



DEPARTAMENTO DE POSGRADOS

**Maestría en Auditoría Integral y Gestión de Riesgos
Financieros**

“Propuesta metodológica para medir el riesgo de crédito en una empresa representativa de la industria alimenticia en la ciudad de Cuenca, periodo 2014-2017”.

**Trabajo de graduación previo a la obtención del título de Magister en
Auditoría Integral y Gestión de Riesgos Financieros**

Autor:

Ing. Yesenia Pico Pinos

Director:

MBA. Bladimir Proaño Rivera

Cuenca, Ecuador

2019

RESUMEN

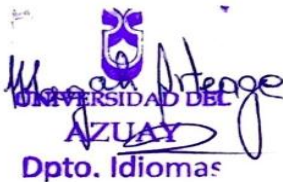
Toda decisión de otorgamiento de crédito requiere de un análisis de riesgo previo, es por ello que el siguiente trabajo tiene como objeto principal estudiar el riesgo de crédito en un segmento de cartera de una empresa de la industria de alimentos, en el periodo 2014-2017, a través de una herramienta que permita predecir si un nuevo sujeto de crédito puede incurrir en el riesgo de incumplimiento, y por ende afectar la calidad del portafolio de dicha empresa. El modelo escogido para este caso, es el modelo Logit, una regresión logística que mide probabilidades a partir del análisis financiero y cuantitativo de ratios y otros factores de riesgo. La aplicación de esta metodología arrojará una respuesta de tipo binaria: entre 0 y 1, cuya interpretación depende de la subjetividad del autor, para este caso en particular, aquellos resultados cercanos a 0 definirán a los clientes con menor probabilidad de pago; para el caso contrario adoptarán valores cercanos a 1. Los resultados obtenidos luego de realizar las debidas pruebas de significancia y correlación de las principales variables explicativas del modelo (aplicación del programa estadístico Eviews) permitirán finalmente aceptar o rechazar la hipótesis planteada para este portafolio: la estructura financiera de los clientes predice la probabilidad de no pago de una obligación.

Palabras clave: metodología, regresión logística, riesgo de crédito, probabilidad, ratios financieros.

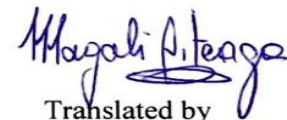
Abstract

Every decision on credit granting needs a previous risk analysis. Thus, this research aims at studying credit risk in a portfolio segment for a food industry in the 2014-2017 period through a tool that provides information about whether a borrower can incur in default risk, and ultimately affect the quality of the company's portfolio. The model chosen was the Logit logistic regression, which measures the probabilities from quantitative and qualitative variables. Finally, the obtained result, after the significance and correlation statistics were applied, will confirm or reject the null hypothesis, which states that the financial structure of the clients predicts the payment probability.

Key words: methodology, logistic regression, credit risk, probability, financial ratios



Magali Arteaga
UNIVERSIDAD DEL
AZUAY
Dpto. Idiomas



Translated by
Magali Arteaga

INTRODUCCIÓN

En la gestión del riesgo crédito es común distinguir subclases, que en realidad no son distintos niveles de agregación en los que se desea medir el riesgo. Esencialmente, el riesgo de crédito es la posibilidad, con mayor o menor incertidumbre, de incurrir en una pérdida cuando la contraparte incumple total o parcialmente sus compromisos financieros según lo estipulado en el contrato que le rige.

Sabemos que el contexto histórico del riesgo de crédito incluye necesariamente su estudio y tratamiento por el Comité de Basilea en los años noventa; dando como resultado la emisión de un nuevo Acuerdo de Capital, denominado Basilea II, con una serie de criterios que permitirían la eficiente gestión de riesgos en la industria del sector financiero. Paralelamente a este acuerdo, los esfuerzos por identificar, medir, mitigar y monitorear el riesgo de crédito se hacen presentes en el sector empresarial o societario, donde gracias a ciertos académicos como: Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) entre otros, la predicción de riesgo de crédito cobró mayor importancia y práctica; utilizando estas metodologías para analizar y determinar las principales causas de los fallos financieros. La literatura referente a este tipo de estudios, utiliza en su gran mayoría los términos “fracaso” o “quiebra” empresarial para referirse a aquellas empresas que dadas sus condiciones financieras tendrán o no mayor probabilidad de incurrir en riesgo de impago. Por lo tanto y en este sentido, una empresa se considera fracasada si ha presentado un expediente recurrente de suspensión de pagos o quiebra, y una empresa sana el caso contrario (Shu, 2014).

Este trabajo se enfoca en el análisis del riesgo de crédito desde el sector empresarial, subsector alimentos; pretendiendo aplicar una herramienta de análisis que contribuya a una eficiente gestión de este tipo de riesgo, asociando información financiera y no financiera de un determinado portafolio, a través de un modelo estadístico (Logit), cuyos resultados permitan predecir las posibilidades de deterioro de cartera de la empresa y fracción de ella. Tradicionalmente la aplicación de esta técnica estadística, Regresión Logística, se basa en la investigación de James Ohlson (1980), quien determinó la probabilidad del fallo financiero a través del estudio de la estructura financiera de una empresa, y mediante un análisis paramétrico estableció que las variables más explicativas de una empresa exitosa son aquellas referentes al tamaño de la empresa; liquidez; rentabilidad; apalancamiento (Ohlson, 1980). Matemáticamente la aplicación de este modelo se basa en la siguiente ecuación:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}}$$

Donde:

“y” es la variable dependiente,

“X1, X2, Xi” son las variables independientes, y

“ β_0 , β_1 , β_i ” son coeficientes

Es así que estudios como el de Domínguez, A., & Peralta, L. (2015); Llanos Monelos, Piñeiro Sánchez, & Rodríguez López (2016); o el de Cruz Aké, S., Gavira Durón, N., & García Ruíz, R. S. (2017) concluyen que el análisis de regresión logística resulta en una técnica realista y conveniente que busca resultados dicotómicos (no numéricos), pues a partir de la información financiera disponible es posible determinar la probabilidad de insolvencia de un sujeto. Estadísticamente, defienden el hecho de que esta metodología se caracteriza por la no exigencia del cumplimiento de los supuestos de la regresión lineal como la normalidad de los errores, homocedasticidad y distribución normal de los datos. Por lo tanto, el modelo Logit se considera como una metodología popular dentro de los Credit Scorings para cuantificar la probabilidad de pago de un solicitante de crédito.

En el Ecuador, la industria de alimentos y bebidas ocupa el segundo lugar como la manufactura más importante del país, contribuyendo con una participación del 38% en la economía nacional. (“Revista Ekos - Ecuador Produce,” 2017). El análisis de riesgo de crédito para una empresa perteneciente a esta industria, resultará interesante, si la propuesta metodológica contribuye a la estrategia de negocio implementada por este tipo de empresas, ya que cuantificará ¿qué riesgo puedo tener en una determinada ciudad? o ¿cuánto debería la empresa provisionar de deuda de clientes de dudosa credibilidad?

La estructura de este documento está compuesta por cuatro secciones; en primera instancia se hace un análisis de la literatura referente específicamente al modelo Logit, en una segunda se presenta la metodología con la que se concibió el modelo propuesto, en la tercera se detallan los resultados obtenidos. Finalmente, en el cuarto apartado se presenta la discusión sobre el trabajo realizado.

2. METODOLOGÍA

Con el fin de proponer una metodología que permita realizar un análisis de riesgo de crédito en una empresa perteneciente a la industria de alimentos, el objeto de estudio de este trabajo es precisamente determinar que variables financieras afectan el riesgo de impago de su portafolio a través de la aplicación del modelo Logit; técnica estadística que permitirá la segregación entre sujetos de bajo y alto riesgo mediante la obtención de una respuesta binaria.

Al igual que otras corporaciones, esta empresa se caracteriza por tener una cartera altamente segmentada de acuerdo a sus distintas líneas de negocio. Su experiencia en el sector de la manufactura ecuatoriana le ha permitido expandir su actividad económica; ya que no solo produce, prepara o faena carne y sus derivados, sino que realiza actividades agrícolas, participa en el sector avícola, pecuario y en menor cuantía en piscicultura; por otro lado, cuenta con actividades dedicadas a la nutrición y salud animal, y productos alimenticios balanceados y productos en conserva.

Consecuentemente, la diversificación del universo de clientes de crédito, la complejidad de la composición del portafolio y la restricción de acceso a la información justifica el análisis parcial de crédito que se realiza en este documento, pues la aplicación del modelo Logit implica necesariamente el estudio de la información financiera de los sujetos de crédito. Por lo tanto, el método investigación será analítico e inductivo para el tratamiento de los datos.

La recopilación de información descriptiva y cuantificable se realizará para una muestra de clientes de la cartera de la ciudad de Cuenca en el periodo 2014-2017 y que pertenezcan a una misma línea de negocio. Esta información será aquella que se encuentre publicada en la Superintendencia de Compañías Valores y Seguros (SCVS), y los datos históricos que evidencien el comportamiento de pago de los clientes y su calificación interna de riesgo.

Ante esta premisa, la técnica de muestreo a utilizar dentro de este trabajo será no probabilística, estableciendo entonces, que el criterio de discriminación para este portafolio se basará en el grado de información disponible de los clientes, tanto de su estructura financiera como del historial de pagos dentro de la empresa, durante dicho rango de tiempo. Debido a la informalidad documentaria y regulatoria de la mayoría de sujetos de crédito que componen este portafolio, el tamaño de la muestra escogida se reduce a un aproximado de 33 clientes; catalogados como Pymes, de acuerdo a la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CIIU), y que realizan actividades de alimentación, alojamiento, organización de eventos, comercio y distribución al por mayor y menor de alimentos y otros productos, hasta avícolas, autoservicios y embutidoras, etc.

El concepto de regresión hace referencia al estudio de una variable (dependiente) respecto de una o más variables (explicativas) con el objeto de estimar el valor promedio de la primera a partir de los valores conocidos de las segundas, esto en cuanto a una función lineal se refiere (Gujarati & Porter, 2009). La diferencia al utilizar o realizar una regresión de tipo logística, consiste principalmente en el tipo de resultado a obtener; cuando una variable dependiente adoptará un valor continuo la regresión será de tipo lineal, mientras que si el valor esperado de dicho resultado es categórico¹, la regresión debe ser logística.

Según Shu, 2014, la regresión logística es un modelo de probabilidad condicional para obtener la posibilidad de que una observación pertenezca a un conjunto determinado de datos, en función del comportamiento de las variables regresoras.

La aplicación de esta técnica estadística pretende: predecir la probabilidad de ocurrencia de un evento (riesgo de crédito), evaluar la significancia, y el grado de relación de las variables exógenas con su variable endógena.

La construcción del modelo de regresión logística requiere de variables independientes, que para este caso específico son ratios o razones financieras que tengan que ver con los principales factores de riesgo financiero: liquidez, apalancamiento, rentabilidad, gestión; mientras que la variable dependiente es dicotómica, y adopta el valor 1 si no existe probabilidad de impago de un cliente, o valor 0 si la dicha probabilidad existe. La herramienta informática que permitirá realizar los ajustes y las pruebas de significancia de las variables explicativas de este modelo es el programa Eviews, software estadístico considerado como un aplicativo idóneo para el análisis de regresión logística.

Autores de los modelos tradicionales de predecibilidad del fallo financiero como Beaver (1966), Altman (1968) fundamentaron sus investigaciones en el uso de información financiera de los sujetos analizados para estimar dicho fallo; Ohlson (1980) al igual que sus antecesores utiliza ratios financieros, que tenían que ver con la estructura financiera de la empresa, su rentabilidad y liquidez; la diferencia radicó en que este último autor trabajó estos factores para determinar la probabilidad de la quiebra. Estas teorías se han convertido en la base de muchos estudios posteriores y que, de acuerdo al propósito de la investigación, los indicadores financieros se han adaptado y aplicado en mayor o menor cuantía, conforme se han validado sus modelos de predicción. Por lo tanto, se puede concluir que no existe una teoría definida para la discriminación de variables en las metodologías de fracaso empresarial; sin embargo, en el presente trabajo se toma como referencia los criterios de selección utilizados por Beaver (1966) y Ohlson (1980) (como se cita en Shu, 2014) es decir escogiendo aquellos ratios con mayor popularidad para

¹ Resultado no numérico.

medir la solvencia, ratios que hayan funcionado bien en trabajos previos, y aquellos relacionados con el concepto de cash flow².

Tabla 1. Cuadro resumen de indicadores

TIPO	RATIO	Descripción
Gestion	Rotación de Pagos	Variable dicótoma, 1 si el cliente es de bajo riesgo, 0 si no
Liquidez	Liquidez corriente	Activos Corriente/Pasivo Corriente
Liquidez	Capital de Trabajo	Capital de Trabajo/Activo Total
Liquidez	Prueba rapida	Activos Corriente-Inventarios/Pasivo Corriente
Endeudamiento	Endeudamiento del activo	Activos Total/Pasivo Total
Endeudamiento	Endeudamiento Patrimonial	Pasivo Total/Patrimonio
Gestion	Rotación de Cuentas por Cobrar	Ventas/Cuentas por Cobrar
Gestion	Rotación de Cuentas por Pagar	Compras/Cuentas por Pagar
Rentabilidad	ROA	Activos Total/Utilidad Neta
Rentabilidad	ROE	Patrimonio/Utilidad Neta

Fuente: Elaboración Propia

Seguidamente, el planteamiento del modelo Logit para estimar la probabilidad del riesgo de crédito de este portafolio recae sobre la siguiente ecuación:

$$y = P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}}$$

Donde:

“y” es la variable dependiente,

“X1, X2, Xi” son las variables independientes, y

“β0, β1, βi” son coeficientes

El resultado esperado de “y” es que sea cercano a 1, demostrando así que el conjunto de coeficientes de regresión logística logística (β) explica eficientemente el comportamiento de (y).

² Término inglés para referirse a los flujos de entradas y salidas de efectivo, en un periodo determinado. Recuperado de <https://www.definicionabc.com/economia/cash-flow.php>

En otras palabras, mientras más alto y positivo sea dicho coeficiente de la variable que corresponda, mayor es la probabilidad de ocurrencia de (y).

Especificando la construcción del modelo se obtiene que: las variables que se definen a continuación son aquellas consideradas como variables explicativas del modelo, y que también fueron seleccionadas de acuerdo a su reputación contable para analizar el estado financiero de un sujeto de crédito, según las siguientes categorías:

Liquidez: Los indicadores relacionados con este factor son aquellos que sirven para medir la capacidad de una empresa para hacer frente a sus obligaciones, especialmente en el corto plazo; enfocándose en los activos y pasivos corrientes o circulantes. Los ratios de esta categoría son:

$$\text{Liquidez Corriente} = \frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

$$\text{Capital de Trabajo} = \frac{\text{Activo Corriente} - \text{Pasivo Corriente}}{\text{Activo Total}}$$

$$\text{Prueba Rápida} = \frac{\text{Activo Corriente} - \text{Inventarios}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

Endeudamiento: También conocidas como razones de apalancamiento, tienen como función medir la solvencia financiera de una empresa a largo plazo, considerando los derechos y obligaciones que conforman su activo. Los ratios de esta categoría son:

$$\text{Endeudamiento del Activo} = \frac{\text{Activo Total}}{\text{Pasivo Total}}$$

$$\text{Endeudamiento Patrimonial} = \frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Patrimonio}}$$

Gestión: Los indicadores de esta categoría hacen referencia a aquellas medidas que puedan reflejar la utilización óptima de los activos, su interpretación básicamente tiene que ver con la rotación de éstos para generar ingresos; en este caso son:

$$\text{Rotación de Cuentas por Cobrar} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Cuentas por Cobrar}}$$

$$\text{Rotación de Cuentas por Pagar} = \frac{\text{Compras}}{\text{Cuentas por Pagar}}$$

Rentabilidad: Las razones de este grupo tienen como función principal medir la capacidad de la empresa para generar riqueza a partir de sus ventas, activos, y otras inversiones. Es decir, miden cuán rentable han sido sus operaciones en un periodo determinado de tiempo. Los indicadores de esta categoría son:

$$ROA = \frac{\text{Activo Total}}{\text{Utilidad Neta}}$$

$$ROE = \frac{\text{Patrimonio}}{\text{Utilidad Neta}}$$

Finalmente, la variable categórica o dummy que se introduce en el modelo, es aquella referente al tamaño de la empresa. Para el caso ecuatoriano, la definición de una Pyme, se realiza en función de sus Ventas Anuales, de acuerdo a la siguiente tabla:

Tabla 2. Clasificación de las Empresas

TAMAÑO DE LA EMPRESA	VENTAS ANUALES
PEQUEÑA	VENTAS DESDE \$100.001 A \$1'000.000
MEDIANA	VENTAS DESDE \$1'000.001 A \$5'000.000
GRANDE	VENTAS MAYOR A \$5'000.000

Fuente: Instituto Nacional de Estadística y Censos, 2015

Es así que se refleja tres categorías para esta variable: Pequeña, Mediana y Grande; y que, de acuerdo a los criterios econométricos, la construcción de esta dummy es igual al total de categorías menos una. Por lo tanto, se establece la siguiente condición: Una empresa especificada como Grande es considera como base para la construcción de la variable dummy y adoptará el valor de 0; mientras que una empresa Pequeña o Mediana tomará el valor de 1, de acuerdo a la distribución y juicio del autor.

Tabla 3. Variable Dummy Tamaño de la Empresa

TAMAÑO DE LA EMPRESA	# OBSERVACIONES	CATEGORÍA	
		PEQUEÑA	MEDIANA
PEQUEÑA	8	1	0
MEDIANA	12	0	1
GRANDE	13	0	0

Fuente: Elaboración Propia

Variable Dependiente:

La probabilidad de Default o impago de los sujetos de crédito se definen de acuerdo a la categorización interna de riesgo realizada por la empresa. La política y procedimientos de esta compañía define como clientes de alto riesgo o crítico a aquellos que realizan sus cancelaciones a más de 45 días; por consiguiente, un cliente “malo” asumirá el valor de 0, mientras que un cliente “bueno” adoptará el valor de 1.

Tabla 4. Calificación de Riesgo Interno

DIAS	RANGO DE ATRASO	
	CATEGORÍA	VALOR VARIABLE
0 -30	RIESGO BAJO	1
31- 45	RIESGO MEDIO	0
MÁS DE 45	RIESGO ALTO	0

Fuente: Elaboración propia

3. RESULTADOS

Modelo Logit

Las 33 observaciones fueron ejecutadas en el programa Eviews, versión 8, con 11 variables independientes y la variable dependiente (probabilidad de default), arrojando como resultados preliminares lo siguiente:

Tabla 5. Resultados Modelo Logit en Eviews

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.20540485	3.13586454	0.06550182	0.947774454
LIQ_CTE	3.02433316	4.67353014	0.64711964	0.517554513
PRUEBA_RAPIDA	1.81593466	4.10498855	0.44237265	0.658219569
CT_ACT	-11.151716	8.60250544	-1.2963335	0.194860613
ENDACT	-11.207922	6.77681724	-1.6538622	0.098155512
ENDEUDAMIENTO_PATR	0.47564968	0.26746289	1.77837639	0.075342057
ROA	3.47969599	16.7349804	0.20792949	0.835284021
ROE	1.41453769	2.51923236	0.56149552	0.574459784
ROTACION_DE_CXC	0.00165323	0.00991979	0.16665957	0.867637921
ROTACION_DE_CXP	0.04847012	0.02807944	1.72617838	0.084315326
D_MEDIANA	-3.6956711	2.00735464	-1.8410654	0.065611978
D_PEQUENA	1.87740046	2.24701277	0.83550947	0.403430915

Fuente: Elaboración propia-Programa Eviews

La ecuación que se deriva de esta aplicación es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{VARIABLE_DEPENDIENTE} = & 1 - \text{@CLOGISTIC}(- (0.205404847456709 + \\ & 3.02433315964171 * \text{LIQ_CTE} + 1.81593465513993 * \text{PRUEBA_RAPIDA} - \\ & 11.1517159559518 * \text{CT_ACT} - 11.2079219483738 * \text{ENDACT} + \\ & 0.475649680862866 * \text{ENDEUDAMIENTO_PATRIMONIA} + 3.4796959896944 * \text{ROA} + \\ & 1.414537685228 * \text{ROE} + 0.00165322749588381 * \text{ROTACION_DE_CXC} + \\ & 0.0484701204803594 * \text{ROTACION_DE_CXP} - 3.6956711369268 * \text{D_MEDIANA} + \\ & 1.87740045861148 * \text{D_PEQUENA})) \end{aligned}$$

Entonces, el modelo viene dado de la siguiente manera:

$$\frac{1}{1 + \text{EXP}(0.2054 + 3.0243 \text{LIQCTE} + 1.8159 \text{PRUEBARAPIDA} - 11.1517 \text{CTACT} - 11.207 \text{ENDACT} + 0.4756 \text{ENDPATRIMONIA} + 3.4797 \text{ROA} + 1.4145 \text{ROE} + 0.002 \text{ROTCXC} + 0.0485 \text{ROTCXP} - 3.6957 \text{DMEDIANA} + 1.8774 \text{DPEQUEÑA})}$$

Para esta regresión logística la interpretación general que se otorga es que: a medida que las variables regresoras incrementen, las posibilidades de que la variable dependiente se iguale a 1

aumenten, o en su defecto aquellas regresoras con el signo negativo reducirán la probabilidad de pago de un sujeto de crédito.

Las interpretaciones individuales de las variaciones de las variables exógenas en un modelo logit necesariamente tienen que realizarse bajo la utilización de cocientes de probabilidades entre dos sucesos, denominados Odds. Términos que expresan que aquellos cambios de la variable dependiente (y) son producidos por una variación de una unidad de la variable independiente (x). El resumen de las interpretaciones que se otorgan para cada variable exógena, se detallan en el siguiente cuadro:

Tabla 6. Interpretación de Variables Independientes

Variable	Coefficient	Exp(B)	Interpretacion
LIQ_CTE	3.02433316	20.58027638	La liquidez corriente aumenta en 20.58 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
PRUEBA_RAPIDA	1.815934655	6.146818649	La Prueba Rápida aumenta en 6.15 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
CT_ACT	-11.151716	69683.29904	El ratio de Capital de Trabajo disminuye en 69683.3 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ENDACT	-11.2079219	73712.07822	El Endeudamiento del Activo disminuye en 73712.08 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ENDEUDAMIENTO_PATRI	0.475649681	1.609059233	El Endeudamiento Patrimonial aumenta en 1.61 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ROA	3.47969599	32.44985549	El ROA aumenta en 32.45 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ROE	1.414537685	4.114583793	El ROE aumenta en 4.11 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ROTACION_DE_CXC	0.001653227	1.001654595	Rotación de CxC aumenta en 1.00 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
ROTACION_DE_CXP	0.04847012	1.049664008	Rotación de CxP aumenta en 1.05 veces la probabilidad de pago de un cliente, mientras las otras variables permanecen constantes.
D_MEDIANA	-3.69567114	40.27259194	Que una empresa clasifique como Mediana disminuye en 40.27 veces la probabilidad de pago, mientras las otras variables permanecen constantes.
D_PEQUENA	1.877400459	6.536490879	Que una empresa clasifique como Pequeña aumenta en 6.54 veces la probabilidad de pago, mientras las otras variables permanecen constantes.

Fuente: Elaboración propia

Validación del Modelo:

La literatura econométrica ofrece varias pruebas o procesos de validación de los modelos; por lo tanto, analizar los resultados, comprobar la hipótesis de este diseño, y por ende su capacidad de predicción es parte de un procedimiento imperioso para poder proponer una metodología eficiente de análisis de riesgo de crédito.

Para esta muestra de datos los contrastes básicos de cumplimiento tienen que ver con los parámetros de significancia, expectativas de predicción, correlación, signos esperados y heterocedasticidad³, es así que:

- Para realizar una previa comparación entre los signos esperados de las variables y los obtenidos en el modelo, se adjunta la siguiente tabla:

Tabla 7. Signos esperados

Variable	Código	Signo esperado del estimador Beta
Liquidez corriente	Liq_Cte	(+)
Capital de Trabajo/Activo Total	Ct_Act	(+)
Prueba rapida	Pr_Rap	(+)
Endeudamiento del activo	EndAct	(-)
Endeudamiento Patrimonial	End_Pat	(-)
Rotación de Cuentas por Cobrar	Rot_Cobro	(+)
Rotacion de Cuentas por Pagar	Rot_Pago	(-)
ROA	ROA	(+)
ROE	ROE	(+)
Dummy Pequeña	D_PEQUEÑA	(-)
Dummy Mediana	D_MEDIANA	(-)

Fuente: Elaboración Propia

En este contexto, siete variables coincidieron con el signo esperado de su estimador, las cuatro variables restantes contrastaron este resultado.

³ Errores no constantes a lo largo de la muestra.

- Eviews ofrece una opción para poder evaluar el poder de predicción de un modelo, para este caso específico el porcentaje de pronóstico correcto en promedio es de 78%, de acuerdo a lo que se refleja en la tabla 7.

Tabla 8. Expectativa de Predicción

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)<=C	12	3	15	0	0	0
P(Dep=1)>C	4	14	18	16	17	33
Total	16	17	33	16	17	33
Correct	12	14	26	0	17	17
% Correct	75	82.3529412	78.7878788	0	100	51.5151515
% Incorrect	25	17.6470588	21.2121212	100	0	48.4848485
Total Gain*	75	-17.647059	27.2727273			
Percent Gain**	75		56.25			

Fuente: Elaboración Propia

- Adicionalmente, el R^2 *McFadden* demuestra que el modelo en su conjunto explican en un 42 % el comportamiento de la variable dependiente. Este parámetro, aunque no es fuertemente significativo refleja que una buena proporción del modelo es explicada por las variables independientes.

McFadden R-squared	0.41618633
--------------------	------------

- Determinar cuán asociadas se encuentran los coeficientes β con la variable dependiente, o en otros términos medir su significancia estadística, requiere de la observación del valor p expuesto por el programa, a partir de la siguiente premisa:
La Hipótesis Nula (H_0) de este modelo es que no hay tal asociación, y para ello se debe cumplir que los valores p de las variables independientes a un nivel de significancia de 0.05 sean menores a éste. En la tabla 5 se denota que ninguno de los coeficientes cumple eficientemente este supuesto, puesto las probabilidades que se muestran superan este parámetro. Consecuentemente, se acepta la H_0 .
- Al medir el nivel de correlación de esta propuesta (Tabla 5), se observa que el grado de correlación de las variables, ni de manera positiva o negativa, reflejan una buena relación entre los datos observados. Para mayor detalle se adjunta la matriz en la tabla 8 (ver Anexo 1).

- Con la finalidad de ajustar este modelo, se escoge las variables con un menor valor p y que sobre todo aquellas regresoras cuyos ratios no contengan una misma partida contable, tratando de corregir un aparente problema de multicolinealidad⁴. Se realiza una nueva regresión, los resultados que se obtienen son:

Tabla 9. Resultados Modelo Logit 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.9485756	1.36709977	-1.425335	0.1540603
LIQ_CTE	1.135902174	0.93911348	1.2095473	0.2264526
ENDEUDAMIENTO_PATRI	0.069376597	0.08667889	0.8003863	0.423487
ROTACION_DE_CXP	0.02213427	0.01626805	1.3605978	0.1736408
D_MEDIANA	-0.66188882	0.98101982	-0.674695	0.4998698
D_PEQUENA	1.942226316	1.22263034	1.5885638	0.1121589

Fuente: Elaboración propia-Programa Eviews

- La mayoría de los coeficientes siguen siendo no significativos y su R^2 McFadden disminuyó en 25 puntos porcentuales, por lo tanto, este segundo diseño de regresión logística no es robusto.

De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede concluir que se ha presentado un caso poco común dentro de los estudios analizados, pues la mayoría de los coeficientes son no significativos, y sin embargo el R^2 denota una buena significancia. Las pruebas que se realizaron para ajustar este diseño no implicaron una mejoría importante. Ante estas pruebas estadísticas el modelo no es aceptado como una eficiente propuesta metodológica para analizar el riesgo de crédito de la compañía observada.

4. DISCUSIÓN

La determinación de la probabilidad de impago de un sujeto de crédito para una empresa perteneciente a la industria de alimentos, a partir de un análisis de portafolio local, no se logró realizar exitosamente, pues las limitantes que se presentaron al recoger la muestra de datos, han dificultado definitivamente la ejecución de un modelo predictor de regresión logística eficiente. La presentación de multicolinealidad en el modelo conllevó al rechazo de la principal hipótesis de

⁴ Fuerte correlación entre las variables explicativas del modelo.

este trabajo: demostrar que a partir del análisis de la estructura financiera disponible de los sujetos de crédito se puede pronosticar la probabilidad de impago de los mismos. Estos resultados no esperados, se pueden sustentar relativamente a los obtenidos por los autores Cruz Aké, Gavira Durón, & García Ruíz, 2017, en su investigación: “Eficiencia de los modelos Poisson y Logístico en la asignación de probabilidades de incumplimiento a empresas mineras mexicanas” donde demostraron que los modelos logísticos tienen como desventaja metodológica la subestimación de colas mediante un análisis de estabilidad y confiabilidad de las probabilidades obtenidas. No así con la aplicación del modelo Poisson, donde los resultados de la regresión fueron más estables.

La composición de la muestra fue de 33 clientes, y el periodo de tiempo observado fue de 4 años (2014-2017), lo que permite suponer que ante un tamaño de muestra menor se acentúa el problema de multicolinealidad, para corregir estos inconvenientes se trató de ajustar el modelo a un menor número de variables e incluso logaritmizando los ratios financieros. Sin embargo, no se encontró mejoras significativas del modelo en su conjunto.

Los signos esperados de los estimadores β en su mayoría fueron acertados, pues ante un incremento de la liquidez corriente, de la rentabilidad y una disminución del endeudamiento del activo, la probabilidad de pago de un cliente aumenta. Por lo tanto, si esta propuesta se reduce a otro método de análisis de riesgo empírico podría funcionar como un modelo de referencia para nuevos planteamientos y estudios del riesgo de crédito en empresas comerciales. No obstante, al no cumplir con las pruebas básicas estadísticas de significancia y bondad de ajuste para modelos econométricos, no se recomienda el uso como tal de la ecuación aquí obtenida.

Concluyendo, el riesgo de crédito y una propuesta metodológica que permita evaluar, controlar y mitigar dicho riesgo se ha constituido como una de las principales funciones de todo buen gobierno corporativo que busca crear valor para sus grupos de interés. Consecuentemente, sus objetivos, planes estratégicos, y la implementación de políticas estarán alineados conjunta e indiscutiblemente a una eficiente administración de riesgos. De lo antedicho se desprende que, para esta empresa y la administración de su portafolio, las políticas de créditos y cobranzas acerca del análisis, aprobación y actualización de solicitudes de crédito dictamina que cuando se recepta este tipo de documentos la metodología a seguir es la evaluación de los siguientes parámetros:

- Score
- Comportamiento de Pagos
- Carga Financiera
- Promedio en Cifras de Vencimientos
- Nivel de Endeudamiento

- Cartera Castigada/Legal
- Referencias comerciales

Es resumen, se analiza toda aquella información que se encuentra soportada en el buró de crédito, contratado por la compañía.

Para el año 2017, la compañía manejó una tasa de mora que oscilaba en el 13%, indicador que no fue fielmente cumplido al objetivo anual: de alcanzar un máximo del 8 %. Reflejando así que, las estrategias agresivas comerciales implementadas por la compañía afectaron de manera negativa a la recuperación eficiente de cartera, en los plazos establecidos. El portafolio de la ciudad de Cuenca no se encuentra exento de esta situación, pues al cierre del 2017, el porcentaje de cartera vencida fue del 10%.

En este sentido, se puede concluir que el análisis y la decisión de otorgamiento de crédito por parte de la compañía sigue recayendo sobre información básica disponible de los clientes, como es el caso de referencias comerciales y personales, puntajes del buró de crédito y actividad económica de los posibles y potenciales clientes. Los cupos de crédito y por ende las garantías exigidas, dependen del monto semanal de ventas registrado en su ERP⁵, pero al tratarse de firma dedicada al procesamiento y distribución masiva de alimentos, cuenta con una gran variedad de segmentos de mercados, que en la mayoría de ellos son informales, por lo que la exigibilidad de garantías para respaldar los créditos otorgados se torna nula, sobre todo por los niveles de compra que dichos clientes manejan.

Estas connotaciones acerca de las características del portafolio local de esta empresa dejan aún abierta la posibilidad y la necesidad de realizar un nuevo trabajo de investigación basados en el modelo Logit a nivel nacional, que a partir de las autorizaciones pertinentes por parte del directorio, se pueda recolectar información financiera de una muestra de clientes mucho más amplia, en un periodo de tiempo mayor a cuatro años, y que se encuentren adecuadamente segmentados según su línea de negocio.

⁵ Sistema tecnológico central que permite integrar las funciones de producción, logística, finanzas, contabilidad de una compañía.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS:

- Chica Olmo, J., (2014). Guía para la elaboración de un modelo econométrico. Universidad de Granada. Obtenido de:
<https://www.ugr.es/~jchica/Pagina2/GUIME/Guia%20elaboracion%20modelo/Elaboracion%20de%20un%20modelo%20econometrico.pdf>
- Cruz Aké, S., Gavira Durón, N., & García Ruíz, R. S. (2017). Eficiencia de los modelos Poisson y Logístico en la asignación de probabilidades de incumplimiento a empresas mineras mexicanas. *Revista mexicana de economía y finanzas*, 12(1), 1-21.
- De Llano Monelos, Pablo, Piñeiro Sánchez, Carlos, & Rodríguez López, Manuel. (2016). Predicción del fracaso empresarial: Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción. *Estudios de economía*, 43(2), 163-198. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-52862016000200001>.
- Díaz, J. T., & Zurdo, R. J. P. (2014). Análisis del riesgo financiero en las PYMES—estudio de caso aplicado a la ciudad de Manizales. *Revista Lasallista de investigación*, 11(2), 78-88.
- Fernández Castaño, H., & Pérez Ramírez, F. (2005). El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4, 58.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2009). *Econometría* (S.A.D.V. McGraw-Hill/Interamericana Editores, Ed. (Quinta).
- He, M. S. (2014). Fracaso empresarial, aplicación sectorial de los modelos de predicción= Business failure, sectorial application of prediction models.
- Jiménez, L., & Mauro, E. (2015). Modelo de predictibilidad de quiebra en las pymes colombianas del sector comercio.
- López-Roldán, P., & Fachelli, S. (2016). Análisis de regresión logística. *Metodología de la investigación social cuantitativa*.
- Ormazabal C, Francisco. (2014). Variables que afectan la tasa de incumplimiento de créditos de los chilenos. *Revista de Análisis Económico*, 29(1), 3-16.
<https://dx.doi.org/10.4067/s0718-88702014000100001>
- Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., & Camino Blasco, D. (2010). Un modelo de credit scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, (15)28, 90-124. Obtenido de:
<http://www.scielo.org.pe/pdf/jefas/v15n28/a05v15n28.pdf>
- Revista Ekos-Ecuador Produce. (2017). 276, 56. Obtenido de https://issuu.com/ekosnegocios/docs/279_247f4d309ce262/18.
- Restrepo, L. Y. C., & Leiva, L. P. A. (2018). Análisis del riesgo financiero de impago en las pymes del sector manufacturero de Colombia, subsector elaboración de alimentos. *Science of Human Action*, 3(1), 34-64.

- Rodríguez, G. (2014). Análisis de ratios financieros. Actualidad empresarial,299.
- Salamanca, A., & Benítez, A. (2018). Estimación de la Probabilidad de Incumplimiento de Créditos para una empresa del sector siderúrgico en Colombia.
- Sánchez, M., & Angelo, E. (2015). Propuesta de un modelo de regresión logística para analizar el riesgo crediticio en la empresa CARSA SAC.
- Velandia Velandia, N. (2013). Establecimiento de un Modelo Logit para la Medicion del Riesgo de Incumplimiento en Creditos para una Entidad Financiera del Municipio de Arauca, Departamento de Arauca.

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de Correlación

	VARIABLE_DEPE	LIQ_CTE	PRUEBA_RAPIDA	CT_ACT	ENDACT	ENDEUDAMIENT	ROA	ROE	ROTACION_DE	ROTACION_DE	D_MEDIANA	D_PEQUENA
VARIABLE_DEPENDIENTE	1	0.207149034	0.249337933	-0.0496982	-0.124873416	-0.051400944	-0.07688954	0.054770173	0.113000028	0.175290113	-0.148963506	0.265822807
LIQ_CTE	0.207149034	1	0.89080331	0.52373136	0.172325725	-0.200670929	0.10439902	-0.043976322	-0.057544366	-0.008049293	-0.140127513	0.004863683
PRUEBA_RAPIDA	0.249337933	0.89080331	1	0.47873415	0.028271933	-0.351890005	0.028654755	-0.178298139	0.015223855	0.044585454	0.011143201	0.129361568
CT_ACT	-0.049698199	0.523731355	0.478734147	1	-0.24334833	0.132411229	0.498489807	-0.040063984	-0.109113229	0.061095757	0.061464997	-0.434745499
ENDACT	-0.124873416	0.172325725	0.028271933	-0.24334833	1	0.298409996	-0.230026909	0.361990781	-0.106986389	0.006310977	-0.142917952	0.186340267
ENDEUDAMIENTO_PATRIM	-0.051400944	-0.200670929	-0.351890005	0.13241123	0.298409996	1	0.141524563	0.594772784	-0.10848374	0.016146359	0.284672678	-0.38577111
ROA	-0.07688954	0.10439902	0.028654755	0.49848981	-0.230026909	0.141524563	1	0.389129503	0.035609661	-0.221228269	0.054590945	-0.289795647
ROE	0.054770173	-0.043976322	-0.178298139	-0.04006398	0.361990781	0.594772784	0.389129503	1	0.074896574	-0.111867149	0.140775438	-0.188608024
ROTACION_DE_CXC	0.113000028	-0.057544366	0.015223855	-0.10911323	-0.106986389	-0.10848374	0.035609661	0.074896574	1	0.363027789	0.286011811	-0.067735277
ROTACION_DE_CXP	0.175290113	-0.008049293	0.044585454	0.06109576	0.006310977	0.016146359	-0.221228269	-0.111867149	0.363027789	1	0.411080292	-0.149900591
D_MEDIANA	-0.148963506	-0.140127513	0.011143201	0.061465	-0.142917952	0.284672678	0.054590945	0.140775438	0.286011811	0.411080292	1	-0.427617987
D_PEQUENA	0.265822807	0.004863683	0.129361568	-0.4347455	0.186340267	-0.38577111	-0.289795647	-0.188608024	-0.067735277	-0.149900591	-0.427617987	1

Fuente: Elaboración Propia- Programa Eviews