

**Inventarios de seguridad, Una Aproximación a la Medición del
Riesgo Operacional.**

William David Durán Cárdenas

Santiago Alberto Geraldo Guzmán

Universidad Icesi

Facultad de Ciencias Administrativas y Económicas

Santiago de Cali, Noviembre de 2012

**Inventarios de seguridad, Una Aproximación a la Medición del
Riesgo Operacional.**

William David Durán Cárdenas

Santiago Alberto Geraldo Guzmán

**Proyecto de Grado para optar por los títulos de pregrado en Contaduría Pública y
Finanzas Internacionales y en Economía y Negocios Internacionales**

Director del proyecto:

Guillermo Buenaventura Vera

Universidad Icesi

Facultad de Ciencias Administrativas y Económicas

Santiago de Cali, Noviembre de 2012

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
1. INTRODUCCIÓN	4
2. OBJETIVOS	5
3. METODOLOGÍA	6
4. ANTECEDENTES	8
4.1. RESÚMENES DE ARTÍCULOS	8
4.1.1. Modelo de Medición de Costos por Agotamiento de Inventario	8
4.1.2. Estimación de Tiempos Óptimos de Entrega	11
4.1.3. El Efecto de la Estimación de Riesgos Para Establecer los Niveles de Seguridad de Archivo de un Modelo de Inventario	12
4.1.4. Gestión de la Cadena de Suministro: Una técnica de modelización alternativa para el Pronóstico.....	16
4.1.5. Modelo de Riesgo en la Estimación del VaR: Un Estudio Empírico	20
4.2. CONSOLIDACIÓN DEL PENSAMIENTO	25
5. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO	26
5.1. SELECCIÓN DEL MODELO BASE	26
5.2. ESPECIFICACIÓN DEL MODELO	26
5.2.1. Modelo y Variables	26
5.2.2. Datos	27
6. ESTIMACION DEL MODELO	28
7. CONCLUSIONES	38
8. REFERENCIAS.....	40
9. ANEXOS	41
9.1. Minimización del modelo EOQ:	41
9.2. Tablas	42
9.3. Gráficos	42
9.3.1. Gráfico Proporción Promedio por Tamaño.....	42
9.3.2. Gráfico Proporción Promedio por Sectores	43

1. INTRODUCCIÓN

El pronóstico, es una necesidad de casi cualquier operación. A lo largo de muchos años, se optó por mejorar y dar un manejo adecuado a todos los eslabones operativos de la cadena de suministro. No obstante, en las últimas décadas tras los desarrollos de distintas técnicas estadísticas y de gestión del riesgo, la optimización de cualquier operación se ha convertido en un tema ligado directamente con el cálculo y la determinación del riesgo.

En este orden de ideas, este trabajo intenta mediante la adaptación de una técnica de pronóstico avanzada (AR), desarrollar una herramienta de apoyo a las decisiones aplicables a una amplia variedad de operaciones, principalmente a la gestión de la determinación del inventario de seguridad, en la administración de la cadena de suministro (SCM).

Para desarrollar esta herramienta, se debe considerar la medición del riesgo en cifras exactas, para lo cual se contrastará el modelo aquí planteado, de tal forma que permita mostrar un acercamiento provechoso para la comprensión, gestión y análisis de contingencias en un entorno real, mediante el uso de la base de datos de la Superintendencia de Sociedades (SIREM). Es así, como este tema se vuelve un factor trascendental en una empresa moderna, que dese optar por una estrategia de reducción de incertidumbres inmersas en las dinámicas de mercado.

Finalmente, este trabajo puede ser utilizado en una empresa del sector real, con el objetivo de plasmar y determinar la utilidad real y práctica de la herramienta.

2. OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL: Estructurar un modelo que permita cuantificar el riesgo operativo para determinar los niveles óptimos de los inventarios de seguridad, desde una lectura de variables que sean de fácil obtención. Pues de nada sirve tener un modelo que cuantifique el riesgo, pero que cueste mucho dinero aplicarlo, si se parte de la premisa que no se cuenta con los suficientes recursos para hacer un levantamiento adecuado de información.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS: A partir del contraste de la herramienta con el sector real, se pretende:

1. Medir el riesgo relacionado con el proceso de establecer inventarios óptimos de seguridad en cifras concretas que reflejen de la manera más fiel, la realidad de las empresas de grande, mediano y pequeño tamaño, de forma que se pueda definir un sistema que busque minimizar el impacto negativo al que las empresas pueden verse comprometidas, a razón de excedentes o faltantes de inventarios.
2. Determinar el grado de responsabilidad en el manejo de los inventarios, de cada uno de los sectores estudiados (Curtimbre y manufacturas de cuero diferentes a calzado; Editorial e impresión (sin incluir publicaciones periódicas); Fabricación de papel, Cartón y derivados; Fabricación de vehículos automotores y sus partes; Manufacturas de calzado y productos relacionados; Productos químicos y Tabaco), con el objetivo de llegar a un panorama claro que permita vislumbrar, medir y considerar los posibles riesgos a los que se enfrentan los sectores.

3. METODOLOGÍA

Inicialmente se optó por buscar información de estudios previos acerca del riesgo operacional relacionado con el tema de los inventarios de seguridad. En la búsqueda, se encontró una revista especializada en particular: *The Journal of the Operational Research Society*, en donde el tema era tratado abiertamente y a fondo. Posteriormente se realizaron los respectivos resúmenes de los cuales, cuatro de los cinco, fueron tomados de la revista anteriormente citada. Consecuentemente, estos resúmenes de los papers se hicieron con el objetivo de extraer lo más importante del desarrollo tanto teórico como práctico de la contribución de cada autor.

Seguidamente se entró a organizar la información relevante de cada paper y a coordinar que podía ser extraído literal y que podía contribuir de una manera conceptual al desarrollo de la herramienta. En este proceso se observó que los papers teóricos, el primero, segundo y cuarto, contribuían de forma directa a la consolidación del modelo y los papers prácticos como el tercero y el quinto, contribuían al contraste del modelo con las empresas del sector real.

Para la obtención de la información necesaria para correr el modelo, se usó la base de datos de la Superintendencia de Sociedades (SIREM), ahí se encontró todas las cuentas de los estados financieros que se necesitaban, desde el año 1995. Luego se filtró todo el volumen de información, para sólo trabajar con los sectores mencionados y con el criterio de micro, pequeñas, medianas y grandes empresas, de acuerdo a lo expuesto por la Ley 590 de 2000 conocida como la Ley Mipymes y sus modificaciones en la Ley 905 de 2004.

Consecuentemente y dada la discriminación de los datos, con respecto al modelo, se trabajó un modelo Log-Log, de tal forma que permitiera medir la elasticidad del inventario asociada a cada una de las variables independientes incluidas en el modelo. Además, se realizaron pruebas de no normalidad de los errores, multicolinealidad, heteroscedasticidad y autocorrelación, de tal forma, que se pudiera detectar y corregir cualquier tipo de problema que imposibilitara utilizar y hacer inferencia sobre el modelo. Finalmente, así se logró obtener estimadores robustos.

Por último, se presentaron los resultados y se plasmaron las conclusiones.

4. ANTECEDENTES

4.1. RESÚMENES DE ARTÍCULOS

4.1.1. Modelo de Medición de Costos por Agotamiento de Inventario

Yu Sang Chang y Powell Niland

The Journal of the Operational Research Society, Vol. 15, No. 3 (May - Jun., 1967), pp. 427-447

El documento habla sobre un método de cálculo de los costos de agotamiento de inventario. Parte del hecho de que las inexistencias de inventario es un elemento esencial en este costo. Además de costos de oportunidad descrito como el costo de hacer negocios futuros con el cliente, y el costo de hacer adquisiciones de emergencia. Así apuntando a tener un control de inventario óptimo que en muchos casos se ve limitado por tener barreras económicas y de conocimiento principalmente. Los autores aplican este modelo en una fábrica y distribuidora de diferentes productos en acero y aluminio, y que factura aproximadamente unos USD\$20.000.000. También habla de una serie de cuestionarios que se les hizo a los clientes de la firma sobre los productos que ellos le compraban para saber la probabilidad de implementar o no el modelo, sin embargo sólo se preocupa por el modelo en sí.

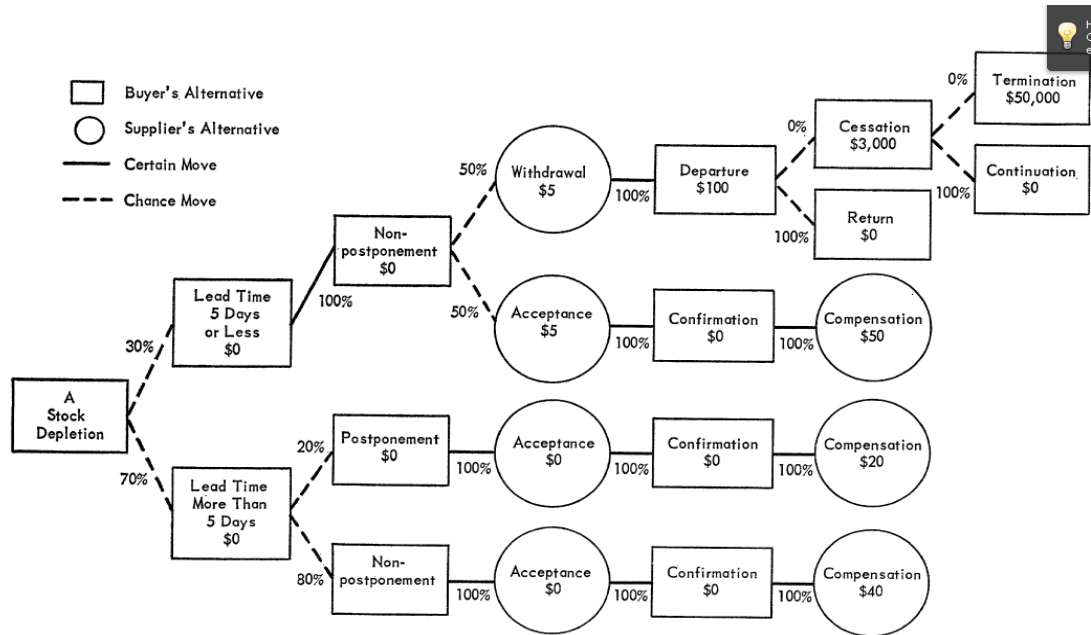
Se define como agotamiento de inventario la diferencia entre lo que los clientes han ordenado y lo que hay en existencias dentro de la distribuidora, sin tener en cuenta los pedidos que aún están en orden en la fábrica. Así el principal suceso que impacta el agotamiento de inventarios son las órdenes de clientes que son más grandes que las existencias reales dentro de la distribuidora.

Los tiempos de entrega que los clientes están dispuestos a tolerar se convierten en la variable que determina los procesos que se van a seguir, dependiendo de si éstos son mayores o menores a cinco días, en el caso de la firma acerera. Afirmando que de estos tiempos de entrega dependerá el costo traducido en el esfuerzo para conseguir los productos que satisfacen la demanda de los clientes, que en el caso de tiempos de entrega de menos de 5 días son mayores ya que existe la certeza de que el cliente no estará dispuesto a posponer la fecha de entrega, lo anterior debido a la importancia de los materiales en la producción. Existe además el riesgo con clientes que no toleran tiempos de entrega mayores a 5 días de perderlos y perder todos los futuros y posibles negocios por ventas perdidas como causa de falta de inventario, así podría calcularse el número de clientes perdidos en función de negocios estropeados por falta de existencias.

Se habla también de un periodo de cognición, que sería el tiempo que transcurre entre dos ventas pérdidas, y como este influye en la decisión que tome el cliente de cambiar de proveedor o no dependiendo de qué tan largo fue este lapso. A dos ventas pérdidas seguidas se les llama cesación.

Así el modelo explica una serie de eventos que pueden ocurrir a partir del hecho de cuanto tolera el cliente en tiempos de entrega, si es menor o mayor a 5 días. Cada evento con su propia probabilidad y con su propio costo, que sería el mismo evento, si ocurre. Siempre por cada evento se desprenden otros dos eventos probables, por lo que los autores aplican al modelo una distribución binomial donde las probabilidades se mantienen iguales al aumentar el número de ensayos. La Fig.1 ilustra mejor los eventos que ocurren para que se produzca un costo por agotamiento de inventario suponiendo cero ventas pérdidas antes de.

Fig.1



El documento propone un método probabilístico de cómo medir el costo de agotamiento de inventario en función de ventas pérdidas por falta de inventario, reconociendo como variable fundamental los tiempos de entrega que los clientes estas dispuestos a tolerar. El modelo se fundamenta en un proceso Bernoulli, donde las probabilidades se mantienen con el incremento de los ensayos. El modelo es simple y de fácil ejecución, no necesita información que cueste mucho para obtenerla y se reduce a la suma de los productos de evento y probabilidades para hallar el costo de agotamiento de inventarios.

Además de los elementos cuantitativos hay una variable cualitativa de mucha relevancia que se debe tener en cuenta para aplicar el modelo, esta es la facilidad que tiene o no el cliente de olvidar la deficiencia del proveedor. Además de esto partir de la base que la probabilidad de que el cliente busque otro proveedor se atenúa con el pasar del tiempo entre ventas pérdidas, entre cesaciones.

4.1.2. Estimación de Tiempos Óptimos de Entrega

Duncan K. H. Fong y J. Keith Ord

The Journal of the Operational Research Society, Vol. 44, No. 3 (Mar., 1993), pp. 247-252

El documento introduce el tema considerando que una empresa puede hacer múltiples pedidos de un mismo producto a muchos proveedores y que el tiempo de entrega óptimo será el que más rápido llegue a la empresa. Anteriores estudios del tema han considerado que estos tiempos de entrega tienen un comportamiento normal, sin embargo es más realista decir que la distribución de frecuencias de los tiempos responde a diferentes distribuciones de la normal, considera un enfoque Bayesiano que puede aplicarse a otras distribuciones tan bien como se aplica a la normal.

La distribución de estos tiempos de entrega (Y_i) pueden presentarse en 3 situaciones, donde el tiempo efectivo de entrega será $w = \min(Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$. La primera situación supone que la varianza y media de la población son conocidas e independientes, sin embargo en la realidad nunca se conocen estos datos, siempre se debe estimar con una muestra adecuada. En el segundo caso se reacomoda la primera situación usando una distribución t para estimar la media y la varianza de la población que en la realidad son desconocidas. Sin embargo esta distribución solo sirve cuando la varianza y la media no están relacionados, el tercer caso muestra cuando esto no se cumple. En el tercer caso supone que el número de veces que se miden los tiempos de entrega tiende hacia el infinito convergiendo a un enfoque Bayesiano que es el que el documento trata en adelante.

Para el cálculo del tiempo mínimo de entrega se utiliza la función

$$f(w|x) = \sum (t_i(w) \Pi [1 - P_i(w)]),$$

donde P_i es la función de distribución acumulada de la densidad en t_i .

Desde esta función la media y la varianza son:

$$E(WIX) = \sum \int (wt_i(w)) \Pi [1 - P_i(w)] dw,$$

$$E(W^2IX) = \sum \int (W^2 t_i(w)) \Pi [1 - P_i(w)] dw,$$

$$Var(WIX) = E(W^2IX) - [E(WIX)]^2.$$

Para describir la función de distribución acumulada $P_i(w)$ existen muchos programas estadísticos, entre los más famosos SAS. Las integrales en las expresiones pueden calcularse mediante una copia del programa FORTRAN.

El documento habla de un cálculo de la media y varianza del tiempo efectivo de entrega por medio del método Bayesiano que reemplaza supuestos de que la media y varianza de estos tiempos son conocidos, cuando en realidad deben estimarse con series de datos pasados. El documento propone hacer la estimación de estos parámetros por medio del método de integración Monte Carlo que mejora la evaluación de estos tiempos efectivos.

4.1.3. El Efecto de la Estimación de Riesgos Para Establecer los Niveles de Seguridad de Archivo de un Modelo de Inventario

Peter H. Ritchken and Ravi Sankar

The Journal of the Operational Research Society, Vol. 35, No. 12 (Dec., 1984), pp. 1091-1099

En este artículo, se ilustra el impacto de la estimación del riesgo, en las decisiones que implica el problema de establecer los niveles inventario, bajo el ejemplo de los árboles de

navidad. Es decir, se demuestra que cuando la estimación del riesgo es ignorada, los niveles de stock puede estar mal compilados y los niveles de servicio pueden ser inadecuados.

Básicamente, los modelos de producción y de gestión de inventarios se desarrollan bajo la hipótesis de que los valores de los parámetros se conocen con certeza. Sin embargo, cuando se aplican estos modelos para resolver el problema, los parámetros son calculados mediante regresiones y se tratan como si fueran los verdaderos valores. Ahora bien, este riesgo asociado al uso de estimaciones en lugar de los parámetros reales, se llama estimación del riesgo, y se pasa por alto a menudo.

Es así como el propósito de este trabajo es investigar las condiciones donde la estimación del riesgo es significativa y proporciona una sencilla formula que ajusta los niveles de stock que incorpora este riesgo. Finalmente, el modelo establecido aquí tiene aplicaciones específicas en la política de almacenamiento de productos altamente estacionales (la demanda de un período), es decir el modelo practico de los árboles de navidad.

El problema:

Seguidamente, se describe la posibilidad de un administrador de inventario frente al problema de almacenamiento de árboles de navidad en un periodo. Este individuo tiene datos sobre la demanda de los árboles en las últimas temporadas y quiere asegurarse de que al menos el p% de sus clientes estén satisfechos (con algún grado de confianza). Entonces, la cantidad adecuada de inventario de stock para la temporada viene dada por el percentil p de la distribución de la demanda.

$$P_p = \mu + Z_p \sigma$$

Donde Z_p es el P 'avo percentil de la distribución normal estándar. Dado que el gerente de inventario desconoce μ y σ , las estimaciones de estos parámetros se han establecidos y cuando la estimación de riesgo es ignorada, los niveles de inventario son aproximados por:

$$\hat{T} = \bar{x} + t_{n-1;p}S$$

Donde \bar{x} y S son la media muestral y la desviación estándar, y $t_{n-1;p}$, es el P 'avo percentil de la distribución t con $n-1$ gl. T es un posible estimador de P_p y que puede arrojar resultados erróneos. El procedimiento para estimar P_p exige establecer un intervalo de tolerancia superior para el percentil, como se muestra en la siguiente sección.

Intervalos de Tolerancia:

Intervalos de tolerancia son los percentiles que son los intervalos de confianza para los parámetros. Con intervalos de confianza, se pueden sacar inferencias sobre los parámetros, mientras que con intervalos de tolerancia, se pueden sacar inferencias acerca de las proporciones de una distribución.

Problema Práctico - Árbol de Navidad:

Para el problema del árbol de Navidad, los intervalos de confianza no son apropiados ya que el problema de inventario no es repetitivo. El administrador de inventario lo que desea es estar un 90% seguro, que puede satisfacer el 95% de la demanda.

Con el fin de evitar el problema del uso erróneo de la información, un modelo de regresión fue desarrollado para aproximar el porcentaje de error como una función de variables independientes P , α , n , y el coeficiente de variación, cv . Es por esto que una regresión lineal

simple o regresión cuadrática no proporciona los ajustes razonables y por el contrario los modelos multiplicativos proveen mejores modelos.

Este modelo explico el 85% de la estimación del riesgo. Para estimar la población adicional que deber ser ordenada por encima del valor calculado utilizando el estimador T, el tomador de decisiones (administrador del inventario) más que calcular el valor del error, encuentra los valores apropiados de p , A , N y cv de la muestra. El tac de seguridad adicional se obtiene entonces por t multiplicadores por el error. Finalmente, este procedimiento ajusta el tamaño de la población mediante la incorporación de un requisito de stock de seguridad adicional y además, refleja la incertidumbre asociada con la falta de conocimiento preciso de los parámetros reales.

En este artículo se ilustra el hecho de que las reglas óptimas de decisión dependerán de la disponibilidad de datos. Utilizando las estimaciones como si fueran los verdaderos parámetros a menudo puede conducir a malos resultados.

Por otro lado, en este artículo se ha investigado el efecto de la estimación del riesgo en la más simple de los problemas de inventario. Además, se debe tener en cuenta que en este artículo no hay análisis de costos, establecimiento de la p de nivel de servicio óptimo y un nivel de confianza $(1 - \alpha)$, obviamente, depende del costo de la escasez, costos de mantenimiento, etc.

Ahora bien, modelos de este tipo puede ser especialmente importantes en los problemas donde los artículos tienen un impulso de alta demanda estacional o de corto plazo y el incumplimiento de una alta proporción de los resultados de la demanda, puede ocasionar grandes costos de oportunidad.

4.1.4. Gestión de la Cadena de Suministro: Una técnica de modelización alternativa para el Pronóstico

S. Datta, C. W. J. Granger, M. Barari, T. Gibbs

The Journal of the Operational Research Society, Vol. 58, No. 11, Part Special Issue: Risk Based Methods for Supply Chain Planning and Management (Nov., 2007), pp. 1459-1469

El pronóstico es una necesidad de casi cualquier operación. En la década de 1970 con el Total quality management (TQM) se optó por mejorar la calidad a un menor costo a través del manejo adecuado y el diseño operativo. Posteriormente, en la década de 1980, el Lean-manufacturing fue la euforia, tras la adopción ejemplar del Just In Time (JIT) de Toyota, en donde gracias a este sistema, se consolidaron los procesos de fabricación flexibles y de minimización de costos, al reducir los niveles de inventario. Sin embargo en la actualidad, las herramientas de predicción son todavía primitivas a la vista de los grandes avances alcanzados por la investigación y la abundancia cada vez mayor de datos (como los que se hallan, con la identificación automática por radiofrecuencia RFID). Es por esto, que las decisiones son tan diversas, dado que cualquier intento para impulsar las asociaciones significativas en la demanda, están dadas por el valor de los datos adquiridos.

Ahora bien, con este trabajo se proponen algunas modificaciones para adaptar una técnica de pronóstico avanzado (GARCH), con el objetivo de desarrollar una herramienta de apoyo a las decisiones aplicables a una amplia variedad de operaciones, incluyendo la gestión de la cadena de suministro (SCM). Es decir, se ha intentado fusionar algunas ideas diferentes hacia una solución enfocada a la volatilidad del modelo y la gestión de un mejor cálculo y trato del riesgo. En este orden de ideas, la exactitud del pronóstico puede depender de la

comprensión y la cobertura de los parámetros tomados en cuenta y la exactitud de los datos históricos disponibles para que cada variable pueda tener un impacto directo en la predicción.

Es así, como se propone un modelo estadístico que combine el análisis de regresión clásico con técnicas avanzadas de series de tiempo, con la esperanza de mejorar la precisión de los pronósticos. Esta técnica sencilla puede modelar múltiples variables independientes o explicativas, es decir, múltiples x , ya que la variación en y , por ejemplo, las ventas de un bien, depende de varios parámetros, tales como inventario (x_1), precio (x_2), fecha de vencimiento (x_3). La elección de x 's (número de variables explicativas), posibilita la validez y precisión del modelo. Las x 's pueden estar basadas en principios económicos (teoría) o en la lógica de los negocios (bases prácticas). Sin embargo, no importa cómo se incluyan las x 's, siempre puede haber una aleatoriedad inherente, que no puede ser explicada. Así, el término de error aleatorio (ε) se incluye en la ecuación admitiendo el hecho de que la variable dependiente (y) no se puede modelar perfectamente. La ecuación matemática correspondiente viene dada por la ecuación:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_k x_{kt} + \varepsilon_t$$

Es por esto, que en la construcción de este modelo, la elección de las x 's, es un proceso de decisión basado en el conocimiento del constructor de modelos, acerca de la operación, el negocio o la industria. Por lo tanto, el punto de partida seguro es el pasado, ya que los hechos son conocidos. Esto da el primer paso al siguiente nivel del desarrollo, en donde se especifica otro modelo estadístico en el que ya no es necesario asumir los valores de las

variables explicativas, para predecir la variable explicada, y por el contrario se toman del pasado. El modelo correspondiente viene dado por la siguiente ecuación:

$$X_{Kt} = \alpha_0 + \alpha_{k1}x_{kt-1} + \alpha_{k2}x_{kt-2} + \dots + \alpha_{kN_{x_{kt}}}x_{kt-N_{x_{kt}}} + \mu_{N_{x_{kt}}}$$

En esta etapa de desarrollo del modelo, las técnicas de regresión se entrelazan con las técnicas de series de tiempo. Es decir, tras ajustar el modelo autorregresivo univariante de x en la que se usa los rezagos (el pasado) de los valores de x para predecir los mismos x, se obtienen la siguiente ecuación:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^{N_{x_{kt}}} \alpha_{kt}x_{kt-i} + \varepsilon_t$$

Ahora bien, el análisis de regresión clásico requiere el cumplimiento de cinco supuestos, de los cuales tres de ellos están relacionados con el error y uno de estos tres, con la desviación estándar del error. Este supuesto es conocido como el supuesto de homoscedasticidad o de varianza constante para diferentes observaciones. Sin embargo, en el cálculo de pronósticos, los errores de Heteroscedasticidad son frecuentemente encontrados, dado que el aprendizaje sobre los errores en los pronósticos es habitual.

En este orden de ideas, se usa una combinación de los procesos autorregresivos (AR-autoregression) y de las técnicas de promedios móviles (MA-moving average). En donde el modelo queda definido como:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^{N_{yt}} \varphi_j y_{t-j} + \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^{N_{x_{kt}}} \alpha_{kt}x_{kt-i} + \varepsilon_t$$

Es así, como este modelo puede calcular el riesgo originado en el SCM, a partir de dos áreas clave: la oferta y la demanda. Obviamente, definiendo cada uno de los parámetros de acuerdo a la teoría económica o a las bases prácticas de los negocios.

En el siguiente nivel, además del cálculo del riesgo del SCM que se calcula directamente con los modelos estadísticos, existen riesgos de medio ambiente, de procesos políticos, y riesgos de seguridad. Por un lado, los riesgos políticos y ambientales siempre son amorfos y refractarios a la cuantificación adecuada. Sin embargo, los riesgos de seguridad son más volátiles, pero en un nivel de prioridad más alto, que requiere herramientas avanzadas de gestión de riesgo y de análisis para la orientación de las operaciones en el comercio mundial.

Comúnmente, el riesgo se ve tan simplista como un mero producto de la frecuencia de consecuencia. Sin embargo, este modelo también es relevante para las empresas que utilizan cada vez más los principios de "Lean" y que dependen de las prácticas globales de outsourcing, que pueden comprometer la visibilidad de la cadena de suministro.

Es así, como el uso de GARCH en la cadena de suministro para estimar el riesgo a través del análisis del VaR (Value at Risk), también puede ayudar a crear una fusión de las cadenas de suministro financieros y físicos. En donde la cadena de suministro financiera, realice la liquidación financiera y releve a la cadena de suministros física, con el fin de las operaciones logísticas.

Finalmente, este trabajo propone un modelo para pronosticar con potenciales aplicaciones, el amplio espectro que incluye el SCM. El modelo se basa en los avances de la econometría de series de tiempo. La técnica GARCH utilizada para modelar explícitamente la

volatilidad generalmente asociados a los procesos y un marco de VAR que captura la dinámica de las interacciones que caracterizan a varias etapas del SCM. Desde el punto de vista teórico, este modelo se espera que produzca un pronóstico exacto, reduciendo algunas ineficiencias de la operación.

En conclusión, la industria, gobiernos, corporaciones, empresas, organizaciones de seguridad, empresas consultoras y académicos con conocimientos profundos en uno o más campos, pueden pasar las próximas décadas, tratando de sintetizar uno o más modelos de modus operandi eficaz y combinar estas ideas con otros conceptos emergentes, herramientas, tecnologías y estándares de manera colectiva a comprender mejor, analizar y responder a la incertidumbre.

4.1.5. Modelo de Riesgo en la Estimación del VaR: Un Estudio Empírico

Jing Yao, Zhong-Fei Li, Kai W. NG

International Journal of Information Technology & Decision Making, Vol. 5, No. 3 (2006)
503–512

El valor en riesgo VaR ha sido la más prominente medida para la evaluación de riesgo de un portafolio en los mercados financieros. A pesar del abrumante número de artículos con relación a esto, este documento propone un nuevo enfoque que ve la sensibilidad de esta medida con relación a uno parámetros que se establecen de acuerdo a la operación de la empresa. Para esto es necesario el uso de inferencia estadística, el uso de regresiones y modelos de predicción GARCH. Para la evaluación de estos modelos comúnmente se utilizan pruebas de máxima verosimilitud, sin embargo estos test necesitan asumir independencia. Para lo anterior el documento propone pruebas CHI que requieren menos

condiciones, sin embargo su complejidad es mayor. Por la importancia de la volatilidad en la medida del riesgo el documento se concentra en cuatro tipos de pruebas estadísticas GARCH, medias ponderadas móviles exponenciales, exponencial GARCH y GARCH fraccionalmente integrados FIGARCH.

Los autores definen la función del VaR como: $VaR_t = -\phi^{-1}(\rho)\sigma_t = \beta\sigma_t$, donde ϕ es la distribución de probabilidad de los errores de retorno de los activos financieros y β es el cuantil del error t, (ε_t). Se puede calcular el VaR tantas veces como se pueda calcular el β , este parámetro puede estimarse por medio del método econométrico generalizado de momentos.

Por los modelos de pronóstico GARCH la varianza en el tiempo t se define calcula así:

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2)\sigma_{t-1}^2,$$

Donde, ω , α_1 y α_2 son los coeficientes necesarios para estimarla.

Por EGARCH la volatilidad se computa:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha_1|\varepsilon_{t-1}| + \alpha_2 \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_3\varepsilon_{t-1},$$

Donde, ω , α_1 , α_2 y α_3 , son coeficientes estimados.

Para el caso de medias ponderadas móviles exponenciales la varianza se define:

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda)(\varepsilon_{t-1}\sigma_{t-1}^2)^2 + \lambda\sigma_{t-1}^2,$$

Donde, λ es 0.94 para información diaria, sugerido por J.Morgan.

Por su parte el modelo FIGARCH establece la varianza:

$$\sigma_t^2 = \omega + [1 - (\alpha_1L(1 - L)^d / 1 - \alpha_2L)](\varepsilon_{t-1}\sigma_{t-1}^2)^2,$$

donde L el operador de rezago, ω , α_1 , α_2 y d son coeficientes necesarios para estimarla.

Ahora bien, dados todos estos fundamentos teóricos, los autores llevan a cabo un estudio empírico de una posición larga en la bolsa de Shanghái. Esta posición, de un índice de acciones con un horizonte de inversión de un día, tiene un intervalo de tiempo de 11 años a partir del 18 de enero de 1993 hasta el 31 de diciembre de 2003. En donde la serie de retornos es descontada con respecto a la media antes del análisis, es decir, $y_t = R_t -$

$$\sum_{i=1}^T \frac{R_i}{T}.$$

En este orden de ideas, la figura 1 muestra cuatro series de volatilidades sobre la base de los modelos EWMA, GARCH, EGARCH y FIGARCH. Mientras que en la tabla 1 recoge las estadísticas de la RL, con las pruebas de la cobertura incondicional de Kupiec para el VaR estimado, que corresponden a cuatro niveles de confianza. De acuerdo con esta prueba de estimaciones del VaR, se rechazó sólo en unos pocos casos: EWMA con $p = 0,10$, y EWMA y GARCH con $p = 0,25$.

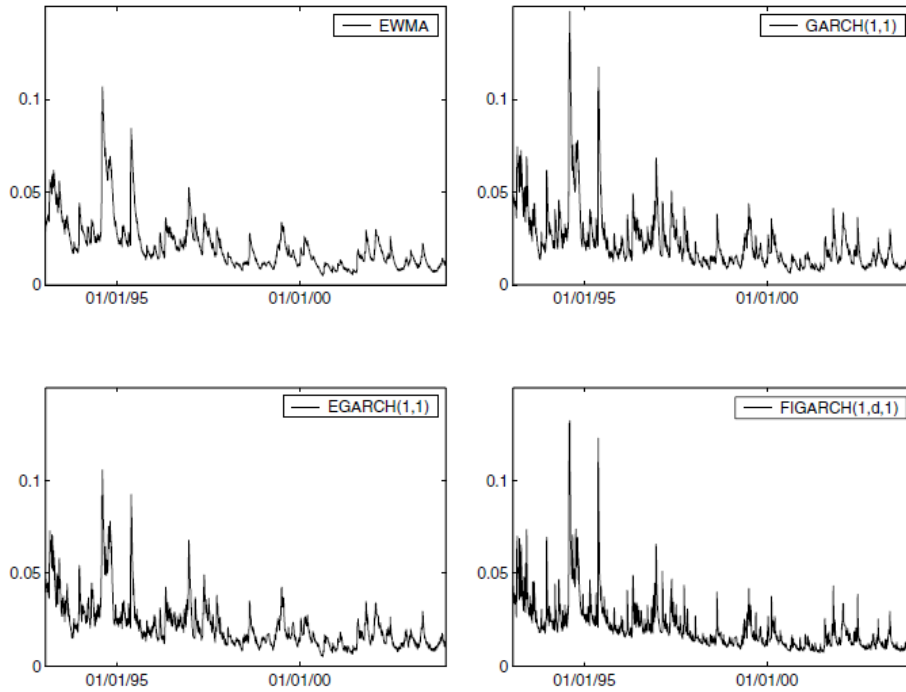


Fig. 1. Four volatility processes estimated by EWMA, GARCH, EGARCH, and FIGARCH models.

Table 1. Kupiec's LR test (LR_{uc}).

VaR Model	$p = 0.01$	$p = 0.05$	$p = 0.10$	$p = 0.25$
EWMA	0.3962	0.0020	2.7358*	13.2473**
GARCH	1.3967	2.2361	0.0669	21.5180**
EGARCH	0.0187	0.0020	1.3223	0.0045
FIGARCH	0.9993	0.4516	0.8033	1.8398

**Significant at 1% level and *significant at 10% level.

Table 2. The independence test (LR_{ind}) in Christoffersen's LR test.

VaR Model	$p = 0.01$	$p = 0.05$	$p = 0.10$	$p = 0.25$
EWMA	0.6821	2.5698*	8.9826**	3.5681*
GARCH	0.8263	0.6765	4.4127**	4.1310**
EGARCH	0.5115	0.8549	1.2213	0.0840
FIGARCH	0.7767	1.5111	1.6498	0.9952

**Significant at 5% level and *significant 10% level.

Por último, se procede a la prueba de Chi no anidados que evalúa el rendimiento relativo de los dos modelos VaR. La hipótesis nula de la prueba no anidada CHI es que el modelo VaR

de 1 y 2 son igualmente adecuados, es decir, no hay diferencia significativa entre los VaR estimados por los dos modelos (modelos significativos).

Un valor positivo indica que el modelo VaR de un mejor rendimiento, y un valor negativo significa que el modelo VaR 2 se prefiere. Se encuentra que los resultados de la Tabla 4 son, en general, que se alinean con los resultados de la prueba de CHI especificación reportados en la Tabla 3. En el 1%

A manera de conclusión, en este trabajo se ha demostrado cómo aplicar pruebas estadísticas, en la Bolsa de Shanghái, para evaluar el desempeño del VaR estimado, en cuatro modelos de tipo GARCH (EWMA, GARCH, EGARCH y FIGARCH).

Al utilizar los datos propuestos, se analizó empíricamente el riesgo de estos modelos, en donde los resultados empíricos indicaron que sobre la base de las cuatro pruebas, los modelos EGARCH y FIGARCH son mejores que los otros dos en la generación de estimaciones de VaR.

Esto significa que las características de volatilidad y los términos de la asimetría. Juegan un papel importante en el cálculo del VaR. Por otro lado, a través de la comparación de los resultados de los procedimientos de prueba en diferentes niveles de confianza, también se ha encontrado que las pruebas basadas en CHI KLIC son más adecuados para el análisis de riesgo del modelo VaR y estimadores relacionados con la volatilidad.

4.2. CONSOLIDACIÓN DEL PENSAMIENTO

Para este trabajo se tomó como base algunos conceptos de modelos como el CAPM, para la medición del riesgo financiero, que aunque funcionan con datos de series de precios, mantienen la noción de la propuesta hecha. El trasfondo de este tipo de modelos es la medición en cifras que puntualicen esa idea de riesgo. Es por esto, que se partió de lo ya existente, para reformular la tendencia del trabajo.

Los artículos que se tomaron como antecedente para este trabajo, tratan modelos para la medición del riesgo, que autores con más autoridad han escrito. Sin embargo, para la especificación de este modelo, se necesitó como herramienta fundamental los procesos autorregresivos (AR), para poder sacar conclusiones concretas acerca de la relación de las variables que se tomaron. Consecuentemente, el cuarto resumen (4.1.4.), muestra el desarrollo teórico más aproximado al tema.

Adicional a esto, se hizo un sondeo informal para medir el posible impacto que puede tener en las empresas el agotamiento del inventario, que va muy de la mano con los tiempos óptimos de entrega. Acerca de esto, también se investigó un artículo que define con la ayuda de la estadística bayesiana estos tiempos (lead times), en los cuales los inventarios de seguridad pueden verse afectados.

Finalmente el modelo se presenta en la siguiente sección, considerando todos los argumentos aquí mostrados, y además, gracias a la necesidad de mayor precisión del modelo, una contribución directa de los autores.

5. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

5.1. SELECCIÓN DEL MODELO BASE

La determinación del nivel adecuado del inventario de seguridad, se determina principalmente por dos factores: la incertidumbre tanto de la demanda como de la oferta y del nivel deseado de disponibilidad del producto.

Ahora a bien, los antecedentes detrás de esta teoría, nacen en 1913 cuando Ford Whitman Harris, un ingeniero que trabajaba en Westinghouse Corporation, desarrollo un modelo, que minimizaba el costo de ordenar. Posteriormente, R.H. Wilson publico un trabajo, que tras un extenso y profundo análisis desarrollado, popularizo el modelo en el año de 1934.

Consecuentemente, este modelo, conocido hoy en día como la cantidad económica de ordenar (EOQ), se fundamenta en la necesidad de conservar un nivel medio de inventarios, tras determinar por un proceso de minimización (Anexo 1) el menor costo posible, dada una cantidad optima de mantenimiento de inventarios.

Es así, como partiendo de la fórmula de la cantidad económica de ordenar y dado que la demanda se puede determinar por los ingresos que tienen las empresas, el modelo inicialmente se determinó como:

$$Inv_t = \beta_0 + \beta_2 Ing_t^{\frac{1}{2}} + \varepsilon_t \quad (1)$$

5.2. ESPECIFICACIÓN DEL MODELO

5.2.1. Modelo y Variables

Ahora bien, para determinar el modelo y partiendo de la necesidad de determinar la elasticidad de la variable dependiente asociada a la variable independiente, se reparametrizó incluyendo un logaritmo natural en ambos lados de la ecuación, de tal forma que permitiera determinar cómo

cambian porcentualmente los inventarios, ante cambios de 1% en los ingresos. A continuación se muestra la forma funcional de la ecuación:

$$\ln(Inv_t) = \beta_0 + \beta_2 \ln(Ing_t^{\frac{1}{2}}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Consecuentemente, al modelo se le agregaron dos variables que permitieran mostrar la realidad más acertada en la determinación de los inventarios. La primera fue el logaritmo natural de los ingresos, de tal forma que se contara con un parámetro más sensible, en términos absolutos que el logaritmo de la raíz de los ingresos, que determinará un aumento variable en el efecto marginal. La segunda variable, fue un proceso autorregresivo con rezago de un periodo (AR1) del valor de los inventarios, de tal forma que permitiera identificar la incidencia en la determinación del inventario del periodo actual dado el periodo anterior. De esta forma, el modelo quedó determinado por la siguiente función:

$$\ln(Inv_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Ing_t) + \beta_2 \ln(Ing_t^{\frac{1}{2}}) + \beta_3 \ln(Inv_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (3)$$

5.2.2. Datos

Los datos que se utilizaran en la estimación del modelo, fueron adquiridos de la base de datos de la Superintendencia de Sociedades (SIREM), quienes conservan de forma continuada los reportes de estados financieros de todas las empresas en Colombia obligadas a presentar su información financiera. Esta base de datos, tiene su inicio en diciembre de 1995 y su fin en 31 de diciembre de 2011, considerando series de tiempo de 17 años.

Finalmente, se hizo un filtrado de datos, considerando el tamaño de las empresas y los sectores a estudiar. El primer filtro, considero la clasificación propuesta por la Ley 590 de 2000 conocida como la Ley Mipymes y sus modificaciones (Ley 905 de 2004) (Anexo 2 y 3,1).

El segundo filtro, considero los sectores específicos: Curtiembre y manufacturas de cuero diferentes a calzado; Editorial e impresión (sin incluir publicaciones periódicas); Fabricación de papel, Cartón y derivados; Fabricación de vehículos automotores y sus partes; Manufacturas de calzado y productos relacionados; Productos químicos y Tabaco (Anexo 3,2)

A todos los datos se les hizo un ajuste por la inflación, con el objetivo de no tener presente este factor determinante en los datos considerados en el estudio.

6. ESTIMACION DEL MODELO

Tras la elección del modelo y los datos en el punto anterior, se determinó que la mejor forma de estimarlo, es haciendo uso del método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). De tal forma que a través del uso de la regresión lineal múltiple, se pretende estimar los coeficientes MELI (Mejor Estimador Lineal Insesgados), que mejor predigan las variaciones en la media de la variable inventarios dadas las variaciones de las variables explicativas. De este modo, el modelo a estimar quedó determinado así:

$$\ln(Inv_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Ing_t) + \beta_2 \ln(Ing_t^{\frac{1}{2}}) + \beta_3 \ln(Inv_{t-1}) + \varepsilon_t$$

$$t = 1995, 1996, \dots, 2011$$

Ahora bien, es importante determinar los resultados esperados antes de realizar cualquier estimación, por lo tanto, a continuación se presentan los resultados a priori, de la estimación:

- e^{β_0} : es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

- β_1 : La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos es en promedio $\beta_1\%$. Se espera que este signo sea positivo.
- β_2 : Un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos aumentará el efecto marginal de los ingresos operativos sobre el valor del inventario en $1/2 * \beta_2\%$. Se espera que este signo sea positivo.
- β_3 : Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo aumente en $\beta_3\%$. Se espera que este signo sea positivo.

Consecuentemente, luego de observar la eminente carencia de datos muestrales, se debe considerar la existencia del problema de no normalidad de los errores, lo cual implica que los estimadores calculados bajo este método (MCO) no son MELI, y por tanto no se puede hacer inferencia sobre los parámetros. Consecuentemente, con respecto al modelo se debe considerar igualmente la existencia de otros problemas tales como la multicolinealidad, la heteroscedasticidad y especialmente la autocorrelación, dado que los datos son series de tiempo.

En este orden de ideas, en la estimación se consideró el test de no normalidad de los errores de Jarque-Bera, el cual tiene como hipótesis nula, la existencia de normalidad en los errores. Seguidamente, si los errores en las regresiones se distribuyeron normalmente, se consideró el test de heteroscedasticidad de Breush-Pagan, el cual tiene como hipótesis nula la existencia de homoscedasticidad. Y finalmente, tras determinar que el modelo tiene un proceso autorregresivo persistente y dado que la muestra es pequeña, se usó el test de

autocorrelación de Ljung-Box, para determinar la existencia de este problema. Finalmente y dado que el modelo carece de multicolinealidad perfecta, se obvió la realización de cualquier test de multicolinealidad en todas las regresiones, dado que aunque se encuentre la presencia de este problema (Multicolinealidad no perfecta), no se puede hacer nada para corregirlo.

En este orden de ideas, a continuación se muestran los resultados de la estimación:

Variable dependiente: LN(Inv _t)								
Estadísticos t entre paréntesis								
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7	Modelo 8
	Consolido	Calzado	Curtiembre	Editorial	Papel	Quimico	Tabaco	Vehículos
	MCO	MCO	MCO	MCO	MCO	MCO	MCO	MCO
Constante	0,3995 761 (0,600)	5,5572 ** 378 * (4,186)	6,37000 ** 24 * (3,574)	1,2617 201 (0,890)	0,05439 06 (0,107)	- 72 (-1,053)	- 33 (-1,362)	3,81572 * 56 (1,916)
Ln(Ing_t)	0,8190 ** 233 * (4,669)	0,3298 * 331 (1,707)	0,66846 ** 30 * (3,213)	0,6559 ** 623 * (3,159)	0,81659 ** 62 * (3,874)	1,15493 ** 79 * (4,805)	0,76293 ** 01 ** (2,218)	0,63380 ** 16 ** (2,184)
Ln(Ing_t^{1/2})	0,6714 193 (- 0,328)	0,3924 * 324 (1,700)	0,47290 28 (1,458)	0,0553 286 (0,235)	0,27498 97 (0,803)	- 84 (-1,128)	0,12775 78 (0,318)	- 44 (-0,053)
Ln(Inv_{t-1})	0,1495 079 (1,115)	0,0922 055 (0,777)	- 83 * (-1,897)	0,1785 * 508 (0,996)	0,07109 * 49 (-0,921)	0,00102 80 (0,007)	0,23069 ** 25 ** (2,013)	0,13859 ** 48 ** (0,720)
R²	0,9909	0,9432	0,8958	0,9722	0,9934	0,9909	0,9885	0,9264
R² Ajustado	0,9887	0,9290	0,8698	0,9653	0,9917	0,9887	0,9856	0,9080
F	436,64 ** * (1,115)	66,43 ** * (0,777)	34,39 ** * (-1,897)	139,93 ** * (0,996)	600,49 ** * (-0,921)	436,59 ** * (0,007)	342,93 ** * (2,013)	50,37 ** * (0,720)
Durbin- Watson	2,4118 38	1,7546 93	1,68709 4	2,6814 59	2,60904 6	1,81948 4	1,85587 2	1,01932 1
Jarque- Bera	2,3711 48	3,5930 29	0,46713 0	1,5047 94	4,34121 1	0,50449 5	0,43436 3	0,99384 5
Breusch- Pagan	2,3826 15	4,0225 04	4,40707 8	0,3125 13	5,07293 0	2,31465 5	4,09864 8	2,98170 9
# de obs.	17	17	17	17	17	17	17	18

Fuente: Cálculos Propios

(*) Nivel de significancia: 10%

(**) Nivel de significancia: 5%

(***) Nivel de significancia: 1%

MCO: Mínimos Cuadrados Ordinarios

Calzado:

259.106144 (e elevado 5.5572378), es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Calzado es en promedio 0.3298331%.

$\widehat{\beta}_2$: Un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos aumentara el efecto marginal de los ingresos sobre el valor del inventario en 0.1962162% ($1/2*0.3924324\%$).

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

Curtiembre:

584.059231(e elevado 6.3700024), es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Curtiembre es en promedio 0.6684630%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo disminuya en 0.3644283% el valor de los inventarios de este periodo.

Editorial:

La constante para el sector Editorial no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Editorial es en promedio 0.659623%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo aumente en 0.1785508% el valor de los inventarios de este periodo.

Papel:

La constante para el sector Editorial no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Editorial es en promedio 0.8165962%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo disminuya en 0.0710949% el valor de los inventarios de este periodo.

Químico:

La constante para el sector Editorial no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Editorial es en promedio 1.1549379%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

Tabaco:

La constante para el sector Editorial no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Editorial es en promedio 0.7629301%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo aumente en 0.2306925% el valor de los inventarios de este periodo.

Vehículos:

45.4096937(e elevado 3.8157256), es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos sobre el inventario del sector Editorial es en promedio 0.6338016%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: Ante un aumento de un 1% en el valor de los inventarios en el período pasado, se espera que en promedio el valor de los inventarios de este periodo aumente en 0.1385948% el valor de los inventarios de este periodo.

Variable dependiente: LN(Inv _t)				
Estadísticos t entre paréntesis				
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
	Consolidado	Pequeñas	Medianas	Grandes
	MCO	MCO	MCO	MCO
Constante	0,3995761 (0,600)	2,9580506 (0,333)	4,6557961 *** (3,315)	3,2446363 *** (3,220)
Ln(Ing_t)	0,8190233 *** (4,669)	0,6741782 (0,605)	0,2275869 (0,903)	-0,0234074 (-0,108)
Ln(Ing_t^{1/2})	0,6714193 (-0,328)	0,1600464 (0,142)	0,4627109 * (1,908)	1,46999671 *** (3,984)
Ln(Inv_{t-1})	0,1495079 (1,115)	-0,0176883 (-0,098)	0,2009396 (1,308)	-0,0848886 (-0,771)
R²	0,9909	0,9111	0,9793	0,9956
R² Ajustado	0,9887	0,889	0,9741	0,9946
F	436,64 ***	41,00 ***	189,23 ***	915,03 ***
Durbin-Watson	2,411838	0,279108	1,922518	2,0043374
Jarque-Bera	2,371148	1,475863	1,554622	0,987347
Breusch-Pagan	2,382615	1,922862	1,444348	1,565721
# de obs.	17	17	17	17

Fuente: Cálculos Propios

(*) Nivel de significancia: 10%

(**) Nivel de significancia: 5%

(***) Nivel de significancia: 1%

MCO: Mínimos Cuadrados Ordinarios

Pequeñas:

La constante para las empresas de tamaño pequeño no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: No existe una relación clara entre los ingresos y los inventarios de las empresas pequeñas.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

Medianas:

105.192931 (e elevado 4.6557961), es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: No existe una relación clara entre los ingresos y los inventarios de las empresas medianas.

$\widehat{\beta}_2$: Un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos aumentara el efecto marginal de los ingresos sobre el valor del inventario en 0.23135545% (1/2*0.4627109%).

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

Grandes:

25.6523786(e elevado 3.2446363), es el valor del inventario que no depende de la variación de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: No existe una relación clara entre los ingresos y los inventarios de las empresas medianas.

$\widehat{\beta}_2$: Un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos aumentara el efecto marginal de los ingresos sobre el valor del inventario en 0.73499836% (1/2*1.46999671%).

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

Consolidado:

La constante para el consolidado no dió significativo, lo que indica que no existe un valor preciso y predecible que no dependa de las variables incluidas en el modelo.

$\widehat{\beta}_1$: La parte constante del efecto marginal de un aumento de un 1% en el valor de los ingresos operativos es en promedio 0.8190233%.

$\widehat{\beta}_2$: Aunque se incorporó una variable para dar mayor significancia al modelo, que es la raíz cuadrada del logaritmo de los ingresos, ésta no tiene ninguna incidencia en la variación de los inventarios en este sector .

$\widehat{\beta}_3$: La variación del inventario rezagado 1 año no tiene incidencia en los inventarios del período actual.

7. CONCLUSIONES

- Si se discrimina por el tamaño de las empresas, ya sean pequeñas, medianas o grandes, no existe una relación clara entre los niveles de inventario y la fuerza de la demanda.
- Dado que el coeficiente raíz de los ingresos es más sensible, existe evidencia que en las empresas pequeñas los niveles de inventario no responden a las fluctuaciones de la demanda, mientras que en las empresas medianas y grandes sí lo hacen.
- No obstante para las empresas medianas y grandes la raíz del logaritmo del ingreso es significativo, más en las grandes que en las medianas, lo que indica un grado de relación entre la demanda y los inventarios de este tipo de empresas. Pero no es una relación directa.
- A partir de los resultados obtenidos por sectores se encontró evidencia de que en los grupos trabajados, los inventarios, sin poder identificar qué tipo, responde a la fuerza de la demanda medida como los ingresos operacionales de las empresas. Esto indica que estos sectores, Calzado, Curtiembre, Editorial, Químico, Tabaco, Papel y Vehículos mantienen niveles de inventario adecuados a las fluctuaciones de su propia demanda.
- Para los sectores Editorial, Tabaco y Vehículos, la variación de inventarios en un período rezagado influye directamente la variación de los inventarios en el período actual. Es decir que un mayor nivel de inventarios en el año anterior se traduce en variaciones positivas en los niveles de inventarios actuales. Esto da indicios de que

el efecto de la demanda en la determinación de los niveles de inventario, tiene una duración mayor al corto plazo (1 año).

- Para el sector Papel y Curtiembre ocurre lo contrario, mayores niveles de inventario en un período pasado significan disminución en los inventarios actuales. El efecto mayor a un corto plazo de la demanda se mantiene, sin embargo para estos sectores en particular la relación es inversa.
- Sólo para el sector calzado esa relación entre demanda e inventarios no es tan clara, pues con una significancia de sólo el 90% tiene el menor valor de efecto marginal de la demanda sobre los inventarios. Esto puede diagnosticar un posible exceso o agotamiento de inventarios, ya que su variación no está dependiendo de la demanda que las empresas tengan, sino a otras variables que no son explicadas en este modelo.

8. REFERENCIAS

- Chang Y. S. y Niland P (1967). Modelo de medición de costos por agotamiento de inventario. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 15, No. 3, pp. 427-447
- Duncan K. y Keith O (1993). Estimación de tiempos óptimos de entrega. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 44, No. 3, pp. 247-252
- Datta, C. Granger W. Barari M. y Gibbs T. (2007). Gestión de la Cadena de Suministro: Una técnica de modelización alternativa para el Pronóstico. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 58, No. 11, Part Special Issue: Risk Based Methods for Supply Chain Planning and Management, pp. 1459-1469
- Ritchken P. H. y Sankar R. (1984). El efecto de la Estimación de riesgos para establecer los niveles de seguridad de archivo de un modelo de inventario. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 35, No. 12, pp. 1091-1099
- Yao j. Li Z-F. y Kai W. N. (2006). Modelo de riesgo en la estimación del VaR: Un Estudio Empírico. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, Vol. 5, pp. 503–512

9. ANEXOS

9.1. Minimización del modelo EOQ:

Costo Anual Total

= Costo de Compra anual + Costo de pedidos anual
+ Costo de mantenimiento anual

$$TC = DC + (D/Q)S + (Q/2)H$$

$$\frac{\partial TC}{\partial Q} = 0 + (DS/Q^2) + (H/2)$$

$$\frac{\partial TC}{\partial Q} = (DS/Q^2) + (H/2)$$

$$Q_{opt} = \sqrt{2DS/H}$$

En donde:

TC = Costo total del inventario, en valor monetario.

Q = Cantidad de pedido, en unidades.

C = Costo unitario de producto, en valor monetario.

S = Costo fijo de realizar un pedido, en valor monetario.

D = Demanda anual del producto, en unidades.

H = Costo unitario anual de mantener inventario, en valor monetario. $h = i \times C$

i = Costo de manejo de inventario como porcentaje del valor del producto, en porcentaje anual.

9.2. Tablas

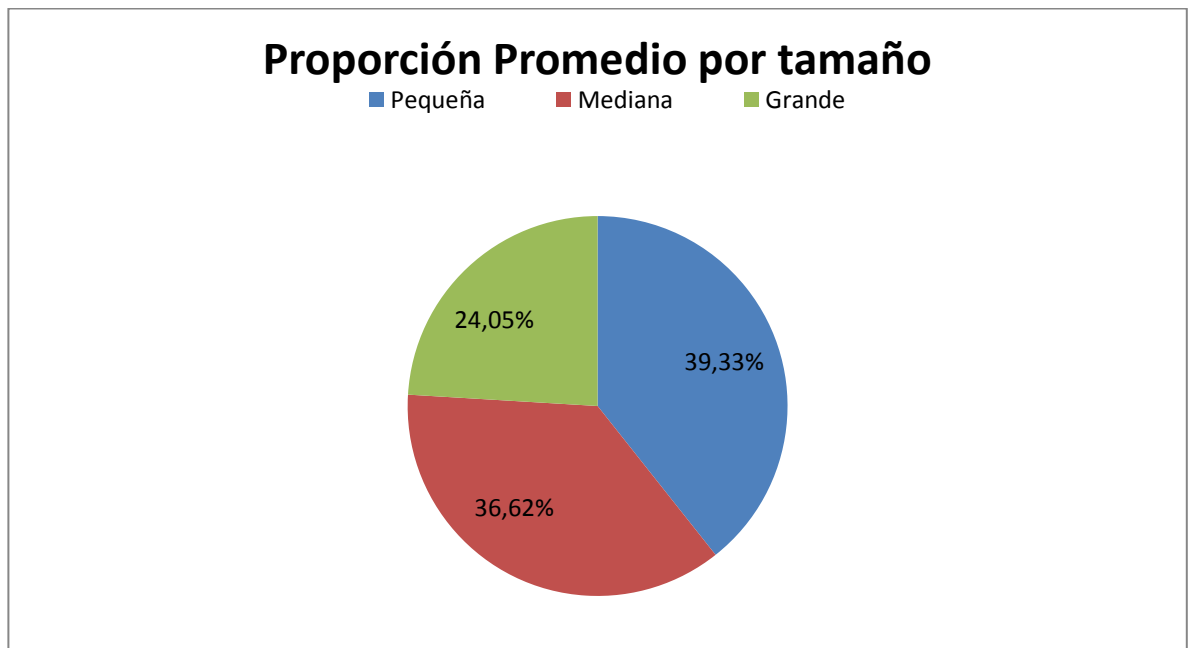
TABLA CLASIFICACION EMPRESARIAL LEY MIPYMES

		Desde	Hasta
Microempresa	SMMLV	0	500
	Monto	\$ -	\$ 283.350.000,00
Pequeña	SMMLV	500	5.000
	Monto	\$ 283.350.000,00	\$ 2.833.500.000,00
Mediana	SMMLV	5.000	30.000
	Monto	\$ 2.833.500.000,00	\$ 17.001.000.000,00
Grande	SMMLV	30.000	
	Monto	\$ 17.001.000.000,00	\$ -
SMMLV 2011		\$ 566.700,00	

Fuente: Ley 590 de 2000

9.3. Gráficos

9.3.1. Gráfico Proporción Promedio por Tamaño



9.3.2. Gráfico Proporción Promedio por Sectores

