
EVALUACIÓN DE LOS RIESGOS OPERACIONALES EN EMPRESAS DEL SECTOR ELÉCTRICO APLICANDO LAS DIRECTRICES DEL COMITÉ DE BASILEA

DIONICIO PEÑA TORRES, CARLOS RODRÍGUEZ MONROY,
PABLO SOLANA y JAVIER PÓRTELA GARCÍA-MIGUEL

RESUMEN

La crisis financiera ha planteado disyuntivas respecto al uso de series de tiempo para el pronóstico de riesgos financieros. Por esta razón el Comité de Basilea de Supervisión Bancaria (CSBS) del Banco de Pagos Internacionales (BPI), ha propuesto un viraje hacia modelos cualitativos o mixtos que permitan detectar posibles eventos de riesgos de alto impacto y baja frecuencia a partir de entrevistas y encuestas a expertos. Este artículo aplica las directrices del CSBS-BPI para la detección de riesgos operacionales (RO) en empresas del sector eléctrico. Otro aspecto considerado es el establecimiento de indicadores a partir de unidades energéticas que no son afectados por factores macroeconómicos, con el objeto de mostrar datos de RO de empresas con lo que los agentes financieros internacionales podrán

realizar sus pronósticos con mayor confiabilidad. El CSBS-BPI ha demostrado que para datos cuantitativos las distribuciones de Poisson y log-normal son las que mejor representan la frecuencia e impacto de los RO. Se demuestra que dichas distribuciones son características también en el sector eléctrico y que es posible implementarlas cuando los datos son de origen cualitativo. Al igual que el Valor en Riesgo Operacional (OpVaR) es de amplio uso en el sector bancario, se muestra su aplicabilidad en empresas energéticas. Entre los diversos métodos para la obtención del OpVaR, se adoptó Montecarlo para convolucionar las distribuciones de severidad y frecuencia, y se obtuvieron las distribuciones de pérdidas, desde las cuales se extrajeron las pérdidas para diversos RO del sector eléctrico.

En un trabajo previo (Peña Torres *et al.*, 2013) se demostró que existen riesgos operacionales (RO) en empresas diferentes al sector financiero, por lo que este artículo se focalizará en detectar si es posible adaptar las directrices del Comité para la Supervisión Bancaria de Basilea (CBSB) del Banco de Pagos Internacionales (BPI) referentes a la administración de los RO en el sector eléctrico venezolano.

Adicionalmente, trata de dar respuesta a la interrogante de si es posible aplicar los métodos de valoración de RO que tienen datos de origen cualitativos.

Otro aspecto relevante que se demostrará en este trabajo es la posibilidad de establecer unidades energéticas a partir de indicadores que no son afectados por factores macroeconómicos (inflación, deflación y cambio monetario, entre otros) para presentar los datos de RO de empresas,

con lo que los agentes financieros internacionales podrán realizar sus pronósticos con mayor confiabilidad de compañías en países con sistemas político-económicos muy variados, entre los que se pueden incluir aquellos en los que existen controles de cambio monetario.

Posteriormente, se muestra la aplicación de métodos ampliamente aceptados para la estimación del OpVaR, con la finalidad de probar que

PALABRAS CLAVE / Comité de Basilea / Riesgo Operacional / Sector Eléctrico / Valor en Riesgo /

Recibido: 07/01/2013. Modificado: 15/12/2013. Aceptado: 18/12/2013.

Dionicio Peña Torres. Ingeniero Eléctrico y MSc en Ingeniería Industrial, Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre" (UNEXPO), Venezuela. Diplomado y Doctorante en Administración de Empresas, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales (ETSII), Universidad Politécnica de Madrid (UPM), España. Investigador Visitante, University of California at Berkeley, EEUU. Ex-Profesor, Universidad Nacional Yacambú y Universidad Fermín Toro, Venezuela. Dirección: ETSII-UPM. Calle José Gutiérrez Abascal 2, 28006, Madrid, España. e-mail: gip732000@yahoo.com

Carlos Rodríguez Monroy. Licenciado en Ciencias Económicas y Empresariales y en Ciencias Políticas, Universidad Complutense de Madrid, España. Doctor Ingeniero Industrial, UPM, España. Profesor, ETSII-UPM, España. e-mail: crmonroy@etsii.upm.es

Pablo Solana. Ingeniero Industrial y Doctor Ingeniero Industrial, ETSII-UPM, España. Profesor, ETSII-UPM, España. e-mail: psolana@etsii.upm.es

Javier Pórtela García-Miguel. Doctor en Ciencias Matemáticas. Profesor en la Universidad Complutense de Madrid. e-mail: jportela@estad.ucm.es

es posible una evaluación cuantitativa de los RO generada a partir de datos cualitativos procedentes de encuestas a expertos. Estos riesgos, en caso de ser posible, serán estratificados de acuerdo a la definición del CBSB-BPI con la finalidad de detectar su procedencia y contabilización para establecer las pérdidas que podrían generarse en caso de producirse.

Finalmente, a partir de un mapa de riesgos en el que se representa gráficamente el impacto y frecuencia de cada riesgo, se estudia la evaluación complementaria de pérdidas, con la que se deberán establecer las estrategias para mitigar los RO.

Los objetivos del presente trabajo son: 1) Adaptar las directrices del CBSB-BPI referente a los RO al sector eléctrico. 2) Determinar la frecuencia y la severidad de los RO a partir de encuestas realizadas a expertos del sector eléctrico y en función de unidades diferentes a las monetarias, ya que se estima que resultados bajo estos signos son ficticios. Se revisará si es posible la estimación en base a unidades de energía (MWh). 3) Determinar si es posible utilizar el método del valor en riesgo (VaR) con datos cualitativos transformados en cuantitativos con una escala de Likert.

Marco Teórico

Modelos de valoración de los RO

Generalmente se implementan dos tipos de modelos para valorar los RO: *top-down* y *bottom-up*, presentados en Chernobai *et al.* (2007). Por su parte, Fernández-Laviada (2010) y BIS (2011b) establecen los modelos AMA (de *Advanced Measurement Approach*) de tipo *bottom-up* como los que permiten valoraciones más exactas.

Alexander y Sheedy (2004) definen los eventos de alto impacto y baja frecuencia como aquellos que deberían ser prioritarios. La manera propuesta por Gregoriou (2009) para estudiar estos eventos de riesgo, es que estos sean pronosticados en base a valoraciones de expertos a través de autoevaluaciones (*risk self assessment*); no obstante, se debe considerar que Alexander y Sheedy (2004), adicionalmente, exponen que estos datos suelen ser subjetivos ya que cuentan con un elevado grado de incertidumbre. Según BIS (2011a), para estas valoraciones cualitativas se clasifican los RO en función de 1) frecuencia, o el número de eventos de pérdidas que suceden durante un determinado periodo de tiempo,

el cual se estima en un año, y 2) severidad, o el impacto del evento en términos de pérdidas financieras (BIS, 2011a).

Chernobai *et al.* (2007) y Jorion (2007) proponen a las distribuciones de probabilidad normal, binomial, geométrica, Poisson, binomial negativa y la combinación entre éstas como las típicas para frecuencia. Para describir el comportamiento de la severidad, proponen como las típicas en los casos que se dispone de series de tiempo (datos cuantitativos) a las distribuciones normal, exponencial, log-normal, Weibull, gamma, beta, Pareto y Burr.

Cálculo del valor en riesgo (VaR)

Chernobai *et al.* (2007), Jorion (2008) y Morgan (1996) proponen el cálculo del valor en riesgo (VaR), como la manera más práctica de establecer la exposición al riesgo.

Alexander y Sheedy (2004) proponen un algoritmo para la determinación del enfoque de distribución de pérdidas (LDA; de *Loss Distribution Approach*), que es uno de los modelos AMA-*bottom up* mejor estimados por el sistema financiero (BIS, 2011b) y el cual es el implementado para el cálculo del VaR en este estudio. Gregoriou (2009) presenta las ecuaciones que definen la LDA, donde se define la distribución de pérdidas totales para un intervalo de tiempo $[t; t+\tau]$ y formada por variables aleatorias con i, j elementos, así como la distribución de probabilidad acumulativa para esta serie está dada por:

$$L_{i,j} = \sum_{n=0}^{N_{i,j}} \xi_{i,j;n} \quad y$$

$$G_{i,j}(x) = \sum_{n=1}^{\infty} P_{i,j}(n) F_{i,j}(x)^{n\alpha}, \quad x > 0$$

Bajo este marco, las pérdidas esperadas (EL, de *Expected Loss*) y las pérdidas inesperadas (UL, de *Unexpected Loss*) para un nivel de confianza α , son:

$$EL_{i,j} = E[L_{i,j}] = \int_0^{\infty} x dG_{i,j} \quad y$$

$$UL_{i,j;\alpha} = G_{i,j}^{-1}(\alpha) - E[L_{i,j}]$$

Luego, las pérdidas catastróficas de las cuales se obtiene el VaR, estará dado por:

$$K_{i,j;\alpha} = UL_{i,j;\alpha} + EL_{i,j} = G_{i,j}^{-1}(\alpha)$$

Esta relación permite afirmar, que el VaR estará dado por

un cuartil de la distribución de pérdidas; este cuartil estará dado, según BIS (2011a), para un nivel de confianza del 99,9%. En empresas de sectores diferentes al financiero suelen usar el 95%.

Ong (2007) y Chernobai *et al.* (2007), muestran cómo obtener la LDA a través de la convolución de las distribuciones de frecuencia y severidad; incluso Gregoriou (2009), afirma que la LDA se puede obtener tanto para datos cualitativos como cuantitativos.

Para el cálculo de la convolución anteriormente descrita se considera implementar el método Montecarlo, claramente explicado por Rubinstein (1981) y Sobol (1976), y que Jorion (2008) propone como el método más eficaz y exacto para el cálculo del VaR.

Evaluaciones complementarias de pérdidas (CLE)

Gregoriou (2009) muestra que con el fin de obtener calificaciones útiles, se debe considerar una medida normalizada de la pérdida inesperada (UL) de modo que los resultados de diferentes unidades operativas puedan ser analizados y jerarquizados. Tal normalización se logra a través de la división de las pérdidas inesperadas (UL) vs un indicador de exposición (IE) que es, de acuerdo con el CSBS, el ingreso bruto (BIS, 2011b). El dominio de la pérdida inesperada normalizada (UL/IE) se divide en intervalos en representación de una clase de características.

Por tanto, con la finalidad de jerarquizar cada uno de los RO, con los datos característicos obtenidos de sus LDA, se deberá establecer en cuál de los intervalos anteriores se encuentra y posteriormente se podrá establecer las estrategias para mitigar, chequear, alertar o dejar sin acciones el RO en estudio. La Tabla I, ilustra más detalladamente los intervalos y su estatus al instante de ser detectado un RO.

Metodología

Previo al presente trabajo, Peña Torres *et al.* (2013) desarrollaron la siguiente secuencia de actividades: a) definieron los RO de acuerdo a las directrices del CBSB-BPI; b) detectaron la unidad de investigación: país, sector eléctrico y empresa en que se estima podría existir fuerte incidencia de RO; c) identificaron y definieron las fuentes de RO en la unidad de in-

TABLA I.
DISTRIBUCIÓN DE INTERVALOS DE LOS RIESGOS OPERACIONALES

Clase	Intervalos	Observación
A	0%<UL/EI<10%	OK: Situación óptima, mínima pérdida por riesgo operacional
B	10%<UL/EI<20%	ALERTA: Este estado muestra, la primera alerta.
C	20%<UL/EI<40%	RM CHEQUEAR: la situación es cada vez peligrosa y sería mejor comprobar los procesos para tener en cuenta una acción de mitigación.
D	UL/EI>40%	MITIGACIÓN: la situación es suficientemente crítica para adoptar una medida de mitigación.

Fuente: Gregoriou (2009).

investigación en función de sus datos históricos; d) determinaron el universo estadístico, población y muestra de la organización bajo estudio, y luego en el área más crítica seleccionada; y e) establecieron las áreas críticas de la organización bajo estudio en función de los RO.

Con los resultados del mencionado artículo se inicia la secuencia para este trabajo, la cual es:

1) Adaptar las directrices de Basilea a empresas del sector eléctrico.

2) Diagramar el proceso crítico seleccionado e identificar los RO. Posteriormente a la obtención de los procesos más impactantes se procedió a identificar los líderes de las áreas, las actividades, las normas, los RO de cada actividad y/o subprocesos y se implementaron diagramas de funciones cruzadas

(Hoffmann y Lowe, 2009) para mostrar el flujograma de cada proceso con la data descrita.

3) Valorar el impacto, frecuencia y la distribución de pérdidas de los RO en el proceso crítico seleccionado en el artículo anteriormente descrito.

4) Calcular el VaR para los diversos riesgos y detectar los RO más críticos para implementar metodologías de reducción de su impacto.

Se presentará un resumen de la matriz completada por los expertos con la información de los RO que se detectan en los procesos más críticos de la empresa. Se valora los RO con datos cualitativos que son transformados en cuantitativos a partir de escalas de Likert (Kerlinger, 2002). Se realiza un ajuste de distribuciones para la severidad y la frecuencia, las cuales se convolucionan para obtener la LDA de cada RO; lue-

TABLA II
CATEGORÍAS DE BASILEA

Basilea III / Basilea II/ Riesgos Operacionales			
ID	Categoría	* Descripción	Sub-categoría
1	Fraude interno	Pérdidas producto de actos fraudulentos intencionales, o de robo que involucra a los empleados, así como incumplimiento de leyes y políticas internas (de la compañía). Donde el empleado comete el fraude para beneficios económicos a si mismo.	Actividades desautorizadas. Robo y fraude interno. Licitaciones y adjudicaciones directas que afectan el patrimonio de la empresa por parte de empleados internos. Falsificación de pagos; Abonos Indebidos a cuentas personales de empleados de la empresa; malversaciones de efectivos u otros fondos.
2	Fraude Externo	Pérdidas producto de actos fraudulentos intencionales, o de robo que involucra a terceros, así como en incumplimiento de leyes y políticas internas de la empresa.	Actividad desautorizada y/o robo realizados por terceros de energía eléctrica o hidráulica. Fraude realizados por terceros: fraudes con pagos inadecuados de clientes; fraudes de intrusos y/o Hackers al extraer información confidencial de la empresa.
3	Prácticas de empleo y seguridad laboral	Pérdidas ocasionadas por inconsistencia en los contratos, leyes, acuerdos de salud-seguridad laboral y pagos de indemnizaciones al personal. Contratos con outsourcing inadecuados.	Errores en el cálculo de los beneficios laborales; Errores en la generación de contratos laborales, Errores en la realización de indemnizaciones laborales. Errores o deficiencias en contratos con outsourcing que generan insatisfacción por parte del personal de estas.
4	Prácticas de clientes, productos y negocios, no adecuadas	Pérdidas generadas por descuido o negligencia intencional para cumplir con el diseño de un producto o equipo, en el establecimiento de una relación comercial con el cliente.	Sobornos en compras de equipos, licitaciones, adjudicaciones directas, lavado de dinero, práctica de antitrust y antidumping, intercambio de insumos no autorizados, alteraciones en las mediciones eléctricas de clientes.
5	Daños a activos físicos (o desastres de seguridad pública)	Pérdidas originadas por daños a los activos físicos de la empresa, producto de desastres naturales u otros eventos	Sequías, inundaciones, terremotos, vandalismo, terrorismo, pérdidas humanas por eventos externos. Daños o pérdidas causadas por malas prácticas de los contratistas y proveedores.
6	Interrupción del negocio y fallas en los sistemas (ó fallas en la infraestructura y tecnología)	Pérdidas alcanzadas debido a interrupciones del negocio por fallas en los sistemas, tecnología o infraestructura.	Fallas de suministro en la energía hidráulica y eléctrica por errores de diseño e ingeniería, errores operacionales o mantenimiento inadecuados en equipos eléctricos de potencia, control o de protección.. Deficiencias en diseño, ingeniería, operaciones y mantenimiento de sistemas automatizados de protección, medición y control por parte de los operadores y personal de mantenimiento e ingeniería.
7	Fallas en la ejecución, entrega y gestión del proceso	Pérdidas ocasionadas por fallas en el procesamiento de las transacciones o gestión de los procesos, provenientes de las relaciones comerciales con clientes, proveedores, contratistas o contrapartes, que no benefician algún empleado interno	Registro incorrecto de los clientes, fallas en el suministro de los proveedores, incumplimiento de contratos, subestimaciones en el análisis de los clientes, proveedores o contratistas, Errores, fallas u omisiones por parte de los proveedores y contratistas en los procesos de ingeniería, diseño, mantenimiento y operaciones.

Fuente: Adaptado para empresas eléctricas a partir de BIS (2011a), Chernobai *et al* (2007) y Jorion (2007).

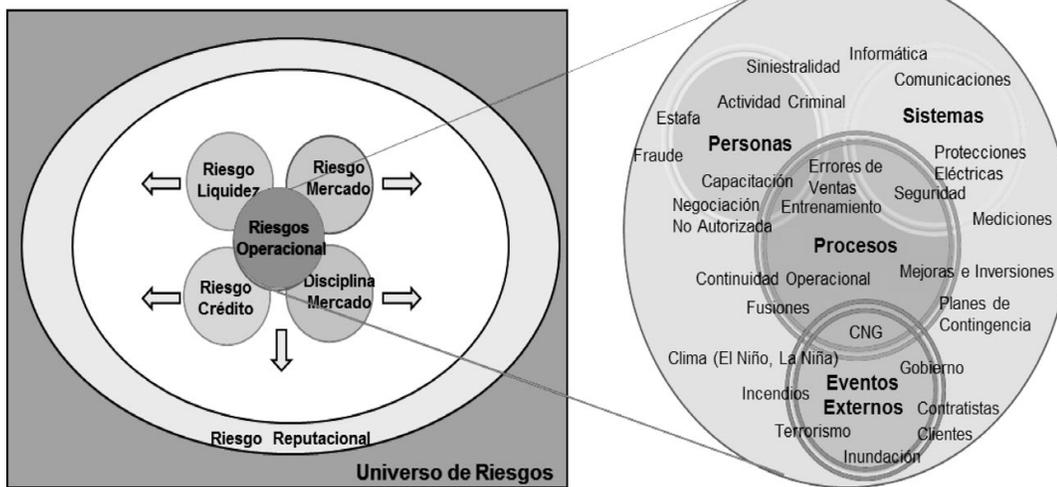


Figura 1. Universo de Riesgos Financieros. Adaptado de BIS (2011a).

go se extraerán sus datos característicos para obtener VaR, UL y EL. Con estos datos, se establece un mapa de riesgos, desde el que se presentan los RO más severos, con la finalidad de que sean tratados para su mitigación y/o eliminación.

Adaptación de las directrices del CBSB-BPI a empresas del sector eléctrico

El CBSB-BPI, define para el sistema financiero los riesgos operacionales de acuerdo a siete categorías principales, a saber: fraude interno, fraude externo, prácticas de empleo y seguridad laboral, prácticas de clientes - productos y negocios no adecuadas, daños a activos físicos, interrupción en el servicio y fallas en los sistemas, fallas en la ejecución - entrega - gestión del proceso (BIS, 2001, 2011a, b; Chernobai *et al.*, 2007; Jorion, 2007).

La Tabla II muestra como los autores tomaron las fuentes de riesgos operacionales anteriormente descritas para el sistema financiero, las cuatro grandes fuentes de RO (recursos humanos, eventos externos, procesos y tecnología) mostradas en la Figura 1 y la opinión de expertos del sector eléctrico venezolano (SEV) para redefinir la descripción de las categorías y sub-categorías de acuerdo a cada uno de los RO que se detectaron. Por tanto, con esta tabla se puede observar cómo se logró adaptar para el SEV los conceptos básicos de detección de RO originalmente concebidos por el CBSB-BPI para el sistema bancario sin alterar la filosofía que los sustenta.

TABLA III
FRECUENCIA E IMPACTO
DE LOS RO A PARTIR DE UNA
ESCALA DE LIKERT

Escala de Likert	Severidad (MWh)	Escala de Likert	Frecuencia
1	1000	1	1
2	5000	2	2
3	10000	3	4
4	30000	4	8
5	60000	5	12
6	100000	6	16
7	300000	7	20
		8	24
		9	28
		10	32
		11	36
		12	40
		13	44
		14	48

Justificación y propuesta de unidad de medida de los RO

Principalmente por razones políticas y sociales, en Venezuela existe un control cambiario desde el año 2002, así como un mercado interno energético fuertemente regulado por el gobierno. En los informes de la Agencia Internacional de Energía y Corpoelec-EDELCA se observa que en ese país se vende la gasolina a 0,02€/litro y se comercializa la energía eléctrica a un precio promedio por debajo de 0,01€/kWh (IEA, 2011; Corpoelec-EDELCA, 2009). Ello hace que el análisis de riesgos en función de unidades monetarias, como recomienda el

CBSB-BPI, sea inadecuado, ya que el Bolívar Fuerte (unidad monetaria venezolana) tiene un valor oficial regulado de acuerdo a lo estipulado por la Asamblea Nacional (ANRBV, 2003).

Se propone en este estudio la utilización de unidades energéticas como el MWh, ya que se estima serán más fidedignos los datos, debido a que el valor en MWh se podrá transformar en unidades monetarias nuevamente al aplicarle precios internacionales de energía como los mostrados por la IEA.

Valoración y detección de RO en el proceso de producción y en mantenimiento

Se realizaron diagramas de funciones cruzadas (Hoffman, 2009), en los que se establecieron los flujogramas del proceso más crítico y se identificaron gráficamente los RO más críticos en cada una de las actividades y subprocesos. La Figura 2, muestra parte del proceso de producción de la empresa bajo estudio, con algunos de los RO identificados.

Se establecieron escalas de Likert (Kerlinger, 2002) como se resume en la Tabla III, con las que se estimaron los RO en función de su severidad y frecuencia, obteniendo el OpVaR en función de unidades energéticas.

Para estudiar el proceso seleccionado como el más crítico, se realizaron entrevistas y encuestas en que se explicaron los riesgos, las actividades a las que están asociados, las normas a aplicar, responsables, propuesta de indicadores y finalmente se propuso una tabla con 32 atributos de los RO. La Tabla IV, presenta un resumen de algunos de los riesgos estudiados, con atributos y estimaciones cualitativas de los expertos. Se aplicó la Tabla III para estimar el impacto y la frecuencia de los RO.

Cálculo de la distribución de pérdidas (LDA)

Los espacios muestrales presentados en Peña Torres *et al.* (2013) fueron considerados para obtener la matriz resumida en la Tabla IV;

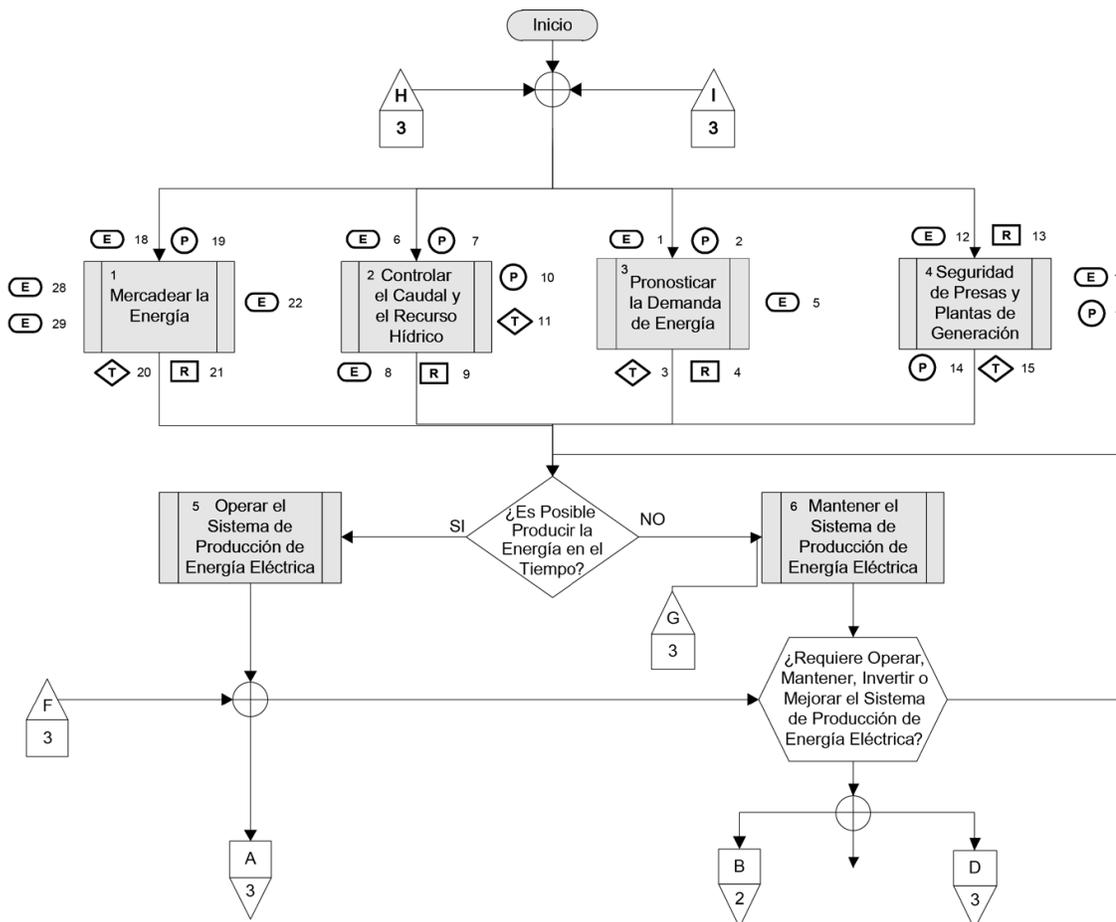


Figura 2. Flujograma del proceso de producción con algunos RO identificados.

es decir, fue consultada la opinión de 58 expertos de la Central Hidroeléctrica “Simón Bolívar” - Planta Gurí. Con las consultas a los expertos se determinó la severidad y la frecuencia de cada uno de los RO, así como las distribuciones de probabilidad que es-

tas seguían. El ajuste realizado permitió probar lo señalado en BIS (2001), Alexander y Sheedy (2004), Gregoriou (2009) y Fernández-Laviada (2010), para quienes la mayoría de las distribuciones de probabilidad de frecuencia siguen una distribución de Poisson

En primer lugar se modelan, a partir de los datos disponibles, las distribuciones de frecuencia y severidad.

En los datos estudiados, la frecuencia del riesgo R-35 es modelada por una distribución de Poisson de parámetro $\lambda=19,13$ y la severi-

y las de impacto o severidad corresponden generalmente a la distribución log-normal.

Para cada una de las distribuciones de probabilidad se determinaron sus valores característicos. Para las distribuciones de frecuencias se determinó la frecuencia promedio (λ) para modelar las curvas características de Poisson y para la severidades se calcularon las medias (μ) y las desviaciones estándar (σ) correspondientes a la distribución log-normal.

En las secciones anteriores se expuso la fundamentación teórica para la aplicación de los modelos AMA-LDA para datos de origen subjetivo. La opción utilizada es el método de Montecarlo. El objetivo es aproximar la distribución de pérdidas a través de la obtención de una muestra simulada de ésta.

TABLA IV
RESUMEN DE LA MATRIZ DE VALORACIÓN DE ALGUNOS RO

Nombre del riesgo	Descripción del riesgo	Atributo	Categoría	Frec. promed.	Imp. promed.
Inseguridad de presas y plantas de generación	Se produce el riesgo inherente a actos vandálicos, terrorismo, guerras, sabotaje en las presas, plantas, subestaciones principales a lo largo del río Caroní y en particular de planta Guri.	Daños a activos físicos (o desastres de seguridad pública)	Externo	3	6
Deficiencias en los planes de inversión de las centrales hidroeléctricas	Los proyectos planificados no se ejecutan por que el MPPEE y el gobierno nacional varían en sus prioridades en la ejecución de los proyectos.	Fallas en la ejecución, entrega y gestión del proceso	Externo	9	7
Capacidad instalada de la barra swing excesiva	La Central Hidroeléctrica “Simón Bolívar” - Planta Guri, produce el 60% de la energía generada por EDELCA que a su vez produce el 69% de la energía del SIN; por lo que cualquier perturbación en este punto del SIN generan pérdidas imposibles de suplir rápidamente.	Interrupción del negocio, fallas en los sistemas y/o fallas en la infraestructura y tecnología)	Procesos	14	2

dad, como una distribución log-normal de parámetros $\mu=9,07$ y $\sigma=0,999$.

A continuación se obtienen valores de pérdidas simulados a partir de la convolución de ambas distribuciones: se extrae un valor X por simulación de la distribución de Poisson del parámetro $\lambda=19,13$, se extraen seguidamente por simulación exactamente X valores de una distribución log-normal de parámetros $\mu=9,07$ y $\sigma=0,999$, y se suman estos valores, dando lugar a un valor de pérdida L. Este proceso se repite un número suficientemente grande de veces para obtener una muestra grande de valores L de pérdidas, con el cual se construyen histogramas y aproximan probabilidades, percentiles y otras medidas características.

En la Figura 3 se muestra el histograma de una muestra de pérdidas de tamaño 1.000.000 obtenida por simulación, para el riesgo R-35. El eje X representa las pérdidas en MWh y el eje Y representa la frecuencia absoluta muestral para cada intervalo. El VaR se estima con el percentil 99, que en estos datos toma el valor $P_{99\%}=585.113$ MWh. Las pérdidas esperadas E(L) son estimadas por la mediana muestral que toma el valor $P_{50\%}=261.070,37$ MWh.

Resultados

La totalidad de los cálculos para obtener las LDA de cada uno de los RO, se realizaron de manera análoga al procedimiento mostrado en la sección anterior. En la Tabla V se

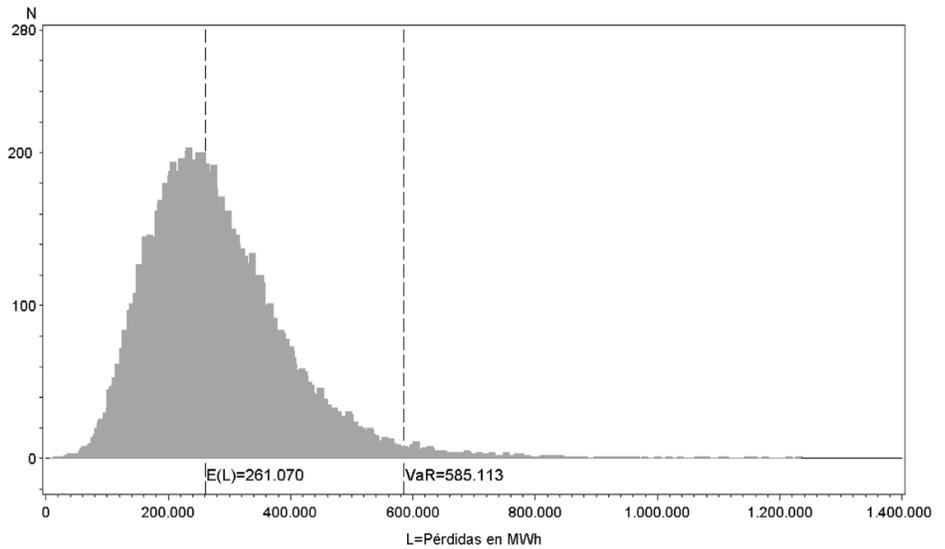


Figura 3. Enfoque de distribución de pérdidas (LDA).

resumen los valores característicos para cada uno de los riesgos analizados. Es de hacer notar que el valor EI considerado se extrajo del promedio semestral bruto de producción de la empresa entre los años 2000 y 2009.

La Figura 4 presenta la distribución de los riesgos operacionales según su origen. En este imamograma se puede observar que para los datos preliminares tratados como los RO son impactados en mayor medida por sus procesos internos y por los eventos externos.

La Figura 5, muestra una gráfica en la que se compara el impacto y frecuencia de cada uno de

los riesgos respecto al peor de los casos. De esta figura se detecta como los riesgos se pueden agrupar de acuerdo a su criticidad, lo cual se evidencia al comparar el OpVaR de cada RO con el peor caso posible para cada uno de ellos. Aquellos con mayor severidad media y pérdidas en el peor caso, son los más críticos: son los incluidos en la esquina superior (R29, 24, 8 y R11). Del mismo modo, aquellos riesgos con menor frecuencia, severidad media y pérdidas, en el peor caso son considerados menos críticos y por tanto secundarios cuando se planteen las estrategias para mitigar la exposición al riesgo.

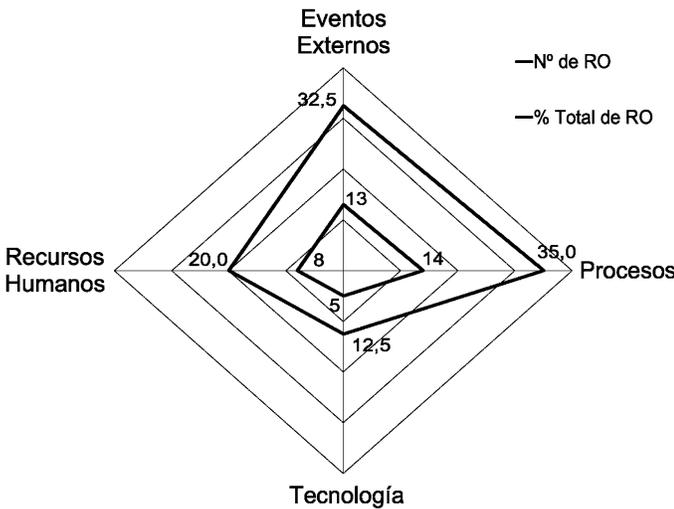


Figura 4. Imamograma de riesgos.

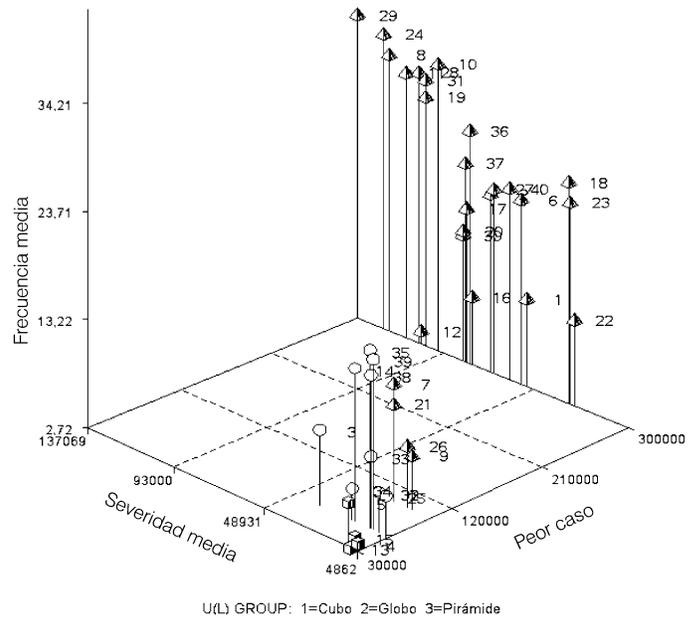


Figura 5. Ubicación preliminar de los RO respecto al peor caso.

La Figura 6 amplía la visión de los resultados detectados en la figura anterior, ya que la evaluación complementaria de pérdidas (CLE) se realizó conforme a las directrices del CBSB-BPI resumidas en la Tabla I. En esta figura, el blanco representa los riesgos con $UL/EI < 10\%$, gris claro a los que resultan con un $10\% < UL/EI < 20\%$, gris oscuro a los que reflejan un $20\% < UL/EI < 40\%$, y negro a los RO que presentan un $UL/EI > 40\%$.

De esa figura se obtiene que el 27,5% de los RO estudiados se corresponden a un grado de criticidad elevado y deben ser mitigados en el corto plazo. Finalmente de la Figura 6, se detecta que el 50% de los RO, están en niveles de alarma, crítico o emergencia y se deben chequear, con la finalidad de evitar que aumenten su criticidad de acuerdo con la percepción de los expertos encuestados.

Conclusiones

Se concluye factible la aplicación de las Directrices del Comité de Basilea para la evaluación de los RO en empresas del sector eléctrico, por lo que se prueba que se pueden implementar en empresas diferentes al sector bancario, ya que se logró adaptar los atributos de los RO propuestos por el CBSB-BPI a estas empresas. Con esta adaptación, se pudieron analizar las diversas fuentes de riesgos (Centro Nacional de Gestión del SEV, políticas gubernamentales, terrorismo, inundaciones, disminución de lluvias, reducción del caudal de ríos, contratistas, procesos y recursos humanos, entre otros).

La Tabla II permitió identificar las variables aleatorias que implican mayor probabilidad de daños potenciales y pérdidas en la unidad de investigación. Una vez identificados los riesgos con estas premisas, los expertos pudieron realizar las evaluaciones para establecer sus estimaciones referentes al impacto y la frecuencia de cada RO.

Después de probar que era posible establecer una valoración de los RO a partir de encuestas a expertos, se procedió a ajustar las distribuciones de probabilidad para la seve-

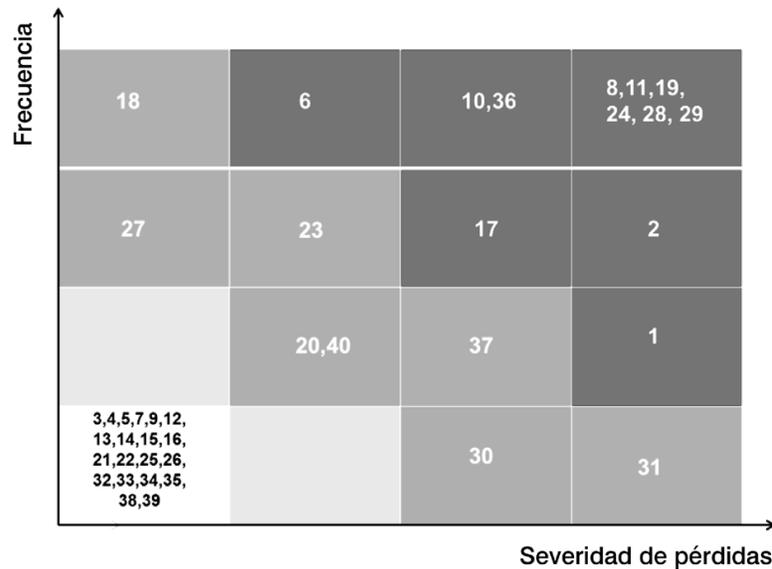


Figura 6. Radar de riesgos.

ridad y la frecuencia. Se obtuvo que para la mayoría de los riesgos, la distribución de Poisson representa con bastante precisión a la frecuencia de los riesgos y la distribución log-normal representaban en la mayoría de los casos la severidad de los RO, con lo que se puede afirmar que estas distribuciones tradicionalmente usadas para estimaciones realizadas a partir de datos provenientes de series temporales, también pueden ser utilizadas cuando la fuente de los datos es cualitativa.

Chernobai *et al.* (2007), Delgado y Bas (2002) establecen a los métodos *bottom-up* como los más precisos por ser más detallados, por lo que se establecieron éstos para realizar el presente estudio. Se estudió la posibilidad de aplicar modelos mixtos bayesianos, pero este estudio podrá ser realizado cuando se posea una amplia base de datos de RO. Por esta razón, se determinó aplicar el método de medición avanzada (AMA) de identificación de la curva de distribución de pérdidas (LDA) debido a que permitió estudiar los riesgos con datos provenientes de fuentes subjetivas, así como también permitió establecer la posibilidad de aplicar estas metodologías en empresas diferentes a las del sector financiero.

La evaluación complementaria de riesgos muestra que para la data preliminar analizada se detectaron los riesgos más impactantes en la organización y se estableció que el 27,5% de los RO requieren una atención urgente, por lo que se sugiere iniciar con éstos la implementación de

estrategias para mitigar sus efectos, como propone el CBSB-BPI.

Todos los estudios y análisis anteriormente descritos se implementaron después de cambiar la cuantificación de los riesgos desde variables monetarias a valores energéticos en MWh. Esto no impidió en ninguno de los casos realizar el estudio, con lo que se prueba que es posible calcular el OpVaR con datos que no sean cuantificables necesariamente en unidades monetarias, como sugiere el CBSB.

Finalmente, se concluye que la aplicación de las directrices del CBSB-BPI a empresas no financieras obtiene un conjunto de principios de divulgación de información que permitirá a los participantes del mercado energético y financiero (gobierno, distribuidores, consumidores, reguladores, accionistas, inversionistas, bancos y otros) evaluar y estimar, de manera continua, el perfil de riesgo operacional y su nivel de capitalización de una manera asertiva y acorde a estándares financieros internacionales.

REFERENCIAS

- Alexander C, Sheedy E (2004) *The Professional Risk Managers' Handbook - A Comprehensive Guide to Current Theory and Best Practices*. PRMIA. Londres, RU. pp. 1153-1225.
- ANRBV (2003) *Gaceta Oficial N° 37415: Pliego Tarifario de Energía Eléctrica*. Caracas, Venezuela. www.asambleanacional.gov.ve
- BIS (2001) *Regulatory Treatment of Operational Risk*. www.bis.org/publ/bcbs_wp8.pdf pp. 21-23, 33-35.
- BIS (2011a) *Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk*. www.bis.org/publ/bcbs195.pdf pp. 3-6, 10-16.
- BIS (2011b) *Operational Risk -Supervisory Guidelines for the Advanced Measurement Approaches*. www.bis.org/publ/bcbs196.pdf pp. 1 - 52.
- Chernobai A, Rachev S, Fabozzi F (2007) *Operational Risk (A Guide to Basel II Capital Requirements, Models and Analysis)*. 4ª ed. Wiley. Hoboken, NJ, EEUU. pp. 8-10, 18-28, 40-48, 85-146, 221-243.
- Corpoelec-EDELCA (2009) *Situación Actual del Sistema Eléctrico Nacional*. Caracas, Venezuela. www.edelca.com.ve pp. 5-25.

- Delgado J, Bas M (2002) *Operational Risk Management*. Dyckinson. Madrid, España. pp. 69-72.
- Fernández-Laviada A (2010) *La Gestión del Riesgo Operacional - De la Teoría a su Aplicación*. Limusa Noriega. Madrid, España. pp. 387, 418.
- Gregoriou G (2009) *Operational Risk Toward Basel III*. Wiley. Hoboken, NJ, EEUU. pp. 3-21, 69-94, 131-176.
- Hoffmann D, Lowe D (2009) *SmartDraw for Dummies*. Wiley. Indiana, IN, EEUU. pp. 175-186.
- IEA (2011) *World Energy Outlook*. International Energy Agency. Paris, Francia. www.iea.org pp. 39-64, 69-98, 103-182, 469-494
- Jorion P (2007) *Financial Risk Manager Handbook*. 4th ed Wiley. Hoboken, NJ., EEUU. pp. 46-59, 85-106, 349-368, 551-568.
- Jorion P (2008) *Valor en Riesgo - El Nuevo Paradigma para el Control de Riesgos cCon Derivados*. Limusa. México. pp. 13, 99-105, 191-205, 233-246.
- Kerlinger F, Lee H (2002) *Investigación del Comportamiento*. 4th ed. McGraw-Hill. México. pp. 645 -660, 670-673.
- Morgan J, Reuters (1996) *Risk Metrics -Technical Document*. www.jpmorgan.com/riskmanagement/riskmetrics pp. iv.
- Ong M (2007) *The Basel Handbook: A Guide for Financial Practitioners*. 2nd ed. Risk. Londres, RU. pp. 501-594.
- Peña D, Rodríguez C, Solana P, Pórtela J (2013) Detección de riesgos operacionales en empresas del sector eléctrico aplicando las recomendaciones del Comité de Basilea. *Interciencia* 38: 777-784.
- Rubinstein R (1981) *Simulation and the Monte Carlo Method*. Wiley. New York, NY, EEUU. pp. 3-11, 26-33, 43-106, 121-156, 252-259.
- Sobol I (1975) *Método Montecarlo*. Mir. Moscú, URSS. pp. 42-77.

EVALUATION OF THE OPERATIONAL RISKS IN ENTERPRISES OF THE ELECTRIC SECTOR APPLYING SUGGESTIONS FROM THE BASEL COMMITTEE

Dionicio Peña Torres, Carlos Rodríguez Monroy, Pablo Solana and Javier Pórtela García-Miguel

SUMMARY

The financial crisis has brought up dilemmas regarding the use of time series to forecast financial risks. For this reason, the Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) of the Bank for International Settlements (BIS) has proposed a shift towards qualitative or mixed models to detect potential risk events, generally of low frequency and high impact, starting with qualitative data from interviews and expert surveys. As yet, the BIS principles are not often used in companies different from those in the banking sector. This paper applies these directives in order to detect operational risks (OpR) in electric utilities. Another aspect considered in this article is the establishment of indicators derived from energy units, which are not affected by macroeconomic factors in order to dis-

play data of the OpR in electric enterprises; consequently enabling financial agents to make more reliable forecasts. The BCBS-BIS has shown that the Poisson and log-normal distributions are those that best represent the frequency and impact of the OpR. This article shows that such distributions are also characteristic in the electric sector and can be implemented for data that have qualitative origins. Just as the Operational Value at Risk (OpVaR) is widely used in the banking sector, it is also shown that energy companies can apply it. Among the different methods to obtaining OpVaR, the Montecarlo's method was adopted in order to convolute severity and frequency distributions, and the distribution of losses for different risks in the electricity sector.

AVALIAÇÃO DOS RISCOS OPERACIONAIS EM EMPRESAS DO SETOR ELÉTRICO APLICANDO AS DIRETRIZES DO COMITÊ DE BASILEIA

Dionicio Peña Torres, Carlos Rodríguez Monroy, Pablo Solana e Javier Pórtela García-Miguel

RESUMO

A crise financeira tem sugerido disjuntivas em relação ao uso de séries de tempo para o prognóstico de riscos financeiros. Por esta razão o Comitê de Basileia de Supervisão Bancária (CSBS) do Banco de Pagos Internacionais (BPI), tem proposto uma virada para modelos qualitativos ou mistos que permitam detectar possíveis eventos de riscos de alto impacto e baixa frequência a partir de entrevistas e pesquisas a expertos. Este artigo aplica as diretrizes do CSBS-BPI para a detecção de riscos operacionais (RO) em empresas do setor elétrico. Outro aspecto considerado é o estabelecimento de indicadores a partir de unidades energéticas que não são afetados por fatores macroeconômicos, com o objetivo de mostrar dados de RO de empresas com o que os agentes financeiros internacionais po-

derão realizar seus prognósticos com maior confiabilidade. O CSBS-BPI tem demonstrado que para dados quantitativos as distribuições de Poisson e log-normal são as que melhor representam a frequência e impacto dos RO. Se demonstra que ditas distribuições são características também no setor elétrico e que é possível implementa-las quando os dados são de origem qualitativo. Igualmente que o Valor em Risco Operacional (OpVaR) é de amplo uso no setor bancário, se mostra sua aplicabilidade em empresas energéticas. Entre os diversos métodos para a obtenção do OpVaR, se adotou Montecarlo para convolucionar as distribuições de severidade e frequência, e se obtiveram as distribuições de perdas, desde as quais se extrairam as perdas para diversos RO do setor elétrico