

## ESTIMACIÓN DEL RIESGO OPERATIVO BAJO AMBIENTE DE INCERTIDUMBRE: ESTUDIO DE CASO

Jorge A. Restrepo M., Autónoma de las Américas

Santiago Medina H., Tecnológico de Antioquia

### RESUMEN

*Este artículo presenta una aproximación metodológica para la cuantificación de posibles pérdidas económicas en el sector de producción de prendas de vestir, causadas por la volatilidad de las variables macroeconómicas: tasa representativa del mercado (TRM), índices de precios al consumidor (IPC) y el índice de precios al productor (IPP). Las distribuciones de probabilidad y los procesos estocásticos identificados para los factores de riesgo TRM, IPC e IPP, se incorporan a los ingresos por ventas al exterior y locales, a las compras de materias primas foráneas y nacionales y a los costos y gastos fijos y variables de producción, partidas que determinan el RO, y que se afectan de forma directa por los factores macroeconómicos; posteriormente utilizando la simulación Montecarlo, es factible cuantificar los efectos de la volatilidad de cada factor sobre el RO, con el propósito de construir información útil para mitigación del riesgo. La metodología se realiza tomando como base las empresas del sector textil-confección, agrupadas en el código CIUU 181 de Colombia y se concreta por medio de un indicador tipo VaR, mediante la proyección del indicador RO para los periodos 2011 y 2012. Para elaborar el pronóstico, se recurre a la información disponible en la encuesta anual manufacturera (EAM) para el periodo 2000- 2010 y posteriormente se construye un modelo financiero del sector para el año 2011 y 2012. Se resalta que la EAM presenta un rezago de dos años en su publicación y a la fecha se cuenta con información parcial del año 2011, que no es suficiente para la modelación de dicho periodo.*

**PALABRAS CLAVE:** Indicador VaR, Mitigación de Riego, Riesgo Operativo, Volatilidad, PYMEs

## OPERATIONAL RISK ESTIMATION UNCERTAINTY ON ENVIRONMENT: A CASE STUDY

### ABSTRACT

*This paper presents a methodological approach to economic loss quantification in the textile-clothing industry caused by volatility of the following macroeconomic variables: Representative Market Rate (TRM), Consumer Price Index (CPI) and Producer Price Index (PPI). Probability distributions and stochastic processes identified for TRM, CPI and PPI risk factors are included in foreign and local sales revenue, foreign and domestic purchases of raw materials, and fixed and variable production costs. These items determine the OR and are affected directly by macroeconomic factors. Then, using Monte Carlo simulation, we quantify the effects of volatility of each factor on the OR to gather useful information for risk mitigation. The methodology is based on companies in the textile and clothing industry, grouped under Colombia ISIC 181 code. The methodology is carried out through a VaR-type indicator by projecting the OR index for the periods 2011 and 2012. In preparing the forecast, we used information available in the Annual Manufacturing Survey (AMS) for the period 2000 to 2010, and later build an industry financial model for 2011 and 2012. We point out the AMS has a two-year publication lag, and to date, we have partial information from 2011, which is not sufficient for the modeling of such period.*

**JEL:** G17, E47, G32

**KEYWORDS:** Earnings at Risk –EaR-, Value at Risk –VaR-, Volatility, SMEs, Operative Risk

## INTRODUCCIÓN

La cuantificación de riesgos como una etapa del modelo de gestión se aborda mediante la modelación de las distribuciones de probabilidad de los factores de riesgo de la empresa, para medir su impacto en el desempeño corporativo (JP Morgan, 1999). Los factores de riesgo son agregados en los estados financieros (el estado de resultados y el flujo de caja de la empresa) mediante un proceso de Simulación Montecarlo, que permite obtener la función de distribución de probabilidad de la utilidad, el flujo de caja o el capital de la empresa. Esto permite cuantificar a priori diversas medidas de riesgo que ilustran las posibles pérdidas en las utilidades, el efecto sobre la liquidez de la empresa o el capital corporativo. Para ello se construyen indicadores de riesgo tales como: el EaR (utilidad en riesgo), EPSaR (utilidad por acción a riesgo), FCaR (flujo de caja libre a riesgo) o el CaR (capital a riesgo), estimados periódicamente para observar la evolución frente a la exposición a riesgo de la empresa a lo largo del tiempo, con el objeto de diseñar estrategias de planeación estratégica, operación o cubrimiento. Este trabajo se compone de cuatro acápites, incluida la introducción; en la segunda parte se exhibe el modelo de aclaración, que incluye las definiciones y el análisis e identificación de los procesos estocásticos para las variables TRM, IPC e IPP. En la tercera parte se formula y explica el modelo de simulación agregado, y por último, se tratan los resultados y las principales conclusiones

## REVISION LITERATURA

El Comité de Basilea de Supervisión Bancaria (2003), plantea que el análisis de riesgo se puede definir como el uso sistemático de la información disponible para establecer la frecuencia con la que algunos eventos se pueden producir y la magnitud de sus consecuencias. Castillo M. (2008), define el riesgo de operación como la posibilidad de que se presenten pérdidas financieras en las firmas como resultado de eventos asociados con fallas o insuficiencias en los procesos operativos o estratégicos del negocio, los colaboradores directos o relacionados, las tecnologías de información implementadas o producto de eventos externos; se incluye el riesgo legal, pero el citado autor no contempla la posibilidad de pérdidas acarreadas por cambios inadvertidos en el entorno político, económico y social. En la línea anterior, (Restrepo & Medina, 2012), definen el riesgo como la probabilidad de que suceda un evento, impacto o consecuencia adversos y como la medida de la posibilidad y magnitud de los impactos adversos relacionados con la frecuencia de ocurrencia del evento, manifiesta como una empresa, en su ciclo de vida, no está exenta de sufrir fallos operativos en la ejecución de su giro ordinario de negocio, concluyendo como el riesgo operativo está anclado en todas las actividades de cualquier empresa u organización. Por su parte, Jorion (2000) asocia el riesgo con la volatilidad de los resultados esperados, particularmente sobre la posición de los activos o pasivos asociados con las medidas de interés. Habitualmente las grandes organizaciones clasifican el riesgo en cuatro pilares o categorías: riesgo de crédito, riesgo de mercado, riesgo estratégico o de negocio y riesgo operacional.

No se pretende plasmar aquí una taxonomía definitiva de los riesgos, tarea inagotable por la alta gama de estos en el espectro de los posibles surgidos de todos los procesos y actividades de negocio. Se delimitan cuatro tipos básicos de riesgo, dejando de lado el denominado riesgo de negocio, emanado de un suceso o evento que limite a la empresa lograr sus objetivos de negocio, no porque este no se catalogue como riesgo, por el contrario circunscribe todos los riesgos, pero este trabajo se focaliza en trabajar el riesgo a mayor nivel de detalle. Diferentes autores Castillo M. (2008), Jorion (2007), Morgan JP. (1999), Medina (2006), Sturm (2013), clasifican los riesgos en 4 categorías: *riesgos financieros*, son los riesgos asociados con los flujos de caja y la incapacidad de la empresa de cumplir con sus obligaciones; *riesgos operativos*, donde clasifican todos aquellos circunscritos a los errores o defectos de los sistemas y procesos internos necesarios para cumplir con el giro ordinario del negocio; *riesgos de alta severidad*, enmarcan la posibilidad de pérdida emanada de eventos externos de baja frecuencia alta severidad, como puede ser el caso de huelgas, motines, acontecimientos políticos, eventos públicos, fenómenos climatológicos, entre otros y el *riesgos reputacional*, que agrupa los riesgos derivados del incumplimiento

de las leyes, políticas y normas de la legislación nacional o internacional. En síntesis, se presenta una agrupación subjetiva del riesgo; las clasificaciones definidas y categorización en un grupo es una función de la principal actividad de la empresa, es el caso de las empresas turísticas, donde el clima es un factor crítico de éxito, y por tanto las fluctuaciones del clima serian un riesgo operativo en lugar de un riesgo de alta severidad.

### El Valor en Riesgo –VAR

El concepto de riesgo, exige conocer los posibles rendimientos potenciales de una inversión y la probabilidad de obtener tales resultados; para estimar el rendimiento medio esperado y la posible desviación, arriba o abajo, de ese valor medio; lo que constituye la cuantificación del riesgo. La volatilidad, en términos generales es la medida más tradicional y de mayor uso para determinar el riesgo, con la limitación de que no prescribe la dirección del movimiento. Desde una óptica empresarial y financiera, la probabilidad de obtener menos de lo esperado o perder, que es la parte negativa de la volatilidad, se configura como el riesgo y el VaR busca exponer el peor escenario de la empresa. El VaR, es una técnica estadística enfocada a medir de forma probabilística el riesgo al que está expuesto un portafolio de inversión. Surge en 1952 y desde su origen, abunda en la literatura múltiples aportes a la metodología desde la teoría de portafolios. En 1996, J.P. Morgan, aporta al estado de la cuestión una medición estructurada del riesgo de mercado usando el índice VaR y denominada Risk Metrics.

Morgan (1996) El VaR de un activo es la máxima pérdida esperada como resultado de un movimiento adverso, dentro de un intervalo de confianza definido y a lo largo de un horizonte de tiempo. Es una herramienta eficaz de medición del riesgo porque no se limita a categorías de activos o fuentes de riesgo de mercado, incluye todos los activos y fuentes de riesgo de mercado que configuran la distribución de probabilidad de los resultados de una cartera o portafolio de inversión. Con información histórica es factible modelar múltiples factores de riesgo: la tasa de interés, la tasa de cambio, el precio de materias primas, la tasa de crecimiento del mercado, entre otros. En general, se desarrolla análisis cuantitativo de riesgo a factores de mercado, de crédito y operativos, siempre que exista información. Knop (2004); Vilariño (2001); Jorion (2007).

## **DATOS Y METODOLOGÍA**

### Base Informativa

Se toma como base las empresas del sector textil-confección, agrupadas en el código CIUU 181 de Colombia.

### **METODOLOGÍA**

Se utiliza un indicador tipo VaR, y se proyecta el indicador RO para los periodos 2011 y 2012. y posteriormente se construye un modelo financiero del sector para el año 2011 y 2012, donde se identifican las cuentas afectadas por las variables económicas. Se establece la proporción del riesgo operacional como una función lineal del margen de contribución, cuya expresión matemática se presenta en la ecuación 1.

$$Ro = \frac{(Costos Fijos+Gastos Fijos)}{(Ingresos-Costos y Gastos Variables)} \quad (1)$$

Este artículo utiliza la aproximación metodológica propuesta por (Medina & Restrepo, 2013), donde cuantifican las posibles pérdidas económicas en una empresa de transmisión de energía, causadas por la

volatilidad de las variables macroeconómicas: TRM, IPC, IPP, depósitos a término fijo (DTF) y la London Interbank Basic Operational Rate (Libor), allí se mide la exposición a partir del cálculo de la utilidad en riesgo (EaR). En este artículo se usa la misma metodología para el sector textil proyectando el riesgo operativo mediante la ecuación 1 y calculando el efecto de la volatilidad de la TRM sobre los ingresos por ventas al exterior y las compras de materia prima al exterior; la volatilidad del IPC sobre los gastos fijos y los ingresos por ventas nacionales y la volatilidad del IPP sobre los costos y gastos variables y las compras de Materias primas nacionales, posterior se traslada este efecto al cálculo del indicador RO para establecer los intervalos de confianza y el análisis de sensibilidad.

Tabla 1: Operacionalización de las Variables Económicas

Variable	Tratamiento Estadístico
TRM	Identificación de procesos estocásticos, Análisis de volatilidad, Movimiento Browniano, prueba de normalidad, Caminata aleatoria
IPC	Se predice el comportamiento del IPC a tres años, con el uso de diferentes modelos de pronóstico y con un nivel de significancia del 95%. Datos mensuales para un periodo de 15 años. Se simula la serie de precios del IPC, se incluye el error aleatorio con las características de un ruido blanco $N\sim(0,1)$ , con el supuesto de un modelo ARIMA
IPP	Se consideró la serie de valores mensuales del IPP, desde 30-09-96 hasta el 31-10-11, y se hallaron los retornos aritméticos y logarítmicos. Se ejecuta la prueba de bondad de ajuste Chi-Cuadrado. Se analizan las distribuciones Logística y Normal respectivamente. Se pronostica con el mejor ajuste.
Ingresos x Ventas en US\$	El precio de venta en US\$ se afecta por la TRM
Costo Mercancía	Materia Prima Nacional se afecta por el IPP, Materia prima Exterior se afecta por la TRM, la Mano de Obra y los
Vendida	Gastos Generales de Fabricación se afectan por el IPC
Margen Bruto	Afectado por las variables anteriores: $Q^*(Pv-Cu)$
Gastos Fijos	Se presentan en \$, se afectan por el IPC
Margen Operativo	Margen Bruto – Gastos Fijos, se afecta por todas las variables anteriores

Esta tabla presenta las variables utilizadas en el modelo financiero y su operacionalización, especificando su forma de cálculo y tratamiento estadístico. Fuente: elaboración propia.

Cada variable económica se somete a un riguroso análisis estadístico, la TRM se somete a identificación de procesos estocásticos, análisis de volatilidad y se desarrolla una caminata aleatoria con 10 simulaciones de 730 repeticiones. La IPP se analiza con la técnica de series de tiempo y se desarrolla un modelo ARIMA para su modelación. Las otras variables se determinan infiriendo sus funciones de distribución de probabilidad y se aplica simulación de Montecarlo al modelo financiero proyectado para determinar la utilidad en riesgo.

#### Fuente de Información

Para elaborar el pronóstico, se recurre a la información disponible en la encuesta anual manufacturera (EAM) para el periodo 2000- 2010.

#### Análisis e Identificación de Procesos Estocásticos

*Proceso estocástico de la TRM:* La TRM es un indicador económico que revela el nivel diario de la tasa de cambio oficial en el mercado spot de divisas colombiano. Existe material para explicar el proceso estocástico de la TRM y de activos cuya cotización está fuertemente influenciada por las expectativas de los agentes; en una economía como la colombiana, donde se determina la TRM por una fuerte intervención de los organismos estatales y de los mercados, es muy complejo capturar dichas incidencias, y por tanto, los resultados de estimación del valor de la TRM son muy disímiles. Se utilizó la ecuación 2, para de hallar los rendimientos continuos de la serie y producir una distribución más simétrica de los puntos alrededor de cero, no obstante sigue generando intervalos con baja y alta fluctuación en los rendimientos, estos conglomerados de volatilidad, sugieren el uso de modelos de volatilidad dinámica para modelar su comportamiento; el fenómeno observado es propio de las series de tiempo económicas y financieras.

$$Rt = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) \quad (2)$$

Es posible expresar la ecuación 2 de rendimientos como un proceso estocástico que matemáticamente se puede asociar mediante la ecuación 3:

$$Rt = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = \mu + \varepsilon \rightarrow St = S_{t-1}e^{(\mu+\varepsilon)} \quad (3)$$

Es posible derivar procesos más complejos, en función de los supuestos asociados a los parámetros  $\mu$  y  $\varepsilon$ , como es el caso del movimiento browniano geométrico. Los supuesto que subyace son que la media del proceso  $\mu=0$  y el error  $\varepsilon$  se distribuye normal  $N(0,\sigma)$ .

### Movimiento Browniano Geométrico (MBG)

La ecuación 3, plantea como el rendimiento del activo se puede explicar por dos componentes:  $\mu$  y  $\varepsilon$ . Dónde  $\mu$  es la tasa promedio de rendimiento del activo y  $\varepsilon$  es una variable determinística asociada por lo general con el rendimiento libre de riesgo; se supone constante y con crecimientos en función del tiempo  $dt$ . El segundo elemento,  $\varepsilon$ , representa la fluctuación aleatoria del precio del activo y depende de factores exógenos. Supuestos del modelo browniano:

- 1)  $\varepsilon = \sigma * dW$ , donde  $\sigma$  es la volatilidad de los rendimientos,
- 2)  $dW$  contiene la aleatoriedad del precio del activo y
- 3) es un proceso de Wiener, donde  $dW$  se distribuye normal con media cero y varianza  $dt$ .

Esto es:

$$\frac{dS_t}{S_t} = \mu * dt + \sigma * dW_t \quad (4)$$

Se puede expresar  $dW = \phi * \sqrt{dt}$ , donde  $\phi$  es una variable derivada de la distribución normal estándar con medio cero y varianza unitaria. La ecuación diferencial que define el movimiento del precio del activo se expresa como:

$$\frac{dS_t}{S_t} = \mu * dt + \sigma * \phi \sqrt{dt} \quad (5)$$

Aplicando  $\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = \frac{dS_t}{S_t}$ , el resultado es un modelo de dinámica de precios que posibilita la generación de caminos aleatorios del proceso de simulación para la TRM:

$$S_t = S_{t-1} * e^{(\mu * dt + \sigma * \phi * \sqrt{dt})} \quad (6)$$

Supuestos:

- 1) el parámetro  $\mu$  se asume normal (el precio se distribuye lo normal) y constante; sin embargo, en modelos más complicados  $\mu$  puede ser una función de  $S$  y  $t$ .
- 2) El parámetro  $\sigma$  se asume constante pero pueden utilizarse modelos de volatilidad dinámica para capturar la volatilidad de los rendimientos de una manera más adecuada.
- 3) Los errores se distribuyen normales ( $\varepsilon = Rt - \mu$ ) con media cero y desviación típica  $\sigma$  Hull (2006).

Análisis de Volatilidad

La volatilidad de los rendimientos logarítmicos de la TRM no es constante, existen periodos con baja y alta volatilidad, este fenómeno genera un sesgo en el modelo de precios descrito, donde se asume que la volatilidad es contante. Como no se cumple uno de los supuestos sobre los cuales se basa el MBG, se rechaza la hipótesis y surge la necesidad de encontrar un modelo estocástico para la volatilidad, que describa el comportamiento de la fluctuación de la serie de tiempo y que se integre al modelo de precios de la ecuación (3) para obtener una aproximación al comportamiento real de la serie TRM. La primera etapa del proceso de modelación de la TRM, exige probar la hipótesis de normalidad de la serie, mediante pruebas de ajuste a la serie histórica mensual de rendimientos logarítmicos

$$\Delta_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

Tabla 2: Estadísticos y Prueba de Normalidad(@Risk) de los Rendimientos Logarítmicos de la TRM

Normal ( $\mu=0.00010741$ ; $\sigma=0.0052507$ )			
<i>resumen estadístico</i>		Prueba Chi-cuadrado	
Media	0.000107412	Estadístico Chi2	39,340.29
Desviación estándar	0.005250704	P-valor	0.00000
Curtosis	2.116.164.847	Valor critico @ 0,100	72.16
Coefficiente de asimetría	0.539169843	Valor critico @ 0,050	76.78
Rango	0.129911421	Valor critico @ 0,010	85.95
Mínimo	-0.05621935		
Máximo	0.073692071		
Cuenta	5,529		

*Esta tabla muestra los estadísticos y prueba de normalidad de los rendimientos logarítmicos de la TRM. Se deduce que el Valor P = 0.0000 < 0.05; 0.01, lo que permite afirmar que para niveles alfa de 0,01 y 0,05, existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula y por tanto los datos no se ajustan a la distribución normal con una confiabilidad del 95% y 99%. Fuente: elaboración del autor en el software @risk.*

La función de autorrelación parcial entre los rendimientos, evidencia una estructura de autorrelaciones subyacente en los datos y paralelamente y de forma similar, las pruebas Ljung-Box-Pierce (1970, 1978) y la prueba ARCH de Engle (1982) arrojan una auto correlación significativa, reforzando la propuesta de acudir al uso de modelos de volatilidad dinámicos. En ese sentido, se acude a la ecuación 6 para recoger el dinamismo de la volatilidad y realizar pruebas de ajuste de modelos de volatilidad dinámica tipo ARCH (Modelo auto regresivo de heterocedasticidad condicional) y GARCH (Modelos auto regresivos de heterocedasticidad condicional generalizados) (Hull 2006, Vilariño 2001).

$$R_t = \mu + \varepsilon_t \tag{7}$$

La ecuación 7, determina que los rendimientos  $R_t$  son iguales a una constante más una perturbación aleatoria incorrelacionada. Por su parte, la ecuación 8, expresa la relación de la varianza pronosticada  $\sigma_t^2$ , como una constante más los promedios ponderados de previas varianzas -efecto GARCH- y de los errores al cuadrado -efecto ARCH-. La Tabla 3, exhibe los resultados de los parámetros del modelo

$$\sigma_t^2 = k + \sum_{i=1}^P G_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^Q A_j \varepsilon_{t-j}^2 \tag{8}$$

Tabla 3: Parámetros para la Modelación de la Volatilidad (Matlab)

Parámetro	Valor	Error	Estadístico
$\mu$	-0.000049275	0.0000361	-1.3644
K	0.0000045147	0.000000316	14.30480
GARCH(1)	0.00**	0.011207	0.0000
GARCH(2)	0.21475**	0.044978	47,747.00
GARCH(3)	0.51503**	0.023186	222,131.00
GARCH(4)	0.00000**	0.013414	0.0000
ARCH(1)	0.22763**	0.011079	205,459.00
ARCH(2)	0.021182**	0.0060071	35,261.00
ARCH(3)	0.021406**	0.01361	15,728.00
ARCH(4)	0.00000**	0.00000	Inf

Esta tabla muestra los resultados de los parámetros de la modelación de la volatilidad de la TRM. Se infiere la existencia de varios modelos a utilizar para tales efectos, por simplicidad se acude a un modelo GARCH (0,1) o ARCH (1) (1,65 < 205,459). Fuente: elaboración del autor con el software Matlab.

El estadístico T está normalmente distribuido con media cero y varianza unitaria. Para la prueba de significancia de los parámetros del modelo, se acepta que a un nivel de confianza del 95%, le corresponde un valor de 1,65. En general, el estadístico  $T > 1,65$  evidencia que los parámetros del modelo son significativos. De la Tabla 3, se desprende la existencia de varios modelos a utilizar para tales efectos, por simplicidad se acude a un modelo GARCH (0,1) o ARCH (1) (1,65 < 205,459).

$$\sigma_t^2 = 0.0000045147 + 0.22763 * \varepsilon_{t-1}^2 \tag{9}$$

Con la relación anterior, se incorpora el modelo de volatilidad ARCH (1) en la ecuación (6), donde la volatilidad –  $\sigma$  – se obtiene con el modelo dinámico expresado en (9). Se desprende la relación (9), que tiene incorporado el modelo ARCH (1) y que será usada para simular los caminos aleatorios de la TRM. Es de anotar, como el parámetro  $\mu$  es el que define la tendencia del proceso, valores negativos generan caminos aleatorios con tendencia negativa y valores positivos generan caminos con tendencia al aumento.

$$S_t = S_{t-1} * e^{(\mu * dt + 0,00000451 + 0,22763 * \varepsilon_{t-1}^2)^{1/2}} * \phi * \sqrt{dt} \tag{10}$$

Dónde:

$S_t$ : dato actual de TRM o simulado.  $S_{t-1}$ : dato anterior de TRM, partiendo de valores históricos

$\mu$ : media aritmética de los rendimientos logarítmicos.  $\sigma$ : volatilidad dinámica de los rendimientos

$\phi$ : componente aleatorio distribuido N(0,1) Con los resultados anteriores, se elaboran 10 simulaciones de precios para 730 días, partiendo de que la generación de caminos aleatorios es indispensable para cuantificar el riesgo de tipo de cambio en los ingresos por ventas al exterior y las compras de materia prima en el exterior, y por tanto el flujo de caja.

### Proceso Estocástico del IPP

El IPC es un índice que captura la valoración de los precios de un conjunto de productos -conocido como "canasta familiar" o "cesta"- que una cantidad de consumidores adquiere de manera regular, y la variación con respecto del precio de cada uno, respecto de una muestra anterior. Se trata de un porcentaje que puede ser positivo, en cuyo caso indica un incremento de los precios o negativo, que refleja una caída de los mismos. Para el caso de las empresas del sector de prendas de vestir, el análisis de esta variable reviste gran relevancia, una vez que este sector es muy intensivo en mano de obra no calificada, tornándose en un gran generador de empleo. El cálculo del salario mínimo, en las mesas de negociación del gobierno nacional y las centrales obreras, recurre al IPC como parámetro para decretar los incrementos del salario

mínimo legal. El análisis, la modelación y el pronóstico del IPC es fundamental para cuantificar su efecto sobre los costos variables del sector, impacta los flujos de caja, la rentabilidad y obviamente el riesgo operativo. Se procede a predecir el comportamiento del IPC a tres años, mediante el uso de diferentes modelos de pronóstico y con un nivel de significancia del 95%. Se utilizan datos mensuales para un periodo de 15 años, comprendido entre enero 1 de 1997 y octubre 1 de 2011. La teoría de series de tiempo, identifica para su análisis 4 componentes básicos, a saber: la tendencia “T”, la estacionalidad “E”, los ciclos “C” y un componente irregular “I”; bajo esta premisa, los valores de la serie  $Y_t$  se articulan como una función de las componentes básicas:

$$Y_t = f(T_t, E_t, C_t, I_t) \quad (11)$$

En primera instancia, se procede con un análisis gráfico de los datos de la serie para identificar los componentes puntualizados, y posteriormente se recurre a modelos matemáticos para su esclarecimiento. Esta fase exhibe una representación simplificada de las características de la serie, en especial su evolución en el tiempo, para visualizar los movimientos sistemáticos y establecer la diferencia con las fluctuaciones irregulares. Como la serie de precios del IPC no es estacionaria ni en media ni en varianza, implica que los datos no se mueven alrededor de la media igual a cero, además presenta picos dispersos que no son constantes; adicionalmente, del análisis de volatilidad se desprende como ésta cambia a lo largo del tiempo, apuntando que su modelación demanda de una transformación. Para ello, se calculó la relación entre media y desviación típica anual del IPC, y se estimó la componente de tendencia mediante el método de media móvil con 12 meses de periodo estacional. Este artificio, admite que la serie sufra variaciones importantes en su evolución y que el promedio se adapte a las circunstancias cambiantes. Mediante la prueba PACF, se descartó la posibilidad de que la serie del IPC se pudiese considerar Ruido Blanco, y por tanto exigió remover la no estacionalidad con una nueva transformación por el método Box-Cox (1964), que consiste en introducir una transformación potencia de la variable IPC con el objetivo de satisfacer la suposición de normalidad de un modelo de regresión. La transformación, es por tanto, de la forma  $y^\lambda$ -transformación potencia-, donde  $\lambda$  se estima con los datos históricos.

De forma más puntual, la transformación se define por  $W = \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}$  si  $\lambda \neq 0$  y  $W = \ln(y)$  si  $\lambda=0$ ; dónde

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda} = \ln y$$

Recurriendo al software MatLab, es posible hallar el Lambda que minimiza el coeficiente de variación y, para este caso, corresponde a  $\lambda = -1,638$ . El coeficiente de variación se determina con el cociente entre la desviación estándar y la media de cada una de las series anuales en el periodo 1996-2011. De esta forma, y de acuerdo con Box & Cox (1970), se obtiene una transformación de la forma:

$$Trns. Box - Cox IPC = \frac{(y+2)^{-1.638} - 1}{-1.638} \quad (12)$$

El siguiente paso, requiere para la serie de tiempo transformada, correr diferentes modelos de pronóstico para comparar el desempeño con diferentes índices de ajuste y con las siguientes consideraciones: Variable de entrada: el modelo IPC transformado, Número de observaciones: 123, Intervalo de la serie: mensual, Rezagos de la estacionalidad: 12 y el ajuste estacional es multiplicativo.

Con la información anterior se corren diferentes modelos y se comparan los resultados para elegir aquel que mejor representa el comportamiento del IPC. Se ejecutó el pronóstico del IPC para 36 meses utilizando el modelo ARIMA (0,0,1)x(0,1,1)12 (Raíz del Error Cuadrático Medio –RMSE=0,00077 y Error Absoluto Porcentual Medio –MAPE=5,00720). Luego, se simula la serie de precios del IPC, para ello es necesario incluir en la fórmula el error aleatorio con las características de un ruido blanco



$N \sim (0,1)$ , partiendo del supuesto de que los errores de un modelo ARIMA se distribuyen de la siguiente forma:

$$y_t = y_{t-12} + 0,581443 * e_{t-1} - 0,622236 * e_{t-12} - 0,361794767e_{t-13} + e_t \quad (13)$$

Dónde:

$$e_t = \sigma * \epsilon * \sqrt{T} \quad (14)$$

$\sigma$  = desviación estándar móvil de la serie IPC con rezago de 12 meses

$\epsilon$  = distribución  $N(0,1)$  para generar el número aleatorio de la simulación

$\sqrt{T}$  = es el intervalo de tiempo para la simulación, para este caso  $T=1$ . Con estos parámetros se obtiene la fórmula para el proceso de simulación:

$$y_t = y_{t-12} + 0,581443 * e_{t-1} - 0,622236 * e_{t-12} - 0,361794767e_{t-13} + \sigma * N(1,0) \quad (15)$$

Se corre la simulación para 36 meses; se obtiene un solo camino aleatorio y sus respectivos intervalos con un nivel de confianza del 95%. Los datos simulados permiten inferir como el modelo captura tanto las componentes de tendencia y estacionalidad presentes en la serie histórica.

### Índice de Precios al Productor (IPP)

Para finalizar con el análisis de las variables de la ecuación de  $R_o$ , es necesario considerar el IPP que mide las variaciones de los precios de bienes y servicios intermedios, en nuestro caso las materias primas, componente básico de los costos variables del sector en estudio. Como es viable que la serie del IPP asuma valores negativos en un mes específico, se suma a cada dato el valor 1 (tasa IPP + 1), para eliminar dificultades con el cálculo de los crecimientos. Se consideró la serie de valores mensuales del IPP, desde 30-09-96 hasta el 31-10-11, y se hallaron los retornos aritméticos y logarítmicos, arrojando los resultados expuestos en la Tabla 3. Un análisis de la volatilidad, muestra como la diferencia entre ambas no es significativa (0,8% al mes). En este orden de ideas, se elige, para los posteriores análisis, los rendimientos logarítmicos. La Tabla 3 permite observar, de forma paralela las medidas de tendencia central, medidas de variabilidad y medidas de forma. El coeficiente de asimetría y la Curtosis se utilizan para determinar si la muestra se aproxima a una distribución normal. Los valores de 5,65 y 5,61 para la Curtosis, valores cercanos a 3, sugieren similitud significativa de los datos con la distribución normal. Sin embargo, se requiere verificar su ajuste mediante una prueba estadística. Por otra parte, la teoría anuncia que una distribución simétrica presenta un coeficiente de asimetría 0, y para el caso del IPP los datos se distribuyen simétricamente alrededor de la media.

Tabla 4: Estadísticos del IPP

Estadístico	Rendimiento Aritmético	Rendimiento Logarítmico
Media	0.000023965	-0.000008041
Error Típico	0.000589825	0.000589839
Mediana	0.000800801	0.000800480
Desviación Estándar	0.008022483	0.008022679
Curtosis	5.659.900.364	5.618.008.386
Coefficiente De Asimetría	0.026723204	-0.028103976
Rango	0.062367874	0.062276083
Mínimo	-0.029386344	-0.029826772
Máximo	0.032981530	0.032449310

*Esta tabla muestra los estadísticos para los rendimientos aritméticos y logarítmicos para el IPP. El coeficiente de asimetría y la Curtosis se utilizan para determinar si la muestra se aproxima a una distribución normal. Los valores de 5,65 y 5,61 para la Curtosis, valores cercanos a 3, sugieren similitud significativa de los datos con la distribución normal. Fuente: Elaboración propia*

La prueba de bondad de ajuste Chi-Cuadrado arroja un P-valor de 0,43 y 0,39, para las distribuciones Logística y Normal respectivamente. Por lo tanto, es posible aceptar que la serie del IPP se ajusta a ambas distribuciones con un nivel de confianza del 95%. En la Tabla 4 se consignan los resultados

Tabla 5: Pruebas de Bondad de Ajuste Para El IPP

Función	Logistic(0.00015749;0.0042153)	Normal(-0.0000804097;0.0080227)
Chi-Sq estadístico	14.22	14.86
P-Value	0.43**	0.39**
Cr. Valor @ 0.100	21.06***	21.06***
Cr. Valor @ 0.050	23.68**	23.68**
Cr. Valor @ 0.010	29.14*	29.14*

Esta tabla muestra las pruebas de bondad de ajuste para la serie de tiempo IPP. La prueba de bondad de ajuste Chi-Cuadrado arroja un P-valor de 0,43 y 0,39, para las distribuciones Logística y Normal respectivamente. Por lo tanto, es posible aceptar que la serie del IPP se ajusta a ambas distribuciones con un nivel de confianza del 95%. Fuente: Elaboración propia con el software (@risk)

Para efectos de la simulación se utilizará la distribución logística, cuya función acumulativa está dada por:

$$F(x) = \frac{1 + \tanh\left(\frac{1}{2}\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)\right)}{2} \tag{16}$$

Donde  $\alpha$  y  $\beta$  son los parámetros de la distribución. La inversa de la relación (16) es definida como  $x = F^{-1}(\alpha, \beta, R)$ ; donde R es un valor aleatorio distribuido U(0,1) y permite derivar valores aleatorios de x distribuidos en forma logística. Con los valores derivados de la distribución de probabilidad logística podemos luego obtener los valores específicos de IPP para un mes usando la relación:

$$IPP_t = (IPP_{t-1} + 1) \cdot e^x - 1 \tag{17}$$

Datos del Sector

El análisis parte, en primera instancia de identifican los ingresos de las empresas relacionados con las exportaciones; luego seleccionar los costos y gastos fijos y variables con exposición a los factores de riesgo explicados previamente. En términos muy generales el modelo financiero concentra la información, expuesta en la tabla 1, extractada de las EAM de los años 2000-2010.

Tabla 6: Variables Afectadas Por Factores Macroeconómicos

Periodo	Ventas en el País	Ventas al Exterior	Compras MP al País	Compras MP Exterior	Gastos de Administración y Ventas	Costos Laborales de Producción
2000	1.553.338.111	541.154.667	805.033.521	161.091.420	582.956.662	395.077.904
2001	1.798.986.486	683.240.101	890.207.012	224.567.119	630.028.757	442.845.364
2002	1.823.659.685	785.561.603	882.223.665	276.235.150	755.619.023	497.819.808
2003	1.979.683.912	1.160.631.570	1.093.378.411	356.867.568	829.720.154	588.116.736
2004	2.571.092.443	1.025.793.989	1.434.480.063	242.884.704	1.016.354.574	706.057.337
2005	2.561.607.242	999.374.151	1.317.494.605	205.195.017	1.138.710.967	682.607.133
2006	2.823.374.010	1.117.566.051	1.522.229.069	235.043.652	1.174.149.168	685.122.459
2007	3.070.090.128	980.211.974	1.351.357.064	232.475.331	1.541.379.094	762.596.642
2008	3.066.273.357	1.067.835.859	1.322.435.356	261.519.560	2.067.449.898	700.812.913
2009	3.130.946.870	722.299.587	1.311.626.283	226.211.407	1.697.683.980	633.354.320
2010	3.513.151.269	723.187.147	1.617.962.747	163.961.060	1.600.254.430	683.642.960
afecta	ipc	trm	ipp	trm	ipc	ipc

Esta tabla presenta los datos del sector de fabricación de prendas de vestir para los ingresos locales y del exterior, compras de materia prima foránea y en el país y los gastos fijos y variables, con esta información anterior se realiza un pronóstico del Ro, aplicando la ecuación 1 a las variables involucradas para el periodo 2011 y 2012 e incorporando en el modelo el efecto de los factores de riesgo: TRM, IPC e IPP. Los valores se expresan en miles de pesos. Fuente: Encuesta Anual manufacturera-DANE

La información anterior, complementada con los datos desagregados de las exportaciones en Kilos y US\$, presentado en la Tabla 7, se realiza un pronóstico del Ro, aplicando la ecuación 1 a las variables

involucradas para el periodo 2011 y 2012 e incorporando en el modelo el efecto de los factores de riesgo: TRM, IPC e IPP.

Tabla 7: Exportaciones Desagregadas Por Kilos y US\$

Exportaciones	Total Exportaciones Kilos	Total Exportaciones US\$	Precio/Kilo US\$
2000	15.901.709,00	335.071.273,00	21,07
2001	17.785.774,00	345.215.600,00	19,41
2002	17.785.774,00	345.215.600,00	19,41
2003	22.204.477,00	428.246.514,00	19,29
2004	24.215.736,11	539.986.879,50	22,30
2005	29.071.757,57	583.561.324,44	20,07
2006	26.005.029,39	564.848.925,48	21,72
2007	11.226.217,05	493.302.207,10	43,94
2008	9.854.779,66	444.623.153,68	45,12
2009	10.931.011,46	343.615.037,12	31,43
2010	12.931.689,09	369.720.818,89	28,59

*Esta tabla presenta los datos de exportaciones del sector de fabricación de prendas de vestir, desagregado en kilos y dólares para las ventas al exterior, con esta información se incorpora en el modelo el efecto de la variable económica: TRM. Fuente: Encuesta Anual manufacturera-DANE*

### Modelo de Simulación Agregado (Montecarlo Estructurado)

Una vez modeladas las series de precios (mediante procesos estocásticos o distribuciones de probabilidad), que para efectos de este trabajo son los factores de riesgo de mercado relacionados con el riesgo operativo (TRM, IPC, IPP), es posible iniciar el análisis del cálculo de las distribuciones de probabilidad de los ingresos, las compras de materia prima y los gastos fijos y variables, factores de la empresa que son afectados por la variación de las variables macroeconómicas. La tabla 1, presenta el modelo financiero del sector, que permite pronosticar los factores de riesgo, sobre los cuales se identifican las cuentas que son afectadas por la variación de cada uno de los factores de riesgo, esto es, se debe conocer la posición, activa o pasiva, que la empresa mantiene sobre sus ingresos; además, cuáles costos fijos y variables son afectados por la TRM, el IPC y el IPP.

La Simulación Montecarlo consiste en obtener escenarios de las variables explicativas del riesgo mediante la generación de números aleatorios correlacionados que repliquen las distribuciones de probabilidad o los procesos estocásticos definidos para cada uno de los factores de riesgo. La inclusión de estos valores en la fórmula de RO permite observar el impacto de su variación en las variables asociadas con la cuantificación del RO. El proceso de simulación permite construir las distribuciones de probabilidad para todo tipo de variables de costos y gastos, lo que hace posible realizar un análisis bajo riesgo de cualquier aspecto del RO o indicador financiero de la empresa, por tanto sería posible trasladar el análisis financiero tradicional realizado en términos determinísticos a un ambiente de incertidumbre.

El proceso de Simulación Montecarlo Estructurado Jorion (2007), para el análisis de riesgo de la empresa, incluye los siguientes pasos: Calcular los rendimientos de cada factor de riesgo e identificar sus distribuciones de probabilidad o los procesos estocásticos con sus parámetros. Calcular las correlaciones entre los factores de riesgo. Construir el modelo financiero e identificar las cuentas que son afectadas por los diferentes factores de riesgo. Aplicar la descomposición de Cholesky de tal manera que  $\rho = A.A^T$ , donde  $\rho$ =matriz de correlación y  $A$ =matriz cuadrada de Cholesky. Generar números aleatorios  $N \sim (0,1)$  independientes. Generar números aleatorios correlacionados  $N \sim (0,1)$  haciendo uso de la matriz  $A$ . Alimentar los procesos estocásticos o las distribuciones de probabilidad inversas con los números aleatorios correlacionados. Generar series de precios aleatorios. Alimentar el modelo financiero con los precios generados aleatoriamente y construir el histograma de frecuencias de los indicadores financieros. Realizar un análisis estadístico y un análisis de sensibilidad del indicador financiero.

Reparametrización por Descomposición de Cholesky

La descomposición de Cholesky se usa en la Simulación Montecarlo para representar sistemas con variables que están correlacionadas (Stewart, 1998). Por definición, una matriz simétrica definida positiva (por ejemplo la matriz de correlaciones) puede ser descompuesta como el producto de una matriz triangular inferior (matriz de Cholesky) y la traspuesta de esta matriz:

$$\rho = A.A^T \quad (18)$$

Si partimos de la matriz de correlaciones entre variables es viable obtener la matriz  $A$  de Cholesky, que puede ser aplicada a una matriz de números aleatorios independientes para generar una matriz de números aleatorios correlacionados. Estos números aleatorios correlacionados replican la correlación histórica existente entre los factores de riesgo y se usan para alimentar los procesos estocásticos o distribuciones de probabilidad para la generación de variables aleatorias. Para nuestro caso la matriz  $A$  de Cholesky se muestra en la Tabla 6.

Tabla 8: Matriz de Cholesky Serie de Rendimientos

	TRM	IPP	IPC
TRM	1,000000000	0,000000000	0,000000000
IPP	-0,008378739	0,999954209	0,000000000
IPC	-0,003521743	0,398536663	0,916979597

Esta tabla presenta la matriz de Cholesky para las series de rendimientos de las variables: TRM, IPP e IPC. Fuente: Elaboración propia en MatLab.

Si se tiene una matriz de números aleatorios independientes  $Rind_{m \times n}$  ( $m$ - cantidad de números aleatorios independientes y  $n$ - es el número de factores de riesgo) y la matriz de Cholesky,  $A_{n \times n}$ , correspondiente a los factores de riesgo considerados, se puede obtener una serie de números aleatorios correlacionados que alimentaran el modelo de simulación realizando la multiplicación matricial:

$$Rcorr_{m \times n} = Rind_{m \times n} * A_{n \times n} \quad (19)$$

Para nuestro caso la matriz de correlaciones entre rendimientos utilizadas se indican en la Tabla 9

Tabla 9: Matriz de Correlaciones Entre Factores de Riesgo

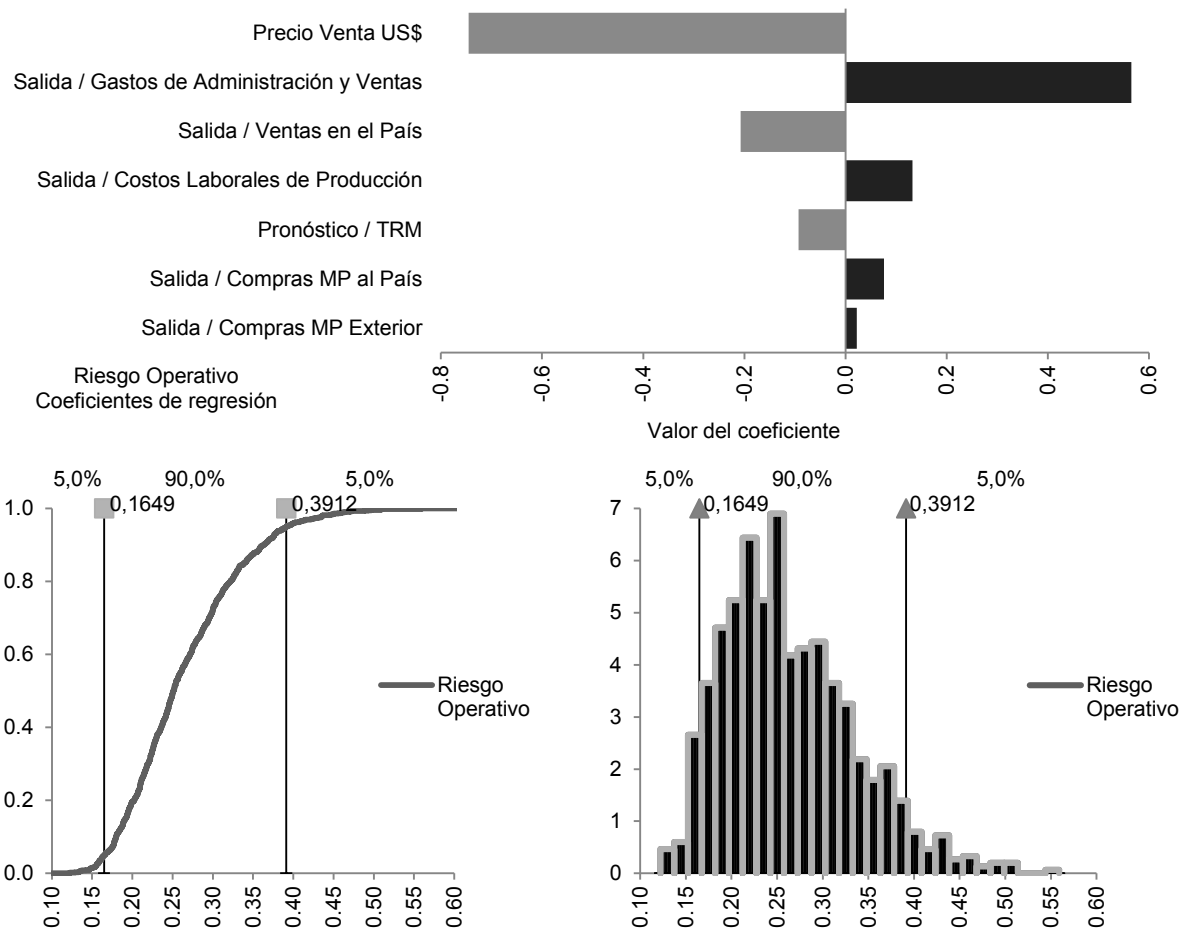
	TRM	IPP	IPC
TRM	1	-0.00837874	-0.00352174
IPP	-0.00837874	1	0.39846724
IPC	-0.00352174	0.39846724	1

Esta tabla muestra la matriz de correlaciones entre los rendimientos de los factores económicos utilizados para la cuantificación del riesgo: TRM, IPP e IPC. Fuente: Elaboración propia en el software Matlab

**ANÁLISIS DE RESULTADOS**

Para la cuantificación del riesgo operativo con un indicador tipo VaR, se realizó un pronóstico de la situación del indicador RO del sector textil mediante la proyección de los ingresos, los costos fijos y variables para el próximo periodo. Los coeficientes de regresión y la distribución de probabilidad acumulada, producto de la simulación se presentan en la Figura 1

Figura 1: Coeficientes de Regresión Para el Riesgo Operativo



Esta tabla muestra los coeficientes de regresión de la simulación de los diferentes factores de riesgo TRM, IPP e IPC y su impacto sobre el RO, así como los coeficientes de las variables más representativas del modelo financiero y su impacto en el RO. Fuente: Elaboración propia en el software @risk.

Según lo expresado en líneas anteriores es factible, por medio de la simulación, obtener la función de distribución de probabilidad de cualquier indicador financiero. Para la ilustración del presente análisis se utilizó el RO proyectado para los periodos 2011 y 2012, y el principal hallazgo muestra que el indicador Ro, se mueve con un 90% de confianza en el rango (0.1649; 0.3912); lo que significa que con un 95% de confiabilidad el riesgo operativo del sector textil estará por debajo del 39,12% en el periodo de análisis; ello significa que el 95% de las veces, el sector de textiles producirá un margen de contribución que permitirá cubrir al menos 2,56 veces los costos y gastos fijos. Se identifica como principal factor de riesgo el precio de venta en US\$, con un impacto del -0.75 en el indicador de RO, situación que refleja el impacto negativo de la TRM sobre el riesgo operativo.

Para el caso particular de las variables macroeconómicas, se identifica como principal factor de riesgo sobre el RO la TRM, fundamentalmente por el alto volumen de las ventas al exterior realizadas por el sector en los últimos años. Como los mayores ingresos se derivan de las ventas al exterior, una tendencia devaluacionista de la TRM genera un efecto negativo, como se evidencia en el coeficiente de -0.09, producto de la pérdida de valor de los ingresos en dólares respecto al peso. En orden de importancia, aparece como segundo factor de riesgo el IPC, por su relación de causalidad con todos los costos de la empresa. Abordando los demás factores de riesgo del análisis, como por ejemplo la compra de materias

primas al exterior, se presenta un efecto positivo sobre la utilidad, entre otros, porque esta tasa permite valorar las compras en USD, en cuyo caso intervienen dos factores de riesgo: tasa de cambio e IPP; el efecto positivo se deriva de la tendencia revaluacionista del peso frente al dólar

### Limitaciones

La gran limitación de este tipo de estudios radica en la falta de información adecuada para modelar aspectos importantes del riesgo operativo, como es el caso del efecto del IPP sobre las materias primas, efecto distorsionado porque no existe información desagregada por kilos y precios de las importaciones de materias primas. El análisis se realizó tomando como referencia el dólar americano, para todos los ingresos del sector; sin embargo, desde un punto de vista práctico es necesario incluir cada una de las tasas de cambio de los países con los cuales se realizan operaciones, esto es: Ecuador, Perú, Venezuela, Brasil, Chile, Argentina y Panamá, porque esto permitirá ponderar por país la exposición al riesgo por la TRM y definir mecanismos de cobertura para las pérdidas potenciales cuantificadas en cada moneda.

Aun cuando este análisis abarca un aspecto amplio de factores de riesgo asociado a variables macroeconómicas, es menester recordar que las operaciones del sector y por tanto la permanencia del negocio están expuestos a otros factores de riesgo tales como: los riesgos de mercado circunscritos al precio del dólar (tanto para los ingresos por ventas al exterior como por deuda asumida en dólares), el precio de las materias primas, las tasas de cambio, las tasas de interés y otros tipos de riesgo no menos importantes y más complejos tales como los riesgos sociales, el conflicto armado, el riesgo legal y tributario, el riesgo regulatorio o jurídico, el riesgo operativo, etc.

### **CONCLUSIONES**

Uno de los resultados significativos del presente análisis, corrobora los hallazgos de Restrepo y Vanegas, 2009, donde infieren el importante efecto de la TRM sobre la competitividad de las Pymes del sector con operaciones en el exterior, respecto a las utilidades. Aquí, se evidencia el fuerte impacto en la determinación del RO. De aquí se desprende la posibilidad de que las empresas del sector textil desarrollen estrategias de mitigación como es el caso de realizar operaciones con futuros o en su defecto efectuar el pago por operación local y deuda en moneda extranjera. Por último, es de resaltar que la metodología aquí presentada es recursiva y tiene un enfoque práctico; no obstante estas metodologías están enfocadas al sector financiero, se ha demostrado su aplicación en el sector real para la identificación y cuantificación del riesgo, aunque demanda que los profesionales de estas áreas incorporen adecuadas habilidades financieras, estadísticas, matemáticas y de sistemas, para abordar con un enfoque cuantitativo los diferentes factores de riesgo que apoyan el modelo de administración basado en riesgos. Para el sector real, y en particular para las Pymes del sector textil, el análisis desarrollado se torna en un factor clave para el análisis de estrategias enfocadas al desarrollo de un sistema integral de administración del riesgo, que permita cuantificar la exposición al riesgo asociada con las medidas adoptadas para enfrentar la competencia derivada de los tratados de libre comercio, tales como: ejecución de planes de expansión, fusiones, adquisiciones, consolidación en los mercados y coberturas, entre otros.

La metodología planteada sirve como soporte en los procesos de toma de decisiones, una vez que permite cuantificar los efectos de los factores de riesgo y su aplicación se puede llevar a los indicadores financieros como el flujo de caja, las utilidades o el capital, además posibilita obtener información para ejecutar análisis de sensibilidad sobre los posibles escenarios de pérdida, tanto en los mercados regionales como internacionales. La metodología presentada aquí toma en cuenta el indicador RO y cuantifica su máximo valor esperado a un determinado nivel de confianza. Sin embargo, es factible medir el efecto de la volatilidad en cualquier indicador financiero de la empresa, tal como: la rentabilidad, el costo del capital, el valor económico agregado, entre otros.

### Futuros Estudios

Por último, (Fraser L. & Restrepo P., 2012), explican como en el Plan Nacional de Desarrollo 2010-2014 el sector minero colombiano se presenta como una de las locomotoras del crecimiento del gobierno

Santos. Según las estimaciones el auge de dicho sector le reportará al país un volumen de ingresos que permite crear una alternativa para salir del subdesarrollo. El auge ha generado una expansión en el valor agregado del sector conformado por minas y canteras el cual creció un 34% en los últimos 10 años. Las exportaciones de minerales e hidrocarburos que en el año 2000 participaban en un 24,7% del total de las exportaciones del País, para 2011 representaban un 54,9% (71% petróleo, 20% carbón, 6% minerales metálicos y 3% minerales no metálicos), mientras tanto, en ese mismo período la participación de la industria manufacturera en las exportaciones se redujo en 15,8 puntos porcentuales (de 35,9% a 20,1%) y el sector agropecuario en 5,6 (de 10,3% a 4,4%).

En resumen, este estudio provee las bases para verificar si el país se encuentra en presencia de un sector cuyo auge proviene del resultado de condiciones externas favorables que estimulan la explotación de un recurso natural no renovable; una vez que se empiezan a evidenciar impactos macroeconómicos nocivos asociados a la enfermedad holandesa. Sumado a ello, es un sector que no incide significativamente en la reducción tanto del desempleo como de la desigualdad, y además no retribuye a la sociedad el monto de impuestos que debería pagar. En ese orden de ideas, En este orden de ideas el presente trabajo crea las bases para un posterior análisis del impacto de la TRM en la reconfiguración de los sectores minero, agropecuario e industrial en Colombia

## REFERENCIAS

- Engle, R.F. (1982). Autorregresive Conditional Heterocedasticity with Estimates of the Variance of the U.K. Inflation. *Econometría*, 50 (4), 987-1008
- Basel I. (1988). International convergence of capital measurement and capital standards. Basel Committee on Banking Supervision.
- Box, G. E. P. & Pierce, D. A. (1970). Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive - Integrated Moving Average Time Series Models. *Journal of the American Statistical Association*, 65, 1509-1526.
- Hull, C. J. (2006). *Options, Futures and Other Derivates*. Prentice Hall.
- ISO 31000 (2008). Draft: Risk management– Principles and guidelines on implementation. International Organization for Standardization.
- Jorion, P. (2007). *Value At Risk-The New Benchmark For Managing Financial Risk*. New York: McGraw-Hill.
- JP Morgan. (1996). *Risk Metrics TM, Technical Document*. Risk Metrics Group. New York: Bank JP Morgan.
- JP Morgan. (1999). *Corporate Metrics. The benchmark for corporate risk managements*. Technical Document. Risk Metrics group. New York.
- Knop, R. Ordovás, R. y Vidal, J. (2004). *Medición de riesgos de mercado y de crédito*. Barcelona: Ariel Económica.
- Markowitz, H.M. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance* 7 (1), 77–91.
- Medina S. (2010). Modeling of Operative Risk Using Fuzzy Expert Systems. En Michael Glykas (Ed.), *Fuzzy Cognitive Maps Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications*. Greece: Ed. Springer.

NTC 5254 (2004). Norma Técnica Colombiana para la Gestión de riesgos. Colombia: Instituto de Normas Técnicas (Icontec).

Frasser L., C., & Restrepo P., L. M. (2012). Sector Minero en Colombia ¿El auge para quién? El Observador Regional, (23). Recuperado a partir de [http://elobservador.univalle.edu.co/OBS\\_23.pdf](http://elobservador.univalle.edu.co/OBS_23.pdf)

Medina S., & Restrepo J. (2013, junio). Estimación de la Utilidad en riesgo de una empresa de transmisión de energía eléctrica considerando variables económicas. Cuadernos de economía, XXXII(59). Recuperado a partir de [www.fce.unal.edu.co/media/files/documentos/Cuadernos/art\\_publicar/v.\\_preliminar\\_medina\\_15.04.13.pdf](http://www.fce.unal.edu.co/media/files/documentos/Cuadernos/art_publicar/v._preliminar_medina_15.04.13.pdf)

Restrepo, J., & Medina, S. (2012). Estimation of Operative Risk for Fraud in the Car Insurance Industry. *Global Journal of Business Research*, 6(3), 73–83.

Sturm, P. (2013). How much should Creditors Worry About Operational Risk? Presentado en CFS Research Conference on Operational Risk, University of Tübingen.

Vilariño, S. A (2001). *Turbulencias Financieras y Riesgos de Mercado*. Madrid: Prentice Hall.

## BIOGRAFIA

Jorge Anibal Restrepo, profesor asociado en la Facultad de Ciencias Administrativas y Económicas de la Institución Universitaria Tecnológico de Antioquia y de la Institución Universitaria Autónoma de las Américas. Candidato a PhD. de la Universidad San Pablo CEU, Madrid, España. MBA de la Universidad EAFIT. Medellín. D.E.A. de la Universidad San Pablo CEU, Madrid, España e Ingeniero Administrador de la Universidad Nacional de Colombia. Áreas de Investigación: Análisis de Decisiones, Administración de Proyectos, Análisis de Riesgo y Competitividad. Email: [jrtdea@gmail.com](mailto:jrtdea@gmail.com)

Santiago Medina Hurtado, profesor asociado de la facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia. Director del grupo de Investigación GIFIG e Investigador de la institución universitaria Tecnológico de Antioquia. Es ingeniero Industrial, especialista en finanzas y evaluación de proyectos y PhD. en estadística de la Universidad Complutense Madrid. Áreas: modelación de la incertidumbre, cuantificación de riesgo. Email: [smedian@unal.edu.co](mailto:smedian@unal.edu.co)