

## EL MÉTODO POPPERIANO EN LA ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO DE UN DEUDOR<sup>1</sup>

### THE POPPERIAN METHOD IN ESTIMATING THE PROBABILITY OF DEFAULT BY A DEBTOR

Armando Lenin Támara Ayús<sup>2</sup>

Recibido: 09/05/2016- Aceptado: 30/10/2016

Cómo citar este artículo: Támara, A. (2016). El método popperiano en la estimación de la probabilidad de incumplimiento de un deudor. *Sinapsis* 8 (2), 22-28 .

#### Resumen

Este trabajo tiene como objetivo desarrollar un modelo de análisis discriminante que permita clasificar a los individuos dentro de un grupo previamente definido, categorizándolos con probabilidad de default o no, para esto se trabaja con una muestra de 1.000 deudores pertenecientes a una cartera comercial en una entidad financiera. El resultado es un modelo que relaciona la probabilidad de incumplimiento con algunas variables financieras como son el margen operativo, margen neto y nivel de endeudamiento, y variables no financieras como la edad. El modelo estipula probabilidades de default inferiores a las que utiliza la entidad financiera, de tal manera que ofrece la oportunidad de liberar fondos sin que esto sea un elemento comprometedor de la estabilidad financiera por parte de la institución.

**Palabras clave:** análisis discriminante, probabilidad de incumplimiento, variables financieras.

#### Abstract

This research aims to develop a discriminant analysis model that allows the classification of individuals within a previously defined group, categorizing them with probability of default or not, for this we work with a sample of 1,000 debtors belonging to a commercial portfolio in a Financial entity. The result is a model that relates the probability of default with some financial variables such as operating margin, net margin and level of indebtedness, and non-financial variables such as age. The model stipulates lower probabilities of default than those used by the financial institution, in such a way as to offer the opportunity to release funds without this being a compromising element of financial stability by the institution.

**Keywords:** discriminant analysis, probability of default, financial variables.

**JEL:** C15, C52, C53, G32, G33

#### Introducción

Uno de los principales elementos de inestabilidad en el sistema financiero es el riesgo de crédito, por eso es fundamental realizar continuas evaluaciones en cuanto a su nivel de riesgo, con el objeto de prevenir vulnerabilidades en los diferentes escenarios en los cuales se pueda presentar. Hoy en día, se acepta que la naturaleza real de la banca es gestionar riesgos y por eso, la excelencia reside en la habilidad de obtener una adecuada compensación por ello, es decir, que la solidez financiera de una institución no se alcanza con solo exigencias de capital creciente, sino también

con la instalación de sistemas adecuados, controles y estrategias de gestión y mitigación del riesgo.

Las entidades financieras han venido desarrollando sus modelos de originación y seguimiento, que además de ser herramientas para la medición del riesgo de crédito, se han convertido en un insumo de primer orden para definir su estrategia de negocios. En este sentido, el desarrollo del Sistema de Administración de Riesgo de Crédito (SARC), ha formado parte integral de la gestión de negocio de las entidades. Con el ánimo de



<sup>1</sup> Este artículo es uno de los resultados de los proyectos de investigación del Departamento de Finanzas de la Universidad EAFIT.

<sup>2</sup> Docente e investigador Asociado al Departamento de Finanzas de la Universidad EAFIT. Economista Universidad de Antioquia. Esp. en Diseño y Evaluación de Proyectos Universidad del Norte. Msc. en Finanzas EAFIT. Estudiante del Doctorado en Administración Universidad de Medellín. Correo electrónico: atamaraa@eafit.edu.co

El método popperiano en la estimación de la probabilidad de incumplimiento de un deudor

estandarizar dichos requerimientos, se ha avanzado en el establecimiento de un modelo de referencia por tipo de cartera (crédito hipotecario, de consumo, comercial y microcrédito), entendiéndose que el fundamento principal se da por los modelos internos de cada entidad, lo cual implica un enorme esfuerzo por parte del sector para dar cumplimiento a lo planteado por Basilea II en uno de sus pilares fundamentales.

Este es un trabajo cuantitativo bajo un enfoque empírico-analítico, que se desarrolla bajo la óptica de la epistemología popperiana con el objeto de establecer una asociación estadística positiva entre la probabilidad de default y variables como el margen operativo, el margen neto, el nivel de endeudamiento y la edad. Para la investigación se recurre al análisis discriminante para determinar un modelo que permita categorizar a los clientes con probabilidad de default o no.

La estructura del trabajo comienza con una mirada de los antecedentes en el estudio del riesgo de crédito y los diferentes modelos de predicción que se han desarrollado hasta el momento, luego se especifica el concepto de la pérdida esperada según Basilea II y se continúa con el método de inferencia estadística, para seguir con la presentación de la base de datos para el caso en estudio y se presenta la prueba estadística a utilizar. Posteriormente, se presentan los resultados y se realiza una discusión sobre lo obtenidos, para presentar las principales conclusiones del estudio.

### Antecedentes

A nivel internacional los estudios sobre el riesgo de crédito comenzaron con Beaver (1966), aplicando una metodología de análisis univariante a través de ratios financieros para determinar cuando una empresa se considera fracasada y cuando no, el estudio toma una muestra de 158 firmas para un período de tiempo de cinco años con una proporción del 50 % fracasadas y la otra mitad en no fracaso, al final el estudio no permite una clara diferencia entre unas y otras. El otro estudio seminal es el de Altman (1968), donde a través de un modelo de análisis discriminante y basado en los estados financieros de las empresas se muestra el origen del estado de quiebra de las firmas a través de cinco indicadores financieros, al final concluye que variables que no son significativas estadísticamente bajo el análisis univariante, son significativas en un análisis multivariante dado que se pueden combinar con otras variables.

En estudios posteriores, Lennox (1999), Lam y Moy (2002) y Alves (2004) desarrollaron estudios que profundizan los estudios de la probabilidad de

incumplimiento. En años más recientes, aparece Wong (2005) que basa su estudio en un análisis de sensibilidad para el portafolio de créditos de los bancos de Hong Kong, afirmando que la probabilidad de incumplimiento de un deudor está influenciada por los cambios en los factores macroeconómicos. A pesar de esto, la estimación tenía una debilidad al no permitir involucrar cambios en diversas variables. Las falencias que tenía el análisis propuesto por Wong (2005) las soluciona Hoggarth (2005) a través de los planteamientos de las funciones de impulso de un modelo VAR, lo que permitió concluir que existe una relación negativa entre el PIB y el indicador de mora, además, se analizó el impacto del incremento de la tasa de interés e inflación, y se encontró que estas no arrojaban un alto impacto como el presentado por el PIB. El estudio de Cox y Wang (2014) utiliza para analizar las quiebras bancarias de Estados Unidos durante el período de 2007 a 2010 el análisis discriminante, bajo decisiones de inversión en los pobres, al igual que la exposición a los canales de riesgo sistémico. Este estudio proporcionó tanto los reguladores como las señales de pronóstico de gestión bancaria de exigencia financiera.

Un estudio interesante, es el de Castagnolo y Ferro (2014), quienes evaluaron y compararon la capacidad de previsión de los modelos de riesgo de crédito existentes, respondiendo a tres preguntas: ¿Pueden estos métodos predecir adecuadamente los eventos predeterminados? ¿Existen métodos dominantes? ¿Es más seguro que confiar en una combinación de metodologías? Los autores se enfocaron en cuatro modelos existentes: O-score, Z-score, Campbell, y Merton. Adicionalmente, comparan la capacidad de pronosticar los valores predeterminados utilizando tres técnicas: análisis intra-cohorte, curvas de potencia y modelos de tipos de riesgos discretos. Este estudio concluye que para lograr las mejores predicciones se debe realizar una combinación de modelos que contengan información contable y de mercado.

Por otra parte, Ozili (2015) realizó un estudio sobre la existencia de vínculos entre la contabilidad, la discreción administrativa y la política monetaria. Este trabajo investiga bajo qué circunstancias, la excesiva oferta de crédito deja de ser una buena política y como los gerentes de los bancos reaccionan a esto. Se examinó una muestra de 82 bancos y se concluyó que: (i) los bancos subestiman el nivel de reservas para aumentar la oferta de crédito en línea con las expectativas de las autoridades monetarias, en particular, en Asia y Reino Unido; (ii) la prioridad de gestión durante una recesión es suavizar el crédito en el tiempo en lugar de aumentar la oferta de crédito; (iii) la morosidad, el riesgo de la cartera bancaria y el tamaño de la cartera de préstamos son determinantes

Armando Lenin Támara Ayús

significativos del nivel de las reservas para pérdidas por préstamos; y (iv) el riesgo de crédito no tiene un impacto significativo en las reservas para pérdidas por préstamos, pero tiende a tener algún efecto significativo durante una recesión, sobre todo, cuando el cambio de los préstamos es negativo. Finalmente, Kollár y Gondžárová (2015) desarrollaron una comparación entre los tres modelos básicos de riesgo de crédito actuales. Estos son: Merton (KMV), CreditMetrics y CreditRisk, en ellos se analizaron las diferencias en los procedimientos de cálculo, las técnicas de modelado de riesgo de crédito individual y la variabilidad en los parámetros de entrada que se utiliza para la cuantificación del riesgo.

En el caso colombiano, aparecen los estudios de Amaya (2005), Zamudio (2007), Gómez (2009), Támara, Aristizábal y Velásquez (2010), Gómez e Hinojosa (2010) y Saldías (2013), quienes utilizan las técnicas de análisis discriminante y matrices de transición, entre otros, para analizar el fenómeno del incumplimiento por parte de los deudores en entidades bancarias.

**La pérdida esperada**

Para entender el concepto de la pérdida esperada, se hace necesario recurrir a la definición planteada por Wilson y Press (1978), quienes la definen como: “el monto de capital que podría perder una institución como resultado de la exposición crediticia en un horizonte de tiempo determinado”. La importancia de la pérdida esperada parte del método planteado por Basilea II, el cual se basa en las calificaciones internas y plantea el cálculo de la pérdida esperada de la siguiente manera:

$$PE = PI * S * E$$

Donde:

**PI:** Probabilidad de incumplimiento en el tiempo analizado y mide la probabilidad de que el cliente no realice el pago de su obligación bancaria en un período de tiempo específico.

**S:** Severidad o Pérdida en caso de no pago y mide el porcentaje de exposición que se dejaría de percibir dado el no pago de la obligación. Aquí se consideran las garantías y la volatilidad tanto de esta como de la exposición.

**E:** Exposición al incumplimiento. Se calcula como el monto legalmente adecuado al banco (bruto de provisiones y amortizaciones parciales).

modificaciones a esta parte, la única variable que puede trabajar el Banco es la Probabilidad de Incumplimiento, partiendo de que las otras variables están dadas por el Supervisor, el cual es la Superintendencia Financiera de Colombia. Por lo tanto, el cálculo de la probabilidad de incumplimiento es fundamental a la hora de determinar la pérdida esperada, debido a que, en primera instancia, el Banco debe tener un sistema que permita determinar si el deudor es de buen cumplimiento ante los compromisos de una deuda, y en segunda instancia, un acertado cálculo de esta probabilidad permitirá al Banco disponer de más recursos sin incurrir en un mayor riesgo.

**Método de la inferencia estadística**

Una metodología de investigación empírica es un sistema lógico, que combina principios epistemológicos bajo diferentes tipos de datos y en determinados tipos de análisis. Bajo esta mirada, Figueroa (2012) plantea una segmentación de los métodos de investigación empíricos y epistemológicos, teniendo como referencia los criterios de disponibilidad de teoría y de datos.

**Tabla 1. Métodos de investigación empíricos y epistemologías correspondientes.**

Teoría	Conjunto de datos	
	Disponible	No disponible
<b>Disponible</b>	(1) Prueba estadística para $\beta$ Popperiana Cuantitativa Exploratoria	(2) Construcción de datos y prueba para $\beta$ Popperiana Cuantitativa Exploratoria
<b>No disponible</b>	(3) Prueba estadística para H Inductiva Cuantitativa Regularidades empíricas	(4) Exploratoria Interpretativa Cuantitativa Nuevas hipótesis

Fuente: Figueroa (2012).

Dado que la investigación se plantea bajo el método Popperiano, se hace uso de la celda 3 de la Tabla 1. La justificación para su escogencia es que en dicha celda se trabaja con la existencia de datos, pero no se dispone de una teoría. Bajo la anterior premisa, la hipótesis H se plantea de la siguiente manera:

Ho: Existe asociación estadística entre la Probabilidad de Incumplimiento de un deudor y las variables financieras asociadas a este.

La forma funcional sería:

$$PI = f(MO, MN, NE, A)$$

**24** En este caso, como la institución en estudio se basa en el enfoque básico planteado por Basilea II dado que Basilea III no realiza

El método popperiano en la estimación de la probabilidad de incumplimiento de un deudor

Las variables se especifican de la siguiente manera:

**Variable dependiente**

**PI:** Probabilidad de Incumplimiento del deudor de una cartera comercial. La variable toma valores entre 0 y 1, siendo 1 la probabilidad de default.

**Variable independiente**

**MO:** Margen Operativo. Se espera que el coeficiente sea negativo, dado que a mayor margen operativo la Probabilidad de Incumplimiento del cliente debe ser menor. Valores expresados en porcentaje.

**MN:** Margen Neto. Se espera que el coeficiente sea negativo, dado que a mayor margen neto la Probabilidad de Incumplimiento del cliente será menor. Valores expresados en porcentaje.

**NE:** Nivel de endeudamiento. Se espera que el coeficiente sea positivo, dado que los clientes con niveles de endeudamientos altos tienen tendencia al incumplimiento. Valores expresados en porcentaje.

**A:** Activos. Se espera que el coeficiente sea negativo, dado que a mayor nivel de activos la Probabilidad de Incumplimiento del cliente será menor. Valores expresados en pesos colombianos (COP).

**Serie de datos**

La investigación utiliza una base de datos correspondiente a 3.000 clientes, cuya característica común era poseer una obligación financiera con un banco público en el Departamento de Antioquia. Los clientes se clasifican dentro de un portafolio comercial por un período de 12 meses. De manera aleatoria se extrajo una muestra de 1.000 clientes, donde todos tenían formalizada una operación de crédito, además, debían categorizarse con probabilidad de default o no.

**Prueba estadística utilizada**

La prueba estadística que se utilizó fue el análisis discriminante, dicha técnica estaba justificada en la relación que existe entre la Probabilidad de Incumplimiento del deudor y el margen operativo, el margen neto, el nivel de endeudamiento y la edad. Se recurrió a emplear el análisis discriminante, ya que se contaba con un conjunto de variables clasificadas como discriminantes y una variable nominal que definía dos tipos de grupos (Cumplidos e Incumplidos).

El análisis discriminante se considera una técnica estadística que permite asignar o clasificar nuevos individuos dentro de un grupo previamente definido, razón por la cual es una técnica de clasificación ad hoc. Esta metodología estadística trabaja bajo la no existencia de límites en cuanto al número de variables discriminantes, excepto cualquier restricción que se haga, la cual nunca debe superar al número de casos en el grupo más pequeño.

El análisis discriminante en su aplicación se basa en una serie de supuestos básicos como la presencia de normalidad multivariante, homogeneidad de matrices de varianzas-covarianzas (homocedasticidad), linealidad y ausencia de multicolinealidad.

**Resultados**

Para trabajar el análisis discriminante se emplea el software estadístico SPSS versión 21 del cual se obtuvieron varios resultados. La Tabla 2 muestra que las variables introducidas para discriminar en el modelo fueron: el margen operativo, el margen neto, el nivel de endeudamiento y la edad. Como se puede ver, los valores de la Lambda de Wilks no son muy pequeños (es decir, no son próximos a cero) por lo que es posible que los grupos no estuvieran claramente separados.

**Tabla 2. Variables en el análisis**

Paso		Tolerancia	F para salir	Lambda de Wilks
1	Margen Neto	1,000	242,613	
2	Margen Neto	0,86	314,728	0,942
	Endeudamiento	0,86	80,436	0,609
3	Margen Neto	0,785	311,102	0,922
	Endeudamiento	0,863	77,651	0,611
4	Margen Operativo	0,87	4,19	0,523
	Margen Neto	0,765	247,365	0,832
	Endeudamiento	0,84	70,987	0,58
	Margen Operativo	0,836	5,57	0,503
	Edad	0,902	4,746	0,505

La tabla 3 muestra el Lambda de Wilks y los estadísticos F, donde el p-valor para cada variable fue menor que cero, lo cual demuestra la importancia de los cuatro ejes discriminantes que se resume en una capacidad explicativa buena, por lo tanto, el modelo conformado por estas variables termina siendo significativo (p-valores nulos).



Armando Lenin Támara Ayús

**Tabla 3. Estadísticos de Lamdda de Wilks.**

Paso	Número de variables	Lambda	gl 1	gl2	gl3	F exacta			
						Estadístico	gl 1	gl 2	Sig.
1	1	0,632	1	1	998	231,463	1	998	0,000
2	2	0,479	2	1	998	168,052	2	997	0,000
3	3	0,463	3	1	998	117,496	3	996	0,000
4	4	0,441	4	1	998	97,075	4	995	0,000

En la tabla 4 se estimó la fuerza de relación entre la variable dependiente y las independientes, para este caso se encontró que existe una buena relación, ya que el coeficiente arrojado tiene un valor de 0.82.

**Tabla 4. Autovalores.**

Autovalores				
Función	Autovalor	% varianza	% acumulado	Correlación canónica
1	1,031 (a)	100	100	0,82

a. Se han empleado las 1 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

La tabla 5 muestra la predicción del modelo, en este caso de los 795 clientes que se tenían como Cumplidos se predijo correctamente 790, dándonos una exactitud del 99,37 %; por otro lado, de los 205 clientes que se clasificaron como Incumplidos, el modelo predice correctamente el 80 % de estos. En términos generales, el modelo fue preciso en un 82 % de los casos, con lo cual se puede considerar como bueno.

**Tabla 5. Resultados de la clasificación.**

		Default	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			Cumplidos	Incumplidos	
Original	Recuento	Cumplidos	790	5	795
		Incumplidos	164	41	205
	%	Cumplidos	99,37	0,63	100
		Incumplidos	80,00	20,00	100

a. Clasificados correctamente el 88% de los casos agrupados originales.

La tabla 6 estable el valor de los parámetros de la función discriminante con el objeto de hacer pronósticos en la eventualidad de tener nuevos clientes, estos coeficientes son llamados coeficientes de clasificación de Fisher. Para este caso las funciones discriminantes serían las siguientes:

Función Discriminante en el caso de que los clientes sean Cumplidos.

$$Z = -1,102 - 0,1361(MO) - 0,431(MN) + 0,796(E) + 9,872(EN) \quad [1]$$

Función Discriminante en el caso de que los clientes sean Incumplidos.

$$Z = -4,578 + 1,353(MO) - 4,854(MN) + 0,63(E) + 16,807(EN) \quad [2]$$

Por lo tanto, el resultado que se obtenga de la función discriminante con mayor puntaje determina el grupo al que pertenece el nuevo cliente, de esta manera, será posible establecer tal clasificación entre cumplidos e incumplidos.



**Tabla 6. Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes**

	Default	
	Cumplidos	Incumplidos
Margen Operativo	-0,1361	1,353
Margen Neto	-0,431	-4854
Edad	0,796	0,63
Endeudamiento	9,872	16,807
(Constante)	-1,102	-4,578

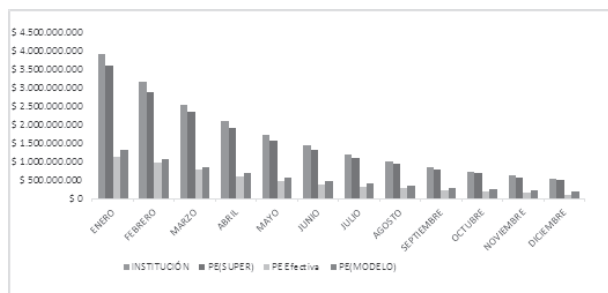
La tabla 7 contiene una comparación entre las probabilidades de default de la institución versus la dada por la Superfinanciera y la que se obtuvo con uso del análisis discriminante. De lo anterior, se puede concluir que los resultados que otorgó la aplicación del último modelo mencionado, fue más efectivo en términos de riesgo, lo que permite a su vez que exista una liberación de fondos para la institución financiera en estudio y de esta forma podrá aumentar su rentabilidad previa colocación de estos recursos en el mercado.

**Tabla 7. Probabilidad de Default**

	SFC	MODELO	INSTITUCION
AA	5,27%	6,31%	6,11%
A	9,41%	7,58%	10,53%
BB	22,36%	8,34%	24,58%
B	25,81%	9,51%	27,19%
CC	37,01%	10,69%	38,72%

Utilizando los datos de la tabla 7 se procede a calcular la pérdida esperada de la institución financiera dado el portafolio en estudio, tal como lo muestra la Grafica 1, que refuerza la conclusión que se había hecho anteriormente con el modelo de análisis discriminante, en cuanto a que el modelo estipula probabilidades de default inferiores que ofrece la oportunidad de liberar fondos sin que esto sea un elemento comprometedor de la estabilidad financiera en la institución. Lo anterior, si se tiene en cuenta que la provisión basada en el modelo estaría por debajo que la establecida por la institución y a la vez sería mayor que la pérdida efectiva dada en el portafolio para el período de 12 meses.

**Gráfico 1. Valor de la pérdida esperada del portafolio vs la pérdida efectiva**



Finalmente, debido al proceso de pago realizado por los deudores, es posible observar que a medida que transcurre el periodo de análisis, la diferencia que se obtuvo mediante el modelo de análisis discriminante y el desarrollado por la institución financiera disminuye. Llama la atención, que al aplicar la metodología aquí presentada, la entidad financiera hubiese tenido la oportunidad de liberar fondos y con ello la posibilidad de aumentar su rentabilidad.

**Conclusiones**

Dado que en el test estadístico de la tabla 2 fue rechazada, la hipótesis nula se acepta bajo la óptica del método popperiano, al no existir teoría no se puede afirmar la existencia de causalidad. Los resultados obtenidos permiten afirmar que existe una asociación estadística entre la probabilidad de incumplimiento del deudor y el margen operativo, el margen neto, el nivel de endeudamiento y la edad, de la población en estudio.

Lo anterior da pie a presentar la siguiente proposición alfa:

**α:** Las instituciones financieras públicas calculan la probabilidad de incumplimiento de los deudores con base en la edad y en sus indicadores financieros.

La proposición alfa es una proposición no tautológica, puesto que no todas las opciones están incluidas en las posibles razones, ni se incluyen razonamientos incompletos. De lo anterior, se desprenden las siguientes proposiciones betas:

**β1:** Los indicadores financieros del deudor determinan su probabilidad de incumplimiento.

**β2:** La edad del deudor determina su probabilidad de incumplimiento.

Como se puede observar ambas proposiciones betas son observables y potencialmente falsables.

**Referencias bibliográficas**

Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Alves, I. (2004). Sectoral fragility: factors and dynamics (Vol. 22, pp. 450-480): Bank for International Settlements.

Amaya, C. (2005). Evaluación del Riesgo de Crédito en el sistema financiero Colombiano (pp. 67 - 78). Reporte de Estabilidad Financiera: Banco de la República.



Armando Lenin Támara Ayús

Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4(3), 71.

Castagnolo, F. y Ferro, G. (2014). Models for predicting default: towards efficient forecasts. *Journal of Risk Finance (Emerald Group Publishing Limited)*, 15(1), 52.

Cox, R. y Wang, G. (2014). Full length article: Predicting the US bank failure: A discriminant analysis. *Economic Analysis and Policy*, 44, 202-211.

Figuroa, A. (2012). *The Alpha-Beta Method*. Buenos Aires, Argentina: Cengage Learning.

Gómez, J. (2009). Estimation of conditional time homogeneous credit quality transition matrices for commercial banks in colombia. In I. P. Orozco Hinojosa (Ed.). Borradores de Economía: Bogotá.

Gómez, J. y Hinojosa, I. (2010). Estimation of conditional time-homogeneous credit quality transition matrices. *Economic Modelling*, 27, 89-96. doi:10.1016/j.econmod.2009.07.022

Hoggarth, G., Sorensen, S. & Zicchino L. (2005). Stress tes of UK banks using VARapproach (Working Paper no. 282 ed.): Bank of England.

Kollár, B. y Gondžárová, B. (2015). Comparison of Current Credit Risk Models. *Procedia Economics and Finance*, 23, 341-347. doi:10.1016/S2212-5671(15)00450-5

Lam, K. & Moy, J. (2002). Combining discriminant methods in solving classification problems in two-group discriminant analysis. *European Journal of Operational Research*, 138(2), 294-301.

Lennox, C. (1999). The Accuracy and Incremental Information Content of Audit Reports in Predicting Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26(5/6), 757-778.

Ozili, P. (2015). Credit smoothing and determinants of loan loss reserves evidence from europe, us, asia and africa. *Journal of Business, Economics & Finance*, 4(2), 302-315. doi:10.17261/Pressacademia.2015211621

Saldías, M. (2013). A market-based approach to sector risk determinants and transmission in the euro area. *Journal of Banking and Finance*, 37, 4534-4555.

utilizando modelos Logit y Probit. *Revista de Ciencias Estrategicas*, 18(24), 259 - 270.

Wilson, S. & Press, S. (1978). Choosing Between Logistic Regression and Discriminant Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 73(364), 699-705.

Wong, J. & Fong, T. (2005). A framework for macro stress testing the creditrisk of banks in Hong Kong: Hong Kong Monetary Authority Quarterly Bulletin.

Zamudio, N. (2007). Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas Colombianas (Vol. 466). Borradores de Economía: Banco de la República.



Támara, A, Aristizábal, R. y Velásquez C. (2010). Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera