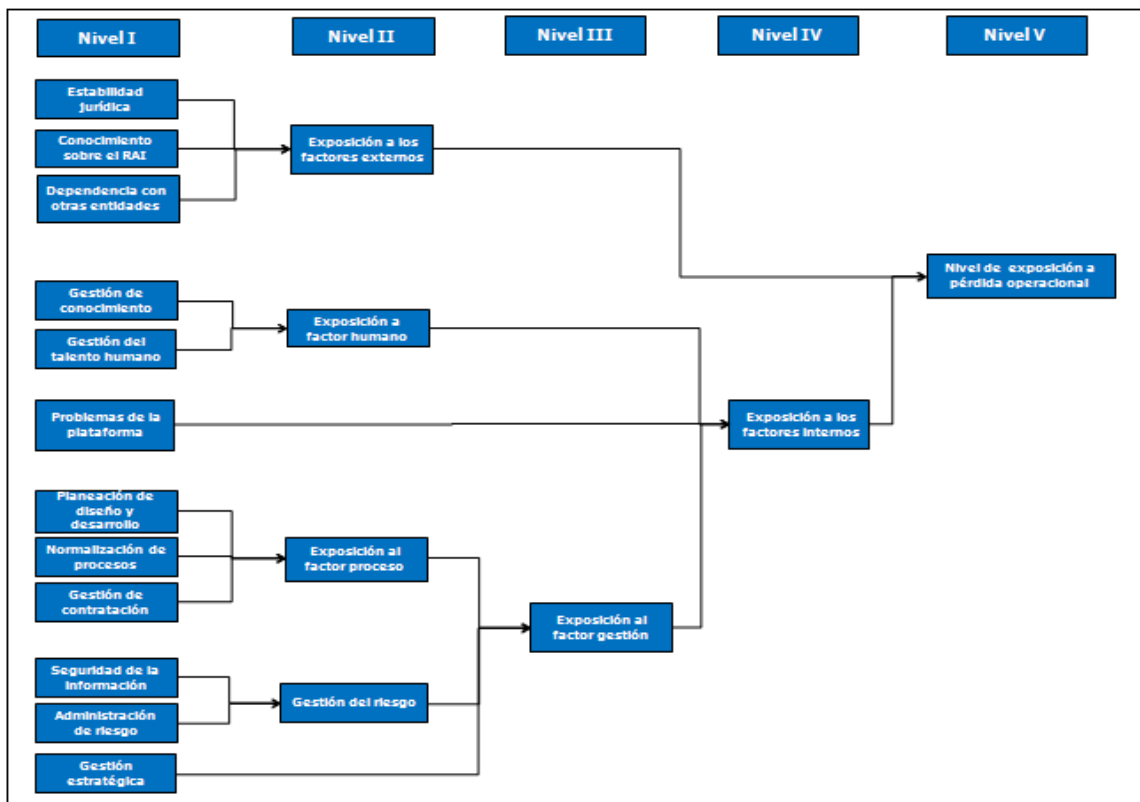
En el gráfico 50 se puede apreciar la agrupación de las variables, en cada uno de los niveles definidos los cuales forman la estructura del sistema experto difuso del modelo.

Gráfico 50. Nivel de exposición a pérdida operacional



Fuente: El autor

Gráfico 51. Árbol de las variables cualitativas



Fuente: El autor

6.3.3. Definición de las etiquetas lingüísticas

Para cada una de las variables tanto de entrada como de salida se definen las etiquetas lingüísticas que describirán el comportamiento de cada una de las variables.

En la tabla 18 se muestran las etiquetas definidas para todas las variables.

Tabla 19. Etiquetas lingüísticas para las variables del modelo

Variables	Etiquetas lingüísticas		
Estabilidad jurídica	Muy bajo	Bajo	Medio
Conocimiento sobre RAI	Muy bajo	Bajo	Medio
Dependencia con otras entidades	Baja	Media	Alta
Gestión de conocimiento	Inadecuada	Adecuada	
Gestión del talento humano	Inadecuada	Adecuada	
Problemas de la plataforma tecnológica	Bajo	Moderado	Alto
Planeación de Diseño y Desarrollo	Inadecuada	Adecuada	
Normalización de procesos	Baja	Media	Alta
Gestión de contratación	Inadecuada	Adecuada	
Seguridad de la información	Regular	Buena	
Administración de Riesgos	Regular	Buena	
Gestión estratégica	Inadecuada	Adecuada	
Exposición al factor procesos	Baja	Media	Alta
Gestión del Riesgos	Mala	Regular	Buena
Exposición a factor Humano	Baja	Media	Alta
Exposición al factor gestión organizacional	Baja	Media	Alta
Exposición a Factores internos	Baja	Media	Alta
Exposición a Factores externos	Baja	Media	Alta
Nivel de exposición a pérdida Operacional	Bajo	Medio	Alto

Fuente: El autor

6.3.4. Construcción de las bases de conocimiento

Una vez definidas las variables del sistema y las etiquetas lingüísticas que califican cada una de las variables; se procede a construir las bases de conocimientos para cada uno de los niveles definidos en el modelo.

Las bases de conocimiento son las reglas del sistema las cuales permiten predecir el comportamiento de cada una de las variables de salida de acuerdo al comportamiento de las diferentes variables de entrada.

La construcción de estas reglas se basan en afirmaciones del tipo Si – entonces que presentan la siguiente forma:

Si x es A entonces y es B

Donde A y B son valores lingüísticos definidos por conjuntos difusos en el universo de discurso X y Y, respectivamente. Además "x es A" es llamado el antecedente o premisa, mientras que "y es B" es llamada la consecuencia o conclusión.

El procedimiento utilizado para construir las bases de conocimiento se explica a continuación:

En primer lugar se pondera la importancia de cada una de las variables de entrada del factor que desea evaluarse P_i con $i=1, \dots, n$. donde n =numero de variables de entrada al sistema. La calificación debe estar orientada a la importancia de cada variable y su efecto sobre el factor que se esta midiendo.

La calificación de cada variable P_i debe ser un numero entre 0% – 100%. La sumatoria de las ponderaciones de las variables de entrada debe sumar 100%. A mayor calificación mas importancia tiene la variable o mayor es su efecto sobre la variable de salida.

En segundo lugar se pondera la importancia de cada uno de los niveles o etiquetas lingüísticas (C_{ij}) definidos para las variables de entrada X_i . La calificación es asignada según su efecto sobre la variable de salida.

Donde:

$i=1, \dots, n$ representa cada una de las n -variables de entrada al sistema.

$j=1, \dots, m$ donde m representa cada uno de los conjuntos difusos definidos para la variable i .

Para efectos de calificación $\sum C_{ij}=1$ para todo i y $j=1, \dots, m$

En tercer lugar los expertos deben calificar algunos escenarios de la matriz de conocimiento, en general se evalúan escenarios extremos y medios. Estas

percepciones servirán de puntos de validación del procedimiento propuesto para completar la matriz.

En cuarto lugar se Asignan las etiquetas lingüísticas a cada una de las celdas ajustando los límites asociados a las etiquetas lingüísticas de la variable de salida, de tal manera que se obtengan los escenarios que calificaron los expertos en el punto anterior.

Después de realizar el procedimiento descrito anteriormente a partir de sesiones de trabajo con los expertos de la entidad financiera, se obtuvieron las matrices de conocimiento que se presentan a continuación:

Tabla 20. Base de conocimiento de la variable exposición a factores externos

Variable		Importancia	Variable de salida		Rango
Estabilidad Jurídica		47%	Bajo		Menor a 0,17602
Conocimiento sobre el RAI		29%	Medio		0,17602 - 0,37857
Dependencia de otras entidades		24%	Alto		Mayor a 0,37857

Estabilidad Jurídica	Conocimiento sobre el RAI	Dependencia de otras entidades en el RAI			Calificación cualitativa de la exposición a factores externos		
		Baja (14%)	Media (40%)	Alta (46%)			
Muy bajo (50%)	Muy bajo (58%)	0,4368	0,4992	0,5136	Alto	Alto	Alto
Bajo (39%)	Muy bajo (58%)	0,3851	0,4475	0,4619	Alto	Alto	Alto
Medio (11%)	Muy bajo (58%)	0,2535	0,3159	0,3303	Medio	Medio	Medio
Muy bajo (50%)	Bajo (34%)	0,3672	0,4296	0,444	Medio	Alto	Alto
Bajo (39%)	Bajo (34%)	0,3155	0,3779	0,3923	Medio	Medio	Alto
Medio (11%)	Bajo (34%)	0,1839	0,2463	0,2607	Medio	Medio	Medio
Muy bajo (50%)	Medio (8%)	0,2918	0,3542	0,3686	Medio	Medio	Medio
Bajo (39%)	Medio (8%)	0,2401	0,3025	0,3169	Medio	Medio	Medio
Medio (11%)	Medio (8%)	0,1085	0,1709	0,1853	Bajo	Bajo	Medio

Fuente: El autor

Tabla 21. Base de conocimiento de exposición a factores humanos

Variable		Importancia	Variable de salida		Rango
Gestión de conocimiento		51%	Bajo		Menor a 0,41036
Gestión del talento humano		49%	Medio		0,41036 - 0,58964
			Alto		Mayor a 0,58964

Gestión de conocimiento	Gestión del talento humano		Calificación cualitativa de la exposición a factores humanos	
	Inadecuada (76,25%)	Adecuada (23,75%)		
Inadecuada (77,5%)	0,76891	0,51297	Alto	Medio
Adecuada (22,5%)	0,48703	0,23109	Medio	Bajo

Fuente: El autor

Tabla 22. Base de conocimiento de la variable exposición al factor procesos

Variable	Importancia	Variable de salida	Rango
Planeación de diseño y desarrollo	33,75%	Bajo	Menor a 0,35063
Gestión de contratación	21,25%	Medio	0,35063 - 0,51825
Normalización de procesos	45,00%	Alto	Mayor a 0,51825

Planeación de diseño y desarrollo	Gestión de contratación	Normalización de procesos			Calificación cualitativa de la exposición al factor proceso		
		Baja (67,5%)	Media (25%)	Alta (7,5%)			
Inadecuada (76,25%)	Inadecuada (76,25%)	0,723125	0,531875	0,453125	Alto	Alto	Medio
Adecuada (23,75%)	Inadecuada (76,25%)	0,5459375	0,3546875	0,2759375	Alto	Medio	Bajo
Inadecuada (76,25%)	Adecuada (23,75%)	0,6115625	0,4203125	0,3415625	Alto	Medio	Bajo
Adecuada (23,75%)	Adecuada (23,75%)	0,434375	0,243125	0,164375	Medio	Bajo	Bajo

Fuente: El autor

Tabla 23. Base de conocimiento de la variable Gestión del riesgo

Variable	Importancia	Variable de salida	Rango
Seguridad de la información	36%	Mala	Menor a 0,30347
Administración de riesgo	64%	Regular	0,30347 - 0,63757
		Buena	Mayor a 0,63757

Seguridad de la información	Administración de riesgo		Calificación cualitativa a la gestión del riesgo	
	Regular (18%)	Buena (82%)		
Regular (25%)	0,2052	0,6148	Mala	Regular
Buena (75%)	0,3852	0,7948	Regular	Buena

Fuente: el autor

Tabla 24. Base de conocimiento de la variable exposición al factor gestión organizacional

Variable	Importancia	Variable de salida	Rango
Gestión estratégica	32%	Bajo	Menor a 0,23190
Gestión del riesgo	29%	Medio	0,23190 - 0,44517
Exposición al factor proceso	39%	Alto	Mayor a 0,44517

Gestión estratégica	Gestión del riesgo	Exposición al factor procesos			Calificación cualitativa de la exposición al factor gestión organizacional		
		Baja (13%)	Media (30%)	Alta (57%)	Alto	Alto	Alto
Inadecuada (81%)	Mala (50%)	0,4549	0,5212	0,6265	Alto	Alto	Alto
Adecuada (19%)	Mala (50%)	0,2565	0,3228	0,4281	Medio	Medio	Medio
Inadecuada (81%)	Regular (40%)	0,4259	0,4922	0,5975	Medio	Alto	Alto
Adecuada (19%)	Regular (40%)	0,2275	0,2938	0,3991	Bajo	Medio	Medio
Inadecuada (81%)	Buena (10%)	0,3389	0,4052	0,5105	Medio	Medio	Alto
Adecuada (19%)	Buena (10%)	0,1405	0,2068	0,3121	Bajo	Bajo	Medio

Fuente: el autor

Tabla 25. Base de conocimiento de la variable exposición a factores internos

Variable	Importancia	Variable de salida	Rango
Exposición al factor humano	36%	Bajo	Menor a 0,25211
Problemas de la plataforma tecnológica	30%	Medio	0,25211 - 0,34733
Exposición al factor gestión organizacional	34%	Alto	Mayor a 0,34733

Exposición a factor humano	Problemas de la plataforma tecnológica	Exposición al factor gestión organizacional			Calificación cualitativa de la exposición a factores internos		
		Baja (30%)	Media (14%)	Alta (29%)	Bajo	Bajo	Medio
Baja (10%)	Bajo (10%)	0,1136	0,1646	0,2598	Bajo	Bajo	Medio
Media (23%)	Bajo (10%)	0,1604	0,2114	0,3066	Bajo	Bajo	Medio
Alta (67%)	Bajo (10%)	0,3188	0,3698	0,465	Medio	Alto	Alto
Baja (10%)	Moderado (24%)	0,1556	0,2066	0,3018	Bajo	Bajo	Medio
Media (23%)	Moderado (24%)	0,2024	0,2534	0,3486	Bajo	Medio	Alto
Alta (67%)	Moderado (24%)	0,3608	0,4118	0,507	Alto	Alto	Alto
Baja (10%)	Alto (66%)	0,2816	0,3326	0,4278	Medio	Medio	Alto
Media (23%)	Alto (66%)	0,3284	0,3794	0,4746	Medio	Alto	Alto
Alta (67%)	Alto (66%)	0,4868	0,5378	0,633	Alto	Alto	Alto

Fuente: el autor

Tabla 26. Base de conocimiento de la variable exposición a pérdida operacional

Variable	Importancia	Variable de salida	Rango
Exposición a factores externos	37,5%	Bajo	Menor a 0,23667
Exposición a factores internos	62,5%	Medio	0,23667 - 0,39250
		Alto	Mayor a 0,39250

Exposición a factores externos	Exposición a factores internos			Calificación cualitativa de la exposición a factores humanos		
	Baja (13,75%)	Media (30%)	Alta (56,25%)	Bajo	Medio	Alto
Baja (14%)	0,1375	0,2390625	0,403125	Bajo	Medio	Alto
Media (30%)	0,1984375	0,3	0,4640625	Bajo	Medio	Alto
Alta (56%)	0,296875	0,3984375	0,5625	Medio	Alto	Alto

Fuente: el autor

6.3.5. Operadores de composición y mecanismos de inferencia

Los operadores de composición utilizados en el sistema de inferencia difuso el cual permite inferir el nivel de exposición a pérdida operativa en función de las calificaciones obtenidas a partir de expertos mediante un sistema de razonamiento aproximado son:

- Operador para la Intersección: min
- Operador para la Unión: max
- Método de Concreción: centroide
- Rango de respuesta de variables de entrada salida: [0,1]

6.3.6. Calificación de expertos de las variables de entrada del modelo

El siguiente paso consiste en calificar cada una de las variables de entrada del modelo de acuerdo a su comportamiento presente; para realizar esta tarea se procedió a realizar una encuesta a un grupo de personas de la entidad financiera con el propósito de calificar cada una de las variables en un rango entre 0 y 1 (donde 0 se refiere a la peor calificación que se le puede dar a la variable y 1 la mejor calificación de la variable).

La tabla 26 muestra los resultados de la encuesta para el grupo de funcionarios de la entidad financiera consultados:

Tabla 27. Calificación de las variables de entrada del modelo de exposición a pérdidas operativas

Variable	Enc 1	Enc 2	Enc 3	Enc 4	Enc 5	Enc 6	Promedio
Estabilidad jurídica	0,7	0,3	0,5	0,3	0,5	0,5	0,47
Conocimiento sobre RAI	0,7	0,5	0,5	0,3	0,2	0,7	0,48
Dependencia con otras entidades	0,5	0,5	0,5	0,3	0,4	0,6	0,47
Gestión de conocimiento	0,9	0,95	0,7	0,65	0,2	0,9	0,72
Gestión del talento humano	0,7	0,95	0,8	0,3	0,2	0,9	0,64
Planeación de diseño y desarrollo	0,7	0,9	0,8	0,8	0,4	0,7	0,72
Normalización de procesos	0,8	0,95	0,7	0,7	0,4	0,8	0,73
Gestión de contratación	0,8	0,8	0,9	0,8	0,2	0,8	0,72
Seguridad de la información	0,6	0,99	0,6	0,6	0,3	0,9	0,67
Administración de riesgos	0,7	0,99	0,8	0,7	0,3	0,9	0,73
Gestión estratégica	0,7	0,95	0,9	0,7	0,1	0,9	0,71
Problemas de la plataforma tecnológica	0,7	0,5	0,7	0,6	0,4	0,5	0,57

Fuente: El autor

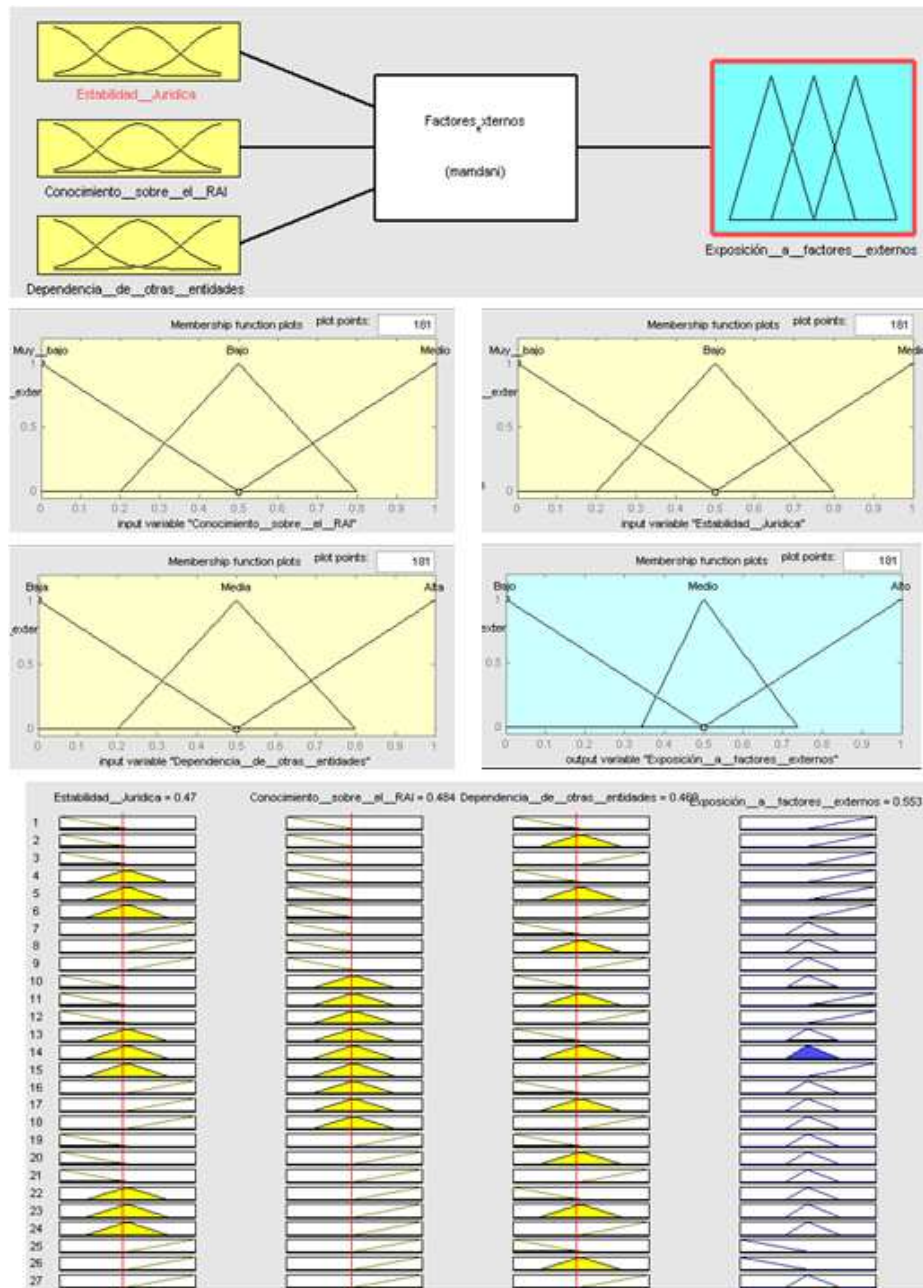
6.3.7. Plataforma de medición del modelo

Con toda la información anterior, se procede a programar el modelo con ayuda del toolbox de lógica difusa del software MATLAB; con el fin de obtener la exposición a pérdidas operativas de la entidad financiera como resultado de realizar mediciones de acuerdo a las variables definidas en el modelo y sus relaciones intermedias.

A continuación se muestran, para cada uno de los niveles definidos en el modelo, la estructura realizada en MATLAB, las funciones de pertenencia de cada una de las variables y los resultados de cada nivel tomando como

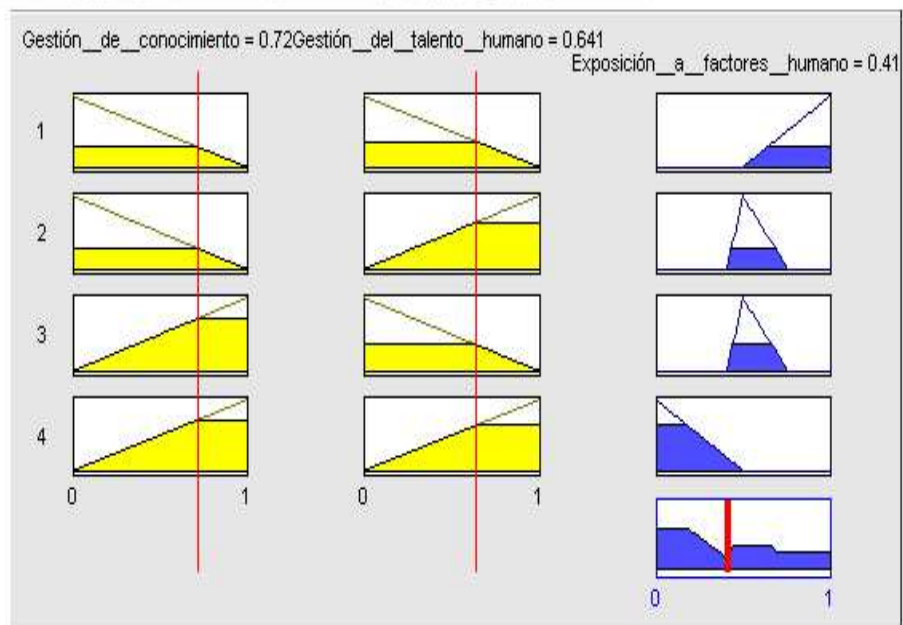
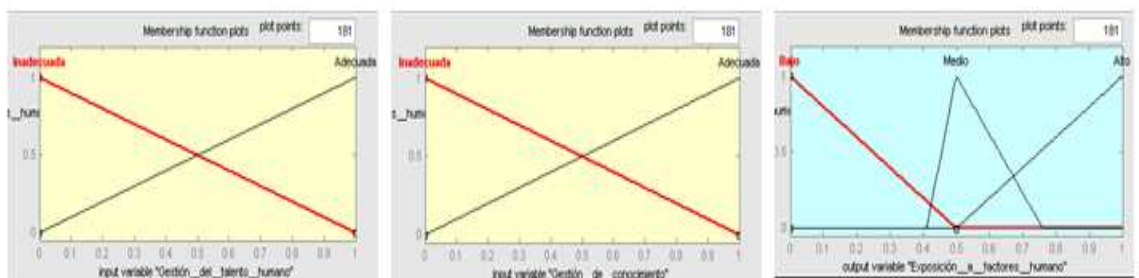
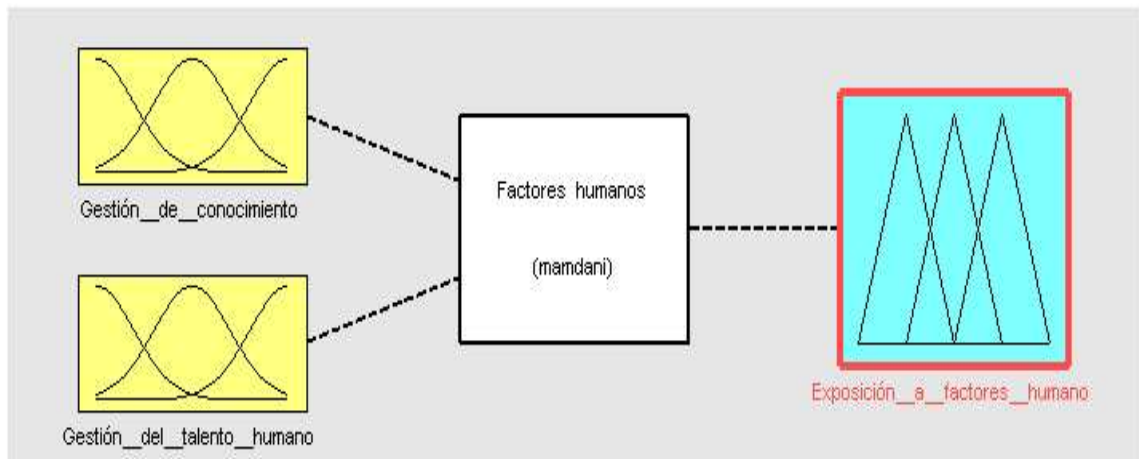
referencia el resultado promedio de la calificación realizada por los funcionarios de la entidad financiera de las variables de entrada del modelo.

Gráfico 52. Plataforma de medición para la variable exposición a factores externos



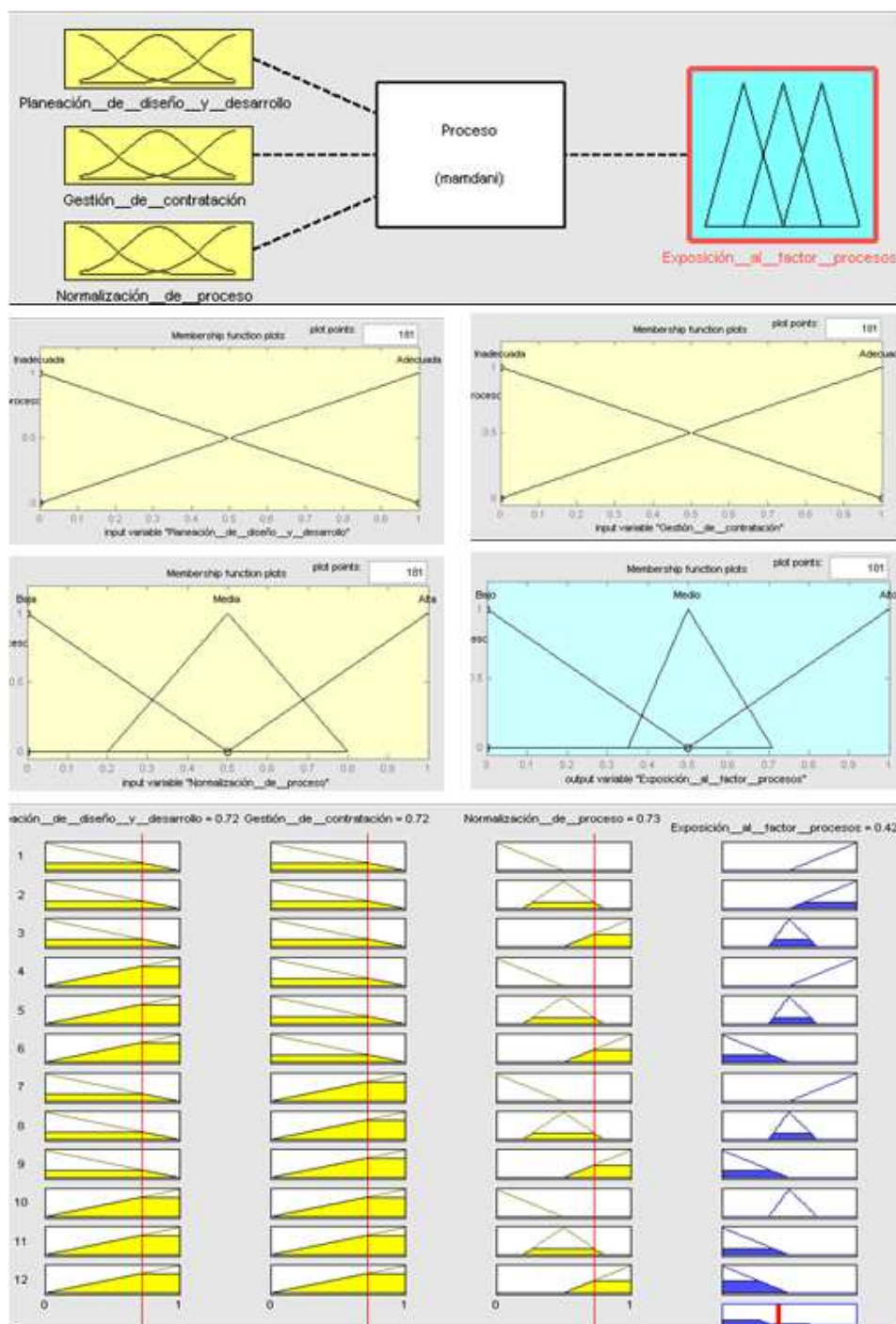
Fuente: El autor

Gráfico 53. Plataforma de medición para la variable exposición a factores humanos



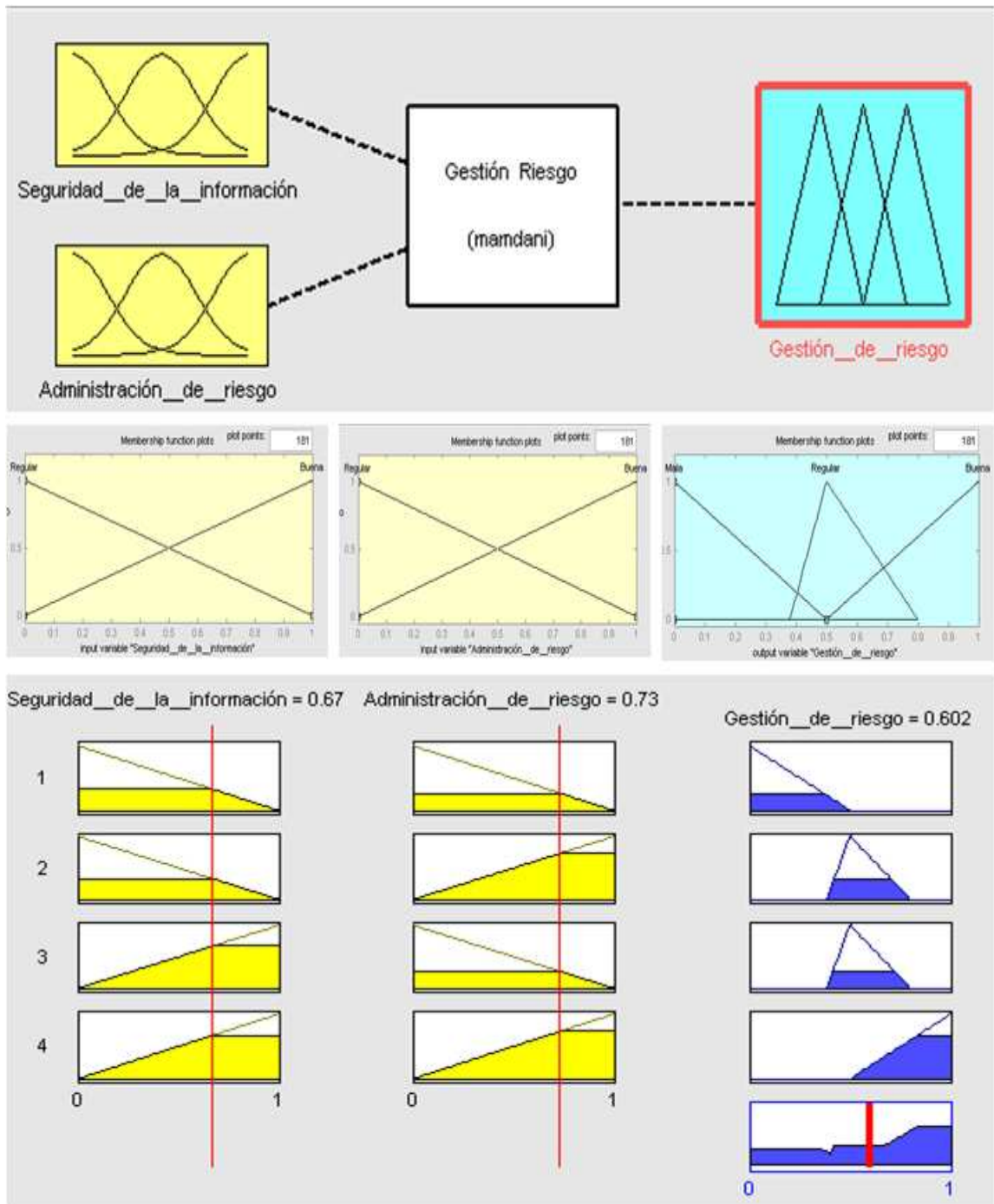
Fuente: El autor

Gráfico 54. Plataforma de medición para la variable exposición al factor procesos



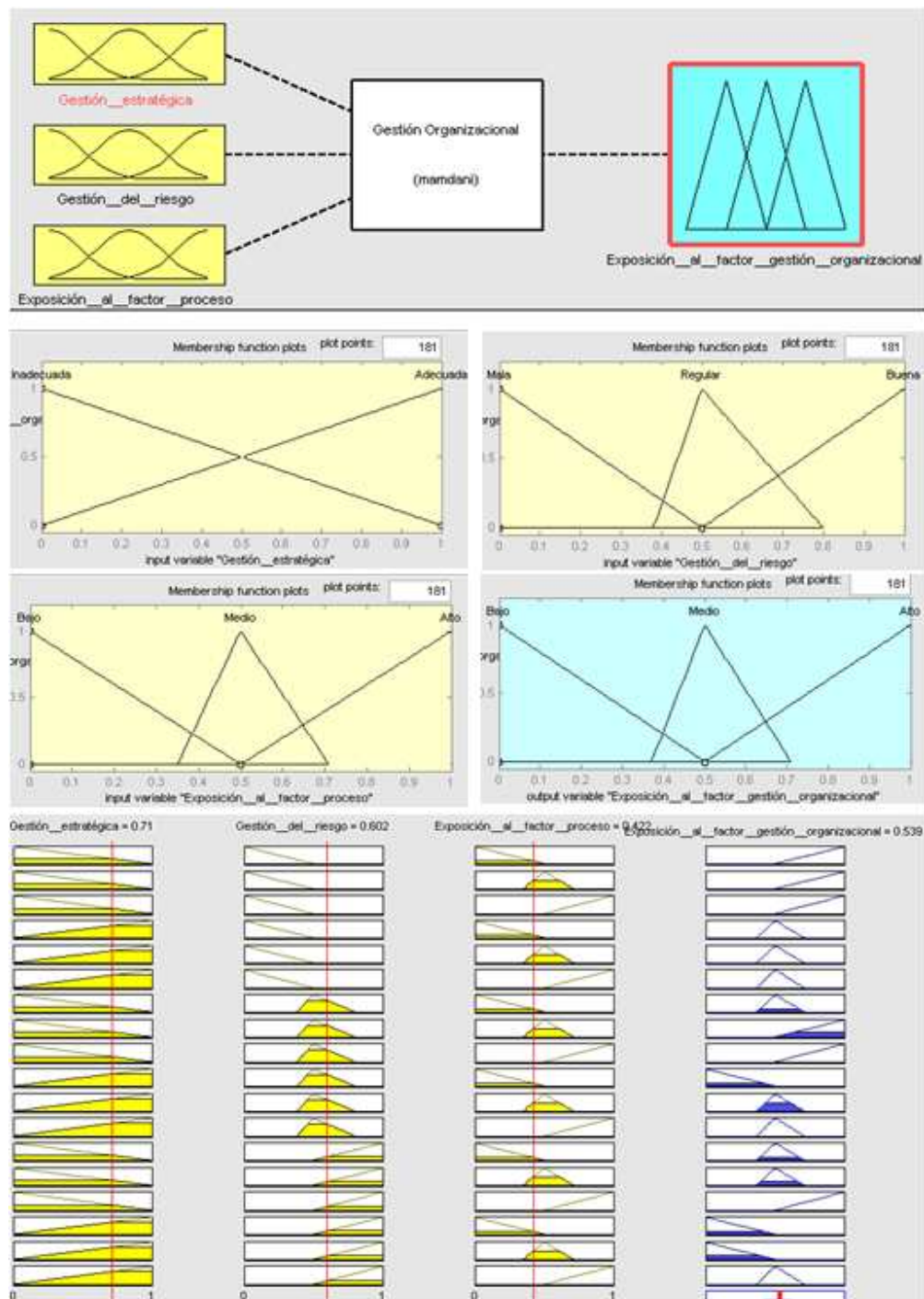
Fuente: El autor

Gráfico 55. Plataforma de medición para la variable Gestión de riesgo



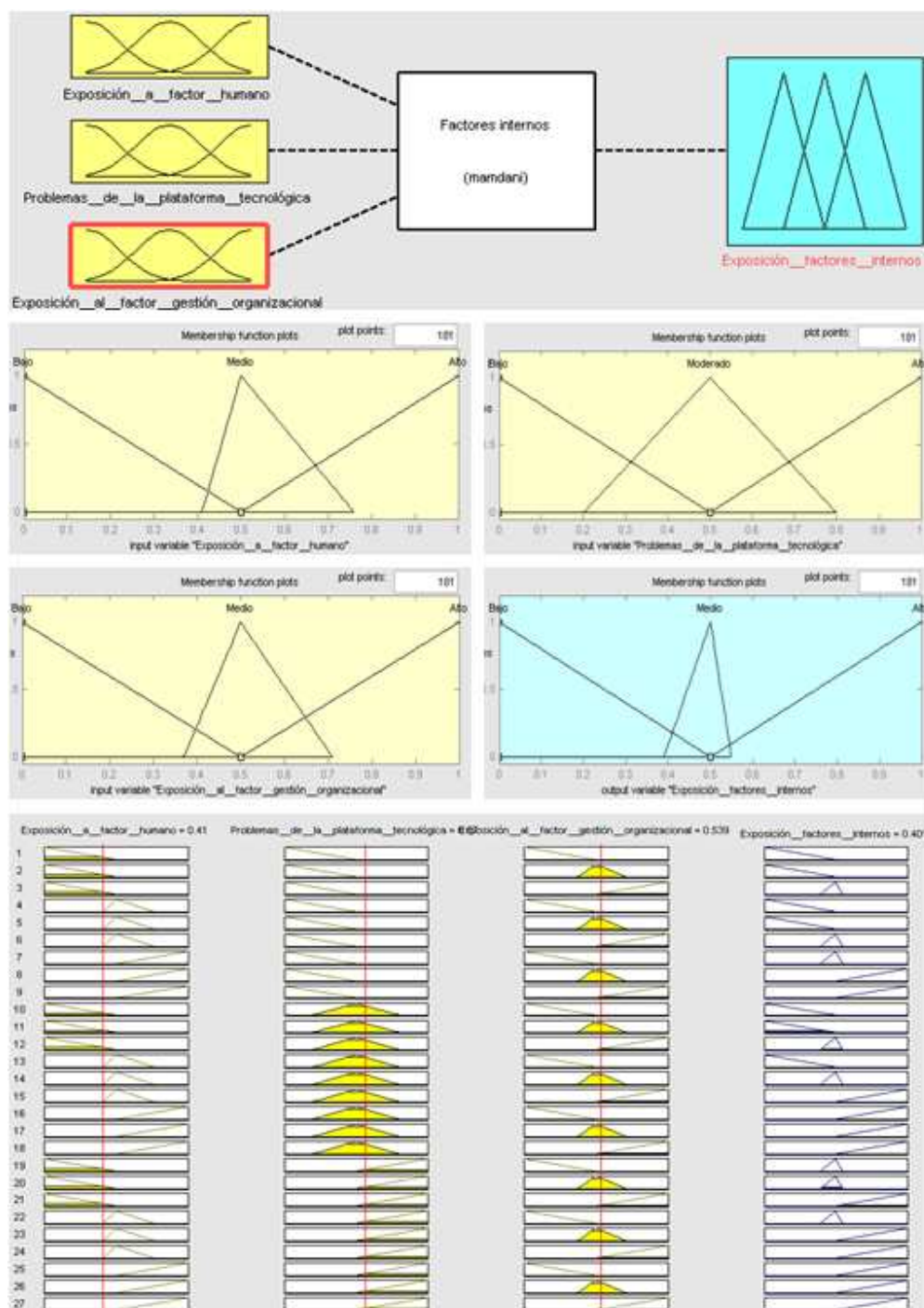
Fuente: El autor

Gráfico 56. Plataforma de medición para la variable exposición al factor gestión organizacional



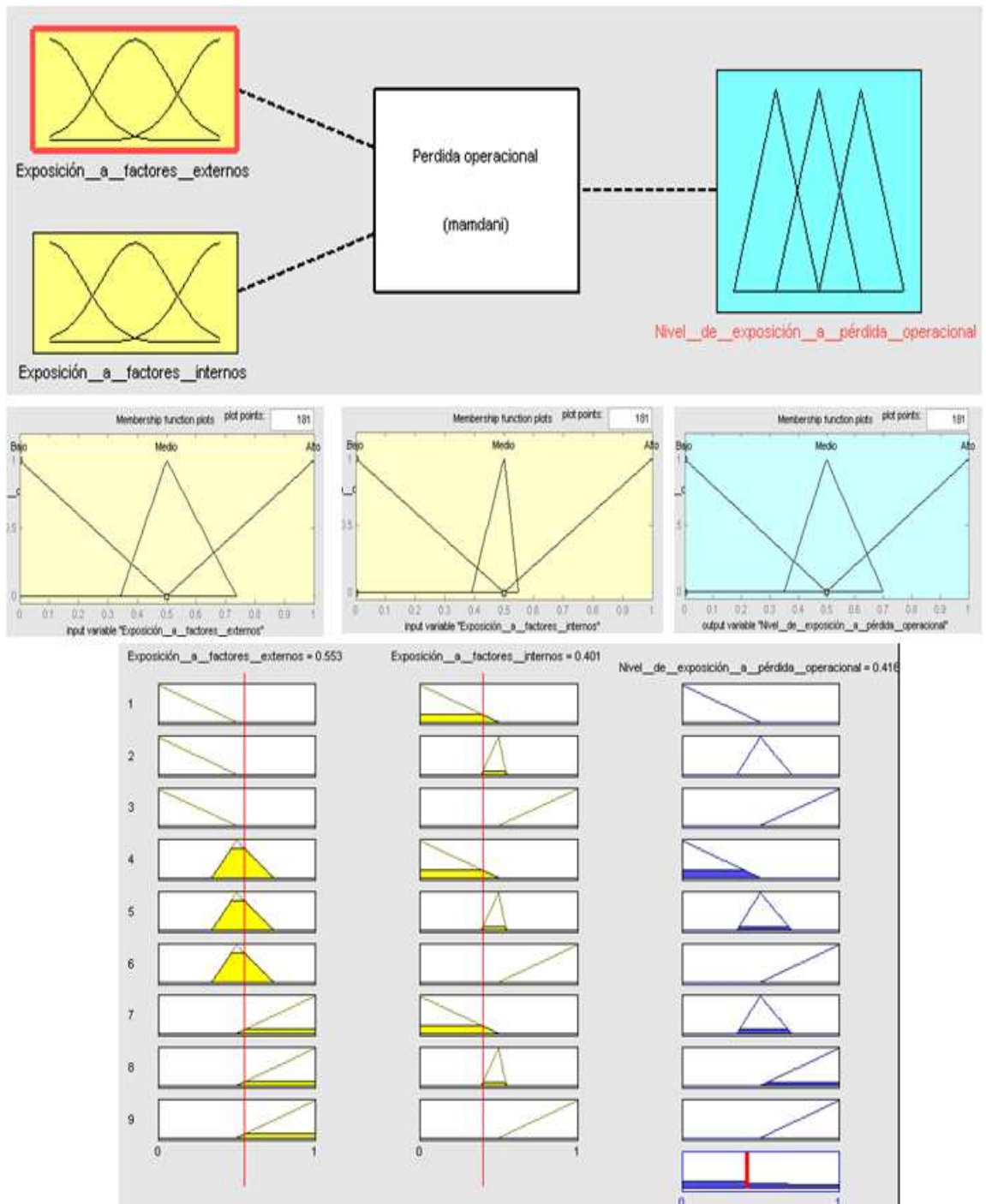
Fuente: El autor

Gráfico 57. Plataforma de medición para la variable exposición a factores internos



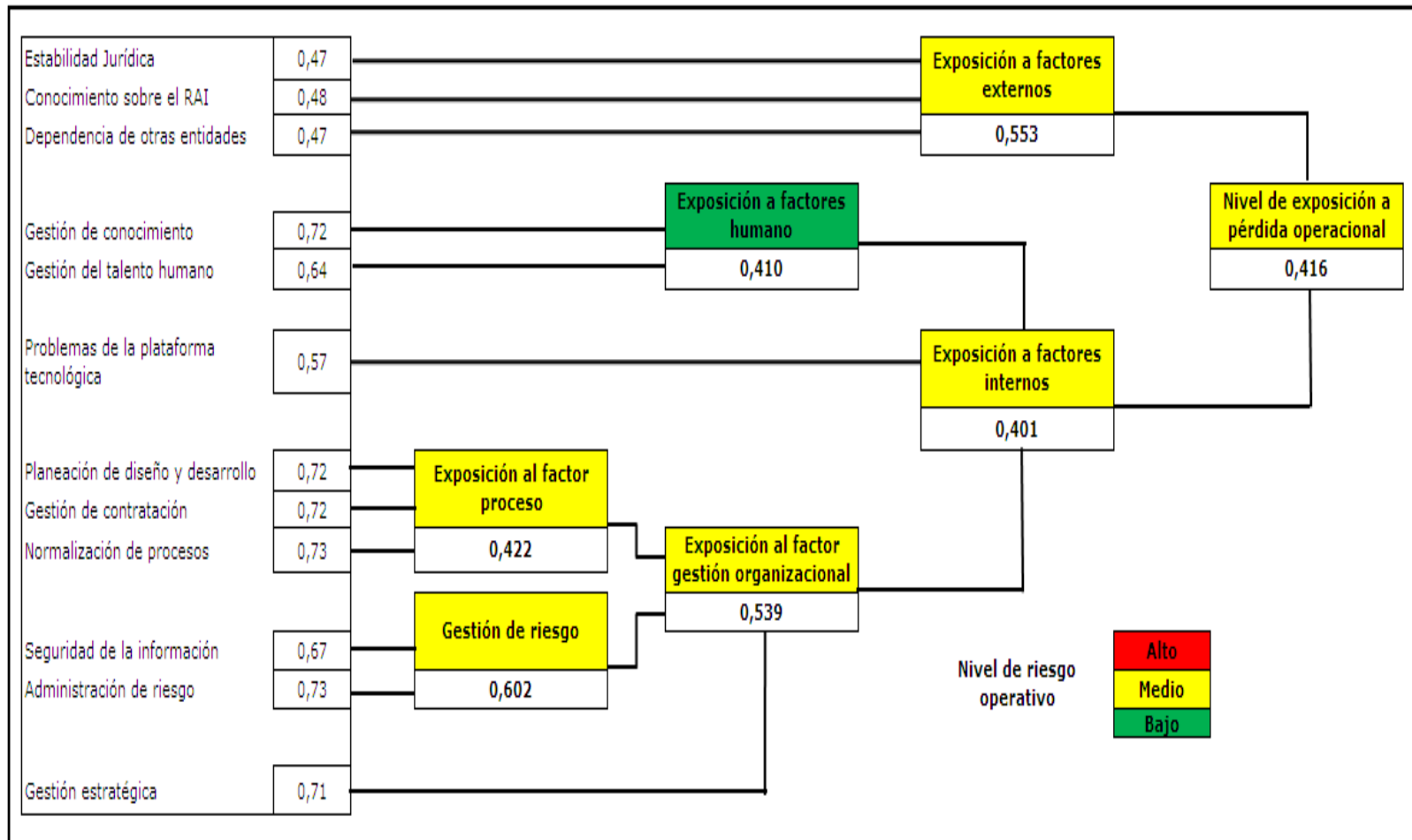
Fuente: El autor

Gráfico 58. Plataforma de medición para la variable nivel de exposición a pérdida operativa



Fuente: El autor

Gráfico 59. Sistema de inferencia difusa para el nivel de exposición a pérdida operativa



Fuente: El autor

El gráfico 58 muestra el sistema completo de inferencia difusa para el nivel de exposición a pérdida operativa; igualmente muestra los resultados de este sistema de acuerdo a la calificación dada a las variables de entrada por las personas expertas de la entidad financiera y los resultados arrojados por el software MATLAB de cada uno de los niveles definidos por este sistema.

El modelo es una interconexión de sistemas de inferencia difusos que miden el estado de los factores y para ello se utiliza una codificación de colores que dan alertas sobre el estado de los factores (siendo el color rojo el que representa una alta exposición de la entidad financiera a las pérdidas operativas, amarillo una exposición media y el color verde representa una exposición baja a las pérdidas operativas de parte de la entidad financiera).

En general a medida que aumenta la exposición al factor de riesgo (calificación cercana a 1) se obtiene una exposición mayor al factor de salida del sistema, excepto para la variable gestión del riesgo la cual indica una relación inversa, es decir, a medida que se mejora en la gestión (calificación cercana a 1) se disminuye la exposición al factor organizacional.

En términos generales se puede apreciar que la entidad financiera presenta una exposición media a las pérdidas operativas; destacándose que todos los factores presentan una exposición media, con excepción de la variable exposición al factor humano el cual tiene una exposición baja, demostrando con esto que la entidad tiene una excelente gestión en lo que hace referencia a la gestión del conocimiento y la gestión del talento humano de la compañía.

Adicionalmente, los resultados de este sistema permitirán a la entidad financiera conocer aquellos factores que generan una mayor exposición al riesgo operativo y de esta manera priorizar los recursos necesarios para mejorar la gestión, en relación con estos factores, por medio de acciones estratégicas o tácticas que le permitan llevar las pérdidas operativas a niveles aceptados y tolerados por la entidad financiera y por ende disminuir el valor de riesgo operativo calculado en la sección 4.2.3. de este trabajo.

Entre las acciones posibles que puede realizar la entidad financiera consiste en implementar controles adicionales que le permitan detectar y prevenir oportunamente los riesgos potenciales, mejorar los sistemas de gestión y promover el mejoramiento continuo de la entidad, otra alternativa consiste en contratar pólizas de seguros que cubran a la compañía en caso en que se lleguen a materializar las pérdidas operativas, la tercera alternativa consiste en transferir el riesgo contratando a un outsourcing que realice aquellas actividades que generan una mayor vulnerabilidad a la entidad y que no aportan un alto valor agregado a la gestión y por último la entidad puede evitar realizar aquellas actividades que más le presentan riesgos con el propósito de disminuir las pérdidas operativas; una adecuada combinación de las anteriores alternativas de tratamiento, que puede emplear la entidad

financiera, le permitirá llevar los niveles de exposición a pérdidas operativas a un nivel de baja exposición y por lo tanto garantizar la supervivencia y el crecimiento de la compañía en el tiempo.

6.4. PROPUESTA PARA RELACIONAR EL MODELO POT Y EL MODELO DE INFERENCIA DIFUSA.

Para relacionar los resultados del modelo POT y el resultado obtenido en el modelo de inferencia difusa en donde se modelaron las variables cualitativas que afectan el riesgo operativo de una entidad financiera se exponen las siguientes dos propuestas:

Propuesta 1:

- Se debe transformar el rango de salida que se encuentra entre 0 y 1 de la variable nivel de exposición a pérdida operacional con el propósito de relacionar este nivel con el resultado del modelo POT y de esta manera considerar los efectos de los aprendizajes y de la complejidad del negocio en el valor en riesgo de la entidad financiera.
- Para realizar la transformación se va a considerar que el VaR obtenido por el modelo POT va a representar el valor de 0.5 en el rango de salida del modelo de inferencia difusa; y por lo tanto el valor de 1 representará el 1.5%VaR y el valor de 0 representará el 0.5%VaR obtenido en el modelo POT. Para obtener un valor intermedio en el rango de salida se va a utilizar la siguiente expresión matemática:

$$y = \begin{cases} (x - 0.5) + 1 & \text{para } x \geq 0.5 \\ 1 - (0.5 - x) & \text{para } x < 0.5 \end{cases}$$

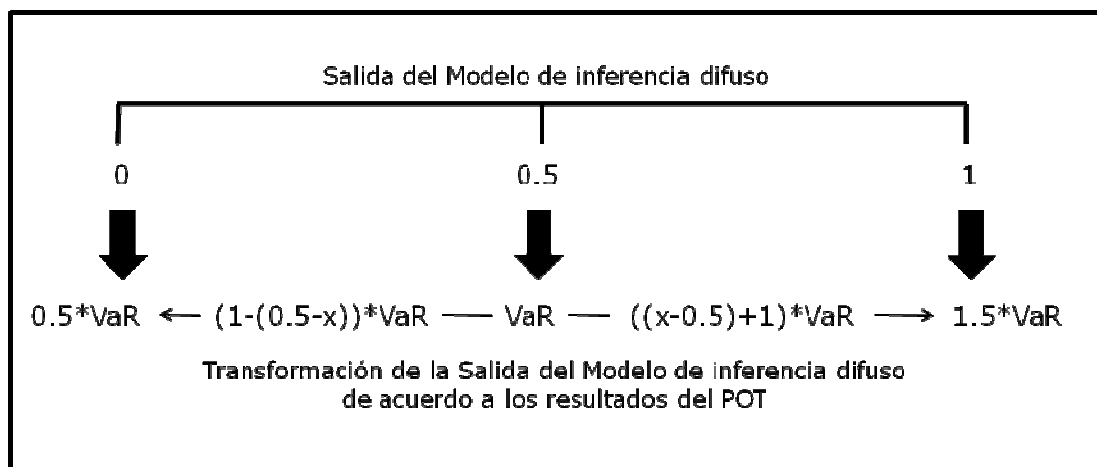
Donde x representa el valor obtenido en el modelo de inferencia difusa.

- Finalmente se obtiene el valor de capital en riesgo operativo de la entidad financiera de la siguiente manera:

$$\text{Capital en Riesgo} = y * VaR^*$$

Donde VaR* representa el valor obtenido mediante el modelo POT.

Gráfico 60. Propuesta para relacionar el modelo POT y el modelo de inferencia difusa.



Fuente: El autor.

Aplicando el anterior procedimiento en los resultados alcanzados en las secciones anteriores se obtiene:

El resultado del modelo de inferencia difuso = 0,416
 Como $0,416 < 0,5$ luego $y = 1-(0,5 - 0,416) = 0,916$
 Por lo tanto el capital en riesgo = $0,916 * \$648.122.600 = \$ 593.680.301$

Lo que refleja que el capital en riesgo de la entidad financiera disminuye en \$54.442.298 como consecuencia del aprendizaje que ha tenido la entidad financiera en los últimos años.

Propuesta 2:

- Se debe transformar el rango de salida que se encuentra entre 0 y 1 de la variable nivel de exposición a pérdida operacional con el propósito de relacionar este nivel con el resultado del modelo POT y de esta manera considerar los efectos de los aprendizajes y de la complejidad del negocio en el valor en riesgo de la entidad financiera.
- Para realizar la transformación se va a cambiar la escala entre 0 y 1 a una escala entre el valor esperado obtenido con el modelo POT y el VaR operativo con un nivel de confianza al 99%.

- Con el valor obtenido con el modelo de lógica difusa se procede a realizar una interpolación de acuerdo al nuevo rango definido para la escala del modelo; de la siguiente manera:

$$y = \text{valor esperado} + x * (\text{VaR (99\%)} - \text{valor esperado})$$

Donde y representa el valor de riesgo operativo para la entidad financiera considerando el efecto de las variables cualitativas y x el resultado obtenido por medio del sistema de inferencia difuso.

Aplicando el anterior procedimiento en los resultados alcanzados en las secciones anteriores se obtiene:

El resultado del modelo de inferencia difuso = 0,416

Valor esperado del modelo POT: 290.367.700

VaR (99%) del modelo POT: 1.741.410.100

Por lo tanto el capital en riesgo teniendo en cuenta el efecto de las variables cualitativas es:

$$y = 290.367.700 + 0,416 * (1.741.410.100 - 290.367.700)$$

$$y = 894.001.338$$

6.5. ACTUALIZACIÓN DEL MODELO

La administración de riesgo de una entidad cambia con el tiempo. Las respuestas a los riesgos que antaño eran efectivas pueden llegar a ser irrelevantes; las actividades de control pueden resultar menos efectivas o inexistentes o los objetivos de la entidad pueden cambiar. Esto puede ser debido a la llegada de nuevo personal, cambios en la estructura u orientación de la entidad o la introducción de nuevos procesos.

Enfrentadas a tales cambios, la dirección necesita determinar si el funcionamiento de la administración de riesgos continua siendo efectivo, por lo tanto es necesario actualizar periódicamente el modelo propuesto con el fin de calcular el capital en riesgo de la compañía y las variables cualitativas que pueden influir en la exposición a pérdidas operativas.

Para realizar el procedimiento de actualización del modelo se deben seguir los siguientes pasos tanto para la parte estadística como para el modelo de inferencia difuso.

6.5.1. Actualización del modelo POT

- Se debe continuar con el registro de los eventos de riesgo operativo que se presenten en la entidad financiera con el fin de tener información

adicional que se pueda involucrar en el modelo y por lo tanto en el cálculo del capital de riesgo de la entidad.

- Cada año en el mes de abril se debe proceder a ingresar los nuevos registros en la base de datos de pérdidas con el fin de validar las distribuciones y parámetros hallados tanto para la frecuencia como para la severidad.
- Para los datos de la base de datos de pérdida (incluyendo los nuevos registros) se debe actualizar las pérdidas de acuerdo al IPC registrado en el último año en el país.
- Con la nueva base de datos se procede a revisar el umbral hallado el último año, y se decide si se continúa con el umbral anterior o se selecciona uno nuevo.
- Se seleccionan los datos que superen el umbral seleccionado y se procede a realizar pruebas de bondad de ajuste para determinar si para el caso de la severidad, los datos se siguen comportando como una pareto generalizada, con los parámetros definidos en el último año, y para el caso de la frecuencia si se siguen comportando como una poisson con el parámetro definido el último año.
- En caso que las pruebas de bondad de ajuste se rechacen se procede a calcular los nuevos parámetros de la distribución pareto generalizado, para el caso de la severidad, y se realizan las pruebas necesarias para verificar la nueva distribución de la frecuencia (comúnmente la poisson o la binomial negativa).
- El último paso consiste en realizar el proceso de agregación de la frecuencia y la severidad y de calcular el VaR con un nivel de confianza al 95% con el fin de determinar el nuevo valor de capital de riesgo operativo de la entidad financiera.

6.5.2. Actualización del modelo de inferencia difusa

- Durante el año se deben implementar actividades de monitoreo que permitan establecer cambios en las variables que aumenten o disminuyan la exposición a pérdidas operativas de parte de la entidad financiera; estas actividades deben incluir seguimiento a los cambios en los procesos de la compañía, cambios en las variables macroeconómicas, sociales y políticas, cambios en la reglamentación, medición de los diferentes indicadores de rendimientos, análisis de los eventos de riesgo operativos ocurridos durante el año, entre otros.

- Cada año se debe realizar una sesión de grupo con los funcionarios de más alto nivel de la entidad financiera con el fin de revisar las variables del modelo y los resultados de las actividades de monitoreo que les permitan determinar la continuidad de las variables del modelo o la inclusión y/o eliminación de estos factores que exponen a la entidad a pérdidas operativas.
- Una vez revisadas las variables se debe proceder a realizar una calificación del comportamiento actual de cada una de los factores y a correr el modelo en cada uno de los niveles con ayuda del software MATLAB.
- Con los resultados se procede a determinar los tratamientos que se van a implementar para disminuir la exposición al riesgo operativo; priorizando aquellos factores que presenten una alta exposición.

7. CONCLUSIONES

- Este trabajo es un buen punto de partida para la cuantificación del riesgo operativo de una entidad financiera, pues en la medida en que se pueble la base de datos con la información de los eventos de pérdida que sucedan, se podrá estimar el valor del riesgo operacional no solamente para la organización en general como se hizo en este trabajo, sino también para todos los niveles requeridos por la alta dirección y por la nueva regulación.
- Este trabajo es el punto de partida para la gestión cuantitativa del riesgo, que con las nuevas exigencias legales, SARO y sobre todo la resolución 1865 de 2007 sobre Revelación Contable, tendrá que recorrer un camino de aprendizaje y perfeccionamiento necesarios para asumir la inminente legislación sobre exigencia de capital por riesgo a la entidades financieras.
- La distribución de los datos de severidad de las pérdidas operativas presentan una cola bastante pesada a la derecha; concordando lo anterior con la teoría de riesgo operativo en donde se expone que este tipo de datos presentan dos comportamientos; el primero de ellos Alta frecuencia y baja severidad (pérdidas esperadas) y el segundo de ellos datos de baja frecuencia pero alta severidad (pérdidas inesperadas); lo que lleva a concluir que dado la presencia de colas pesadas es más adecuado utilizar la teoría de valor extremo para modelar este tipo de comportamientos.
- La teoría de valor extremo, y particularmente el POT, es la herramienta más adecuada para modelar las pérdidas operativas considerando la anterior conclusión y la falta de ajuste de alguna distribución paramétrica para los datos de severidad; lo que lleva a que la simulación Montecarlo se tenga que realizar con la distribución empírica de los datos produciendo una alta variabilidad en los resultados de la simulación dado la alta dispersión presente en estos datos.
- El VaR operativo por si sólo no proporciona la información suficiente para gestionar el riesgo operativo en una entidad financiera; por lo tanto es necesario modelar las variables cualitativas que exponen en mayor o menor grado a una organización a este tipo de pérdidas.
- Para modelar las variables cualitativas que afectan el riesgo operativo se debe definir aquellas variables que pueden llevar a incrementar este tipo de pérdidas, con el propósito de establecer las acciones necesarias que

permitan mantener controladas, en unos niveles adecuados, este tipo de variables. Igualmente se deben definir fortalezas en su gestión que les permite disminuir las pérdidas operativas que se pueden llegar a presentar; la identificación de estas variables es importante ya que permite a las compañías conocer los controles actuales que llevan a que el riesgo residual sea menor.

- Para identificar y modelar las variables cualitativas que afectan el riesgo operativo de una entidad financiera una herramienta adecuada para hacerlo es por medio de la lógica difusa ya que permite evaluar este tipo de variables con ayuda de los expertos de la entidad financiera.
- Todas las entidades se hallan expuestas a algún tipo de riesgo que resulta en muchas ocasiones imposible de evadir; por esto, la adecuada gestión y administración del mismo es muy importante para dirigir y encaminar una compañía hacia resultados positivos y competitivos en el medio.
- Con el modelo propuesto para la medición del riesgo operativo se podrá realizar una gestión integral de este tipo de riesgo en las entidades financieras ya que permite determinar el valor de riesgo operativo de la compañía que facilitará la toma de decisiones por medio de técnicas para la provisión de capital; adicionalmente generará información para gestionar las variables que influyen en la materialización de este tipo de riesgo.

8. RECOMENDACIONES

Con el fin de mantener un control permanente del riesgo operativo en las entidades financieras que permita prevenir la ocurrencia de fraudes, sanciones legales, daños en la imagen de la compañía y en general de pérdidas operativas se agregan las siguientes recomendaciones:

- Es pertinente destacar la importancia que tiene el tema del control de riesgo operativo para las empresas de cualquier sector económico; es decir, las normas que se conocen en el mercado, sólo son conocidas por entidades del sector financiero, ya que son quienes las deben cumplir por obligación, pero deberían ser también de conocimiento y aplicación para cualquier tipo de entidad que se interese por controlar este tipo de riesgo que permita generar seguridad y sostenibilidad a todas las partes involucradas.
- La gestión de riesgos debe ser vista como un instrumento para el logro de una rentabilidad consistente en el largo plazo que guarde relación con los niveles de riesgo que se asumen, por ello, se recomienda que el modelo desarrollado en este trabajo sea complementado con un análisis del apetito al riesgo de la entidad financiera que sea la base para la toma de decisiones en relación con el nivel de riesgo aceptado por una organización.
- Elaborar informes, para la alta dirección, que se basen en datos íntegros, precisos y oportunos relacionados con la administración de sus riesgos operativos y que contengan como mínimo:
 - Los resúmenes de los resultados de las evaluaciones con respecto al cumplimiento de las políticas, procedimientos y controles de administración de riesgos, así como sobre las evaluaciones de los modelos y técnicas de medición de riesgos.
 - Cualquier cambio significativo en el contenido y estructura de las metodologías empleadas en la medición de riesgos.
 - Riesgos asumidos y la justificación de este tipo de decisiones.
 - Procedimientos para provisionar el riesgo operativo en la organización
- Es necesario que todos los funcionarios se involucren en el control del riesgo operativo y entiendan sus responsabilidades en relación con la administración de este riesgo, además de actuar de acuerdo con las normas y políticas establecidas, también actúen de forma consistente con la ética y los valores, y hagan uso de las herramientas desarrolladas para tal fin, de una forma correcta.

- Es necesario que las entidades definan cuales son los mecanismos más adecuados para provisionar el riesgo operativo definido en este trabajo; para este propósito es necesario que se conozcan y se estudie detalladamente mecanismos como los seguros, auto seguros, cautivas; entre otros; que permitirá a la entidad estar preparada frente a situaciones inesperadas de riesgos materializados.
- Adicionalmente es necesario que se definan los controles proactivos que permitan detectar y prevenir la materialización de los riesgo operativos de las entidades financieras por tal motivo es importante diseñar actividades de monitoreo que realicen seguimiento de las variables que afectan el riesgo operativo y se tengan definidos los procedimientos adecuados para la toma de decisiones en caso en que se detecta alguna señal de alerta.

BIBLIOGRAFÍA

AGUDELO, Oscar Mauricio. *Lógica difusa*. P – 7.

ÁRBELAEZ, Juan Camilo; FRANCO, Luis Ceferino; BETANCUR, César y otros. *Riesgo operacional: Reto actual de las entidades financieras*. En: Revista Ingenierías. Universidad de Medellín. Julio – Diciembre de 2006. Medellín – Colombia, pp. 97 – 110.

CHAVEZ-DEMOULIN, V.; EMBRECHTS, P. y NESLEHOVÁ, J. *Quantitative models for operational risk: Extremes, dependence and aggregation*. En: Journal of banking & Finance. 2006, pp. 2635 – 2658.

CHERNOBAI, ANNA y RACHEV, Svetlozar. *Applying robust methods to operational risk modeling*. En: The Journal of operational risk. Vol. 1. Number 1. 2006.

COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (BASILEA II). *Sound practices for the management and supervisión of operational risk*. Febrero de 2003. Basilea – Suiza. P – 12.

COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (BASILEA II). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital*. Junio de 2004. Basilea – Suiza. P – 228.

CORNALBA, Chiara y GIUDICI, Paolo. *Statistical models for operational risk management*. En: Physica. 2004; pp. 166 – 172.

CRUZ, Marcelo. *Modeling, measuring and hedging operational risk*. Enero de 2002. British Library. P – 346.

DANE. *IPC Variación*. Abril de 2009. Bogotá – Colombia. [En línea]. [Visitado Mayo 24 de 2009]. Disponible en Internet: <http://www.dane.gov.co>

DEVORE, Jay L. *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. México: Thomson editores. Quinta edición. 2001. P-762.

DUTANG,C.; GOULET, V. y PIGEON, M. *Actuar: An R Package for Actuarial Science*. *Journal of Statistical Software, to appear*. [En línea]. [Visitado Mayo 4 de 2009]. Disponible en Internet: <http://cran.at.r-project.org/>

INSTITUTO COLOMBIANO DE NORMAS TÉCNICAS (ICONTEC). *NTC 5254 – Gestión del Riesgo*. Mayo de 2004. Bogotá – Colombia. P – 39.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO). *Draft: Risk management – Principles and guidelines on implementation (ISO 31000)*. 2008. P- 18.

JANG, J., MIZUTANI, E. Y SUN, C. *Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*. New York: Prentice Hall. 1997.

JIMÉNEZ RODRIGUEZ, Enrique José y MARTÍN MARÍN, José Luis. *El nuevo acuerdo de Basilea y la gestión del riesgo operacional*. En: *Universia Business Review – actualidad económica*. Tercer trimestre del 2005, pp. 54 – 67.

KASABOV, N. *Foundations of neural networks, fuzzy systems and knowledge engineering*. Cambridge: The MIT Press. 1998

KOSKO, B. *Pensamiento borroso: la nueva ciencia de la lógica borrosa*. Barcelona. Crítica. 1995

KULKARNI, A. *Computer vision and fuzzy-neuronal systems*. New York: Prentice Hall. 2001

MEDINA HURTADO, Santiago y JARAMILLO, Johana. *Modelación de riesgo operativo mediante el uso de sistemas de inferencia difusos*. Agosto de 2007. P - 24

MOSCADELLI, Marco. *The modelling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the Basel Committee*. Julio de 2004. P – 72.

REISS, R Y THOMAS, M. *Statistical analysis of extreme values*. 2001. 2a edition, Basel, Birkhauser.

SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA (SFC). *Reglas relativas a la administración del riesgo operativo (Circular externa 041 de 2007)*. Junio de 2007. Bogotá – Colombia. P. 10. [En línea]. [Visitado septiembre 24 de 2008]. Disponible en Internet: <http://www.superfinanciera.gov.co>

TEJADA MUÑOZ, Guillermo. *Tutorial de lógica fuzzy*. En: *Electrónica-UNMSM*. N°5. Agosto 2000, pp. 18 – 29.

THE COMMITTEE OF SPONSORING ORGANIZATIONS OF THE TREADWAY COMMISSION (COSO). *Administración de riesgos corporativos – Marco integrado*. Diciembre de 2005. USA. P – 135.

WIKIPEDIA. *Distribución geométrica*. Mayo de 2009. [En línea]. [Visitado junio 24 de 2009]. Disponible en Internet: http://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n_geom%C3%A9trica

ANEXO A. Variación del IPC

Mes	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Enero	3,15	1,84	2,51	1,65	1,79	2,21	1,29	1,05	0,80	1,17	0,89	0,82	0,54	0,77	1,06	0,59
Febrero	3,68	3,52	4,01	3,11	3,28	1,70	2,30	1,89	1,26	1,11	1,20	1,02	0,66	1,17	1,51	0,84
Marzo	2,21	2,61	2,10	1,55	2,60	0,94	1,71	1,48	0,71	1,05	0,98	0,77	0,70	1,21	0,81	0,50
Abril	2,37	2,23	1,97	1,62	2,90	0,78	1,00	1,15	0,92	1,15	0,46	0,44	0,45	0,90	0,71	0,32
Mayo	1,54	1,65	1,55	1,62	1,56	0,48	0,52	0,42	0,60	0,49	0,38	0,41	0,33	0,30	0,93	
Junio	0,90	1,20	1,14	1,20	1,22	0,28	-0,02	0,04	0,43	-0,05	0,60	0,40	0,30	0,12	0,86	
Julio	0,91	0,77	1,51	0,83	0,47	0,31	-0,04	0,11	0,02	-0,14	-0,03	0,05	0,41	0,17	0,48	
Agosto	0,97	0,63	1,10	1,14	0,03	0,50	0,32	0,26	0,09	0,31	0,03	0,00	0,39	-0,13	0,19	
Septiembre	1,09	0,84	1,19	1,26	0,29	0,33	0,43	0,37	0,36	0,22	0,30	0,43	0,29	0,08	-0,19	
Octubre	1,11	0,88	1,15	0,96	0,35	0,35	0,15	0,19	0,56	0,06	-0,01	0,23	-0,14	0,01	0,35	
Noviembre	1,11	0,79	0,80	0,81	0,17	0,48	0,33	0,12	0,78	0,35	0,28	0,11	0,24	0,47	0,28	
Diciembre	1,49	0,92	0,72	0,61	0,91	0,53	0,46	0,34	0,27	0,61	0,30	0,07	0,23	0,49	0,44	
En año corrido	22,59	19,46	21,63	17,68	16,70	9,23	8,75	7,65	6,99	6,49	5,50	4,85	4,48	5,69	7,67	2,26