

Modelación financiera y pronósticos de fondos externos requeridos en el contexto de las pymes de Santo Domingo De Los Tsáchilas, caso Ecuador¹

Mikel Ugando Peñate²
Ángel Ramón Sabando García³
Ángel Enrique Zapata Barros⁴
Antonio Villalón Peñate⁵
Bosco Xavier Sabando García⁶

Recibido: 22/04/2019 - Aceptado: 10/10/2019

Cómo citar este artículo: Ugando, M., Sabando, Á., Zapata, Á., Villalón, A y Sabando, B. (2019). Modelación financiera y pronósticos de fondos externos requeridos en el contexto de las pymes de Santo Domingo De Los Tsáchilas, caso Ecuador. Sinapsis, 11, (2), 65 - 78

Resumen

Esta investigación tuvo como objetivo en determinar los pronósticos de fondos externos requeridos para las pequeñas y medianas empresas de Santo Domingo de los Tsáchilas a través de la modelación financiera aplicada, las mismas que son más sensibles a la incertidumbre del mercado. Para la generación del modelo de mejor ajuste se empleó la regresión lineal simple y las predicciones del modelo de experto y ARIMA. Dentro de la metodología el estudio se consideró un enfoque cuantitativo, retrospectivo y prospectivo. Como variable predictora para el ajuste se empleó las cuentas por pagar que determinan la mejor predicción o crecimiento de las compras en Mypimes. La muestra fue recolectada mensualmente para el periodo anual desde 2014 a 2018. Se realizó una predicción de las compras hasta el año 2023. Los resultados demuestran un modelo lineal de $y=22379,98+0,40x_1$ y una correlación significativa y positiva del 77,40%, el modelo explicativo corresponde a un Aditivo de Winter y el modelo de predicción ARIMA (0, 1,1) (0,0,0); mostrando una tendencia significativa y sostenible al crecimiento de las compras. Como conclusión de la investigación a través del modelo de regresión se pueden prever requerimientos de efectivos en el futuro y establecer los mejores ciclos operativos que incidan de forma eficiente en los patrones de pagos de la empresa.

1 Proyecto de Investigación: Planeación, Innovación y Modelación Financiera Aplicada en Pymes de Santo Domingo con código PI-SANTODOMINGO-07-2019 para convocatoria CP-PUCESD-2019 de la Pontificia universidad Católica del Ecuador, Sede Santo Domingo. Grupo de Investigación y Vinculación: PLANNIG INNOVATION AND FINANCIAL MODELING APPLIED (FINNOVAPLAN) con código GI-SANTODOMINGO-11-2019.

2 PhD. Mikel Ugando Peñate, Doctor en Economía. Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Sede Santo Domingo, Ecuador. upm@pucesd.edu.ec

3 Mg. Ángel Ramón Sabando García. Magister en Gerencia Educativa. Magister en Ingeniería Agrícola. Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Sede Santo Domingo, Ecuador. sgar@pucesd.edu.ec

4 Mg. Ángel Enrique Zapata Barros. Magister en Diseño Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Sede Santo Domingo, Ecuador. zbae@pucesd.edu.ec

5 Lic. Antonio Villalón Peñate, Licenciado en Contabilidad y Finanzas. Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Sede Santo Domingo, Ecuador. antoniovillalon1987@gmail.com

6 Lic. Bosco Xavier Sabando García, Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí, Ecuador. bsabando@espam.edu.ec

Palabras clave: Ljung-Box, Modelo autoregresivo, Modelación financiera, Predicción, Pymes.

Abstract

This research consisted in determining the forecasts of funds external required for small and medium-sized companies in Santo Domingo de los Tsáchilas through financial modeling, which are more sensitive to market uncertainty. For the generation of the best fit model, simple linear regression and the predictions of the expert model and ARIMA were used. Within the methodology, the study was considered a quantitative, retrospective and prospective approach. The accounts payable that determine the best prediction or growth of purchases in Mypimes were used as the predictive variable for the adjustment. The sample was collected monthly for the period 2014-2018. A prediction of purchases was made until 2023. The results demonstrate a linear model of $y=22379,98+0,40x_1$ and a significant and positive correlation of 77.40%, the explanatory model corresponds to a Winter Additive and the ARIMA prediction model (0,1,1) (0,0,0); showing a significant and sustainable trend towards the growth of purchases. As a conclusion of the investigation through the regression model, cash requirements can be foreseen in the future and establish the best operating cycles that efficiently affect the company's payment patterns.

Keywords: Ljung-Box, Autoregressive model, Financial modeling, Prediction, SMEs

Introducción

En la actualidad el modelo de predicción financiera de las ventas de las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas se puede ver influenciado principalmente por la dinámica que tienen las compras netas dentro del sector según criterios de Ugando, Sabando, Villalón & González del Foyo, (2018). A su vez, la modelación financiera en base al efectivo ha permitido determinar los niveles de requerimientos de activos y necesidades de financiamiento externo acorde a la proyección y realidad financiera de las pymes; considerando los actuales escenarios de incertidumbre en que se desarrolla el proceso de gestión financiera operativa de las pymes, Ugando, Parada, Pilay & Galarza, (2018^a). A su vez Rubio, (2016) destaca que los pronósticos tienen un carácter multidimensional en las pymes industriales en Colombia, evidenciando la importancia que los empresarios le reconocieron a estas herramientas desde el punto de vista de la planificación organizacional.

Dentro del campo de aplicación de la planeación financiera a corto plazo y para dar respuesta a las diversas problemáticas planteadas por diversos autores que se describen en la revisión bibliográfica, la siguiente investigación tiene como objetivo determinar los pronósticos de fondos externos requeridos para las pequeñas y medianas empresas de la ciudad de Santo Domingo de los Tsáchilas a través de la aplicación de la modelación financiera aplicada. Siguiendo con la metodología para la generación del modelo de mejor ajuste se empleó la regresión lineal simple y las predicciones del modelo de experto y ARIMA. Se emplea información de las principales cuentas por pagar y niveles de compras para 5 años de análisis en función del tiempo, prospectivo y retrospectivo de los pronósticos de las compras en función de la variable predictora cuentas por pagar de las pequeñas y medianas empresas.

En tal sentido los pronósticos son las más importantes funciones en los negocios, puesto que las decisiones de las demás áreas están basadas sobre las predicciones del futuro. En este escenario, determinaciones tales como qué mercados perseguir, qué productos producir, cuánto inventario llevar y cuántas personas contratar requieren de un pronóstico (Reid & Sanders, 2010). A su vez Meredith & Shafer (2010), expresan que los pronósticos son usados en las organizaciones para decidir si la demanda es suficiente para justificar la entrada al mercado, para determinar la capacidad necesaria con el fin de diseñar instalaciones, para detectar fluctuaciones de la demanda en el mediano y corto plazo con el propósito de planear la producción, para la programación de la fuerza de trabajo, la planeación de materiales y otras necesidades.

Al respecto Koontz, Weihrich & Cannice (2012, p.147). argumentan que: si el futuro pudiera pronosticarse con precisión, la planeación sería relativamente sencilla; los gerentes sólo tendrían que tomar en cuenta tanto sus recursos humanos y materiales como sus oportunidades y amenazas, calcular el método óptimo para alcanzar su objetivo. Por su parte Nahmias (2007) y Russell & Taylor, (1995). Plantean que los pronósticos son fundamentales en la planeación de los negocios, las ventas de productos, las necesidades de materias primas, el recurso humano y las necesidades de capacidad que pueden afectar el futuro de la compañía. En este mismo contexto Stevenson (2009), señala que los pronósticos son un insumo básico en la toma de decisiones de la administración de operaciones.

Marco teórico

Una de las formas de realizar pronósticos es a través de las series de tiempo, las cuales se definen como un conjunto de observaciones medidas en puntos sucesivos o en periodos sucesivos de tiempo sobre una variable específica como el volumen de ventas (Chopra & Meindl, 2013). Las series de tiempo son métodos exactos que se basan en sistemas matemáticos y estadísticos que implican el procesamiento de datos sobre la demanda del año pasado, y su extrapolación hacia el futuro (Arunraj & Ahrens, 2015). A su vez Nahmias (2007) menciona que una serie de tiempo es una combinación de un patrón y un error aleatorio. Dentro de los patrones más importantes, es la tendencia, que es la proclividad de una serie de tiempo a exhibir un patrón estable de crecimiento o decrecimiento.

Estos métodos suponen que las ventas de un producto en un periodo pasado serán equivalentes a las ventas en un período correspondiente en el futuro (Chopra & Meindl, 2013). Ciertos productos alimenticios se caracterizan por mostrar patrones de estacionalidad. Ciclo, similar a la estacionalidad excepto que su duración y magnitud pueden variar; y, aleatoriedad, que es cuando no existe un patrón reconocible para los datos. Es así que los modelos de series de tiempo se basan en datos de ventas históricos observados a intervalos regulares para predecir la demanda futura (Arunraj & Ahrens, 2015).

El método aditivo, cuando las variaciones estacionales son constantes a través de la serie de tiempo, y el método multiplicativo, cuando las variaciones estacionales cambian proporcionalmente con el nivel de la serie (Chopra & Meindl, 2013). El método multiplicativo es usado mayoritariamente y por lo general funciona mejor que el método aditivo (Bermúdez, Segura & Vercher, 2006). El método Winters se recomienda para series de tiempo con tendencia y estacionalidad (Nahmias, 2007).

En el caso de PYMES que no puedan invertir una gran cantidad de recursos en la generación de pronósticos, Burgaentzle, (2016) recomienda el uso de métodos sencillos de series de tiempo, los cuales son fáciles de usar y tienen un gran poder de predicción; en particular, el método Winters. En este sentido la generación de pronósticos y sistemas de inventario para una empresa láctea ecuatoriana, se pudo comprobar que el modelo que mejor pronosticó las ventas futuras de estos productos fue el método Winters, método en que gran cantidad de estudios concuerdan que tiene un alto poder de predicción y que aconsejan su uso. (Nahmias, 2007)

Según criterios de Ugando *et al.*, (2018) destacan con respecto al pronóstico de las ventas para las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas hasta la actualidad un modelo aditivo de Winter y correspondiente a la predicción estará considerando un modelo ARIMA (0,0,0)(0,0,0); en vista de que el modelo presenta tendencia y estacionalidad para las ventas. Así, una diferenciación de primer orden significa derivar una nueva serie que es igual a las primeras diferencias de valores sucesivos de la serie original (Nahmias, 2007). Por otra parte el modelo ARIMA está definido por un parámetro más (p,d,q), en donde d representa el nivel de diferenciación de la serie (Makridakis & Hibon 1997). El modelo ARIMA está definido por los parámetros (p,d,q) x (P,D,Q) donde P, D y Q representan el orden de la parte estacional autoregresiva, de la diferenciación estacional, y de la parte estacional del promedio móvil, respectivamente; y, es la longitud del ciclo estacional. Por ejemplo, una diferencia estacional de primer orden es la diferencia entre una observación y la observación correspondiente del año anterior, o del horizonte de planeación considerado (Adhikari & Agrawal, 2002).

Por otra parte, en la administración de empresa, finanzas, economía, manejo de costes, compras y ventas, el análisis de la regresión lineal es muy aplicado con el fin de determinar relaciones de dependencia entre el gasto en publicidad y el volumen de ventas de un producto, en tal sentido se podría estimar la inversión óptima en publicidad para ese producto y obtener el máximo de ventas, o predecir la cantidad de unidades vendidas de acuerdo con un valor invertido en publicidad. (Cardona, González, Rivera y Cárdenas 2013)

Por su parte Hopp & Spearman, (2008) y Carrasquilla, Chacón, Núñez, Gómez, Valverde & Guerrero, (2016) manifiestan que los modelos de regresión simple y múltiple presentan las características ideales para el tratamiento de variables cuantitativas que responden según las variables predictoras o regresoras en función de los resultados. Se sugiere el uso de la regresión simple para modelar la relación entre cada variable predictiva, de forma independiente, y la variable respuesta y posteriormente plantear un modelado de regresión múltiple. El modelo más utilizado es el modelo lineal, pues es el que requiere estimar un menor número de parámetros (Martínez, Martín, Martínez, Sanz de la Tajada y Vacchiano, 2000, pág. 584 y Cardona, González, Rivera y Cárdenas 2013).

Sin embargo, Ugando, Sabando, Villalón, Pilay y Sabando, (2019) hacen notar que para aplicar estos métodos es necesario considerar los supuestos de la normalidad de Kolmogorov-Smirnov, Homocedasticidad de Levene, aleatoriedad (Prueba de Rachas) y la autocorrelación de los residuos de Durbin y Watson. A su vez, Rubio (2016), evidenció algunos aspectos relevantes para las pequeñas y medianas empresas en Colombia: la mayoría de las empresas realizan pronósticos, la importancia de los pronósticos en la estrategia y el desempeño organizacional, la planeación organizacional incorpora información generada por los pronósticos, la importancia de la exactitud de las proyecciones para la toma de decisiones, la periodicidad de la aplicación de las técnicas de predicción, la importancia de la información externa en los pronósticos y la

combinación de diversas herramientas de proyección para la obtención de mejores pronósticos, Ugando *et al.*, (2018).

A pesar de lo importante que resulta ser para las pequeñas y medianas empresas, el uso de los modelos de la regresión simple y las series estacionales para estimar los pronósticos, es una herramienta muy poco aprovechada como lo demuestran un gran número de estudios científicos de grado y posgrado, los cuales el desarrollo estadístico solo se limita a la parte descriptiva y no a la inferencial según criterios de Ugando, *et al.* (2018^a). Con base a los hallazgos encontrados se plantean la hipótesis de trabajo en este estudio, conocer los pronósticos y la modelación financiera aplicada sobre las compras según las cuentas por pagar de las PYMES ecuatorianas.

Materiales y métodos

La investigación es de naturaleza longitudinal, a través de los estudios en función del tiempo, prospectivos y retrospectivos de los pronósticos de las compras en función de la variable predictora cuentas por pagar de las pequeñas y medianas empresas (PYMES) de la Provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas. El procesamiento de la información y aplicación de las técnicas estadísticas se llevó a cabo con el paquete estadístico SPSS para Windows versión 21. Se realizó una modelación probabilística estocástica con el uso del método de la regresión lineal simple, cuya fórmula se describe: $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_i$. Para el caso de los pronósticos a través de la variable aleatorias compras de las pymes se empleó un aditivo de Winter debido a que hubo la presencia de tendencia y estacionalidad de los residuos y posteriormente se realizó un análisis autoregresivo integrado de promedio móvil conocido como ARIMA. Considerando datos de compras y cuentas por pagar desde el año 2014 hasta el año 2018 para el estudio retrospectivo y para el prospectivo se empleó un pronóstico hasta enero del año 2023. Para aplicar estos métodos fue necesario considerar los supuestos de la normalidad de Kolmogorov-Smirnov, Homocedasticidad de Levene, Aleatoriedad (Prueba de Rachas) y la Autocorrelación de los Residuos de Durbin y Watson. Para el caso de los pronósticos o modelos estocásticos de series de tiempo se consideraron los supuestos de tendencia, estacionalidad, irregularidad y cíclica.

Para el diseño de la muestra se acumuló toda la información referente en los Estados Financieros que poseían las pequeñas y medianas empresas (pymes) para los últimos cinco años analizados, desde Enero 2014 hasta el cierre del año 2018. En cuanto a la información de los niveles de compras en función de la cuenta por pagar, el análisis arrojó 60 variables observadas en un periodo de tiempo correspondiente a 60 meses por lo que obtendremos 60 observaciones para cada variable en nuestro modelo. Para el caso de la predicción de las compras de las pymes se procedió a considerar el año actual (2019) hasta el año 2023, mediante el método de modelizador experto y ARIMA.

Resultados y discusión

De manera general en la Tabla 1 de resultados, se registran la correlación binaria de Pearson, Spearman y Kendall para para la variable predictora cuenta por pagar en función de las compras de las pequeñas y mediana empresas (PYMES) de la provincia de los Tsáchilas. La tabla permite visualizar que la cuenta por cobrar se encuentra estrechamente relacionada con las compras al 77,4% según Pearson; mientras que Kendall manifiesta el 60,2%; sin embargo Spearman reporta una correlación muy fuerte de 80,3%. Dado este comportamiento se puede inferir que la variable explicativa cuenta por pagar ejerce una

fuerza muy altas sobre las compras y de tal manera se puede emplear un modelo de la regresión lineal simple compartiendo en gran parte con los criterios expuestos por Ugando *et al.*, (2019) y Rubio, (2016). El modelo más utilizado es el modelo lineal, pues es el que requiere estimar un menor número de parámetros (Martínez, Martín, Martínez, Sanz de la Tajada y Vacchiano, 2000, pág. 584 y Cardona, González, Rivera y Cárdenas, 2013).

Tabla 1. Correlación de Pearson, Kendall y Spearman de la variable explicativa cuentas por pagar en función de las compras

		Cuenta por pagar	Compras
Cuenta por pagar	Correlación de Pearson	1	,774**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	60	60
Compras	Correlación	,774**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	60	60
Cuenta por pagar	Correlación Kendall	1,000	,602**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	60	60
Compras	Correlación	,602**	1,000
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	60	60
Cuenta por pagar	Correlación Spearman	1,000	,803**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	60	60
Compras	Correlación	,803**	1,000
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	60	60

****.** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Tabla 2. Prueba de la normalidad y aleatoriedad residual de las compras por efecto de las cuentas por pagar

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra			Prueba de rachas	
		Unstandardized Residual	Unstandardized Residual	
N		60	N	60
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,0000000	Valor de prueba ^a	-1141,899
	Desviación típica	54245,182	Casos < Valor de prueba	30
Diferencias más extremas	Absoluta	,107	Casos >= Valor de prueba	30
	Positiva	,084	Casos en total	60

Negativa	-,107	Número de rachas	33
Z de Kolmogorov-Smirnov	,825	Z	,521
Sig. Asintót. (bilateral)	,504	Sig. Asintót. (bilateral)	,602

A partir de la correlación bivariada se procede a realizar la prueba de la normalidad y la aleatoriedad de los residuos de la variable explicativa en relación a las compras. Según la Tabla 2, se evidencia una distribución normal de los residuos ($p > 0,05$) y presencia de aleatoriedad según la prueba de rachas ($p > 0,05$), además se confirma una independencia de los residuos como lo demuestra Durbin y Watson (2,042) en la tabla 3. Contemplando estos escenarios nos permite inferir que existe poco ruido o errores en la dinámica de las cuentas por pagar en función de las compras, es decir que las compras son realizadas de acuerdo al nivel de cuenta por pagar, compartiendo este hallazgo con Ugando *et al.*, (2019) en un estudio sobre las ventas de las pequeñas y medianas empresas, manifestando que es necesario considerar los supuestos de la normalidad, homocedasticidad, aleatoriedad y la autocorrelación de los residuos de Durbin y Watson.

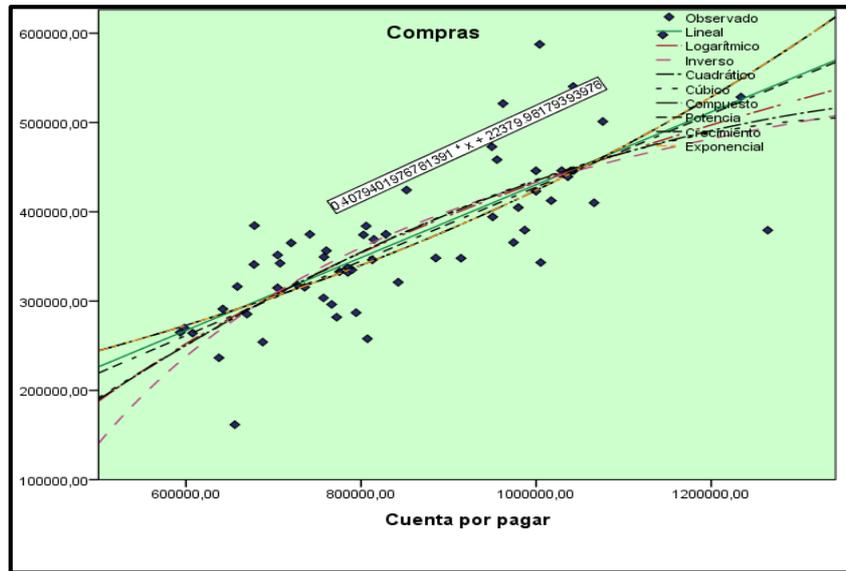


Figura 1. Modelación lineal simple de las compras por efecto de la cuenta por pagar de las pequeñas y medianas empresas de Santo Domingo de los Tsáchilas. 2014-2018

Tabla 3. Modelación lineal simple de las compras por efecto de la cuenta por pagar de las pequeñas y medianas empresas de Santo Domingo. 2014-2018

Modelo	ANOVA					Coeficientes de regresión				
	R	R ²	Durb in- Wats on	F	P	C. no esta. B	C. est a Beta	T	P	Variabl e explica tiva
Compr as de	,774 ^a	,599	2,042	86,599	0,000	22379,982	37936,734	,590	,558	

las Pymes	,408	,044	,774	9,306	,000	Cuenta por pagar
-----------	------	------	------	-------	------	------------------

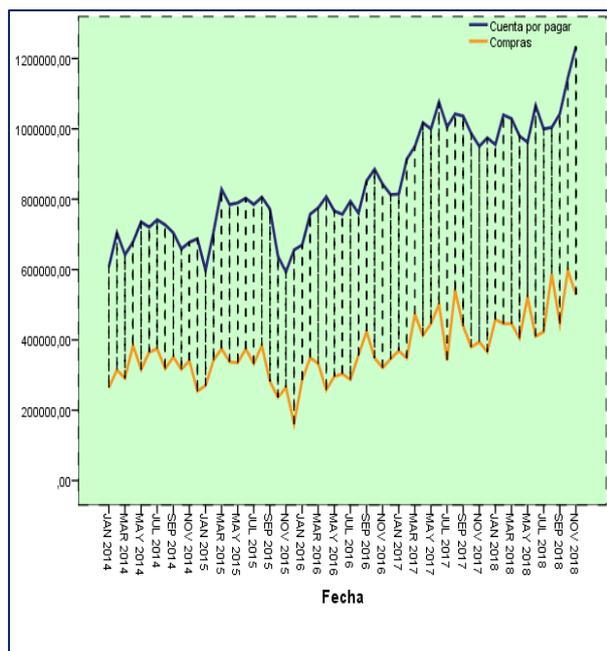
Nota: Variables predictoras: Cuenta por pagar

En la Figura 1 se aprecia la tendencia positiva que ejercen las cuentas por pagar como variable explicativa en función de la variable Compras de las Pymes de la Provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas. Al mismo tiempo se confirma este resultado en la Tabla 3, demostrando que esta tendencia o linealidad del modelo de la regresión es igual a: $Y = -22379,982 + 0,408X_1 + 0,044$; además este modelo se acompaña por una covarianza (correlación) 77,40% (0,774) y ajustada 59,90% (0,599), incorporando un análisis de la varianza (Anova) de $F = 86,599$ y nivel de significancia menor ($p < 0,001$). Dado este hecho el coeficiente estandarizado beta indica que la variable explicativa tiene una predicción sobre el modelo de 77,40% en relación a las compras de las pequeñas y medianas empresas.

Paralelamente se evidenció en el estadístico T de student para muestra relacionada reflejo un valor $T = 9,306$ y una alta significancia ($p < 0,001$) y de igual manera se confirma la incidencia de la variable cuenta por pagar sobre las compras de las Pymes de la Provincia de Santo Domingo, en concordancia con Ugando *et al.*, (2019). Indicando que en la actualidad el modelo de la predicción financiera de las ventas de las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas se ve influenciado principalmente por la dinámica de las compras: A su vez concuerda con los criterios expuestos por Rubio, (2016) destacando que los pronósticos tienen un carácter multidimensional en las pymes industriales en Colombia. Por su parte Reid & Sanders, (2010), destacan que los pronósticos son las más importantes funciones en los negocios, puesto que las decisiones de las demás áreas están basadas sobre las predicciones del futuro. Con el uso de los pronósticos se puede conocer que mercados perseguir, qué productos producir, cuánto inventario llevar y cuántas personas contratar, requieren de un pronóstico (Reid & Sanders, 2010).

Tabla 4. Dinámica de la estacionalidad de las de las compras por efecto de la cuenta por pagar.

Período	Factor estacional (%) cuenta por pagar	Factor estacional (%) compras
1	90,4	96,4
2	100,8	102,7
3	103,6	113,7
4	105,4	96,1
5	101,8	105,9
6	105,1	107,7
7	103,9	97,5
8	104,1	115,1
9	102,8	103,9
10	94,6	90,9
11	93,7	90,3
12	93,8	79,8



En referente a la dinámica de la estacionalidad de las compras por efecto de la cuentas por pagar (Tabla 4) de la Pymes de Santo Domingo de los Tsáchilas, se aprecia que la cuentas por pagar inciden positivamente en las compras, manifestando estacionalidad en los meses de febrero y marzo; así como también entre mayo y junio; y finalmente entre agosto y septiembre. Pero, por otra parte, la Tabla 4 deja visualizar un efecto contrario de las cuentas por pagar sobre las compras con respecto a la estacionalidad identificándose que en el marzo, junio y al finalizar cada año se realiza una inclinación por parte de las pequeñas y medianas empresas hacia la cuenta por pagar, en concordancia con Cardona, González, Rivera y Cárdenas (2013), manifestando que conocer la estacionalidad, tendencia y la serie cíclica de los productos como; compras, ventas, cuentas por pagar, inversión en publicidad, en tal sentido se podría estimar la inversión óptima en publicidad para ese producto y obtener el máximo de ventas, o predecir la cantidad de unidades vendidas de acuerdo con un valor invertido en publicidad. (Cardona, González, Rivera y Cárdenas 2013). Es así que los modelos de series de tiempo se basan en datos de ventas históricos observados a intervalos regulares para predecir la demanda futura (Arunraj & Ahrens, 2015).

Tabla 5. Comportamiento del modelo ARIMA de las compras por efecto de la cuenta por pagar

Descripción del modelo		Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo	Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
Variables	Tipo de modelo			R-cuadrado estacionaria	Estadísticos	GL	
Compras	ARIMA(0,1,1)(0,0,0)	0	,337	22,550	17	,164	0
Cuenta por pagar	ARIMA(0,1,0)(0,0,0)	0	1,902E-16	12,770	18	,805	0

En cuanto al comportamiento de las compras por efecto de las cuentas por pagar de las pequeñas y mediana empresas de las Provincia de los Tsáchilas, según la Tabla 5 el modelo de predicción ARIMA arrojó para la variable Compras un tipo de modelo estacionario y no estacionario ARIMA (0,1,1)(0,0,0) y el mismo comportamiento lo manifestaron las Cuentas por Pagar con un ARIMA (0,1,1)(0,0,0) y a la vez, la prueba de Ljung-Box Q(18) presentó un valor de significancia mayor al 0,05 ($P > 0,05$), demostrando dicho valor y el estadístico la presencia de dependencia y de independencia entre estas las compras por efecto de las cuentas por pagar de las pequeñas y medianas empresas de la Provincia de los Tsáchilas desde el año 2014 hasta el año 2018. Lo que significa que las variaciones estacionales son constantes a través del tiempo, además existe la presencia de tendencia y estacionalidad, generando pronósticos confiables tal como lo describe Chopra & Meindl, (2013); Nahmias, (2007), y Makridakis & Hibon (1997) Barbosa et al. (2015) y Burgaentzle, (2016). Asi mismo se observa estacionalidad y no estacionalidad para las pymes pero sin embargo un Ljung-Box no significativo ($P > 0,05$). Estos hallazgos hace suponer que las ventas de las pymes en un periodo pasado serán equivalentes a las ventas en un período correspondiente en el futuro, siendo uno de las más utilizados para pronosticar, compartiendo resultados con Chopra & Meindl, (2013); Nahmias, (2007) y Makridakis & Hibon (1997).

Tabla 6. Comportamiento del ARIMA en las predicciones de las compras y cuentas por pagar de las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas. 2018 hasta el año 2023

Descripción del modelo		Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo	Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
Variables	Tipo de modelo			R-cuadrado estacionaria	Estadísticos	GL	
Compras	ARIMA(0,1,1)(0,0,0)	0	,337	22,550	17	,164	0
Cuenta por pagar	ARIMA(0,1,0)(0,0,0)	0	1,902E-16	12,770	18	,805	0

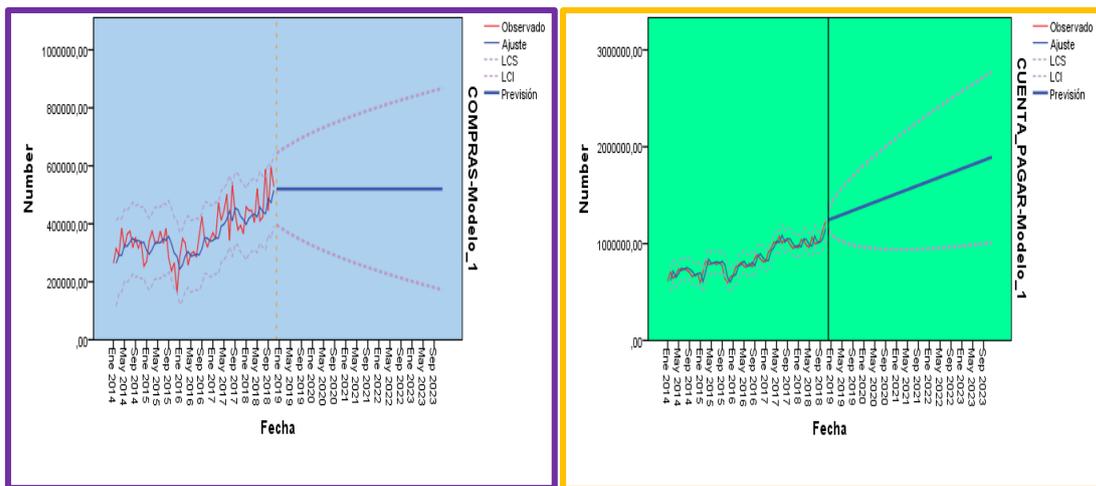


Figura 2. Pronósticos de las compras y cuentas por pagar de las pequeñas y medianas empresas desde el año 2018 hasta el año 2023

Por último en la Tabla 6, se analiza el comportamiento de las predicciones de las pequeñas y medianas empresas mediante el modelo autoregresivo ARIMA, para la cuenta compras reflejó un ARIMA(0,1,1)(0,0,0) y para la cuenta por pagar un modelo ARIMA(0,1,0)(0,0,0), y de acuerdo al estadístico Ljung-Box Q(18) estas dos variables no presentaron relación significativa ($p > 0,05$). Este comportamiento se ve además reflejado en la Figura 2, en la cual el pronóstico de las compras no presenta tendencia, sin embargo las cuentas por pagar presenta tendencia y estacionalidad para las pequeñas y medianas empresas. Tal como lo describen Ugando, Sabando, Villalón, Pilay y Sabando, (2019); Makridakis & Hibon (1997) y Adhikari & Agrawal, (2002). Indicando que el modelo ARIMA está definido por un parámetro $(p,d,q) \times (P,D,Q)$ donde P, D y Q representan el orden de la parte estacional autoregresiva, de la diferenciación estacional, y de la parte estacional del promedio móvil, respectivamente; y, es la longitud del ciclo estacional.

Conclusiones

El modelo de predicción financiera de las compras de las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas y de acuerdo al modelo econométrico con una covarianza al 77,40% esta se ve influenciada significativamente por las cuentas por pagar, por lo que se pudieran definir y prever requerimientos de efectivos en el futuro y establecer los mejores patrones de pagos respecto a las compras actuales realizadas.

Con respecto al pronóstico de las compras está representado por un modelo ARIMA (0,1,1)(0,0,0) y en referente a las cuentas por pagar por un modelo ARIMA(0,1,0)(0,0,0) en tal sentido esta variable demuestra tendencia y estacionalidad para las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas hasta el año 2023, lo cual es significativo en el estudio y aporta una medida sustentable para poder modificar los ciclos operativos de la empresa e incida eficientemente en la generación de efectivo.

Se considera novedosa la metodología empleada dentro de las pequeñas y medianas empresas ecuatorianas y se recomienda la aplicación consecuente de estos modelos econométricos de forma que incida de forma eficiente en la determinación de los niveles de activos a mantener y la predicción de niveles de compras según las características de cada sector económico.

Referencias bibliográficas

Adam, E., & Ebert, R. (1991). Administración de la producción y las operaciones. (4^a ed.). México: Prentice Hall.

Adhikari, R. & Agrawal, R. (2002). An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting.

Armstrong, J., Collopy, F., & Yokum, J. (2005). Decomposition by causal forces: a procedure for forecasting complex time series. *International Journal of forecasting*. 21 (1): 25-36.

Arunraj, N. & Ahrens, D. (2015). A hybrid seasonal autoregressive integrated moving average and quantile regression for daily food sales forecasting. *Int. J. Production Economics*, 170, 321-335

Bermúdez, J., Segura, J., & Verchera, E. (2006). Decision support system methodology for forecasting of time series based on soft computing. *Computational Statistics & Data Analysis*. Vol. 51, No. 1, p.177-191.

Burgaentzle, F. (2016). Pronósticos y modelos de inventarios en las industrias de alimentos: caso de estudio de una empresa láctea ecuatoriana. Trabajo de titulación presentado como requisito para la obtención del título de Ingeniero Industrial. Colegio de Ciencias e Ingenierías. Universidad San Francisco de Quito USFQ. Ecuador

<http://repositorio.usfq.edu.ec/bitstream/23000/6226/1/128660.pdf>

Cardona, D., González, J., Rivera, M., y Cárdenas, E. (2013). Aplicación de la regresión lineal en un problema de pobreza. Universidad del Rosario ISSN 1657-7531 |

Revista Interacción Vol. 12 | Octubre 2012-2013 | págs. 73-84. Universidad Libre
| Facultad de Ciencias de la Educación.

<http://www.unilibre.edu.co/revistainteraccion/volumen12/art4.pdf>

Carrasquilla, A., Chacón, A., Núñez, K., Gómez, O., Valverde, J., Y Guerrero, M. (2016). Regresión lineal simple y múltiple: aplicación en la predicción de variables naturales relacionadas con el crecimiento microalgal. *Tecnología en Marcha*. Encuentro de Investigación y Extensión 2016. Pág 33-45.

DOI: 10.18845/tm.v29i8.2983

Collier, D., & Evans, J. (2009). *Administración de operaciones*. (2ª ed.). México: Cengage Learning Editores S.A.

Chase, R., Jacobs, F., & Aquilano, N. (2009). *Administración de operaciones. Producción y cadena de suministros*. (12ªed.). México: McGraw Hill.

Chen, C. & Hsu, C. (2003). Regional load forecasting in Taiwan applications of artificial neural networks. *Energy Conversion and Management*, 44: 1941-1949.

Chopra, S. & Meindl, P. (2013). *Administración de la Cadena de Suministro: Estrategia, planeación y operación* (5th ed.). México: PEARSON EDUCACIÓN.

Gaither, N., & Frazier, G. (1999). *Administración de producción y operaciones*. (4ª ed.). México: Thomson Editores.

Greasley, A. (2009). *Operations Management*. (2ª ed). EEUU: John Wiley & Sons Ltd.

Heizer, J., & Render, B. (2009). *Principios de administración de operaciones*. (7ª ed.). México: Pearson Prentice Hall.

Hopp, W & Spearman, Mark. (2008). *Factory Physics*. 3rd ed. Mc Graw-Hill Ed. New York.

Krajewski, L., Ritzman, L., & Malhotra, M. (2008). *Administración de operaciones*. (8ª ed.). México: Pearson Prentice Hall.

Koontz, H., Weihrich, H., & Cannice, M. (2012). *Administración: una perspectiva global y empresarial*. (14ª ed.). México: Mc Graw Hill.

Lawrence, M., Goodwin, P., Ó Connor, M., & Önkál, D. (2006). Judgmental Forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting*. 22 (3): 493-518.

Makridakis, S., Michele & Moser, C. (1978). Accuracy of forecasting: An empirical investigation. *Journal and the Royal Statistical Society. Series A. (General)*. 142 (2): 97-145.

Makridakis, S & Hibon, M (1997). ARMA Models and the Box -Jenkins Methodology INSEAD, *France Journal of Forecasting, Vol. 16*, 147 – 163

- Martinich, J. (1997). *Production and Operations Management*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Meredith, J., & Shafer, S. (2010). *Operations Management for MBAs*. (4^a ed.). EEUU: John Wiley & Sons, Inc.
- Mentzer, J., & Cox, J. (1984). A model of the determinants of achieved forecast accuracy. Recuperado el día 28 de octubre de 2013 de <http://web.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=27&sid=4344e700-ff8c-4636-bae4-954a78e356e8%40sessionmgr12&hid=1>
- Mentzer, J., & Schroeter, J. (1994). Integrating Logistics Forecasting Techniques, Systems, and Administration: the Multiple Forecasting System. *Journal of Business Logistics*, 15 (2): 205-225.
- Mentzer, J. T., & Bienstock, C. C. (1998). Sales forecasting management: understanding the techniques, systems and management of the sales forecasting process. Thousand Oaks, CA: Sage publications.
- Nahmias, S. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones*. (5^a ed.). México: Mc Graw Hill.
- Reid, R., & Sanders, N. (2010). *Operations Management: an integrated approach*. (4^a ed.). EEUU: John Wiley & Sons, Inc.
- Robbins, S., & Coulter, M. (2010). *Administración*. (10^a ed.). México: Pearson.
- Rubio, G. (2005). Características y Perspectivas de los Sistemas Productivos de las Medianas y Grandes Empresas del Sector Manufacturero de la ciudad de Ibagué. Trabajo promoción a profesor asociado, Universidad del Tolima, Colombia.
- Rubio, G. (2016). Perspectiva multivariante de los pronósticos en las pymes industriales de Ibagué. Universidad Sergio Arboleda. Escuela de Postgrados. Maestría en producción y operaciones. Bogotá. rev.fac.cienc.econ., Vol. XXV (2), Diciembre 2017, 25-40, DOI: <https://doi.org/10.18359/rfce.3067>. Colombia
- Russell, R., & Taylor III, B. (1995). *Production and Operations Management*. New Jersey: Prentice Hall.
- Sanders, N. & Gramanb, G. (2009). Quantifying costs of forecast errors: A case study of the warehouse environment. *Omega*. Vol. 37, No. 1, p.116-125.
- Schroeder, R., Meyer, S., & Rungtusanatham, M. (2011). *Administración de operaciones*. (5^a ed.). México: Mc Graw Hill.
- Stevenson, W. (2009). *Operations Management*. (10^a ed.). New York: Mc Graw Hill.
- Ugando, M., Sabando, A., Villalón, A., y González, M. (2018). Planeación financiera aplicada: predicción de requerimientos financieros de acuerdo a niveles de ventas netas. Ier CONGRESO INTERNACIONAL SANTO DOMINGO INVESTIGA,

- ICISDI. Red Santo Domingo Investiga. (Instituto Superior Tecnológico Tsáchila, Santo Domingo, Ecuador. <http://www.redisd.org/index.php/es/ponencias-1070-educacion-economia-y-turismo-54/314-planeacion-financiera-aplicada-prediccion-de-requerimientos-financieros-de-acuerdo-a-niveles-de-ventas-netas>
- Ugando, M., Parada, O., Pilay, F., y Galarza, A. (2018^a) Planeación y Modelación Financiera del Efectivo Aplicada en Pymes de Ecuador. Segunda Convención Científica Internacional de la Universidad Técnica de Manabí. Portoviejo-Ecuador, Octubre 17-19. https://www.utm.edu.ec/ediciones_utm/index.php/component/content/article/24-libros/721-segunda-convencion-cientifica-internacional-de-la-utm-2018?Itemid=101
- Ugando, M., Sabando, A., Villalón, A., Pilay, F., y Sabando, X. (2019). Pronóstico y modelación financiera aplicada en ventas de las pymes cash de Santo Domingo, Ecuador 2019. EIFIN_REDAFIN. <https://easychair.org/conferences/submission?submission=4642178;a=23213800>
- Vonderembse, M., & White, G. (2004). *Core concepts of Operations Management: concepts, methods and strategies*. EEUU: John Wiley & Sons, Inc.
- Winklhofer, H., Diamantopoulos, A., & Witt, S. (1996). *Forecasting practice: a review of the empirical literature and an agenda for future research*. International Journal of Forecasting, 12: 193-221.