

Modelo de *Credit Scoring* para el otorgamiento de microcréditos en Guantánamo

Artículo
arbitrado

Model of Credit Scoring for the microcredits granting in Guantanamo

SILVIO BASULTO TELLEZ

Universidad de Guantánamo, Cuba, silvio@cug.co.cu

RESUMEN

El objetivo de esta investigación es presentar un modelo de evaluación *Credit Scoring* para perfeccionar la concesión de microcréditos a los Trabajadores por Cuenta Propia, capaz de obtener la probabilidad de incumplimiento con el pago a las sucursales bancarias. La novedad consiste en un instrumento econométrico que determina los factores de riesgos crediticios, dado las características socioeconómicas del deudor. Esta metodología combina el análisis de regresión y el sistema de evaluación de riesgos como herramienta que disminuye la morosidad e incumplimientos en la cartera crediticia y que, a partir de la clasificación oportuna de buenos o malos clientes, con un 79 % de efectividad, otorgará al banco mayor calidad en la gestión financiera, en la seguridad del avalista y la disminución del tiempo en el proceso de concesión del microcrédito.

PALABRAS CLAVES: Microcrédito, Riesgo Crediticio, Trabajador por Cuenta Propia.

ABSTRACT

The goal of this research is to present an evaluation model Credit Scoring to improve the granting of micro-credits to self-employed workers, the possibility of obtaining the probability of default with the payment to the banking institutions.

The novelty consists of an economic instrument that determines the factors of credit risks, given the socioeconomic characteristics of the debtor. This tool combines the analysis of the regression and the risk assessment system as the tool that allows delinquency and defaults in the credit portfolio and that from the timely classification of good and bad customers, with 79% effectiveness, will grant the bank major in financial management, in the security of the guarantor and in the reduction of time in the process of granting the microcredit.

KEYWORDS: Microcredit, Credit Risk, Self-Employed Worker.

Código JEL: E51 - Oferta de dinero; crédito; multiplicadores monetarios

Como citar el artículo (APA)

Basulto Tellez, S. (2018). Modelo de *Credit Scoring* para el otorgamiento de microcréditos en Guantánamo. *REVISTA CUBANA DE FINANZAS Y PRECIOS*, 2(4), 70-81. Consultado de http://www.mfp.gob.cu/revista/index.php/RCFP/article/view/06_V2N42018_RHM

INTRODUCCIÓN

La economía cubana franquea hoy los más difíciles obstáculos en el proceso de actualización que atraviesa, después de las medidas tomadas a partir de la desaparición del campo socialista, que trajeron consigo la crisis más profunda de todo el proceso revolucionario desde 1959, dando inicio así al llamado “Periodo Especial”.

Desde ese entonces, ha subsistido una forma de gestión económica no estatal que promete ser bajo las circunstancias actuales una fuerza productiva capaz de incorporarse al escenario financiero nacional y así poder crear empleos, productos, servicios y bienes de calidad, en la medida que las regulaciones vigentes lo permitan.

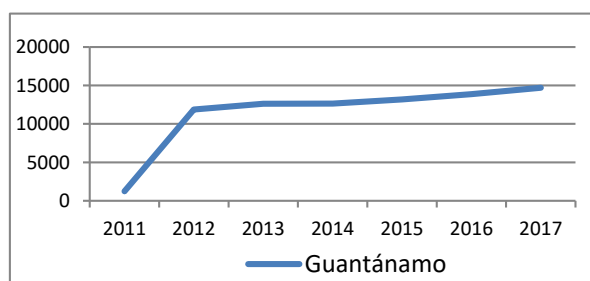
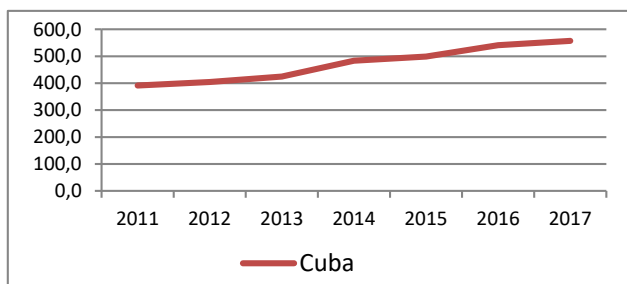
En ese sentido el modelo de gestión económica trazado desde 2011 por el Partido y la Revolución conocida como Lineamientos de la política económica y social (L) reconoce a los Trabajadores por Cuenta Propia (TCP), como

formas de gestión a las que hay que promover en aras de contribuir a elevar la eficiencia económica de la nación y para los que hay que garantizar de cara al futuro un mercado de insumos. L 02 y 217.

Así Cuba se inserta en el grupo de países subdesarrollados que implementan políticas crediticias de alcance socio-económico a través de la ampliación de una serie de disposiciones que desde el 2011 establecen la concesión de préstamos a personas naturales, en los que destacan los TCP como microempresarios para el desarrollo o puesta en marcha de actividades económicas que también fueron ampliadas o ratificadas desde el año 2010 mediante Decreto Ley No 289/2011, Resolución No 33/2011 Ministerio del Trabajo y Seguridad Social (MTSS).

El impacto de esta legislación en Cuba y específicamente en la región de estudio, hizo que el número de cuentapropista en el periodo de 2011-2017 aumentara considerablemente, como se observa en la ilustración 1.

Ilustración 1 Cantidad de TCP en Cuba y Guantánamo 2011-2017.



Fuente: Elaboración propia a partir de Oficina Nacional de Información y Estadística ONEI 2011-2017.

Considerando además que uno de los objetivos sociales del sistema bancario es contribuir a viabilizar las pequeñas inversiones de estos segmentos, los bancos comerciales que integran el Sistema Bancario Nacional (SBN) proyectan sus líneas de créditos o de microcrédito para otorgarlos a partir de la demanda de estos segmentos del mercado. Ello conllevaría al desarrollo de estas pequeñas organizaciones y de hecho de las propias localidades. Revista Prensa Latina 29 noviembre 2011.

Aunque en Latinoamérica a partir de los años 90 y hasta la actualidad se han desarrollado numerosos instrumentos microfinancieros que

han brindado la posibilidad de salir de la pobreza extrema a más de 150 millones de personas en todo el mundo (Revista MIX-MARKET 2018) es necesario reconocer que: la consecución de un modelo de predicción de impago de un TCP en las sucursales bancarias cubanas no se encuentra exenta de limitaciones y dificultades, partiendo de que los modelos de *Scoring* en microfinanzas, se construyen de manera diferente a los del crédito tradicional debido a dos factores fundamentales: La escasa disponibilidad de historiales de crédito bien desarrollados y por las características distintivas del microcrédito respecto al crédito convencional como se muestra en el cuadro No 1.

Cuadro 1: Características del microcrédito en países latinos con mayor presencia y Cuba.

País	Tamaño del crédito ¹	Personal	Sujetos del Préstamo.
Bolivia	2.951 USD	Sin definición	Microempresas con personalidad natural o jurídica, grupo de prestatarios con garantía mancomunada o solidaria.
Perú	2.909 USD	Sin definición	A personas naturales o jurídicas cuyos Activos Fijos (excepto inmuebles) no superen los 20 000.00 USD.
Colombia	1.316 USD	Hasta 10 personas	Microempresas con personalidad natural o jurídica.
Cuba	1.164.62 USD ² (27 950.84) CUP	Sin Límites	Personas naturales, Trabajadores por cuenta propia, Formas de gestión no estatal y Pequeños agricultores.

Tal y como afirma Schreiner (1999): “la manipulación matemática es la parte fácil, la parte difícil es la recolección de información y el uso de las estimaciones del riesgo en la práctica” Es decir, la principal complicación a la hora de elaborar un modelo de *Credit Scoring* para microfinanzas radica en lograr combinar una serie de variables de carácter subjetivo de manera que representen la

información más sustantiva y relevante, en el caso de la banca tradicional dirigida al sector estatal las variables pueden determinarse sin mayor dificultad.

Además de estas insuficiencias las dificultades derivadas de la informalidad y carencias del sector económico analizado afectan directamente a los métodos de gestión de riesgos

¹ El promedio de microcréditos en Latinoamericano y el Caribe fue tomado de la revista “Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El Sector en Cifras 2013” Ed: BID-FOMIN. Cuadro 2 Cartera y número de clientes de microcrédito en América Latina y el Caribe por país y tipo de institución. Pág. 9 y 10.

² El promedio de microcréditos en Cuba fue tomado de la revista del Banco Central de Cuba 2015/año 18. No 3. Pág. 6 y 7.

crediticios asociados al negocio de los cuentapropistas, los cuales son difíciles de precisar

en este contorno como se destaca en el cuadro 2.

Cuadro 2: Características de los créditos tradicionales vs microcréditos.

Características	Crédito tradicional.	Microcrédito
Del Producto	<ul style="list-style-type: none"> • Prestamos de gran cuantía. • Vencimiento a largo plazo. • Bajos tipos de Intereses. (14,1)³ 	<ul style="list-style-type: none"> • Prestamos de pequeña cuantía. • Vencimiento a Corto plazo. • Altos tipos de Intereses. (29,2)⁴
Del Cliente	<ul style="list-style-type: none"> • Entidades diversas y personas naturales con ingresos sistemáticos garantizados. • Registros económicos formales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Personas naturales o jurídicas con negocios rudimentarios y de bajos ingresos. • Registros económicos informales.
Metodológicas del servicio	<ul style="list-style-type: none"> • Menor riesgo de impago. • Garantías disponibles. • Menores gastos operativos de la banca. • Fuerte gestión institucional. 	<ul style="list-style-type: none"> • Mayor riesgo de impago. • Garantías basadas en la solvencia moral y el flujo de caja. • Mayores gastos operativos de la banca. • Débil gestión institucional.

Fuente: Elaboración propia.

De cualquier forma, la apertura del servicio crediticio a este sector de la población constituye hoy un importante paso de avance, sin embargo, se considera no solo necesario la voluntad política sino la implementación de sistemas de evaluación de riesgos apropiados a las necesidades y oportunidades de cada tipo de prestatarios y prestamistas, los que sin lugar a dudas poseen una cultura crediticia débil debido a la lozanía del servicio en Cuba, detectándose las siguientes insuficiencias:

- El 44 por ciento de clientes con incumplimientos en los pagos de la deuda.
- No se utilizan métodos de Credit Scoring (estadísticos) para la determinación de la

probabilidad de impago de potenciales clientes.

- El modelo utilizado para la clasificación del cliente en BPA arroja un índice de acierto de 40% en las estimaciones de impagos.
- El modelo utilizado para la clasificación del cliente en BANDEC es manual y con planteamiento a posteriori del financiamiento ejecutado.
- Poca experiencia en el sector bancario en cuanto a la gestión de riesgo de impago del sector TCP.

Por su parte, entre los beneficios económicos y sociales a los que están orientados los programas de microcrédito en los países en desarrollo se encuentran:

³La tasa de interés promedio de créditos tradicionales fue tomada de WorldDevelopmentIndicators – lendin grate 2012 y la Superintendencia o Autoridad Financiera de El Salvador, Ecuador y México.

⁴La tasa de interés promedio de 434 Instituciones Microfinanciera de América Latina y el Caribe según informe del FOMIN 2013. Ed: BID-FOMIN. Cuadro 6 Tasa de interés de la cartera de microcrédito y de los sistemas financieros en América Latina y el Caribe. Pág. 14

- Crear oportunidades de empleo y autoempleo.
- Contribuir a mejorar la calidad de vida del sector más empobrecido.
- Incorporar al sistema financiero sectores de la población tradicionalmente excluidos.

Por lo anteriormente expuesto se considera el empleo de técnicas que arrojen la probabilidad de incumplimiento para cada cliente una ventaja sobre la decisión subjetiva del analista de crédito.

MATERIALES Y MÉTODOS UTILIZADOS

Para la realización de este trabajo se escogió una muestra de 1000 clientes de un total de 1 391 prestatarios que recibieron microcrédito dentro del periodo comprendido entre diciembre 2011 y julio 2018 y la cartera de riesgos provincial muestra una tasa de vencidos de 41.3 % y de morosidad es del 42.6 %.

Modelos basados en la probabilidad no lineal (Probit y Logit)

Precisamente para determinar la probabilidad de impago los modelos no lineales evitan las restricciones que tienen los lineales a través de la reproducción de la función probabilística, $P_i[Y_i = 1|X]$ especificada de tal forma que sus resultados se distribuyen entre los valores de 0 a 1 y cuyas variables explicativas también tienen un efecto no lineal, de igual modo, los modelos del tipo Probit y Logit tienen como elementos comunes la estimación de sus parámetros que se realizan generalmente por el método de máxima verosimilitud, además del cumplimiento de los siguientes principios:

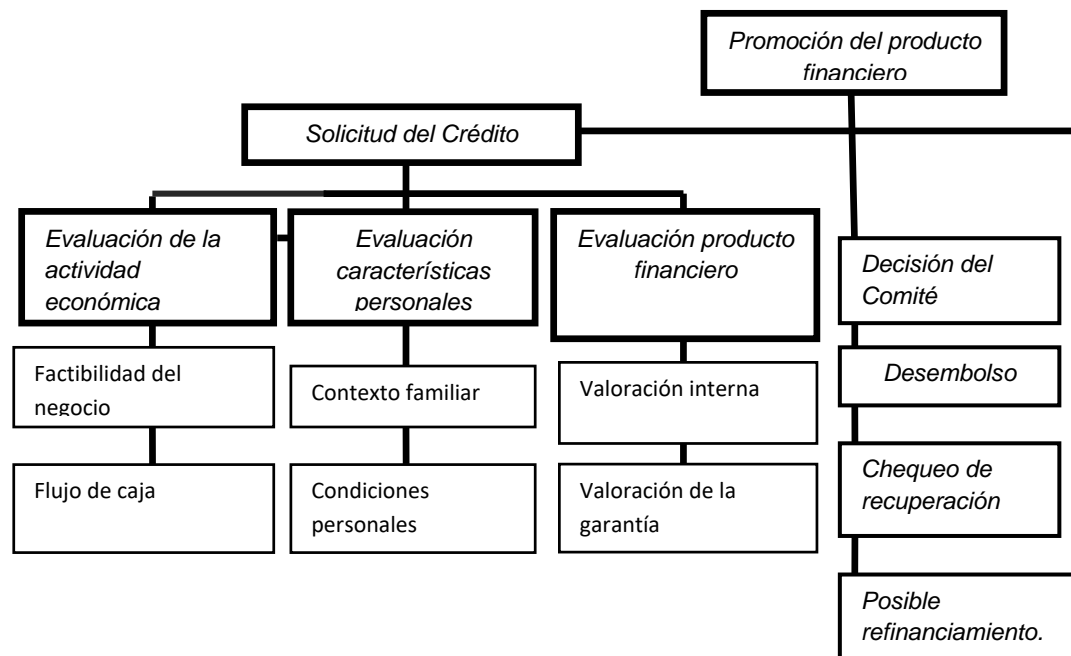
- Son funciones monótonas decrecientes $(x'_i\beta) \leq (x'_j\beta) \rightarrow F(x'_i\beta) \leq F(x'_j\beta)$.
- Tienen límites en $\mp\alpha$
- Son continua en cualquier punto $x'_i\beta$

Teóricamente los resultados que se obtengan por uno y otro modelo en la búsqueda de la probabilidad de impago no deben diferenciarse significativamente, a menos que la muestra sea grande, dado que las distribuciones normales y logísticas acumuladas están muy próximas entre sí, tal como se muestra en la ilustración 3 la diferencia radica en que el modelo Logit es más plano en sus extremos.

Proceso de selección de las variables

Las variables independientes son identificadas durante el proceso de concesión de microcréditos como se muestra en la ilustración 3 y se obtienen por observación de la información contenida en los expedientes de créditos de los clientes, por definiciones basadas en la hipótesis o la experiencia del grupo de experto, clasificadas luego en datos cualitativos o cuantitativos.

Ilustración 2 Proceso de concesión de un microcrédito.



Fuente: Elaboración propia a partir de manual de procedimiento interno de BANDEC y BPA.

Del procedimiento anterior se seleccionan las variables que integran el modelo de acuerdo a las pruebas estadísticas de correlación Pearson y el criterio de los Expertos.

Cuadro 3 Variables independientes de los clientes de microcrédito por fases.

Fase	Etapa	Variable	Interpretación
I Evaluación de la Actividad Económica	I.1 Factibilidad del Negocio	1 Ubicación Local.	Localidad donde está ubicada el negocio
		2 Experiencia	Años de experiencia en la actividad.
	I.2 Flujo de caja	4 Capacidad de Pago	Utilidades netas mensuales/Deuda mensual
II Evaluación Características Personales.	II.1 Contexto Familiar	5 Carga Familiar	Cantidad de personas bajo su cuidado
		6 Otros Ingresos Hogar	Otros ingresos disponibles en el hogar
	II. 2 Condiciones Personales	10 Escolaridad	Último nivel escolar en la fecha de solicitud
	III.1 Adecuación Producto Financiero	12 Tasa de Interés	Precio del crédito
14 Garantía		Tipo de garantía	

Fuente: Elaboración propia a partir del manual interno de BPA y BANDEC.

Este modelo de clasificación, en el cual partiendo de las (X_k) características socioeconómicas de (N) cantidad de prestatarios, puede predecir la probabilidad de incumplimiento en el pago de la deuda contraída por un nuevo cliente que solicite un microcrédito, por tanto la variable dependiente adecuada es dicotómica (dummy), es decir toma el valor uno (1) cuando el

deudor tiene la mayor probabilidad de incumplir totalmente con la devolución del préstamo y cero (0) cuando suceda todo lo contrario.

Para la construcción de la función probabilística, el planteamiento del modelo teórico econométrico general $Y = f(X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}, \dots, X_{ki})$ parte de la siguiente ecuación clásica:

$$(\log - \text{lin}): \ln Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_k X_{ki} + \varepsilon \quad (3)$$

En este caso del incumplimiento de los pagos, por parte del prestatario de microcrédito, como función de ciertas variables explicativas se halla la (p) probabilidad del fenómeno (impago) a través de la siguiente expresión.

$$Y = \left(\frac{p}{1-p} \right) \text{ Probabilidad de incumplimiento}$$

Las variables independientes:

X_{ki} Valores (i) observados de la variable k medida en puntos convertibles en las unidades de medidas correspondientes.

Índices: k factor va de $k = 1, \dots, ki$ observación $i = 1, \dots, n$

Como se puede apreciar el modelo expresa la aplicación inversa de la función logística lineal de las variables independientes, es decir, el Logit o logaritmo de las odds o ventajas de que un suceso ocurra, interpretado esto como la preferencia de elegir la alternativa uno (1) frente a la alternativa cero (0) de la variable respuesta.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación, el cuadro 4 presenta los resultados arrojados por el módulo de Regresión Logística Binaria del paquete estadístico SPSS vs.23 para la muestra descrita con anterioridad, a partir de la ecuación de clasificación Z .

Cuadro 4 Variables incluidas en el modelo de Crédito Scoring.

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1 ^a	Ubicación_L	,548	,167	10,721	1	,001	1,730	1,246	2,402
	Experiencia	-,297	,031	91,908	1	,000	,743	,699	,790
	Capacidad_Pago	-,237	,048	24,434	1	,000	,789	,718	,867
	Carga_Familiar	,718	,070	104,296	1	,000	2,051	1,787	2,354
	Otros_Ingresos_Hogar	-,002	,000	66,508	1	,000	,998	,998	,999
	Escolaridad	,508	,242	4,393	1	,036	1,661	1,034	2,671
	Tasa	,689	,224	9,459	1	,002	1,991	1,284	3,089
	Garantía	,803	,182	19,485	1	,000	2,232	1,563	3,188
	Constante	-1,042	,403	6,680	1	,010	,353		

a. Variables especificadas en el paso 1: Ubicación_L, Experiencia, Capacidad_Pago, Carga_Familiar, Otros_Ingresos_Hogar, Escolaridad, Tasa, Garantía.

Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS v.23

Según la tabla anterior la ecuación se escribe de la siguiente manera:

$$Z = -1,042 + 0,548 \text{ Ubicación}_L - 0,297 \text{ Experiencia} - 0,237 \text{ Capacidad}_{\text{Pago}} + 0,718 \text{ Carga}_{\text{Familiar}} - 0,002 \text{ Otros}_{\text{Ingresos}} + 0,508 \text{ Escolaridad} - 0,689 \text{ Tasa} + 0,803 \text{ Garantía}.$$

Dada la naturaleza de la función de distribución que existe en los modelos de regresión logística, las odds ratios definidos como el cociente entre las probabilidades de incumplimiento y cumplimiento se interpretan a partir de los coeficientes $Exp\beta$ mostrados en el cuadro quinto.

Cuadro 5 Interpretación de las Odds Ratios.

Variable	$Exp(\beta)$	Interpretación
Ubicación_L	1,730	La probabilidad de impago de un cliente que radica en los contornos aumenta en 73,0 % con respecto al cliente que radica en la zona centro
Experiencia	0,743	El incremento de 1 año de experiencia del cliente que solicita un crédito disminuye la probabilidad de impago en 25,7 %.
Capacidad_Pago	0,789	El incremento de 1% en la tasa de CP/D del cliente que solicita un crédito disminuye la probabilidad de impago en 21,10 %.
Carga_Familiar	2,051	El incremento de 1 persona económico dependiente del cliente que solicita el crédito, aumenta la probabilidad de impago en 105,1 %
Otros_Ing_Hogar	0,998	El incremento de 1% en otros ingresos del hogar del cliente que solicita el crédito disminuye la probabilidad de impago en 0,20 %
Escolaridad	1,661	La probabilidad de impago de un cliente con grado escolar no superior aumenta en 66,1 % con respecto al cliente con grado superior

Variable	$Exp(\beta)$	Interpretación
Tasa	1,991	El incremento de 1% de la tasa de interés en el crédito aumenta la probabilidad de impago en 99,1 %
Garantía	2,232	La probabilidad de impago de un cliente con garantía moral aumenta en 123,2 % con respecto al cliente con garantía real.

Fuente: Elaboración propia

VALORACIÓN DE LOS RESULTADOS

Cabe destacar que al modelo propuesto se le realizaron múltiples pruebas de inferencia estadística como la de Hosmer y Lemeshow, puntuación de Rao (1973) o estadístico de Wald donde se obtienen resultados satisfactorios, no obstante la prueba más utilizada para evaluar tanto la ecuación de regresión como el modelo final es el índice de clasificación general a través del cual se determina la capacidad predictiva del

modelo, consistente en cotejar los valores observados y pronosticados de la variable dependiente.

Así pues, el cuadro 6 muestra un 79 % de aciertos estimados, o lo que es lo mismo, el modelo clasifica correctamente casi el 80 % de los clientes que solicitan un crédito entre buenos o malos pagadores y así se muestra en el siguiente cuadro.

Cuadro 6 Índice de clasificación general.

Observado			Pronosticado		
			Probabilidad		Porcentaje correcto
			Cumplimiento	Incumplimiento	
Paso 1	Probabilidad	Cumplimiento	476	101	82,5
		Incumplimiento	109	313	74,2
Porcentaje global					79,0

a. El valor de corte es ,500

Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS v.23

Como complemento al índice de clasificación general a continuación el cuadro 7 muestra el ajuste del modelo según los índices de acierto, errores, sensibilidad y especificidad, así como de falsos incumplidores y falsos cumplidores.

El modelo de *Credit Scoring* diseñado no sustituye la decisión del analista de crédito más bien la complementa ya que se ha construido sobre la base del procedimiento utilizado para la concesión de un microcrédito de las instituciones bancarias de la provincia Guantánamo, basado en la técnica paramétrica de regresión logística múltiple y binaria y aunque se innova en la selección de las variables explicativas sustentadas en el criterio de expertos y pruebas estadísticas arroja los siguientes resultados:

1. El modelo clasifica a los clientes cumplidores e incumplidores con un 79 % de acierto global, es decir supera en 39 % el grado de acierto del modelo estándar empleado en el Banco Popular de Ahorro.
2. El modelo calcula la probabilidad de impago de cada uno de los potenciales clientes, así como de los que ya han recibido el financiamiento, pero sus características han cambiado en el tiempo.
3. El procedimiento propuesto ahorra tiempo y se puede automatizar con programas informáticos tan básicos como el Excel.
4. La aplicación del modelo no constituye un incremento en el costo operativo de la sucursal.

BIBLIOGRAFÍA

- Amemiya, T (1974) *Multivariate Regression and Simultaneous Equation Models when the Dependent Variables are Truncated Normal*. *Econometrica*. The econometric Society, Vol 42, No 6, pp. 999 - 1012.
- Banco Central de Cuba (2011) *Decreto Ley 289*. Editora Política.
- Banco Central de Cuba (2015), *El microcrédito en Cuba*. Año 18. No 3, pp 22-25.
- Banco Central de Cuba (2016_a) *El Microcrédito en Holguín*. Año 19. No 2, pp. 30-32.
- Banco Central de Cuba (2016_b) Resoluciones, disponible en www.bc.gov.cu
- Cuasquer H y Maldonado R (2011) *Microfinanzas y Microcrédito en Latinoamérica. Estudios de Caso*. Ed. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos. Volumen 2.
- Díaz I, Pastori, H. Piñeiro. C (2012) *El trabajo por cuenta propia en Cuba: Lecciones de la experiencia uruguaya*. Boletín Cuatrimestral, Economía y Gerencia en Cuba, Avances de Investigación. Ed. Centro de Estudios de La Economía Cubana (CEEC). La Habana.
- Espino, C (2017) *Análisis predictivo: técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo - herramientas Open Source que permiten su uso*. Trabajo de fin de grado. Capítulo 2, pp. 15-18.
- Beluche, G. Ciravegna, D. Del Castillo, L. Giletti, S. Gineste, L.E. Kleiman, N. Kruijt, D. Lomoro, H. Peinetti, E. Sojo, C. Villar, L. Zaldivar, M (2005) *Capítulo 3: Microfinanzas y Desarrollo en América Latina*. Lara, J. Camino, D (Ed.), *Microcrédito Contra la Exclusión Social: Experiencias de Financiamiento Alternativo en Europa y América Latina*. Ed. FLACSO. San José Costa Rica.
- Green, W. (2001) *Análisis Económico*. Ed. Pearson Education Limited, seventh edition. New York University.
- Gujarati, D. (2010) *Econometría*, 5ta Ed. McGraw Hill, México DF.
- Hosmer, D. W. Lemeshow, S. (2000), *Applied Logistic Regression*, Ed. Jhon Wiley.
- Izquierdo, L. (2013) *Una alianza con los cuentapropistas, deseo del banco popular*. Agencia Internacional de Noticias. www.tribuna.cu/economicas.
- Lara J (2010) *La Gestión de Riesgos de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas*. Tesis Doctoral. Universidad de Granada, España.
- Ledgerwood, J. (1999). *Manual de Microfinanzas*. Publicaciones del Banco Mundial.

- López, S. (2014) Microcrédito <http://www.expansion.com/diccionario-economico/microcreditos.html>.
- Martins, P. H. Winogrd, A. Salles, R. C. (2002) *Regulamentação das microfinanças*, Ed. BNDES. Rio de Janeiro.
- Medina, E. (2003). *Modelos de Elección Discreta*. <http://www.eva.medinaam.es>.
- Microfinance Information Exchange (ed.) (2012) *Las 100 mejores microfinancieras de Latinoamérica*. MBS. No 2jul/2012, pp. 111-126.
- Mishkin, F. (2007). *Globalization and Financial Development. At the Econometric Society*. Ed. Duke University Lecture. Durham, North Carolina.
- Mures, M. J. García, A. Vallejo, M. E. (2005) *Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad de las entidades financieras. Comparación de resultados*. <https://www.thefreelibrary.com> › Economics/ Pecunia/December 1 2005.
- Myers, J. Y. forgy, E. (1963) *The Development of Numerical Credit Evaluation Systems*. Ed. Journal of American Statistical Association. N° 58.
- Naciones Unidas (2017a). *Capítulo 1: Estadísticas Sociales. Anuario Estadístico de América Latina y el Caribe*, Ed. CELAC, pp. 17-18.
- Naciones Unidas (2017b). *Anexo estadístico. Estudio Económico para América Latina y el Caribe*, Ed. CELAC, pp. 195-204.

DATOS DEL AUTOR

SILVIO BASULTO TELLEZ

Máster en Contabilidad. Profesor de la Universidad de Guantánamo Licenciado en Contabilidad y Finanzas (2009) en la Universidad de Guantánamo, actualmente se desempeña como profesor en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de dicha universidad.