



MINISTERIO DE EDUCACIÓN SUPERIOR



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**MODELO DE CREDIT SCORING PARA PERFECCIONAR LA CONCESIÓN DE
MICROCRÉDITOS**

**Tesis presentada en opción al grado académico de Máster en
Contabilidad**

SILVIO BASULTO TELLEZ

Guantánamo

2018



MINISTERIO DE EDUCACIÓN SUPERIOR



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**MODELO DE CREDIT SCORING PARA PERFECCIONAR LA CONCESIÓN DE
MICROCRÉDITOS**

**Tesis presentada en opción al grado académico de Máster en
Contabilidad**

Autor: Lic. Silvio Basulto Tellez

Tutor: Prof. Aux., Lic. Marcelino Limonta Dubergel, DrC.

Guantánamo

2018

DEDICATORIA

A mi madre de manera muy especial por ser el motor precursor de lo que ha sido mi vida personal y profesional hasta ahora, a mi hijo Mateo por ser el propósito de lo que será.

AGRADECIMIENTOS

Son muchas las personas que de manera especial debo agradecer en este espacio, pero a continuación se mencionan las imprescindibles, aquellas sin las cuales hubiera sido imposible la realización de este trabajo.

En primer lugar al Doctor en Ciencia Marcelino Limonta Duvergel por ser el guía que desde el primer momento me infundió la voluntad de buscar en lo difícil el camino de la satisfacción personal.

Quiero agradecer en segundo lugar a Miguel Ángel Sagarra Toirac sin cuyo apoyo moral y material las dificultades logísticas serían insalvables.

A las Doctoras Francisca Navarrete Limonta y Yaricet Jiménez Argote responsables en gran medida de mi incorporación y permanencia en la noble labor académica.

En tercer lugar a la Licenciada Magda Rodríguez Mestre y al Máster Jorge Félix García Hong directores del Banco de Crédito y Comercio y Banco Popular de Ahorro respectivamente, por compartir sus experiencias que junto a la asesoría de los especialistas Dayober Ortega Romero y Jasper Rosemont Creagh garantizaron la consecución de los objetivos propuestos en esta investigación de postgrado.

Por último pero no menos importantes a todos mis colegas del departamento docente de contabilidad y finanzas, por sus oportunos asesoramientos en las tareas sustantivas del proceso investigativo.

PREFACIO

**No vemos un gran error en el sentido de
hacer las cosas diferentes**

[...]

Yunus. [2014]

RESUMEN

El presente trabajo tiene como objetivo diseñar un modelo de evaluación Credit Scoring para perfeccionar el proceso de concesión de microcréditos a los Trabajadores por Cuenta propia, capaz de obtener la probabilidad de incumplimiento de estos con el pago a las sucursales bancarias.

Lo novedoso de la investigación consiste en un instrumento econométrico, basado en el proceso de concesión de microfinanciamiento que determina primeramente los factores de riesgos crediticios, dado el comportamiento del deudor y sus características socioeconómicas.

Esta metodología combina el análisis de regresión y el sistema de evaluación de riesgos como una herramienta para la disminución de la morosidad e incumplimientos en las carteras crediticias, que sin lugar a dudas y a partir de la clasificación oportuna de buenos o malos clientes con un 79 % de efectividad, otorgará al banco un incremento en la calidad en la gestión financiera, en la seguridad del avalista, así como la disminución del tiempo en el proceso de concesión del microcrédito.

La técnica de Credit Scoring una vez automatizada servirá no solo para la evaluación, sino también para prever el comportamiento y cobro de los financiamientos otorgados a un sector que difiere de los clientes tradicionales, máximo si se considera la lozanía del servicio microcrediticio, donde la obtención de información económica y contable fiable es junto a la informalidad de las actividades de cobros y pagos una cuestión aún insatisfecha.

Por ende, el presente diseño de Credit Scoring está basado en la incorporación de factores sustantivos del sector de autoempleados.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL	7
I.1. Evolución y desarrollo del microcrédito	7
I.2. La concesión de microcrédito en guantánamo, situación actual	12
I.3. Aplicación de modelos credit scoring en la concesión de créditos	16
CAPÍTULO II. DISEÑO DEL MODELO TEÓRICO DE CREDIT SCORING PARA PERFECCIONAR LA CONCESIÓN DE MICROCRÉDITO.....	21
II.1. Descripción general del procedimiento	21
II.2. Determinación de los factores dependiente e independientes	22
II.3. Planteamiento del modelo teórico de credit scoring	27
CAPÍTULO III: APLICACIÓN DEL MODELO TEÓRICO DE CREDIT SCORING EN LA CONCESIÓN DE MICROCRÉDITO	42
III.1. Caracterización de las instituciones objeto de estudio	42
III.2. Diseño del modelo teórico de credit scoring en las entidades de estudio	46
III.3. Aplicación del modelo de Credit Scoring y evaluación de los resultados	72
CONCLUSIONES	79
RECOMENDACIONES.....	80
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	81
ANEXO	

INTRODUCCION

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 a inicios de los 90 del siglo pasado, que trajeron consigo la crisis más profunda de todo el proceso revolucionario desde 1959, dando inicio así al llamado “Periodo Especial”.

Desde ese entonces y hasta la fecha, 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 trazada desde el año 2011 por el Partido y la Revolución conocida como Lineamientos de la política económica y social (L) reconoce a los Trabajadores por Cuenta Propia, en lo adelante (TCP), junto a otras, 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.

Por otra parte, en el documento conocido como “Conceptualización del modelo económico y social cubano de desarrollo socialista” se reconoce la limitación objetiva del Estado para encargarse de organizar, dirigir, gestionar y controlar con efectividad todas las unidades de producción y servicios en un entramado eficaz y eficiente de encadenamientos productivos, a la vez que cumpla las complejas tareas que le son propias e indelegables.

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. Decreto Ley No 289/2011 y Resolución No 33/2011 Ministerio del Trabajo y Seguridad Social (MTSS).

Para ello, se ha considerado ampliar la participación del Banco Central de Cuba (BCC) mediante distintos instrumentos en la política económica del país para fomentar estas actividades, atendiendo también a marcados objetivos sociales.

Esta política incorpora principios que sirven a la aplicación de nuevos procedimientos en el sistema bancario, en cuanto a la conformación de las tasas de interés, los análisis de riesgo y el seguimiento de estos, la aplicación de un esquema de garantías apropiado a todos los financiamientos que se aprueben, incluyendo las reales, basada en la aceptación de bienes materiales como respaldo en caso de incumplimientos de personas naturales y Cooperativas No Agropecuarias (CNA).

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, regidos por el BCC, proyectan sus líneas de créditos o del 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 y de la economía de los territorios. Prensa Latina 29 noviembre 2011.

Las microfinanzas que comenzaron como parte de la asistencia de filántropos y que estuvo dirigida a ofrecer ayuda oficial al desarrollo durante más de 15 años, mostraron interesantes potencialidades que las llevaron a ser consideradas y utilizadas por los Bancos tradicionales, en virtud de generar riquezas y contribuir al bien común. Cumbre de Microcrédito 2005.

A partir de los años 70 y hasta la actualidad se han desarrollado numerosos instrumentos microfinancieros brindando la posibilidad de salir de la pobreza extrema a más 150 millones de personas en todo el mundo. En Latinoamérica, los servicios microfinancieros han alcanzado un alto grado de complementariedad con la Banca tradicional y los objetivos de los distintos gobiernos locales como parte de políticas de beneficio e inclusión social.

El uso de las microfinanzas y los microcréditos en esta región ha demostrado que son herramientas eficaces que brindan a los gobiernos locales la capacidad de cumplir objetivos de desarrollo trazados para los sectores más desfavorecidos de

la población que, por otro lado, los créditos tradicionales no alcanzaban a satisfacer los requerimientos particulares de un importante número de microemprendedores.

Sin embargo, 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.

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.

El diseño de una aplicación de Scoring en microfinanzas también debe estar basado, en un proceso estratégico e innovador en consideración al sector cliente, es por ello que el autor, al igual que Lara (2010) considera el planteamiento del proceso de evaluación y concesión del microcrédito de las instituciones financieras como base para la construcción de los modelos de Credit Scoring, de modo que, en un primer momento el mencionado proceso determine los factores explicativos del impago del cliente y en segundo lugar este sirva de guía a la hora de plantear el procedimiento estadístico a utilizar.

La escasez de modelos estadísticos y aplicaciones de Scoring en la banca tradicional es indicativa de un campo de investigación joven y poco explorado. Según las investigaciones halladas sobre este tema en Cuba aún no se consiguen unos resultados conclusivos o bien son escasos los planteamientos con modelación matemática, se entiende por tanto que la tarea es ardua y compleja.

Una vez obtenido el modelo de calificación estadística sólido para las microfinanzas, el siguiente paso consistirá en aplicarlo al negocio de las carteras crediticias de este territorio, complementando así la gama de opciones de financiamiento a un sector de personas naturales, que como parte de la política de desarrollo local llevan a cabo los organismos e instituciones del estado cubano.

Es importante mencionar que uno de los objetivos planteados en la segunda sección de acuerdos de Basilea fue esbozar una metodología para el tratamiento del riesgo, sin olvidar las relaciones que han de mantener las entidades financieras y los supervisores, los cuales tendrán un papel activo sobre la gestión del riesgo realizada por dichas entidades financieras.

En la actualidad, aunque las dos instituciones financieras de Guantánamo realizan la evaluación del riesgo crediticio el 44 % de los TCP que han obtenido financiamiento incumplen con el pago de las cuotas en plazos que van desde uno y hasta más de cuatro meses, hecho que trae consigo el consecuente costo adicional por reestructuración de la deuda o ejecución de las garantías por parte del prestamista.

A pesar de que el Banco Popular de Ahorro (BPA) utiliza un modelo de clasificación de clientes, este se encuentra desactualizado y su metodología se desconoce al estar protegida bajo licencia por el autor, no obstante, se pudo comprobar que el índice de predicción del modelo es del 40 % en la muestra estudiada, mientras que en el Banco de Crédito y Comercio (BANDEC) la metodología para la determinación del riesgo de impago se realiza de forma no automatizada, sin aplicación estadística y después de ejecutado el otorgamiento, es decir, a partir del comportamiento observado después de efectuado el financiamiento.

Además de estas insuficiencias se suman las dificultades derivadas de la informalidad y carencias del sector económico analizado que afectan directamente a los métodos de gestión de riesgos crediticios asociados al negocio de los cuentapropistas, los cuales son difíciles de precisar en este contorno.

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 y especialmente en Guantánamo, detectándose las siguientes insuficiencias:

- El 44 % por ciento de clientes con incumplimientos en los pagos de la deuda.
- No se utilizan métodos estadísticos de Credit Scoring para la determinación de la probabilidad de impago de potenciales clientes.
- El modelo utilizado para la evaluación del cliente en BPA está desactualizado.
- El modelo utilizado para la evaluación del cliente en BANDEC es manual y con planteamiento a posteriori del financiamiento entregado.

En virtud de la actualización que trasciende la gestión de los bancos cubanos, en lo que al tratamiento del riesgo de microcrédito se refiere, en este trabajo se pretende dar respuesta al siguiente **Problema de investigación:** ¿Cómo perfeccionar el procedimiento para la concesión de microcrédito a los Trabajadores por Cuenta Propia?

Es por ello que, en la presente investigación se declara como **Objeto:** El proceso de concesión de microcrédito y como **Campo:** La evaluación de riesgos crediticios de los microcréditos.

En correspondencia con lo anterior se define como **Objetivo general:**

Diseñar un modelo de evaluación Credit Scoring para perfeccionar el proceso de concesión de microcréditos a los Trabajadores por Cuenta Propia.

Como **Objetivos específicos:** se plantean los siguientes:

- Contextualizar el concepto de microcrédito, centrándonos fundamentalmente en las características que definen su función social, económica y financiera, diferenciándolo del crédito tradicional en la banca comercial.
- Caracterizar el método de evaluación y concesión de microcrédito como práctica de mercado en el sistema financiero cubano.

- Evaluar la capacidad predictiva del modelo en las instituciones financieras de la provincia Guantánamo basándonos en el proceso de evaluación y concesión del microcrédito.

A partir de estos objetivos propuestos se arriba a la siguiente **Hipótesis de investigación**: Se considera que con la aplicación de un procedimiento basado en técnicas econométricas y estadísticas de Credit Scoring se perfeccionaría el otorgamiento de microcréditos a Trabajadores por Cuenta Propia.

Los métodos empleados fueron:

Métodos de nivel teórico:

Histórico y Lógico: Para determinar las regularidades y tendencias en el desarrollo histórico de la gestión del microcrédito en general, en Latinoamérica y Cuba.

Análisis y Síntesis: Para analizar los fundamentos teóricos metodológicos de la gestión del microcrédito y su papel en el sector cuentapropista.

Inductivo y Deductivo: Se utilizó para dirigir el trabajo de lo particular a general de forma organizada.

Sistémico estructural: Modelación.

Métodos del nivel empírico:

Observación: Con el objetivo de conocer el comportamiento de los pagos por parte de los TCP una vez recibido el financiamiento en Guantánamo.

Encuesta: Se utiliza con el objetivo de constatar el criterio que tienen los usuarios sobre la determinación del riesgo de impago en el proceso de concesión de un microcrédito.

Métodos estadísticos:

Estadístico y Matemático: Para el procesamiento de la encuesta y la validación de la función econométrica.

Aporte práctico de la tesis:

La aplicación de un modelo econométrico Credit Scoring para la determinación de la probabilidad de impago de los potenciales clientes a través de la evaluación del proceso de otorgamiento de microcrédito en las sucursales bancarias Guantanameras.

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

En este capítulo se expone en primer lugar la evolución y desarrollo de las microfinanzas, especialmente del microcrédito dirigido al pequeño empresario como herramienta de lucha contra la pobreza en diferentes partes del mundo. En un segundo momento se caracteriza el procedimiento de evaluación de riesgos que las instituciones bancarias Guantanameras utilizan en el proceso de concesión de este tipo de financiamiento y finalmente se resume los métodos de evaluación más utilizados en este propósito, de manera que sirva de guía a la hora de diseñar el modelo más adecuado al contexto actual y regional.

I.1. Evolución y desarrollo del microcrédito

Resulta difícil determinar quiénes fueron las personas que desarrollaron las microfinanzas por primera vez de forma sostenida y generalizada, pero numerosos autores coinciden que fue el profesor Muhammad Yunus de la Universidad de Chittagong en Bangladés quien, de manera eficaz, dirigió un proyecto de investigación en 1976, según el cual, la cobertura crediticia llegó a zonas rurales donde no existían servicios bancarios. Ordoñez *et al* (2012).

Así, inició la primera institución microfinanciera (IMF), el Banco Grameen, que puso en práctica un sistema y metodología de gestión del riesgo microcrediticio acorde a las características de la población más pobre y aislada de esa región. Yunus fue entonces galardonado con los premios internacionales Simón Bolívar 1996, Príncipe de Asturias 1998 y Nobel de la Paz en el año 2006 por sus esfuerzos para incentivar el desarrollo social y económico desde la pobreza.

A partir de entonces, la práctica de las microfinanzas se ha convertido en soporte de programas claves para el avance de la economía de países en vías de desarrollo, a tal punto que, según el Grupo Consultivo para la Asistencia a los Pobres del Banco Mundial (CGAP) en el mundo existen unas 2000 IMF que conceden microcréditos a entre 130 y 190 millones de prestatarios por un valor promedio de 530 USD. Microfinance Information Exchange (MIX) julio de 2012.

En este sentido América Latina muestra notoria diversidad no solo en el aspecto demográfico y socio-cultural sino también en lo referente a las políticas económicas existentes, matizadas por la precariedad en la que viven 186 millones

de personas. Sin embargo, en el periodo comprendido entre 2002-2017 varios países de esta región han logrado un progreso considerable, prueba de ello es la reducción de la pobreza en un 15,2 %, el crecimiento del PIB a una tasa del 1,3 % total y 0,83 % per cápita, asimismo los índices de empleo y de desarrollo humano de la población alcanzan el 57,1% y el 23.4 % respectivamente y la desigualdad de ingresos disminuyó en 14 de los 17 países más sólidos económicamente de la región, gracias, en parte, a la influencia de la educación en los ingresos laborales y a la extensión de programas de transferencias monetarias condicionadas, según el Informe Anual de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe CEPAL 2017.

Por su parte el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) estimó en el 2013 la existencia de más de 1000 instituciones microfinancieras en esta región, sirviendo a más de 20 millones de pobres, a los que han prestado alrededor de 40 mil millones de dólares¹. Puede decirse entonces que el desarrollo de las microfinanzas en diferentes zonas geográficas ha sido fruto de cuantiosos esfuerzos y proyectos comunes entre el sector público y el privado, dado que las instituciones creadas para este fin van desde las reguladas por el estado hasta las no reguladas y otras sin fines de lucro. Lara et al (2010). Aún no existe consenso sobre el significado de las microfinanzas pero es innegable que junto al microcrédito posee características indiscutibles como herramienta en la lucha contra la pobreza, por ello Ledgerwood (1999) lo define como la prestación de servicios financieros a clientes de bajos ingresos, incluyendo a los autoempleados, así para Rahman (2000) las microfinanzas componen un conjunto de mecanismos innovadores para la provisión de crédito y de facilidades de ahorro destinados a ese extracto de la población tradicionalmente excluida del sector financiero dado su condición socioeconómica.

Ahora bien, estos servicios no se limitan a los microcréditos, también incluyen cuentas de ahorro, seguros, transferencias de dinero, refinanciamiento gradual, préstamos grupales y solidarios, además de capacitación y asesoría de gestión a

¹ Tomado de la revista "Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El Sector en Cifras 2013" Ed: BID-FOMIN. Pág. 5.

los microemprendedores según el enfoque más integral del servicio. Lacalle *et al* (2010). En general, las microfinanzas se consideran el conjunto de opciones financieras que favorecen el acceso y uso eficiente del dinero para las familias de bajos ingresos con el fin de desarrollar sus actividades económicas, y con ellas, estabilizar el consumo y protegerse contra las inseguridades del entorno económico en el que se desenvuelven. Del Castillo y Triana (2012).

De igual manera López (2015) la entiende como nuevos y modernos instrumentos y sistemas de pago; así como servicios de asesoramiento económico-financiero, de capacitación especializada, privada o grupal, de monitoreo y metodologías de trabajo que constituyen una categoría *ad hoc*, es decir, completamente diseñada para las condiciones específicas de cada país o región y no generalizables ni exportables en todo su contenido y dimensión. A continuación se destaca el papel del microcrédito como la herramienta soporte al desarrollo de las microfinanzas en los sistemas financieros, que incorporan al mercado de microemprendimiento como sector estratégico para el desarrollo.

El microcrédito, función económica y social

Tal y como se menciona anteriormente de manera general los microcréditos se conceden a personas naturales para satisfacer necesidades de índole socioeconómica como la reparación de viviendas, para la recuperación de desastres naturales, el consumo o para el desarrollo de actividades económicas de los microemprendedores, conocidos en Cuba como trabajadores por cuenta propia y en menor medida a otras formas de gestión no estatal.

De acuerdo a los organismos e instituciones en los que se emplea el microcrédito para el emprendimiento se definen en primera instancia por criterios técnicos referentes a: tamaño de los préstamos, cantidad de personas en el negocio, sujetos del préstamo o actividad financiada, como se muestra en el Anexo 1.

Sin embargo el autor coincide con Mundul (2009) al afirmar que la definición de este instrumento financiero está más estrechamente relacionada a las características que lo distinguen del crédito tradicional y que responden en lo fundamental a dos dimensiones, la económica y la social. En tal sentido, Lara *et al* (2010) también consideran que el objetivo principal por el cual nacieron los

microcréditos fue el de reducir, en la medida de lo posible, los niveles de pobreza de las zonas en vías de desarrollo. La definición que se le da en la Cumbre del Microcrédito celebrada en Washington en 1997, considera que estos son programas de concesión de pequeños créditos a los más necesitados de entre los pobres, para que puedan poner en marcha pequeños negocios que generen ingresos con los que mejorar su nivel de vida y el de su familia.

Por su parte, Martins *et al* (2002) conceptualiza al microcrédito como pequeños créditos otorgados a gran escala por una entidad financiera a personas físicas o jurídicas cuya principal fuente de ingresos son las ventas de bienes y servicios realizados en actividades empresariales de producción. De Lacalle (2002) lo describe de manera categórica como un instrumento de financiación para el desarrollo, cuyo objetivo final es la reducción de la pobreza en el mundo. Mientras que para Fernández (2003), el microcrédito se define como todo crédito concedido a un prestatario, sea persona natural o jurídica, o a un grupo de prestatarios con garantía solidaria, destinado a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal del pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, adecuadamente verificados por la institución del sistema financiero prestamista.

De cualquier manera, dentro de los propósitos por los cuales estos clientes solicitan el financiamiento se pueden citar:

- Para la creación de un pequeño negocio.
- Realizar pequeñas inversiones de activo fijo en la microempresa.
- Compra de materias primas para la elaboración de productos terminados.

Atendiendo a lo anterior los microcréditos pueden clasificarse en dos grandes grupos, los sociales y los de emprendimiento:

Tipos de microcrédito

Sociales: Destinados a la compra de bienes o insumos de necesidad familiar o para cubrir gastos emergentes como de reparación de vivienda, de recuperación, por daños causados por desastres naturales, en Cuba se denominan como créditos de nueva política.

De emprendimiento: Cuyo destino está dirigido a garantizar la continuidad del negocio (Capital de Trabajo) o a incrementar la capacidad productiva del mismo (Inversiones).

- Microcrédito para Capital de Trabajo: Destinados a garantizar la continuidad del negocio; gastos materiales o salariales, compra de materia prima.
- Microcrédito para Inversiones: Dirigido a incrementar la capacidad productiva del negocio; incremento de la infraestructura, compra de activos fijos redituables.

En el Anexo 2 se contrastan las características inherentes de los créditos tradicionales y los microcréditos para entender mejor las dimensiones socioeconómicas de este último y se desprenden las principales causas por las cuales la banca comercial no satisface la demanda del novedoso producto, a saber:

- a) Las garantías que ofrecen los clientes (de poseerlas) no son aceptables.
- b) Elevado nivel de riesgo crediticio que provoca el alza de la tasa de interés.
- c) Los montos solicitados en los créditos son tan pequeños que dificultan la obtención de rentabilidad financiera.

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:

- 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. (Anexo 3)
- Estimular la compra de bienes y servicios, así como de encadenamientos productivos.
- Institucionalizar al prestamista formalizado frente al informal (garroteros).

Debido a que normalmente, los prestatarios de este servicio son microempresarios con ingresos bajos producto de la explotación de negocios familiares rudimentarios, las instituciones financieras disponen de una información crediticia escasa y poco desarrollada que dificulta la medición del riesgo de impago en

contraste con la información de los clientes tradicionales de la banca corporativa. No obstante, el uso de metodologías estandarizadas para la gestión de riesgos crediticios ha evolucionado desde los acuerdos de Basilea I y II, donde se indica la necesidad de establecer métodos de calificación interna básicos y avanzados en la normativa de cada institución bancaria, según la cual, el diseño de un sistema de rating interno debe ser capaz de predecir la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios.

El empleo de técnicas que arrojen la probabilidad de incumplimiento para cada cliente con el pago de la deuda presume una ventaja sobre las limitantes que presenta la decisión subjetiva del analista de crédito, cuestión abordada en el epígrafe I.3 del presente trabajo. Por ahora se describe el estado actual de la concesión de microcrédito en la región de estudio.

I.2. La concesión de microcrédito en Guantánamo, situación actual

En Cuba donde recién se comienza a desarrollar el servicio de créditos a las personas naturales, hasta el año 2010 el 70 % de los financiamientos estaban dirigidos al sector de entidades estatales mientras que el 1.5 % al de agricultores pequeños y campesinos. *Triana* (2014). En el año 2011 la Gaceta Oficial de la República de Cuba (GO) en sus números extraordinarios 11 y 12, emite un conjunto de decretos leyes y resoluciones para la ampliación y flexibilización del Trabajo por Cuenta Propia (TCP), de esta manera, se permite la existencia de microempresas o empresas privadas al no limitarse el número de personas que pueden ser contratadas. 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, a una tasa de crecimiento anual de 1.06 % y 2.26 % respectivamente, como se observa en el Anexo 4.

Marco regulatorio

Se hizo propicio entonces, establecer un marco jurídico para el financiamiento a este sector emergente que continúa en ascenso, debido a entre otros factores, el proceso de disponibilidad laboral del año 2010 que aumentaba la tasa de desocupados a un 2,5 %. ONEI Cuba (2010).

Es así como la puesta en vigor del Decreto Ley No 289/2011 estableció las medidas para implementar la política bancaria dirigida a financiar las actividades por cuenta propia y otras formas de gestión no estatal (GNE), la producción agropecuaria y el otorgamiento de créditos a la población, modificando disposiciones jurídicas anteriores e incrementando y diversificando la oferta de crédito por las instituciones financieras. Anexo 5.

Bajo esta regulación el Sistema Bancario Nacional plantea el objetivo social de contribuir a viabilizar las pequeñas inversiones de estos segmentos, proyectan sus líneas de créditos para otorgarlos a partir de la demanda del mercado, los que constituirían financiamientos para el desarrollo de estas pequeñas organizaciones y de hecho, de las propias localidades y de la economía de los territorios. Revista del BCC 2011/año 14 No 1.

En la actualidad existe un proyecto de colaboración entre el Banco Central de Cuba y el PNUD en la provincia oriental de Holguín donde los microcréditos se encuentran en fase experimental. Revista del Banco Central de Cuba 2016/año 19 no.2.

No obstante en Guantánamo existen dos instituciones financieras bancarias que brindan créditos a TCP: el Banco Popular de Ahorro (BPA) con solo cuatro sucursales y el Banco de Crédito y Comercio BANDEC con 14 sucursales distribuidas por todo el territorio provincial, aunque dichos financiamientos no están definidos por el decreto ley 289 como microcrédito, en la práctica, estos presentan características propias del novedoso producto en cuanto a montos, clientes y actividad a la que va dirigido se refiere tal y como muestra el anexo 1.

Sin embargo, estos rasgos responden a su dimensión más técnica-económica y a pesar de que no existe aún la figura del gestor de microcrédito como en Holguín, los analistas de crédito si evalúan la solvencia moral y financiera del prestatario e incorporan la asesoría financiera al proceso de evaluación del negocio.

Hasta julio de 2017 estas instituciones han entregado al sector de personas naturales más de 118 millones de pesos en créditos, de ellos \$ 91 517 335 fueron concedidos al sector de los TCP, como se muestra a continuación:

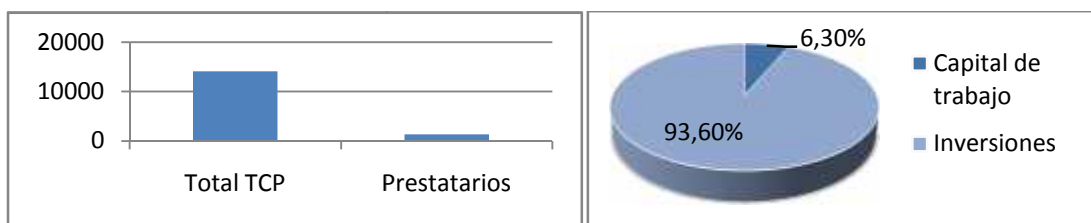
Cuadro I.1 Financiamiento entregado a TCP periodo (2011-julio 2017)

Institución	Inversiones		Capital de Trabajo	
	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe
BPA	691	71 626,835.00	84	1 138 000.00
BANDEC	355	11 869,850.24	261	4 467,161.69
Total	1046	83.496.685,24	345	5.605.161,69

Fuente: Tomado de la cartera de negocio provinciales de BANDEC y BPA.

No obstante los servicios de microfinanzas en Guantánamo aún no se desarrollan efectivamente para contribuir a la satisfacción de la demanda local, teniendo en cuenta que las solicitudes de financiamiento para esta actividad se estiman en solo el 10 % del total de TCP, una cifra insignificante teniendo en cuenta los más de 14 mil pequeños negocios que existen en la provincia.

Ilustración I.1 Cantidad de créditos otorgados a TCP y su destino 2011-julio 2017



Fuente: Elaboración propia a partir de cartera crediticia BPA y BANDEC.

De los créditos otorgados a TCP, el 93.6 % son para inversiones, lo que evidencia el predominante incentivo para el emprendimiento de los pequeños negocios, aparejado a la flexibilización de la política económica del estado dirigida a este sector.

Estado de incumplimiento con el pago

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 2017 y aunque la cartera de riesgos provincial muestra una tasa de no recuperación por debajo del 1% la de morosidad es del 42.6 % como se muestra en el cuadro I.3.

Cuadro I.2 Situación de morosidad en la muestra provincial.

Morosidad en meses	BPA		BANDEC		Total	
	Cantidad	%Morosos	Cantidad	%Morosos	Cantidad	%Morosos
Sin morosidad	221	45,4	352	68,9	574	57,4
1	40	8,2	15	2,9	55	5,5
2	47	9,6	37	7,2	84	8,4
3	46	9,4	27	5,3	73	7,3
4	40	7,2	52	10,2	87	8,7
más de 4	95	20,2	28	5,5	127	12,7
Total	489	100	511	100	1000	100

Fuente: *Elaboración propia a partir de la cartera crediticia de BANDEC y BPA.*

Según esta observación, las tasas de morosidad más significativas de la cartera de riesgos corresponden a los microcréditos que tienen de tres a más periodos de atrasos, donde a partir del tercer incumplimiento consecutivo comienza la reestructuración o renegociación de las deudas y en última instancia el procedimiento para la ejecución de las garantías, con el correspondiente costo adicional que conlleva todo el proceso para la institución prestamista.

En el siguiente cuadro I.6 se muestra el resultado entre el pronóstico de riesgo de impago obtenido por el SISTEMA DE EVALUACIÓN DE RIESGOS DE PERSONAS NATURALES (SERPEN) automatizado y el estado de incumplimiento de los clientes de BPA, ya que en el BANDEC no se cuenta con un modelo estadístico para la clasificación del riesgo crediticio antes del otorgamiento, en su lugar, la categorización se realiza después de entregado el financiamiento y visto el comportamiento de los pagos.

Cuadro I.3 Evaluación previa de clientes e incumplimientos observados en BPA.

Evaluación por niveles de riesgos			Incumplimiento observado en meses					
			Sin incumplimiento		de 1 a 3		de 4 o más	
Niveles	Puntaje	Cantidad	Cantidad	%	Cantidad	%	Cantidad	%
Mínimo	de 0 a 30	348	156	44,83	97	27,87	95	27,30
Bajo	De 31 a 50	138	63	45,65	35	25,36	40	28,99
Medio	De 51 a 70	3	2	66,67	1	33,33	0	0,00
Alto	de 71 a 100	0	0	0,00	0	0,00	0	0,00
Total		489	221	45,19	133	27,20	135	27,61

Fuente: *Elaboración propia a partir de expedientes de clientes BPA.*

A pesar que el SERPEN reporta 348 clientes con riesgo mínimo y bajo se puede afirmar que en el BPA más de la mitad de los financiamientos presentan atrasos en su cronograma de recuperación, de ellos el 27.6 % están en fase de renegociación o reestructuración de los términos de amortización futura. Por otro lado en BANDEC los incumplimientos se encuentran en el 31 % de los casos, cuya mitad se hallan en la fase anteriormente explicada. Bajo estas circunstancias el diseño de un modelo de evaluación o de decisión que incorpore técnicas paramétricas de Credit Scoring puede servir para hallar la probabilidad de impago y la evaluación de los riesgos crediticios con mayor exactitud de los clientes del sector cuentapropista, lo que facilitaría su incorporación al entramado del sistema financiero local y elevaría la calidad de la cartera crediticia.

Si el balance entre la decisión de aceptar o denegar el financiamiento a un potencial cliente está determinada por las características socioeconómicas de este como microempresario, entonces es necesario una evaluación rigurosa, que permita determinar cuáles son los factores de riesgos que minan las posibilidades de hacer frente a una deuda, sin afectar la sostenibilidad del negocio y por ende la de su familia. Es por ello que, a continuación se describen algunas de las técnicas más usadas por las instituciones bancarias para lograr el mencionado objetivo.

I.3. Aplicación de modelos Credit Scoring en la concesión de créditos

En el pasado los modelos de decisión para otorgar o denegar créditos a personas jurídicas o naturales se basaban en un análisis previo de las características de cada individuo, generalmente llevado a cabo por el analista financiero o de riesgos pertinentes, este emitía una valoración basada en los datos económicos del sujeto y del crédito solicitado. Esta forma de decisión tiene como principal inconveniente la subjetividad y puede ocasionar errores en la estimación del riesgo.

Actualmente es el sistema de Credit Scoring implantado el que analiza la información disponible y da una puntuación a cada cliente en función de la política de riesgos de la entidad, esta puntuación estandarizada sirve como demarcación para conceder o no el crédito, de ahí que la subjetividad se reduce junto con el tiempo del proceso.

Los modelos estadísticos según Hand y Hendley (1997), permiten además a los proveedores de crédito establecer su política de provisiones y de gestión de riesgos al clasificar tanto a los solicitantes de crédito como a los prestatarios de la institución bancaria en clientes buenos o malos, basados en pronósticos de insolvencia y morosidad.

En general se trata de obtener en primer término la probabilidad de incumplimiento con las cuotas amortizables por parte del deudor, dada las características socioeconómicas de este, con el propósito de reducir en la medida de lo posible la tasa de morosidad de la cartera crediticia y elevar el margen financiero de la institución. Para clasificar a los prestatarios en buenos o malos clientes vienen utilizándose desde hace más de 76 años distintos modelos de Credit Scoring basados en técnicas paramétricas y no paramétricas, lo que significa que no existe un modelo superior a otro, más bien, se debe escoger el que mejor se ajuste a las características del caso objeto de estudio, a los datos de partida y a la sensibilidad de la variable respuesta, sin embargo se considera oportuno destacar las ventajas y desventajas de las técnicas más usadas enfocada al objetivo del presente estudio.

Modelos de Credit Scoring basados en técnicas paramétricas

Las técnicas paramétricas para la aplicación de Credit Scoring son aquellas que utilizan una función de distribución o clasificación ya conocida y se estiman los parámetros por los que se explica un determinado suceso, de tal modo que estos se ajustan a las observaciones de una muestra, es decir, la función $f(x)$ es conocida, ya sea con tratamiento lineal o no lineal de las variables intervinientes.

Técnicas paramétricas lineales:

Dentro de las técnicas paramétricas lineales más usadas en la aplicación de Credit Scoring están el análisis del discriminante y los modelos de probabilidad lineal las cuales se describen a continuación.

Modelos basados en el análisis del discriminante:

Esta técnica permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables explicativas con la intención de separar o discriminar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí, una vez observándolas

características de los clientes son separados en buenos y malos de acuerdo al puntaje establecido por la institución crediticia, ya que se conocen por adelantado los distintos estados de aceptabilidad o denegación del crédito.

En sus inicios, destaca el trabajo de *Durand* (1941) donde explica el uso del discriminante como técnica de decisión entre buenos y malos prestamos, pero no es hasta las décadas del 60 y 70 que este método de Scoring toma auge a partir del uso de modelos clásicos como los de *Myers y Gorgy* (1963), *Altman* (1968), *Deakin y Edmister* (1972) y *Mayer* (1977), entre otros.

Sin embargo el modelo Z-Score de *Altman* (1968) constituyó la base metodológica más esgrimida para la construcción de modelos estadísticos predictivos de la insolvencia empresarial, basándose en variables explicativas de tipo económico-financieros, en forma de ratios que miden la rentabilidad, estructura de las deudas y del patrimonio de las empresas. Esta metodología fue posteriormente adoptada y usada por las instituciones bancarias, con el propósito de predecir la morosidad o el incumplimiento de los deudores frente al compromiso contraído, sin embargo presenta las siguientes insuficiencias.

Insuficiencias:

1. No calcula la probabilidad de impago.
2. Es poco operativo dentro de muestra de reducido tamaño.
3. Presenta alto grado de rigidez para cumplir la hipótesis de partida (linealidad, normalidad e independencia).

Es por ello que autores como *Eisenbeis* (1977) y *Hand et al* (1997) hacen una fuerte crítica en el uso de análisis discriminante para estudios de economía, finanzas y negocios los cuales han caído en desuso a partir de que algunos artículos han sobre estresado los resultados.

Modelos basados en la Probabilidad lineal:

En los modelos de este tipo, la ecuación lineal está basada en la regresión por mínimos cuadrados de las variables explicativas, mientras que la variable dependiente (explicada) toma el valor uno (1) cuando el cliente es incumplidor y cero (0) cuando el cliente cumple con su cuenta de pago, por tanto es una variable *dummy*.

Insuficiencias:

1. No existe garantía que la probabilidad del valor estimado de Y_i se encuentre en el intervalo $[0,1]$ lo que puede escindir el modelo.
2. Inestabilidad en la estimación, una pequeña variación en los valores de las variables independientes provoca un salto muy significativo en la variable independiente.
3. No cumple con el supuesto de homocedasticidad en los errores, es decir hace ineficiente a los estimadores de los coeficientes mínimos cuadrados.

Por estas desventajas técnicas tal y como explican *Espín y Rodríguez* (2013), los modelos de probabilidad lineal han caído en desuso, por su parte las técnicas Probit y Logit proveen para cada deudor una probabilidad de impago más exacta y satisfacen las tres desventajas mencionadas con anterioridad.

Cabe destacar que tal y como dice Lara (2010) aunque los modelos de probabilidad lineal dejaron de utilizarse con mayor frecuencia desde la aparición de las técnicas paramétricas no lineales, los primeros poseen un alto poder predictivo sobre todo en los modelos para préstamos comerciales.

Modelos basados en la probabilidad no lineal (Logit).

Precisamente 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 Logit tienen la estimación de sus parámetros por el método de máxima verosimilitud, además del cumplimiento de los siguientes principios:

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

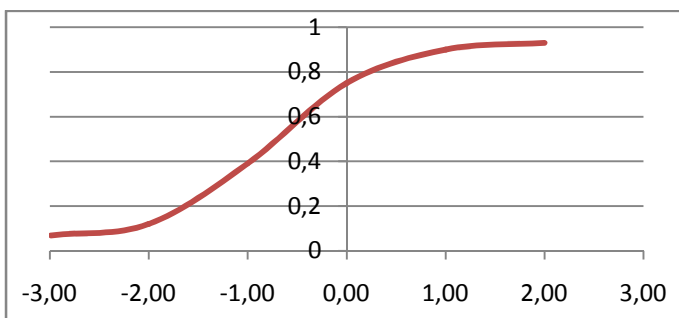
La función de distribución acumulada F (\emptyset), es logística en el Logit, como se muestra seguidamente:

$$\text{FDA logística o Logit: } P_i[Y_i = 1 | X] = \frac{e^{-(x'_j \beta)}}{1 + e^{-(x'_j \beta)}} \quad (1)$$

Como la variable latente es inobservable, la varianza de la distribución puede estimarse, a través de un supuesto arbitrario que en el Logit es $\frac{\pi^2}{3} = 3.29$.

Gráficamente los resultados que se obtengan por el modelo en la búsqueda de la probabilidad de impago se muestran a continuación en la siguiente ilustración.

Ilustración I.2 Función de distribución Logística acumulada.



Fuente: *Elaboración propia.*

Suficiencias:

1. Para cada deudor provee una probabilidad de impago sujeta al intervalo [0,1].
2. La verosimilitud empleada arroja resultados más confiables al poder evaluar factores que en principio parezcan no ser influyentes, pero al agregar otros el resultado obtenido indicará una mayor significación en la determinación de la probabilidad de impago, por ejemplo, el estado civil de una persona, quizás por sí mismo no signifique un factor de riesgo, pero si se une con otra característica será posible determinar la probabilidad del fenómeno con mayor exactitud.

Aplicaciones de modelos Credit Scoring de probabilidad no lineal

En el caso de la regresión logística al igual que el análisis del discriminante, inicia como una técnica para predecir la insolvencia empresarial, aunque poco tiempo después fue reorientada al objetivo fundamental de predecir la probabilidad de incumplimiento de las personas jurídicas y naturales que solicitaban u obtenían un crédito bancario. En el Anexo 6, se relaciona de manera sintetizada la evolución de los modelos logarítmicos como tendencia en el análisis y evaluación de riesgos crediticios que realizan las instituciones financieras y más recientemente las microfinancieras dirigidos al sector de personas jurídicas y naturales.

CAPÍTULO II. DISEÑO DEL MODELO TEÓRICO DE CREDIT SCORING PARA PERFECCIONAR LA CONCESIÓN DE MICROCRÉDITO

En este capítulo se establece el procedimiento en cinco pasos para obtener un modelo de Credit Scoring capaz de pronosticar la probabilidad de impago de los potenciales clientes (TCP) que solicitan préstamos para el emprendimiento, a partir de los estatutos establecidos en el manual operativo de las instituciones bancarias, de forma que contribuya a perfeccionar la concesión de microcrédito disminuyendo el tiempo de análisis y la subjetividad del avalista de riesgo.

II.1. Descripción general del procedimiento

Paso uno: Selección y validación de expertos.

Paso dos: Identificación de factores.

Paso tres: Planteamiento y especificación del modelo Credit Scoring.

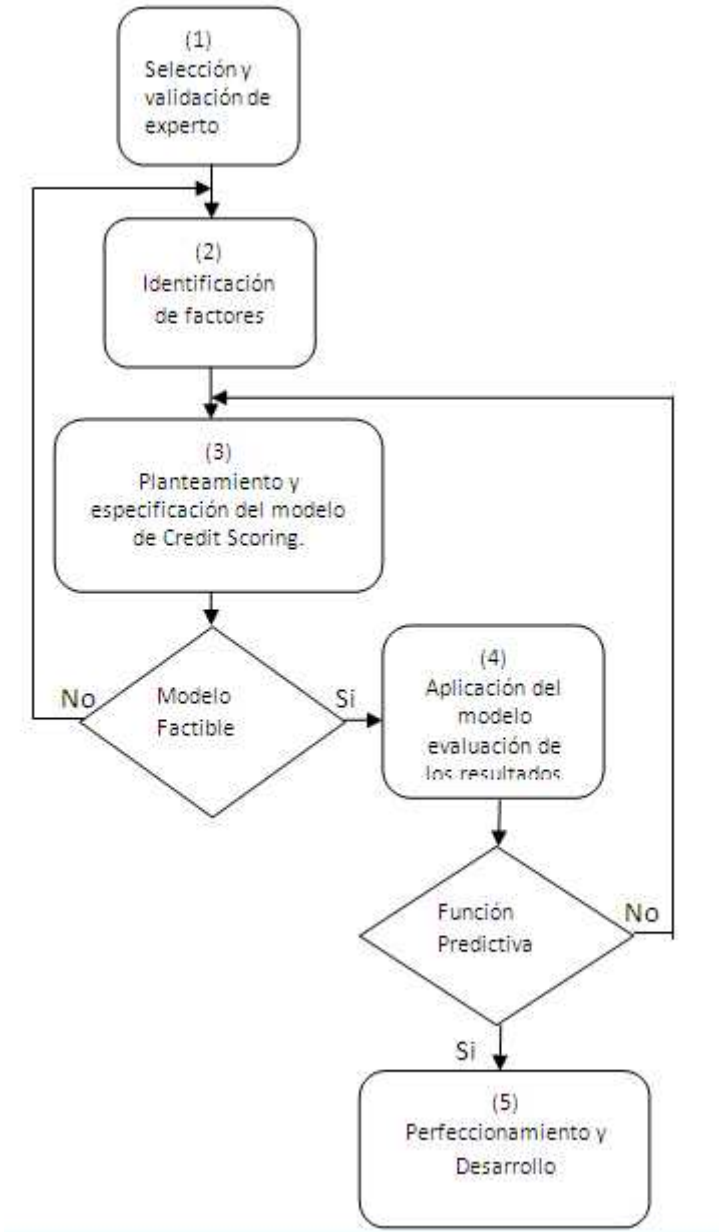
Paso cuatro: Aplicación del modelo y evaluación de los resultados.

Paso cinco: Perfeccionamiento y desarrollo.

Las características del procedimiento son susceptibles de perfeccionar. Por tanto, el proceder de todos los pasos descrito con anterioridad debe cumplir con los principios de flexibilidad e integralidad, dada las condiciones cambiantes de un sistema financiero en perfeccionamiento, de continuidad por su carácter ininterrumpido, de reflexión para permitir el análisis y el debate científico e incorporar nuevas medidas con un impacto significativo en la posibilidad de predecir acertadamente el incumplimiento de un prestatario y por último auto perfectible o de mejora continua.

La ilustración II.1 muestra de manera convencional los pasos organizativos de las actividades investigativas en función del cumplimiento de las metas trazadas en general, y la salida del problema planteado, en lo singular, con la interrelación existente entre los mismos, la posibilidad de retroalimentación, así como las alternativas ante diferentes situaciones con el objeto de proporcionar resultados factibles para las instituciones bancarias.

Ilustración II.1. Diagrama de flujo de procedimiento para perfeccionar la concesión de microcrédito.



Fuente: *Elaboración propia.*

II.2. Determinación de los factores dependiente e independientes

Este epígrafe abarca los pasos uno y dos del procedimiento.

Paso uno. La selección y validación de expertos.

El método de expertos se desarrolla a partir del trabajo de Lissabet, J². El autor lo define como el método de pronosticación a partir de la aceptación de la intuición como una comprensión sinóptica de la realidad, basado en la experiencia y conocimiento de un grupo de personas consideradas versadas en la materia a tratar. Por experto se entiende tanto al individuo en sí como a un grupo de personas u organizaciones capaces de ofrecer valoraciones conclusivas de un problema en cuestión y hacer recomendaciones a sus momentos fundamentales con un máximo de competencia. Anexos 7 y 7.1

El presente estudio para la selección de los expertos parte de la combinación de dos métodos: de base objetiva y de base subjetiva; el primero utiliza técnicas matemáticas para procesar la información disponible, el segundo está estructurado a partir del método definido con anterioridad. Ellos deben garantizar la realización de interrogantes, obtener respuestas cuantificables, cuya interdependencia pueda mostrarse de manera clara al ser procesadas estadísticamente. Esta evaluación subjetiva depende considerablemente de las particularidades individuales de estos, como son, entre otras: la calificación científico-técnica, la experiencia profesional, la preparación, conocimiento y especialización en el tema objeto de investigación, así como los gustos personales.

La guía recoge diferentes etapas en su aplicación. Un primer momento es la determinación del coeficiente de competencia K :

$$K = \frac{K_c + K_a}{2}$$

Donde K_c : es el coeficiente de conocimiento o información que tiene el experto acerca del problema, el cual es calculado sobre la base de la valoración del propio experto en una escala de 0 a 10 y multiplicado por 0,1, de modo que el valor cero (0) indica absoluto desconocimiento de la problemática que se evalúa y el valor uno (1) indica pleno conocimiento de la referida problemática (Anexo 7.2).

² Lissabet, J., "La utilización del método de evaluación de expertos en la valoración de los resultados de las investigación. es educativas". www.ilustrados.com.1998 [98]

Entre las fuentes que posibilitan medir el conocimiento sobre el tema, se someten a consideración algunas de ellas, para que la evalúe en las categorías de: Alto (A), Medio (M) y Bajo (B), colocando una X según corresponda:

K_a : Es el coeficiente de argumentación o fundamentación de los criterios del experto, determinado como resultado de la suma de los puntos alcanzados a partir de una tabla patrón. (Anexo 7.3).

Utilizando los valores que aparecen en la tabla patrón se determina el valor de K para cada experto. Inmediatamente se evalúa el valor de K . (Anexo 7.3).

Si $0,8 \leq K < 1$ el experto tiene competencia alta.

Si $0,7 \leq K < 0,8$ el experto tiene competencia media alta.

Si $0,5 \leq K < 0,7$ el experto tiene competencia baja.

El error de evaluación disminuye con el aumento del número de expertos. Según plantea Dalkay, G. (1969), citado por Lissabet, J., el número óptimo a seleccionar debe de estar entre 15 y 30, ni más ni menos (Anexo 7.4).

- Con 10 expertos seleccionados el error de la decisión que se tome como resultado de la evaluación de la investigación es del 10%
- Con 15 expertos seleccionados el error de la decisión que se tome como resultado de la evaluación de la investigación es del 5%
- Con 20 expertos seleccionados el error de la decisión que se tome como resultado de la evaluación de la investigación es del 2,5%
- Con 30 expertos seleccionados el error de la decisión que se tome como resultado de la evaluación de la investigación es del 1%.

Seguidamente se calcula el coeficiente de concordancia de Kendall, técnica estadística para determinar si existe significación en los resultados de la evaluación de las variables independientes según el criterio de los expertos, para un coeficiente de concordancia W . Este expresa el grado de asociación entre K variables semejantes. Esta medida es útil en el estudio de confiabilidad entre expertos o pruebas de decisión, donde:

El valor $W = 0$ significa ausencia de concordancia en la evaluación emitida por los expertos.

El valor $W = 1$ significa unidad de concordancia en la evaluación emitida por los

expertos.

Para el cual se utiliza la hipótesis siguiente:

H :No hay concordancia en el criterio de los expertos.

H1:Hay concordancia en el criterio de los expertos.

Paso dos: Identificación de los factores.

Una vez seleccionados los expertos se procede a identificar la variable dependiente y las independientes del riesgo de impago, dentro del proceso de evaluación y concesión de los microcréditos, con el fin de explicar los factores que conducen a que un cliente no cumpla con sus compromisos pactados. Así también nos marcará la secuencia de introducción de variables en la elaboración del modelo estadístico.

La variable dependiente o explicada expresará el valor probabilístico del incumplimiento, influenciado por el efecto de las variables independientes utilizadas en la ecuación.

Esta variable recoge información real, expresada como los atrasos en el pago de las cuotas que cada prestatario debe abonar como parte de la amortización de la deuda, a continuación se establecen los principios que la definen:

- El atraso se considera a partir de los 30 días jurídicos después de la fecha pactada para liquidar la cuota según el método de amortización empleado.
- El atraso ha de producirse en al menos una cuota de la amortización del microcrédito.
- El atraso debe significar un coste operativo adicional en el proceso de seguimiento y control del reembolso del financiamiento.

Las variables independientes son identificadas durante el proceso de concesión de microcréditos como se muestra en el Anexo 7.5 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 de los analistas de riesgos, clasificadas por tanto, en datos cualitativos o cuantitativos, de ahí su función predictiva de la variable dependiente conocida como la probabilidad de que un microcrédito sea parcial o totalmente deshonorado por parte del TCP.

En este proceso de concesión de microcrédito se evalúa la información de los clientes, en tres fases distintas, de cuyas etapas se obtienen las variables endógenas que explicarán el riesgo de impago, teniendo en cuenta las indicaciones normalizadas en la Instrucción No. 4/2016 de la Oficina de Supervisión Bancaria del BCC para este fin.

La metodología planteada utiliza la información básica que conforman a las variables de créditos aprobados en el pasado, así como el cumplimiento o no de los plazos de amortización pactados por el prestatario, para determinar y evaluar el riesgo de que los potenciales nuevos clientes incurran en morosidad o impago, según las características actuales de: la actividad económica, las condiciones personales y, por último, del producto financiero conformado.

En la primera fase: se valoran las variables referentes a la factibilidad del negocio y al flujo de caja, con el propósito de determinar si las condiciones de la actividad económica que desarrolla el prestatario permiten la obtención de beneficios suficientes para hacer frente a los compromisos de pagos contraídos, sin afectar la sostenibilidad del negocio y del estatus familiar.

En la segunda fase: se valoran las variables independientes referentes al contexto familiar y a las condiciones personales del prestatario, con el fin de identificarla situación socioeconómica y doméstica del futuro cliente, cuya carga deudora no signifique un detrimento en la sostenibilidad de su negocio.

En la tercera y última fase: se evalúan internamente las variables explicativas referidas a las condiciones del préstamo, es decir, aquellos términos de: montos, tasas de interés y tipos de garantías que serán más adecuados para conformar el producto microcreditico, de acuerdo a los distintos valores que tomaran las respectivas variables explicativas en el futuro.

Los gestores de microcréditos juegan un importante papel en las tres fases anteriormente explicadas, pues no solo deben registrar y cuantificar los datos económicos, sino también los conocimientos subjetivos de la actividad económica del TCP guiados por su intuición y experiencia.

En el capítulo tercero de este trabajo se describe el modo de obtención y cálculo de cada una de las 14 variables independientes, mediante el análisis de

exploración-observación y aunque los expertos por ahora seleccionan las que superan el rango de los 11 puntos (Anexo 7.6), se realizarán también las pruebas estadísticas de correlación bivariada con la variable explicada probabilidad de impago, a partir de las “odds” o ventajas que se obtienen de la razón entre los incumplimientos y cumplimientos observados de cada cliente con el pago, sin olvidar que el poder predictivo del modelo está asociado a las características socioeconómicas que los cuentapropistas poseen a la hora de solicitar el crédito. De esta manera y en apoyo del propósito anterior, se emplea primeramente la técnica o herramienta de selección y validación de los expertos a partir de la cual se obtiene el criterio competente de los especialistas para la selección de las variables independientes a considerar en el modelo de Scoring que se realiza sobre la base del Anexo 7 al 7.6.

II.3. Planteamiento y especificación del modelo teórico de Credit Scoring

Este epígrafe abarca los pasos tres y cuatro de la metodología con el objetivo de comprobar si el modelo de regresión múltiple construido satisface la solución del problema econométrico planteado en concordancia con los supuestos poblacionales clásicos.

En el **tercer paso** se trata de hallar un modelo de clasificación, en el cual partiendo de las (X_k) características socioeconómicas de (N) cantidad de prestatarios, se pueda 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.

El planteamiento anterior genera un problema, ya que las variables influyentes en el fenómeno descrito pueden ser tanto numéricas, como categóricas, cuyas mediciones deben estar proyectada entre los intervalos de respuesta $0 \leq Y \leq 1$, por ende, hallar el modelo adecuado dependerá del cumplimiento de los supuestos relacionados a la variable exógena y del tratamiento de las endógenas. Una vez evaluadas las variables asociadas a la probabilidad de impago por los expertos y las complementarias pruebas estadísticas, se pasa a la construcción.

Esta acción requiere de cuatro aspectos definidos en el procedimiento: determinar las variables que intervienen en el estudio asociado a la teoría; determinar las relaciones que existen entre las variables y definir el objeto de estudio del modelo que exprese el comportamiento empírico de dicha teoría.

Construido la función matemática que permita obtener la probabilidad de que se produzca el suceso de impago, el siguiente paso será estimar los parámetros del modelo, pero al considerarse la variable dependiente (explicada) como dicotómica, los errores no se distribuyen con normalidad y por tanto el método a utilizar deberá ajustarse a las características distributivas anteriormente explicada, solo entonces, los coeficientes de regresión hallados en la muestra serán los mejores estimadores poblacionales para los niveles de confianza dados.

En resumen, el análisis de regresión múltiple cumple con el objetivo de estimar la relación funcional existente entre una variable explicada y un conjunto de variables explicativas a través de cuatro etapas fundamentales: a) Identificación, b) Información primaria y estimación, c) verificación y d) pronóstico.

a) Identificación

Para la construcción de la función probabilística, el planteamiento de cualquier modelo teórico econométrico general $Y = f(X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}, \dots, X_K)$ parte de las siguientes ecuaciones clásicas:

$$L : Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_K X_K + \varepsilon \quad (2)$$

$$(li - li) : Y_i = \beta_0 + \beta_1 li X_{1i} + \beta_2 \ln X_{2i} + \beta_3 li X_{3i} + \beta_K li X_K + \varepsilon \quad (3)$$

$$(li - li) : li Y_i = \beta_0 + \beta_1 li X_{1i} + \beta_2 \ln X_{2i} + \beta_3 li X_{3i} + \beta_K li X_K + \varepsilon \quad (4)$$

$$(li - li) : li Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_K X_K + \varepsilon \quad (5)$$

El enfoque unificado de la econometría teórica con la aplicada permite plantear a partir de los modelos de regresión clásicos los de función logística, capaces de expresar la probabilidad del fenómeno explicado, en este caso del incumplimiento de los pagos, por parte del prestatario de microcrédito Y_i , en función de ciertas variables explicativas y si en este caso se trata de hallar la (p) probabilidad del fenómeno impago.

Las variables independientes:

X_k Son los diferentes factores que intervienen en la probabilidad de impago, es decir.

X_{1i} Valores (i) observados de la variable 1 medida en puntos convertibles en las unidades de medidas correspondientes.

X_{2i} Valores (i) observados de la variable 2 medida en puntos convertibles en las unidades de medidas correspondientes.

X_{3i} Valores (i) observados de la variable 3 medida en puntos convertibles en las unidades de medidas correspondientes.

X_k Valores (i) observados de la variable k medida en puntos convertibles en las unidades de medidas correspondientes.

Índices:

- k factor va de $k = 1, \dots, k$
- i observación $i = 1, \dots, n$

Parámetros:

β_0 Constante del modelo o la intercepción, representa el cambio promedio en la probabilidad de incumplimiento producto a la acción conjunta de las variables no incluidas en el modelo (contenidas en el término u : perturbación aleatoria).

β_1 Coeficiente asociado a X_{1i} , representa la variación en la probabilidad de incumplimiento por variación unitaria de la variable 1, manteniendo constante el resto de las variables.

β_2 Coeficiente asociado a X_{2i} , representa la variación en la probabilidad de incumplimiento por variación unitaria de la variable 2, manteniendo constante el resto de las variables.

β_3 Coeficiente asociado a X_{3i} , representa la variación en la probabilidad de incumplimiento por variación unitaria de la variable 3, manteniendo constante el resto de las variables.

β_k Coeficiente asociado a X_k , representa la variación en la probabilidad de incumplimiento por variación unitaria de la variable k , manteniendo constante el resto de las variables.

ε Perturbación estocástica, representa una variable sustitutivas de todas las variables omitidas que puedan afectar a Y_i

Especificación del modelo de Credit Scoring

Como se explica en el capítulo I, el desarrollo de los modelos de Credit Scoring para la banca tradicional e IMF se ha venido utilizando la regresión múltiple como una herramienta factible y capaz de pronosticar la probabilidad de impago de clientes jurídicos o naturales y dentro de estos, el modelo Logit destaca como uno de los más usados.

Se trata entonces para Hosmer y Lemeshow (2000) y el autor del presente trabajo de un modelo cualitativo de elección binaria que, a partir de la clasificación de un solicitante de crédito cuyo comportamiento viene determinado por las variables independientes, se pueda hallar la probabilidad de incumplimiento con el pago de la deuda.

El criterio de asociación que se introduce para explicar el cambio en el logaritmo de la variable dependiente es conocido como la odds ratio o cociente de ventaja, la cual se interpreta como la ventaja de la probabilidad de ocurrencia de un suceso según el valor de una variable frente a la ventaja de que ocurra el efecto contrario del suceso, para otro valor de la misma variable, o lo que es igual, cuan probable o improbable es que ocurra el suceso de estudio para cada persona que presentan las diferentes categorías de las variables independientes (X_k).

Cuando de regresión logística se trata los parámetros de interés son los cocientes de ventajas por su fácil interpretación, entendida como la expresión:

$$\Psi(x_1, x_0) = \frac{O(x_1)}{O(x_0)} = \frac{\frac{\pi(x_1)}{1-\pi(x_1)}}{\frac{\pi(x_0)}{1-\pi(x_0)}} = e^{\beta_j(x_1-x_0)} \quad (6)$$

Donde el parámetro β_j es un factor de cambio en el cociente entre odds cuando el valor de la variable $X_{1,0}$ aumenta en una unidad y el resto de variables explicativas se mantienen constantes. Es decir, el parámetro β_j se interpreta como el número de veces que incrementa el logaritmo de la ventaja o preferencia de la opción (1) frente a la (0) cuando incrementa en una unidad $X_{1,0}$. En muchas

ocasiones lo que se analiza es el valor del antilogaritmo del parámetro de tal manera que se evalúe de una forma más directa su efecto sobre la probabilidad.

b) Información primaria y estimación

Se parte de una muestra representativa de la población objeto de estudio, la cual debe cumplir con los supuestos que se verifican, mediante las pruebas de hipótesis correspondientes dentro de una serie temporal que va desde diciembre de 2011 y hasta julio de 2017 con respecto a los créditos otorgados por las dos instituciones bancarias objeto de estudio, en este caso BPA y BANDEC.

Es necesario enfatizar que el autor considera los principales factores incidentes en la determinación de la probabilidad de impago, esto no implica que no existan otras variables que en cierta medida influyan sobre el comportamiento de los pagos por parte de los prestatarios, no obstante, el investigador se basa en la hipótesis de parsimonia³ si en pocas variables se puede explicar en un elevado porcentaje el comportamiento de la variable dependiente, no es necesario adicionar otras que pudieran ser irrelevantes y sesgar el modelo.

Formulado el modelo de regresión logística, el paso siguiente es estimar los parámetros de la ecuación, con el propósito de determinar la probabilidad de que se produzca el suceso de impago en la población objeto de estudio.

Método a aplicar para la estimación de los parámetros

En este caso, si bien los valores de la variable endógena están acotados en el rango 0-1 estos son valores continuos, por lo que el método utilizado para la estimación de los parámetros del modelo puede ser el que habitualmente se utiliza en la econometría tradicional que trabaja con variables continuas. Por lo tanto, ante la presencia de observaciones repetidas, se podría aplicar el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).

Sin embargo, en esta situación, la matriz de datos maestras estará formada por n observaciones pudiendo ser el valor de la variable endógena para cada una de ellas uno (1) o (0). La naturaleza dicotómica de la variable dependiente en este tipo de modelos impide la utilización de los métodos tradicionales (MCO) o

³Gujarati, Damodar, Basic Econometrics. 4th Editions. The McGraw Hill Companies, 2004. Pág. 46.

mínimos cuadrados generalizados (MCG) en la estimación de los parámetros, al no poderse calcular la inversa de la varianza utilizada como ponderación del modelo. Para la estimación de los parámetros se utiliza entonces el método de Máxima Verosimilitud.

En este sentido, la máxima verosimilitud permite estimar el valor de los parámetros que maximizan la probabilidad de obtener el conjunto de observaciones en la población a través de la función de verosimilitud (FV).

Dada una variable aleatoria, caracterizada por unos parámetros, y dada una muestra poblacional, se consideran estimadores máximo-verosímiles de los parámetros de una población determinada aquellos valores paramétricos que generan con mayor probabilidad la muestra observada.

Es decir, los estimadores máximo-verosímiles son aquellos valores para los cuales la función de densidad conjunta alcanza un máximo (Función de Verosimilitud).

Suponiendo que las observaciones son independientes, la función de densidad conjunta de la variable dicotómica Y_i queda como:

$$P_i(Y_1, Y_2, \dots, Y_n) = \prod_{i=1}^n P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1-Y_i} \quad (7)$$

Donde P_i recoge la probabilidad de que $Y_i = 1$. Por simplicidad se trabaja con la función de densidad conjunta en logaritmos, cuya expresión es:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n Y_i \ln P_i + \sum_{i=1}^{n-1} (1 - Y_i) \ln(1 - P_i) = \sum Y_i \ln P_i + \sum (1 - Y_i) \ln(1 - P_i) \quad (8)$$

El método de estimación de máxima verosimilitud elige el estimador del parámetro que maximiza la función de verosimilitud (l) por lo que el procedimiento a seguir será calcular las derivadas de primer orden de esta función con respecto a los parámetros que queremos estimar, igualarlas a 0 y resolver el sistema de ecuaciones resultante. Las derivadas de primer orden de la función de verosimilitud respecto a los parámetros α y β , tras pequeñas manipulaciones, quedan como siguen:

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n (Y_i - P_i) = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n (Y_i - P_i) X_i = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) X_i = 0 \quad (10)$$

Donde sí se sustituye P_i por su valor en 28 y 29 queda:

$$\frac{\partial}{\partial} = \sum_{i=1}^n e_i = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i}}{1 + e^{\hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i}} \right) = 0 \quad (11)$$

$$\frac{\partial}{\partial} = \sum_{i=1}^n e_i X_i = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i}}{1 + e^{\hat{\alpha} + \hat{\beta} X_i}} \right) X_i = 0 \quad (12)$$

Según lo anterior es necesario aplicar un método iterativo o algoritmo de optimización que permita la convergencia en los estimadores. En las obras econométricas consultadas se establece la distinción entre un estimador y una estimación. Un estimador es el resultado de aplicar un método de estimación a una especificación econométrica. Por otra parte, una estimación consiste en la obtención de un valor numérico de un estimador para una muestra dada y confiere un contenido empírico a la teoría económica.

Paso cuarto: Aplicación del modelo y evaluación de los resultados

Las funciones logarítmicas se determinan más fácilmente a través de los sistemas informáticos tradicionales como: REMU-M, SICEP y SPSS. Por su portabilidad funcional, se recomienda el programa estadístico IBM SPSS v.23 ya que permite realizar la estimación de los parámetros después de la especificación del modelo econométrico.

En resumen, en este paso, se dispone de un conjunto de observaciones de todas las variables observadas recogida en la función logarítmica y por otro lado, es necesario seleccionar el método de estimación apropiado, teniendo en cuenta las implicaciones de esta elección en las propiedades estadísticas de los estimadores de los coeficientes y los estimativos. En esta investigación se utiliza el método de máxima verosimilitud como se explicó anteriormente.

c) Verificación o inferencia estadística

Se refutará o confirmará la estimación realizada mediante prueba de hipótesis y de la bondad del ajuste para verificar que la muestra cumple con los supuestos poblacionales en los que se describe el fenómeno. En un primer momento el planteamiento de los supuestos parten de los modelos clásicos.

Supuestos del modelo de regresión poblacional (MRP).

1. La variable dependiente Y es aleatoria y dicotómica
2. Las variables explicativas son fijas.
3. La suma de los errores es cero y siguen una distribución normal.
4. Existe independencia entre las variables explicativas y los errores.
5. No existe multicolinealidad entre las variables explicativas.
6. Las varianzas de los errores son constantes (homocedasticidad).
7. No hay correlación entre los errores (independencia).
8. El modelo está correctamente especificado.

Existen otros supuestos como el coeficiente de determinación R^2 , o el \bar{R}^2 ajustado al error mínimo de estimación, proyección grafica de la curva teórica que debe representar a los valores de la realidad.

Aunque las inferencias estadísticas se basan en la distribución normal de los errores, resulta importante reconocer que la estimación de los odds ratios tiene una distribución asimétrica. Bajo este supuesto es necesario evaluar el modelo según los siguientes pasos.

Validación del modelo.

Para validar este tipo de modelo es necesario comprobar primeramente que las variables independientes incluidas están relacionadas con la dependiente y después que los cambios en la varianza de los estimadores siguen una distribución Chi-cuadrado (χ^2) o sea ($\beta_j = 0$), estas comprobaciones se pueden realizar por dos distintas formas que a continuación se describen:

Primero: Las variables explicativas están estadísticamente relacionadas con la variable explicada. A partir del estadístico desviance (D) del logaritmo de la función de verosimilitud, se compara los valores observados y los estimados, en los modelos que contienen a cada una de las variables según vayan incorporándose en la ecuación, así se obtienen el estadístico Chi-cuadrado (χ^2) o cambio en la desviance.

Segundo: Comprobar que los coeficientes de las variables explicativas (β_j) cuya significación se evalúa es cero, bajo la hipótesis nula de que los cambios producidos entre el modelo sin la variable y el modelo con la variable sigue una

distribución (χ^2) con un grado de libertad, dada la diferencia de grados de libertad de los dos modelos. Esto puede obtenerse a partir de la siguiente función:

$$\chi^2 = -2 \ln \left[\frac{V_1}{V_2} \frac{s_1 l_1 v_1}{s_2 l_2 v_2} \right] \quad (13)$$

En tal situación, se puede construir un intervalo de confianza del parámetro estimado, para testar si dicho valor es significativamente distinto de cero de forma individual. El contraste a realizar quedaría definido como:

$H_0: \beta_j = 0$ El parámetro es igual a cero.

$H_1: \beta_j \neq 0$ El parámetro es significativamente distinto de cero.

El intervalo de confianza proporciona un rango de posibles valores para el parámetro, por lo que si el valor estimado no pertenece a dicho intervalo, se deberá rechazar la hipótesis nula y aceptar la de validez. El intervalo quedaría definido como:

$$\hat{\beta} - z_{\alpha/2} \sqrt{V \hat{\beta}} \leq \beta \leq \hat{\beta} + z_{\alpha/2} \sqrt{V \hat{\beta}} \quad (14)$$

Donde α es la probabilidad de que el verdadero valor del parámetro se halle fuera del intervalo, y z es el valor tabular de la distribución $N(0; 1)$ que deja a su derecha una probabilidad igual a $\alpha/2$. A partir de la expresión anterior se puede fijar un rechazo de la hipótesis nula cuando:

$$\left| \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{V(\hat{\beta})}} \right| \geq z_{\alpha/2} \quad (15)$$

La hipótesis nula puede comprobarse a partir del test de Walt o RAO, definido como el cuadrado del cociente entre el estimador de máxima verosimilitud del parámetro $\hat{\beta}_j$ y una estimación de su desviación típica. Según esta prueba el planteamiento de la matriz de varianzas-covarianzas puede escribirse del modo siguiente:

$$W_j = \left[\frac{\hat{\beta}_j}{\hat{s}(\hat{\beta}_j)} \right]^2 \sim \chi^2 \quad (16)$$

Para variables categóricas con q modalidades que tengan $(q - 1)$ grados de libertad. Una vez comprobado el cumplimiento de los supuestos evaluativos

anteriores se está en condiciones de validar el modelo, mientras que la distribución del estimador del parámetro β es aproximadamente:

$$N\left(\beta; \sqrt{V(\hat{\beta})}\right)$$

Validación y Bondad del Ajuste del modelo econométrico de Credit Scoring.

Como se menciona anteriormente la adecuación, eficacia y capacidad predictiva de la función se realiza a partir de pruebas estadísticas y cálculos de coeficientes que permitan examinar las desviaciones entre los valores observados de la variable dependiente y los estimados de la función logarítmica, en este sentido la obtención de los estadísticos R^2 y χ^2 de Pearson, además de la prueba de Hosmer y Lemeshow así como la obtención del índice de clasificación general permiten medir el tamaño de las diferencias entre los valores observados y los estimados del fenómeno explicado en la variable dependiente.

Índice de cocientes de verosimilitudes

La función de verosimilitud sirve además para obtener un estadístico, que cumple con el supuesto del coeficiente de determinación R^2 obtenido en la estimación lineal, conocido como índice de cociente de verosimilitudes (ICV).

Este estadístico compara el valor de la función de verosimilitud de dos modelos: uno correspondiente al modelo estimado que incluye todas las variables explicativas (modelo completo) y el otro al modelo cuya única variable explicativa es la constante (modelo restringido). El estadístico es conocido como R^2 de McFadden autor que en 1974, propuso el método que determina cuan ajustados están los estimadores de la función muestra con los valores de la función general y se obtiene a través de las pruebas estadísticas de Nagelkerker o Cox y Snell, deducidos analógicamente de la suma de cuadrados total $-2 \ln(\beta_0)$ y del logaritmo de la verosimilitud del modelo estimado $-2 \ln(\beta)$ con la suma de cuadrados residuales de modo que:

$$R^2 = 1 - \frac{L}{L(0)} \quad (17)$$

Donde L es el valor de la función de verosimilitud del modelo completo (estimado con todas las variables explicativas) y $L(0)$ es el valor correspondiente del

modelo restringido (el que incluye en la estimación al término constante únicamente).

El ratio calculado tendrá valores comprendidos entre [0,1] de forma que:

Los valores próximos a cero (0) se obtendrán cuando $L(0)$ sea muy parecido a L , situación en la que nos encontraremos cuando las variables incluidas en el modelo sean poco significativas, es decir, la estimación de los parámetros β no mejora el error que se comete si dichos parámetros se igualaran a 0. Por lo que en este caso la capacidad explicativa del modelo será muy reducida.

Cuanto mayor sea la capacidad explicativa del modelo, mayor será el valor de L sobre el valor de $L(0)$ y más se aproximará el ratio de verosimilitud calculado al valor uno (1)

El estadístico χ^2 de Pearson.

Para medir la bondad del ajuste se utilizará una medida del error que cuantifica la diferencia entre el valor observado y el estimado de manera que la hipótesis nula se contraste a partir de:

$$H_0 = Y_i = \bar{P}_i \text{ Si se cumple que } H_0 = Y_i - \bar{P}_i = e_i = 0$$

Se construye un estadístico que recoja los residuos estandarizados o de Pearson, definido como el cociente entre el valor observado y el estimado de la variable respuesta y la estimación de la desviación típica, ya que la esperanza es nula. A través del contraste de multiplicadores de Lagrange, se puede calcular el estadístico conocido con el nombre de χ^2 de Pearson, de la siguiente manera.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - \bar{P}_i)^2}{\bar{P}_i(1 - \bar{P}_i)} \quad (18)$$

Este estadístico es similar a la suma de cuadrados de los residuos del modelo de regresión convencional. El ajuste del modelo será mejor cuanto más cerca esté el valor del estadístico de cero. Para saber a partir de qué valor puede considerarse el ajuste como aceptable es necesario conocer la distribución del estadístico. Éste estadístico, bajo la hipótesis nula, se distribuye como una chi-cuadrado con (n-k) grados de libertad, por lo que su valor se compara con el valor teórico de las tablas de la chi-cuadrado para contrastar la hipótesis nula. Si el valor calculado es superior al valor teórico se rechaza la hipótesis nula lo que equivale a decir que el

error cometido es significativamente distinto de cero, es decir, se trataría de un mal ajuste.

d) Predicción.

Si se confirma el modelo escogido, entonces el próximo paso es medir la capacidad predictiva del mismo, la cual debe corresponder el comportamiento teórico de la variable dependiente con todos los valores observados de las variables independientes.

La eficacia o capacidad predictiva: se determina por el índice de predicción general que arroja la tabla de clasificación resultante del cruce entre las observaciones de la variable dependiente y las estimaciones predichas, es decir, para los dos estados observados en la población de estudio cuantos fueron correctamente pronosticados por el modelo estimado.

De este modo se obtienen dos subíndices denominados sensibilidad y especificidad, no obstante antes de hallar estos indicadores es necesario establecer el punto de corte calificativo óptimo el cual, teóricamente, debe estar en 0,5 bajo el supuesto de que los valores observados de la variable dependiente tengan la misma posibilidad de distribución en el intervalo [0,1] sin embargo, la elección de este umbral no es la mejor alternativa ya que la cantidad de valores uno (1) observados difícilmente sean igual a la cantidad de valores cero (0), además es necesario ponderar el costo operativo que supondría cometer el error de tipo uno (1) o dos (2) descritos a continuación teniendo en cuenta que:

- Sensibilidad: es la probabilidad de clasificar correctamente las observaciones del fenómeno favorable, es decir, clasificar a ($P_{1.1}$) como cliente cumplidor cuando en realidad lo es.
- Especificidad: es la probabilidad de clasificar correctamente las observaciones del fenómeno adverso, es decir, clasificar a ($P_{2.2}$) como cliente incumplidor cuando en realidad lo es.

Entonces el error asociado de tipo uno ($P_{1.2}$) es la probabilidad de clasificar un cliente cumplidor cuando no lo es y de tipo dos ($P_{2.1}$) la de clasificarlo como incumplidor cuando no lo es. De este modo, es lógico pensar que el umbral a utilizar por parte de las instituciones financieras que aspiran a ser rentables, debe

garantizar la maximización de clasificar correctamente a los incumplidores sin dejar de reconocer a los buenos deudores, en la medida que el error de la segunda alternativa sea siempre el de menor coste económico.

Una vez seleccionado el nivel del umbral y observados los valores reales de Y_i , se procede a contabilizar el porcentaje de aciertos para decir si la bondad del ajuste es elevada o no, a partir del siguiente cuadro de clasificación:

Cuadro II.2 Clasificación de aciertos

		Punto de Corte (PC)	Valores observados de Y_i	
			Y_0	Y_1
Valores estimados de \hat{Y}_i	\hat{Y}_0	$\hat{Y}_i \leq P$	$P_{1,1}$	$P_{2,2}$
	\hat{Y}_1	$\hat{Y}_i \geq P$	$P_{1,2}$	$P_{2,1}$

Fuente: Elaboración propia a partir de IBM SPSS v.23.

A partir de estos valores se obtienen los índices que aparecen en el siguiente cuadro II.3.

Cuadro II.3 Índices de la bondad de ajuste

Índice	Descripción	Cálculo
Tasa de aciertos	Predicciones correctas sobre total de predicciones	$\frac{P_{1,1} + P_{2,2}}{P_{1,1} + P_{2,2} + P_{1,2} + P_{2,1}}$
Tasa de errores	Predicciones incorrectas sobre total de predicciones	$\frac{P_{1,2} + P_{2,1}}{P_{1,1} + P_{2,2} + P_{1,2} + P_{2,1}}$
Sensibilidad	Proporción de cumplidores bien pronosticados	$\frac{P_{1,1}}{P_{1,1} + P_{2,1}}$
Especificidad	Proporción de incumplidores bien pronosticados	$\frac{P_{2,2}}{P_{2,2} + P_{1,2}}$
Tasa de falsos ceros	Proporción de valores 0 incorrectos y el total de valores 0 observados	$\frac{P_{2,1}}{P_{2,1} + P_{1,1}}$
Tasa de falsos unos	Proporción entre los valores 1 incorrectos y el total de valores 1 observados	$\frac{P_{1,2}}{P_{1,2} + P_{2,2}}$

Fuente: *Elaboración propia a partir de Moral (2003).*

De cualquier forma si el índice de clasificación general obtenido está por encima del 50 % se considera adecuada el grado de capacidad predictiva del modelo, en caso contrario, se procede a ampliar la muestra, tratar la información nuevamente o cambiar la muestra definitiva y hallar una nueva función.

Prueba de Hosmer-Lemeshow

Otra forma de medir la capacidad predictiva del modelo se basa en la predicción real de la variable dependiente a través del contraste de clasificación de David W

Hosmer Jr y Stanley Lemeshow (1989) que compara los grupos de valores estimados y observados divididos por conjuntos de 10 observaciones cuya composición es similar entre estos, luego se divide el recorrido de la probabilidad en decimales de riesgo de ocurrencia del fenómeno desde (0.1, 0.2,..1).

Cada grupo tiene n_j observaciones y en cada uno de los J grupos se define:

Y_j : La suma de los valores 1 en cada uno de los grupos $Y_j = \sum Y_i$

\bar{P}_j : La media de los valores predichos en cada grupo $\bar{P}_j = \sum \frac{P_i}{n_j}$

A partir de esta información se construye una tabla de contingencia para comparar tanto la distribución de ocurrencia, como la de no ocurrencia prevista por la ecuación y los valores realmente observados. El contraste se realiza comparándolas frecuencias observadas y esperadas a través del cálculo del estadístico:

$$H = \sum_{j=1}^J \frac{(Y_j - n_j \bar{P}_j)^2}{n_j \bar{P}_j (1 - \bar{P}_j)} \quad (19)$$

Cuando el estadístico H sigue una distribución chi-cuadrado con $J-2$ grados de libertad, el modelo es correcto por lo que valores inferiores del estadístico calculado respecto al teórico indicarán un buen ajuste del modelo.

El uso correcto de este contraste requiere un tamaño de muestra adecuado para asegurar que cada grupo cuenta al menos con cinco observaciones. Además el estadístico chi-cuadrado es sensible al tamaño muestra, permitiendo que esta medida encuentre diferencias estadísticamente muy pequeñas cuando el tamaño de la muestra crece.

En resumen:

Para el cálculo de la probabilidad de impago se utilizará el paquete estadístico IBM SPSS v.23 el cual resuelve varios modelos de regresión múltiple no lineal a partir de un conjunto de series históricas, a fin de hallar la mejor función que exprese la dependencia de la probabilidad de impago expresada en el nivel de cumplimiento de los clientes, con los factores que influyen en este.

Como se plantea anteriormente, la construcción del modelo Credit Scoring se realiza sobre la base del proceso de concesión de un microcrédito para las instituciones bancarias de la provincia, es por ello que se utilizará el procedimiento

automático introducir del software IBM SPSS vs.23, ya que las variables se van incorporando a medida que las etapas de evaluación se suceden.

Según lo comentado, el proceso a desarrollar en la confección del modelo cumple con la metodología aplicada a partir de las siguientes premisas:

Premisa 1: Se consideraran la inclusión al modelo el total de las variables independientes que se identifiquen en las diferentes etapas del proceso de evaluación.

Premisa 2: Las variables independientes que no se incorporen responderán a los siguientes criterios.

- a) que la variable arroje un resultado no significativo en la prueba estadística de correlación.
- b) que el signo obtenido en el estimador del coeficiente no concuerde con el esperado en la teoría.

Premisa 3: Toda variable explicativa será aceptada en el modelo siempre que la prueba estadística arroje un resultado significativo en función del valor de su parámetro y su nivel de correlación.

Premisa 4: Cada variable será introducida individualmente para descartar su correlación con alguna otra introducida en las fases precedentes.

Como particularidad esencial de este modelo se destaca que las odds ratios serán obtenidas en primera instancia a partir de los coeficientes de regresión logística de cada variable independiente contemplada en la función, los cuales responden directamente al riesgo de obtener el resultado evaluado para un determinado valor respecto al valor disminuido (K-1) en una unidad.

Paso cinco: Perfeccionamiento y desarrollo.

Como puede verse, el modelo basado en la regresión logarítmica parece ser el que mejor se ajusta a las necesidades de predicción, no obstante en este paso se comprueba la capacidad inclusiva de variables socioeconómicas y de múltiple medición que junto a la evolución de las características del sector objeto de estudio, permitirá detectar a priori los factores que inciden más significativamente en el incumplimiento de los TCP, una vez implementado el modelo en las sucursales bancarias de la provincia.

CAPÍTULO III: APLICACIÓN DEL MODELO TEÓRICO DE CREDIT SCORING EN LA CONCESIÓN DE MICROCRÉDITO

En este capítulo se pretende aplicar el modelo teórico de Credit Scoring en todas sus fases, para luego comprobar la validez del mismo mediante el uso del programa estadístico IBM SPSS v.23, así como evaluar su impacto y posibilidades de generalización, no sin antes exponer una caracterización de las entidades bancarias en la que se aplicó el procedimiento.

III.1. Caracterización de las instituciones objeto de estudio

A continuación se recoge las características fundamentales de las instituciones bancarias que en la provincia Guantánamo brindan servicio de microfinanciamiento a los TCP, orientadas precisamente a un sector cuya cartera crediticia difiere en forma y tamaño de la del sector empresarial.

En base a lo anterior, la caracterización se plantea de manera homogénea, al destacar los aspectos comunes y singulares que esbozan BPA y BANDEC en la gestión de los créditos también conocidos como de “nueva política”, por ahora se reseña brevemente la evolución de estas instituciones.

El Banco Popular de Ahorro (BPA), fue creado el 18 de mayo de 1983, con carácter de banco estatal integrante del sistema bancario nacional, con autonomía orgánica, personalidad jurídica y patrimonio propio, estableciéndose en dicho cuerpo legal su razón social bajo el precepto de un funcionamiento independiente que ha ido incrementando mediante la capitalización de las reservas y ajustes por concepto de corrección monetaria.

Sin embargo, no es hasta el año 1997 que como parte de la restructuración bancaria se crea el BANDEC y se amplía el objeto social del primero con la incorporación de funciones propias de la banca universal por parte del Banco Central de Cuba como institución reguladora del sistema bancario nacional.

Misión

En general ambas instituciones financieras tienen la misión de proporcionar a las empresas, cooperativas, instituciones y personas naturales, seguridad, rentabilidad y asesoramiento en la gestión de sus recursos financieros, así como contribuir a satisfacer las necesidades de desarrollo de sus clientes en beneficio

de la economía nacional, mediante servicios e instrumentos financieros diversos que canalicen los recursos temporalmente libres, apoyada en sus redes de sucursales y la aplicación de los avances tecnológicos.

La diferencia fundamental radica en que el BPA opera en mayor medida con la banca personal, mientras BANDEC lo hace en el sector empresarial, donde se destaca el azucarero y agrícola como principales clientes.

El BPA cuenta con una red de sucursales menor que BANDEC en Guantánamo, pues existen solo cuatro sucursales de la primera institución y 15 de la segunda, de estas, seis se ubican en la cabecera municipal y nueve en cada uno de los municipios restantes.

A pesar de las diferencias en la operatividad de ambas instituciones dado el grado de especialización que presentan por sectores de clientes, concuerdan con los lineamientos de la política económica y social del país y plantean en lo fundamental los siguientes **Objetivos Estratégicos**:

1. Mantener los indicadores de eficiencia y mejorar los resultados en la gestión comercial para incrementar las utilidades (L 42).
2. Desarrollar actividades lucrativas, en moneda nacional o libremente convertible, con personas naturales o jurídicas, incluidas las entidades nacionales con participación de capital extranjero.
3. Potenciar medidas encaminadas al enfrentamiento y prevención de actividades ilícitas, fraudes u operaciones de lavado de dinero (L12).
4. Actuar como corresponsal de bancos extranjeros o nacionales y ostentar la representación de los mismos cuando así lo convengan.
5. Suscribir acuerdos de cooperación y otras modalidades de asociación.

Para el cumplimiento de estos objetivos estratégicos, las delegaciones provinciales de BPA y BANDEC en Guantánamo cuentan con la estructura organizacional que se muestra en el Anexo 8, además de la identificación de las siguientes áreas de resultado claves.

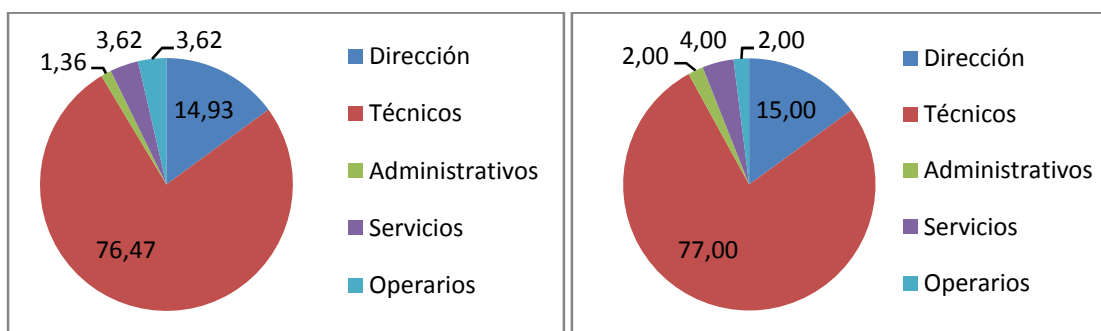
Cuadro III.1 Áreas de resultados claves

BPA	BANDEC
<ul style="list-style-type: none"> • Investigación y Desarrollo • Promoción y Publicidad • Banca Particular • Banca de Empresa • Recursos Humanos 	<ul style="list-style-type: none"> • Recursos Humanos • Banca Empresarial • Banca Personal • Banca Agropecuaria • Automatización y Procedimientos • Contabilidad • Auditoría

Fuente: Tomado de manual organizacional de ambas instituciones.

La composición del personal bancario en cuanto a categoría ocupacional para ambas instituciones es como sigue:

Ilustración III.1 Personal de BPA y BANDEC por categoría ocupacional.



Fuente: Elaboración propia a partir de plantilla ocupacional 2017.

Valoración económica de BPA y BANDEC, periodo 2017.

Durante el periodo el BPA y BANDEC alcanzan utilidades record de 14.6 y 34,1 millones de pesos respectivamente, lo que representa un aumento de 14% y 21,8 % con relación al año anterior en ese orden.

El aumento de las utilidades se deriva en ambos casos del incremento del margen financiero, dentro de los cuales los obtenidos del sector población y campesino aportan un 41 %. Por su parte, el crecimiento de la cartera de préstamos a personas naturales se debe en lo fundamentalmente a los otorgados para la compra de materiales de construcción o la reparación de viviendas, mientras que las comisiones por servicios bancarios de BPA y BANDEC también se incrementan en 14,8 % y 18.3 % respectivamente.

El total de gastos en BPA se reduce con respecto al plan de 2017 y real del año anterior, lo que contribuye al sobre-cumplimiento de la productividad planificada en 4 %, sin embargo, en BANDEC los gastos totales se incrementa en 6,8 % respecto al año anterior, debido en lo fundamental al pago por resultado a los trabajadores que alcanza el 60 % de los egresos, aunque sustentado en el crecimiento real de la productividad en 14,3 %, del resto de erogaciones un 35,2 % son intereses devengados que crecen en 6 % respecto al año anterior.

El gasto de salario por peso de valor agregado bruto de BPA y BANDEC se comporta al 100.0 % y a 103.7 %, mientras la relación de utilidad sobre el valor agregado bruto supera al plan en 8 % y 7,8 % en ese mismo orden.

Según el resultado de los indicadores anteriormente expuestos, se puede afirmar que las instituciones bancarias en la provincia Guantánamo gozan de salud financiera y con enormes potencialidades tanto en recursos humanos como en su estructura para continuar desarrollando los servicios bancarios a personas naturales. A continuación se exponen la situación de la cartera crediticia objeto de estudio.

Situación de activos crediticios, sector de TCP en BPA y BANDEC año 2017

La cartera crediticia de los TCP en BPA dentro del periodo analizado significa el 68 % de la cartera de negocios total y alcanza los 744 financiamientos con importe superior a 67.4 millones de pesos, de ellos el 2.1 % clasifica como morosos, mientras que en BANDEC existe un total de 656 créditos otorgados con un monto de 16,4 millones de pesos y representa el 1,54 % del total de créditos, de estos solo el 0.6 % se considera irrecuperable y el 1.1 % está en alto riesgo de recuperación, no obstante el índice de morosidad se incrementa de un año a otro en 0,87 %. En el Anexo 9 se clasifica la cartera crediticia de BANDEC por niveles de riesgos y sus reservas correspondientes.

Bajo estas circunstancias se puede decir que, aunque la cartera crediticia de los TCP es en la actualidad muy inferior al resto de los sectores financiados el número de solicitud y aprobación de préstamos aumenta considerablemente de un año a otro, sin embargo, las tasas de moras e incumplimientos en ambas instituciones también crecen debido a factores tales como los mencionados en el capítulo uno.

III.2. Diseño del modelo teórico de Credit Scoring en las entidades de estudio

En correspondencia con la metodología explicada en el capítulo anterior se hace necesario describir la ejecución de los pasos en el mismo orden de planteamientos.

Paso uno: Se aplicó el método del coeficiente de competencia, el resultado de todo el proceso se explica en el Anexo 7 al 7.6. Se seleccionaron 16 expertos que están por debajo de un 10 % de error y un coeficiente de competencia promedio de 87 %, se procede a la selección de las variables que ingresarán en el modelo tomadas del Anexo 7.5.

Paso dos: Identificación de factores. Para identificar los factores de riesgo crediticio se procede a subdividir este paso en las sub-siguientes tres partes.

Primera, se describe la muestra poblacional a partir de la información contenida en los historiales de créditos de ambas instituciones, las cuales serán divididas aleatoriamente en buenos o malos clientes de acuerdo al grado de incumplimiento que presenten con el fin de medir la influencia de las variables independientes en el conjunto de créditos otorgados.

Segunda, se identifican las variables explicativas del riesgo de impago, dentro del proceso de evaluación y concesión de los microcréditos. Así también nos marcará la secuencia de introducción de variables en la elaboración del modelo estadístico.

Tercera y última, se seleccionan las variables explicativas definitivas, según se vayan identificando en el proceso de pruebas estadística, por el grado de influencia de estas en la dependiente.

Los datos se obtienen por observación de los expedientes de créditos, a partir de estos se elabora una base de datos en Excel que brinda información tanto cuantitativa como cualitativa y que permite conformar las variables explicativas. En la tercera sub-fase se procede a describir el modo de obtención y cálculo de cada una de las variables intervinientes en el modelo, así como los niveles de incumplimiento que presentan los clientes en cada una de ellas, obtenida por el cociente $\frac{n_{in}}{n_{ct}}$, según se vayan identificando en las fases del proceso de concesión de un microcrédito establecido en los anexos 10 y 10.1.

Primera sub-siguiente: Selección y clasificación de la muestra cartera crediticia: Al cierre del mes de octubre la provincia tiene 14 341 TCP, de ellos el 26 % son mujeres y todos se subscriben a las entidades reguladoras de la actividad económica que realizan como se muestra en el Anexo 11.

De los 1 391 clientes que obtuvieron el financiamiento desde finales del año 2011 hasta julio 2017 se escogió una muestra de 1000 con un monto total de 57 077 019.00 CUP de entre 10 sucursales bancarias, como se muestra a continuación:

Cuadro III.2 Tamaño de la muestra por Institución, periodo (2011 - julio 2017).

Institución	Cantidad de Sucursales	Cantidad de créditos	Importe
BANDEC	6	511	18.139.355,00
BPA	4	489	38.937.664,00
Total	10	1000	57.077.019,00

Fuente: *Elaboración propia.*

De las 10 sucursales seleccionadas, dos radican en el municipio Baracoa, una de BANDEC y otra de BPA las cuales fueron incluidas en el análisis por ser esta la segunda ciudad en importancia dentro de la provincia. De las 8 sucursales del municipio cabecera se toman el 100 % de créditos aprobados. Por consiguiente la muestra tomada representa el 72 % en cantidad y 64 % en valores de dichos préstamos. Las sucursales que quedan fuera del estudio son las correspondientes al resto de los municipios las cuales pertenecen en su totalidad a BANDEC.

Cuadro III.2 Tamaño de la muestra por sucursal, periodo (2011- julio 2017).

Municipio	Institución	Sucursal	Cantidad	Importe
Guantánamo	BANDEC	8592	86	2.133.000,00
		8621	22	491.000,00
		8582	63	3.040.000,00
		8641	109	2.031.000,00
		8572	171	7.324.780,00
	BPA	8602	95	7.420.000,00
		8632	252	24.251.964,00
		8652	54	2.228.000,00
Baracoa	BANDEC	8721	60	3.125.000,00
	BPA	8692	88	5.037.500,00
Total	2	10	1000	57.082.244,00

Fuente: *Elaboración propia a partir de cartera crediticia BANDEC y BPA.*

La muestra escogida cumple el hecho de que el número de créditos que resultan morosos o impagos representen el 42 % del total de casos es decir el 30 % de BANDEC y el 55 % de BPA tal y como se muestra a continuación:

Cuadro III.3 Tamaño de muestra según cumplimiento, período (2012-julio 2017).

PROVINCIAL Observaciones (N) 1000		BANDEC Observaciones (N) 511		BPA Observaciones (N) 489	
Pagos	Impagos	Pagos	Impagos	Pagos	Impagos
577	423	355	156	222	267

Fuente: *Elaboración propia a partir de la cartera de ambas instituciones.*

Los créditos considerados en las dos muestras corresponden a la financiación de actividades de producción, comercio o prestación de servicios de TCP, cuyos montos se encuentran dentro de los límites legales establecidos por la normativa vigente para este sector. A continuación se muestra los estadísticos descriptivos de los montos.

Cuadro III.4 Descripción de la muestra según tamaño de los créditos.

Entidad	Mínimo	Máximo	Media		Desviación estándar
			CUP	CUC	
BANDEC	3000.00	150 000.00	35 705.19	1 388.21	30 850.23
BPA	4200.00	400 000.00	76 627.12	3 065.08	67 529.64

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

La segunda y tercera partes del Paso dos se desarrollan de manera articuladas y respetando las fases de evaluación para la concesión de un microcrédito como se muestra seguidamente.

FASE I: Evaluación de la actividad económica

En esta fase los analistas realizan una valoración del negocio, en dos etapas fundamentales, la primera evalúa la factibilidad del negocio según la información relacionada con la ubicación local, años de experiencia en el negocio, tipo de la actividad o sector económico en que se desempeña y la segunda estudia el flujo de caja a partir de la capacidad de pago del cliente.

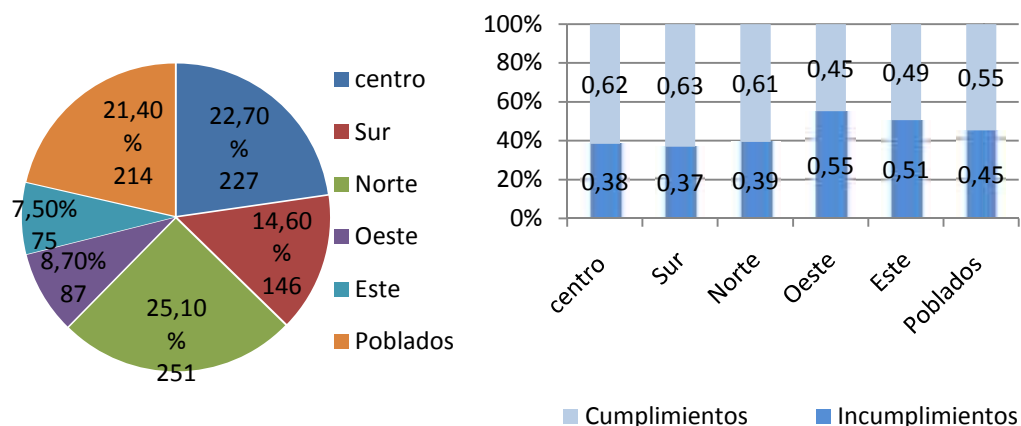
Etapas I.1 Evaluación de la Factibilidad del Negocio

Variable I.1 Ubicación Local

La primera variable identificada en esta fase es precisamente la ubicación local, descrita como la zona donde radica el negocio o actividad del cuentapropista,

cuyas categorías en un primer momento van desde (0) hasta cinco (5) como: (0) Centro (casco histórico de municipio Guantánamo y Baracoa), (1) Sur, (2) Norte, (3) Oeste y (4) Este (Circunscripciones colindantes al casco histórico de Guantánamo) y (5) poblados (Comunidades extrarradio de ambas cabeceras municipales), distribuidas por niveles de incumplimientos.

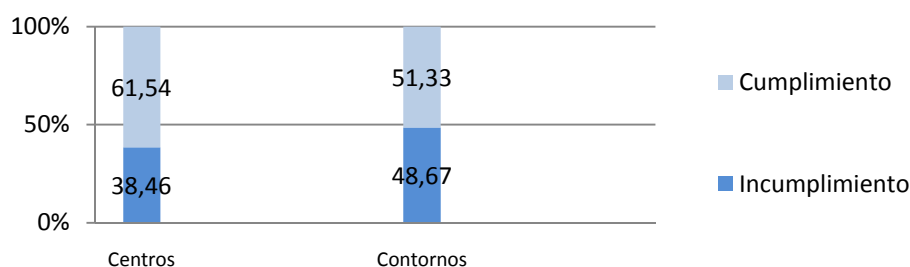
Ilustración III.3 Incumplimientos por Ubicación Local



Fuente: *Elaboración propia.*

En segunda instancia y con el propósito de hacer distinguir el factor de riesgo de esta variable categórica, se define la variable binomial Ubicación local con valores (0) para los clientes ubicados en la zona de menor incumplimientos: centro, sur y norte y (1) con mayores niveles de impagos: oeste, este y poblados.

Ilustración III.4 Incumplimiento de pagos según Ubicación local



Fuente: *Elaboración propia.*

La correlación de esta variable con la explicada resulta significativa, es decir es más probable que un cliente cuyo negocio este localizado en la zona “centro” tenga mayor posibilidad de cumplir con sus compromisos crediticios que aquel cuya actividad económica este ubicada en los contornos

Cuadro III.5 Correlación bivariada de la variable Ubicación local

Correlaciones			
		Y	U-Local
Y	Correlación de Pearson	1	,105**
	Sig. (bilateral)		,001
	N	1000	1000
U-Local	Correlación de Pearson	,105**	1
	Sig. (bilateral)	,001	
	N	1000	1000

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

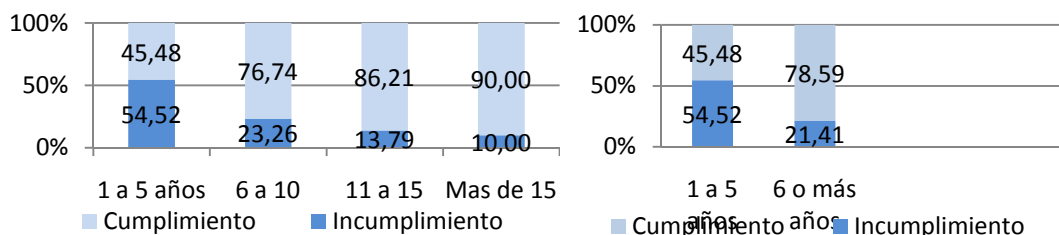
Variable I.2 Experiencia

La segunda variable de esta fase relaciona los años de experiencia que tienen los cuentapropistas realizando la actividad económica para la cual han solicitado el crédito con el incumplimiento, esta información es tomada por observación de los expedientes de clientes, a partir de las comprobantes anuales de impuestos emitidos por la ONAT del municipio en que radica el negocio. Se considera también los periodos que se han visto interrumpido y (o) reiniciado pero siempre en la misma actividad o en otras a fin con la referida gestión a financiar.

Las unidades temporales a considerar para el cálculo de la variable dicotómica Experiencia son 12 meses naturales para un año y se desecha la cantidad de meses por debajo de esta cifra, en aras de estandarizar y simplificar el análisis.

Puesto que el crecimiento más significativo del sector tiene lugar a partir del año 2011 se considera a los clientes de menor experiencia los que tienen desde (1) y hasta (5) años en la actividad, cuyo comportamiento en los pagos es más desfavorable frente a los que tienen desde seis años en adelante.

Ilustración III. 5 Incumplimiento de pagos según Experiencia



Fuente: *Elaboración propia.*

La correlación Pearson para esta variable numérica muestra un resultado significativo, lo cual indica que los años de experiencia son un factor a considerar como reductor de la probabilidad de impago, bajo el supuesto de que un cliente cuya actividad ha sido sostenible en el tiempo tiene mejores condiciones para cumplir las amortizaciones de la deuda.

Cuadro III.6 Correlación bivariada de la variable Experiencia

Correlaciones			
		Y	Experiencia
Y	Correlación de Pearson	1	,323**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Experiencia	Correlación de Pearson	,323**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

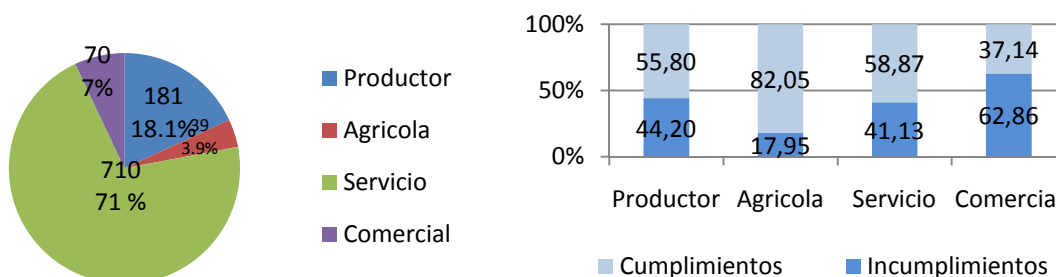
** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Variable I.3 Actividad Económica

El tipo de actividad económica que realiza el cliente se entiende como el sector económico donde se realiza la gestión ya sea productivo, comercial o de servicio. Sin embargo, no es de extrañar que muchos negocios realicen dos tipos de actividades dado el grado de especialización que presentan, en estos casos se clasifica la actividad según el mayor valor aportado al producto final. De este modo se clasifican en un primer momento con valor (0) los prestatarios del sector agrícola, con (1) los de servicio, los productores (2) y comercial (3).

Ilustración III.6 Incumplimiento de pagos según Actividad Económica

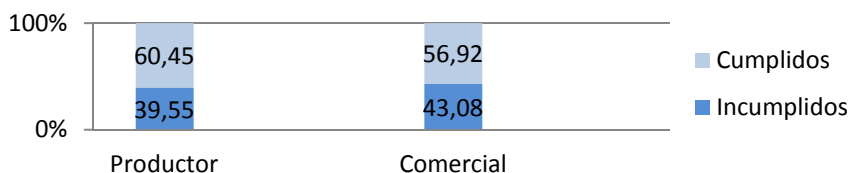


Fuente: *Elaboración propia.*

En la segunda clasificación se agrupa en el sector productivo a los agricultores pequeños (AP) junto a alfareros y productores varios, con el propósito de

homogenizar los tipos de actividad en una variable dicotómica con dos valores tal como lo plantea Schreiner (1999) en su modelo de Credit Scoring, pero en este caso el valor (0) lo toma los clientes reclasificados como productivo y el valor (1) para los que pertenecen al sector comercio (servicios y comerciales).

Ilustración III.6.1 Incumplimiento de pagos según Actividad Económica



Fuente: *Elaboración propia.*

En este caso se puede observar que contrario a los resultados de Schneider (1999) y Lara (2010) el sector productivo presenta la menor tasa de incumplimiento respecto a los micronegocios que atienden actividades comerciales y de servicios, sin embargo, el grado de correlación entre el tipo de actividad que desarrolla el cliente y la probabilidad de impago no es significativo por tanto su inclusión en el modelo final será cuestionada.

Cuadro III.7 Correlación bivariada de la variable Actividad Económica

Correlaciones			
		Y	Actividad económica
Y	Correlación de Pearson	1	,028
	Sig. (bilateral)		,383
	N	1000	1000
Act_E	Correlación de Pearson	,028	1
	Sig. (bilateral)	,383	
	N	1000	1000

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Etapa I.2 Evaluación Flujo de Caja

Variable I.4 Capacidad de Pago

Para la determinación de esta variable, primeramente es necesario reconocer que la documentación primaria para el registro económico de los pequeños negociantes es en alto grado informal en los asuntos de cobros y pagos, debido fundamentalmente a la inexistencia de un mercado mayorista de abastecimiento y al debole sistema contable que existe en el sector, lo que hace difícil la obtención

de importes fidedignos que sirvan al cálculo de la capacidad de pago real. A pesar de esto, los analistas de crédito obtienen la información de la actividad basados en: la declaración jurada de ingresos, la declaración jurada de pagos, los comprobantes de pago de la red minorista y la observación de estados financieros de los TCP que por tener ingresos mayores de 50 mil pesos anuales deben presentarlo obligatoriamente al Ministerio de Finanzas y Precios.

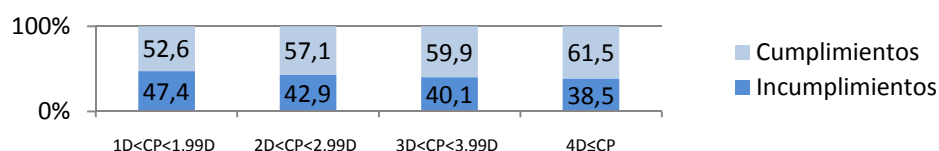
La capacidad de pago que determina la sucursal para evaluar la probabilidad de incumplimiento está referida básicamente al porcentaje, o parte del respaldo material del financiamiento que es aconsejable mantener como fuente para su amortización, no obstante, el procedimiento considera la reestructuración de las cuotas exigibles en su sistema de puntaje, es decir, luego de entregado el crédito se observa si el préstamo tuvo o no reestructuración de los periodos, tasas o montos a amortizar por incumplimientos anteriores, con el fin de elevar la categoría del riesgo. A este particular y de acuerdo al procedimiento interno para determinar la capacidad de pago, se toman los ingresos mensuales deducidos de impuestos y gastos totales, es decir las utilidades netas actuales y proyectadas, dado que, como se enunció anteriormente se trata de pronosticar a priori si el emprendedor tiene o no la capacidad financiera actual y futura de hacer frente a las cuotas del crédito. La calificación de la situación financiera o capacidad de pago se efectúan de la siguiente manera:

- a) Muy Buena: La utilidad neta promedio contiene 4 veces o más a la cuota (amortización más interés) mensual de manera sostenida.
- b) Satisfactoria: La utilidad neta promedio contiene de 3 a 3.99 veces a la cuota mensual.
- c) Buena: La utilidad neta promedio contiene de 2 a 2.99 veces a la cuota mensual aplicada.
- d) Regular: La utilidad neta promedio contiene de 1 a 1.99 veces a la cuota mensual aplicada de manera sostenida.
- e) Insatisfactoria: La utilidad neta promedio no llega a cubrir el importe de la amortización mensual.

Teniendo en cuenta que, como principio, ninguna sucursal entrega financiamiento cuando la utilidad neta no llega a cubrir al menos una vez la cuota mensual, se codifica la variable Capacidad de Pago por estratos, tomando el valor (0) o Muy Buena cuando la utilidad neta al menos cuadriplica la deuda mensual, (1) o Satisfactoria cuando la utilidad neta al menos triplica la cuota mensual pero no la cuadriplica, (2) o Buena cuando al menos la duplica pero no la triplica y (3) Regular cuando la contiene de 1 a 1.99 veces.

El estado de incumplimientos según la capacidad de pago se divide por estratos y se muestra seguidamente en la ilustración III.7.

Ilustración III.7 Incumplimiento de pagos según Capacidad de Pago



Fuente: *Elaboración propia.*

Como se muestra en la gráfica anterior es lógico pensar que, cuanto mayor sea el beneficio neto, el margen financiero será más favorable a la hora de cumplir con las amortizaciones. Con todo es necesario pensar que significación tiene este resultado si la carga familiar es proporcional al axioma de la utilidad, por ende más adelante se analiza el efecto de la variable carga familiar con el propósito de ponderar su influencia bivariada en la variable explicada. Por ahora es evidente que la capacidad de pago influye significativamente en la probabilidad de impago según la siguiente prueba de correlación.

Cuadro III.8 Correlación bivariada de la variable Capacidad de Pago

Correlaciones			
		Probabilidad	Capacidad_Pago
Probabilidad	Correlación de Pearson	1	-,118**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Capacidad_Pago	Correlación de Pearson	-,118**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

FASE: 2 Evaluación Características Personales

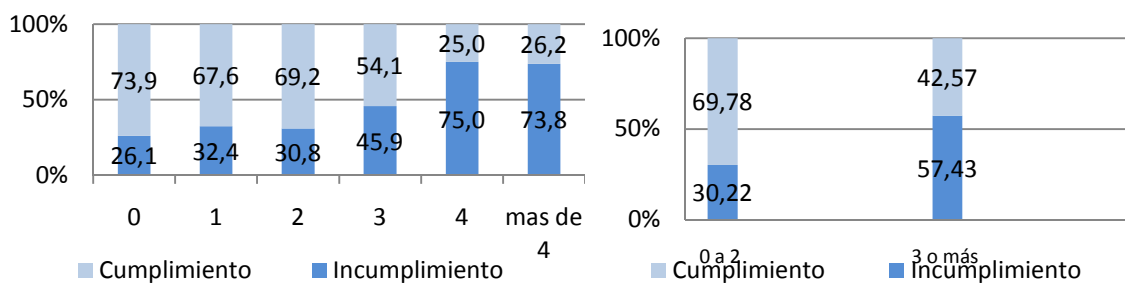
Las características y condiciones personales tienen gran influencia en el desempeño de cualquier actividad humana, máximo cuando de estas depende el sustento propio y el de su familia. Asimismo, se entiende como características y condiciones del cliente las inherentes a la responsabilidad por el mantenimiento del negocio y del nivel de vida del núcleo familiar. Por ello definir cuan responsable es el prestatario(a) de acuerdo a la cantidad de personas que dependen de él (ella) y las condiciones financieras del hogar que coadyuvan al sustento de todos, permitirá realizar una evaluación moral del individuo en la primera etapa de esta fase y en la segunda, se valora la potencial influencia de condiciones innatas a su ser social como: la edad, el género, el nivel educativo y estado civil. Tal y como se plantea en el procedimiento ilustrado en el Capítulo segundo, esta fase se subdivide en las dos etapas subsiguientes:

Etapa II.1 Evaluación Moral

Variable II.1 Carga Familiar

La información obtenida para esta variable se obtiene del expediente de crédito y de la visita que realiza el analista comercial al local del negocio, que en la mayoría de los casos radica en el propio hogar del prestatario o cerca de este. Es prudente pensar que mientras mayor es la cantidad de personas dependientes económicamente del prestamista más dificultad tendrá a la hora de honrar la deuda pero al mismo tiempo mayor apremio por sacar adelante el proyecto familiar. En lo adelante y con el propósito de simplificarla información se conforma la variable dicotómica con valor (0) para los clientes que tienen de 0 a 2 personas económico dependientes y (1) con tres o más.

Ilustración III.8 Comportamiento de los pagos según Carga Familiar



Fuente: *Elaboración propia.*

La gráfica anterior muestra el alto grado de incumplimiento de clientes cuya carga familiar es superior, en contraste con los que tienen a su cargo menos de tres personas económico-dependientes, de esta manera queda fuertemente influenciada la variable dependiente con la explicativa Carga Familiar según la prueba de correlación Pearson que más abajo se muestra.

Cuadro III.9 Correlación bivariada de la variable Carga familiar.

Correlaciones			
		Y	Carga_Familiar
Y	Correlación de Pearson	1	,274**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Carga_Fam	Correlación de Pearson	,274**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Variable II.2 Otros Ingresos del Hogar

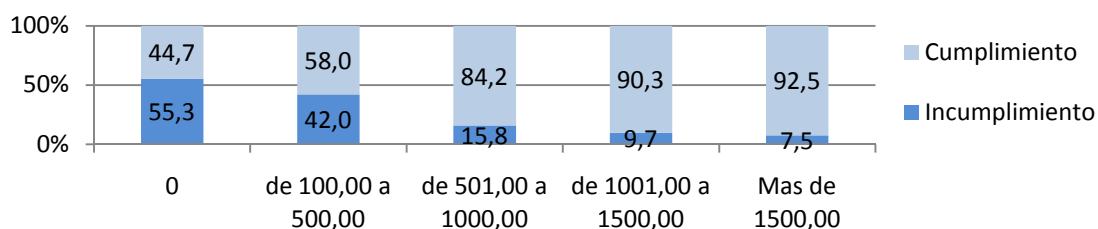
Para la obtención de esta variable los datos se toman desde la primera entrevista al cliente donde el gestor de crédito solicita: certificados de salarios devengados, comprobante de pensionados, transferencias de dinero recibido del exterior o algún otro ingreso que perciba el cliente o familiar de este.

Es necesario clasificar los ingresos disponibles del prestatario o de los familiares por conceptos de: salario, pensión de jubilado u otras pensiones, estipendio estudiantil y remesas del extranjero, siempre que cumplan dos requisitos fundamentales.

1. El ingreso ha sido y es sostenible en el tiempo, es decir, se obtiene regularmente en mensualidades u otros plazos fijos por un periodo de al menos 5 años consecutivos.
2. Existe disponibilidad total o parcial del ingreso para gastos operativos o para la amortización de la deuda, así como de necesidad familiar.
3. Los ingresos percibidos en moneda extranjera se consideran al tipo de cambio actual de 25.00 ₡ /1.00 ₡ .

La variable explicativa definida como numérica se presenta en cinco estratos categóricos que van desde los clientes que no tienen otros ingresos en el hogar o de igual manera no cuentan con la disponibilidad de ellos, hasta los que cuentan con más de 1500.00 pesos para contribuir al gasto familiar, los gastos operativos o al pago mensual de la deuda indistintamente. En la ilustración III.10 se muestra los niveles de incumplimiento previamente observados de acuerdo a los estratos de ingresos disponibles.

Ilustración III.10 Comportamiento de los pagos según Otros Ingresos.



Fuente: *Elaboración Propia.*

De acuerdo a la ilustración anterior, se asume como cierto el criterio que mientras más fuentes de ingresos se disponen en el núcleo familiar del prestamista mayores posibilidades se tiene de hacer frente a la carga crediticia. Así también lo explica la correlación significativa del cuadro III.10.

Cuadro III.10 Correlación bivariada de la variable Otros Ingresos

Correlaciones			
		Y	Otros_Ingresos
Y	Correlación de Pearson	1	,348**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Otros_Ingresos	Correlación de Pearson	,348**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

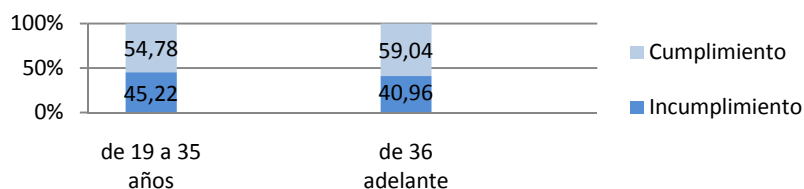
Etapa II.2 Condiciones Personales

Variable II.3 Edad

Los datos de esta variable numérica se obtienen del expediente del TCP a partir del número de años de vida que el prestamista tiene en la fecha que realiza la

solicitud del crédito y se codifica como binomial con valor (0) a los clientes que tienen de 19 a 35 años de edad y (1) a los que tienen de 36 en adelante. El nivel de incumplimiento de estos dos grupos se muestra resumidamente en la siguiente figura.

Ilustración III.11 Comportamiento de los pagos según Edad



Fuente: *Elaboración Propia.*

La variable muestra un nivel de incumplimiento más favorable a los que superan los 36 años de edad, lo cual explica la madurez del individuo como factor de responsabilidad frente a las atenciones del negocio y el núcleo familiar. No obstante, la prueba de correlación nos dice que no existe un grado de dependencia significativa entre la edad del cliente y la probabilidad de impago, por ende, se excluye esta variable dependiente del modelo final.

Cuadro III.11 Correlación bivariada de la variable Edad

Correlaciones			
		Y	Edad
Y	Correlación de Pearson	1	,030
	Sig. (bilateral)		,342
	N	1000	1000
Edad	Correlación de Pearson	,030	1
	Sig. (bilateral)	,342	
	N	1000	1000

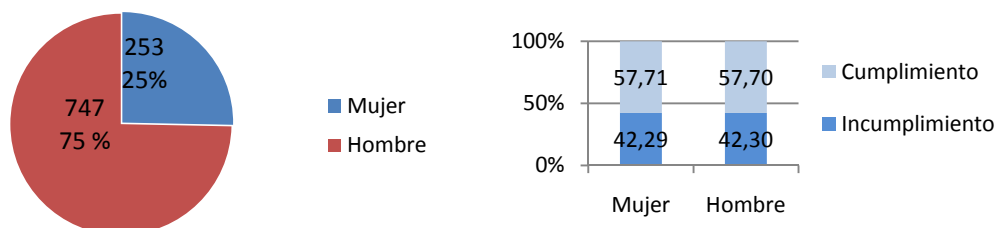
Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Variable II.4 Género

En la literatura consultada para la inclusión de esta variable independiente en modelos de decisión se plantea que las mujeres prestatarias destacan como factor reductor del riesgo microfinanciero frente a los hombres y también se reconoce que están más pendiente de las necesidades familiares. Si bien es cierto que en

Latinoamérica y el Caribe las mujeres representan el 28.1 %⁴ de los empleados en el sector cuentapropista, en Cuba ellas representan el 33 % del sector y en la provincia Guantánamo es del 26 %. ONEI 2017. A continuación se muestra el comportamiento del pago según el género del deudor.

Ilustración III.12 Comportamiento de los pagos según Género



Fuente: *Elaboración propia.*

Acorde a estos resultados preliminares resulta difícil precisar con exactitud la influencia del género en la probabilidad de incumplimiento, si a esto se suma que no existe un grado de significación correlativa con la variable dependiente según la prueba de Pearson se desecha el género como un factor de riesgo.

Cuadro III.12 Correlación bivariada de la variable Género

Correlaciones			
		Y	Sexo
Y	Correlación de Pearson	1	,000
	Sig. (bilateral)		,998
	N	1000	1000
Sexo	Correlación de Pearson	,000	1
	Sig. (bilateral)	,998	
	N	1000	1000

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Variable II.4 Estado Civil

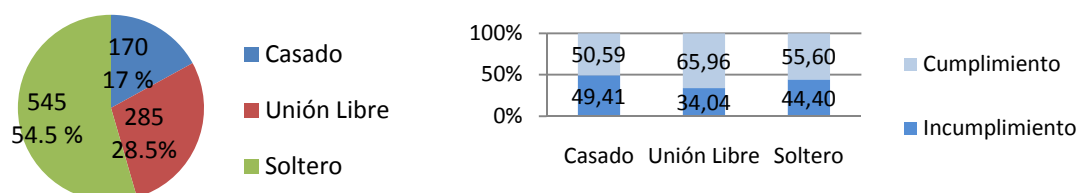
Numerosos estudios plantean la relación que existe entre el estado civil de un prestatario y la variable explicada, aunque difieren en cuanto a las categorías de entrada al modelo, desde Hoofman et al (1989) con clasificación de casados frente a solteros hasta Hernández, Montoya y Villareal (2013) que aplican el modelo con 6 categorías tales como: soltero, casado, divorciado, viudo, unión libre y separado.

⁴Tomado de "Anuario Estadístico de América Latina y el Caribe" Ed: CEPAL. Tabla 1.2.5Ocupados en sectores de baja productividad 2014.Pág. 18.

A los efectos de este trabajo la clasificación propone dos categorías que simplifican las anteriores pero recodificadas de la siguiente manera: Solteros: prestatarios que en el momento de solicitar el crédito carecen de todo tipo de relación formal incluyendo los divorciados, separados y viudos. Unión libre: prestatario conviviente con la pareja con al menos cinco años de relación en la fecha de solicitar el crédito. Casados: prestatarios matrimoniados por ley civil en la fecha de solicitud.

La ilustración III.13 muestra la distribución de la variable Estado civil y su comportamiento con los pagos de la deuda.

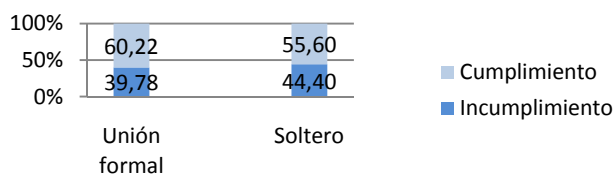
Ilustración III.13 Comportamiento de los pagos según Estado Civil.



Fuente: *Elaboración propia.*

Si bien se intuye que los casados son responsables en mayor medida por la unidad familiar, en la imagen anterior presentan un mayor grado de incumplimientos, sin embargo, al considerarse también los de unión libre en común denominador con los matrimoniados, la variable independiente puede convertirse en binomial y tomar valores (0) para aquellos prestatarios unidos de manera formal o informal y (1) para los solteros de acuerdo al grado de incumplimientos que se muestra a seguidamente.

Ilustración III.13.1 Comportamiento de los pagos según Estado Civil



Fuente: *Elaboración propia.*

No obstante al comprobarse el grado de correlación de esta variable independiente con la explicada se observa que no existe relación significativa entre el estado civil del cliente y la probabilidad de impago según la prueba de Pearson, por lo que se excluye en el modelo final.

Cuadro III.13 Correlación bivariada de la variable Estado Civil

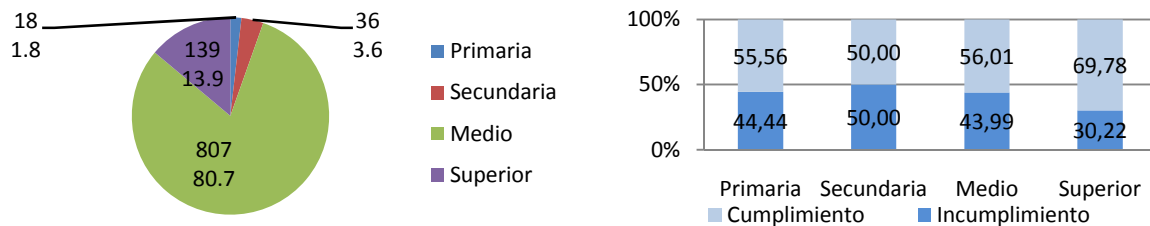
Correlaciones			
		Y	Estado Civil
Y	Correlación de Pearson	1	,047
	Sig. (bilateral)		,141
	N	1000	1000
Estado Civil	Correlación de Pearson	,047	1
	Sig. (bilateral)	,141	
	N	1000	1000

Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS v.23.

Variable II.6 Escolaridad

Por nivel escolar se entiende el último grado de enseñanza alcanzado por el prestatario al día de la solicitud del crédito, que van desde la enseñanza primaria hasta la superior, en la ilustraciones II.14 y II.14.1 se muestra el incumplimiento de los pagos según grado escolar del cliente.

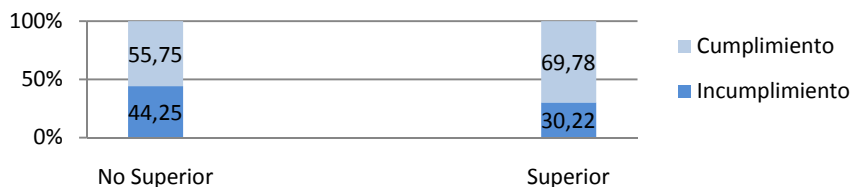
Ilustración III.14 Comportamiento de los pagos según Escolaridad



Fuente: *Elaboración propia.*

Según este resultado el menor nivel de incumplimiento lo tiene el prestatario de nivel superior, seguido del nivel medio que incluye a los graduados de la enseñanza técnica. En aras de conformar la variable independiente Escolaridad como dummy se asigna el valor (0) a los deudores del nivel superior y (1) a los de primaria, secundaria y medio, es decir los no superior.

Ilustración III.14.1 Comportamiento de los pagos según Escolaridad



Fuente: *Elaboración propia.*

El cuadro III.14 evidencia que el grado escolar tiene una influencia significativa en relación con la variable explicada probabilidad de impago, pues la categoría profesional que tiene el prestatario presupone un valor agregado a la gestión del negocio por lo que se incluye en el modelo final.

Cuadro III.14 Correlación bivariada de la variable Escolaridad

Correlaciones			
		Y	Escolaridad
Y	Correlación de Pearson	1	,113**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Escolaridad	Correlación de Pearson	,113**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

FASE 3. Evaluación del producto financiero

En esta fase la sucursal evalúa las adecuaciones necesarias referentes a: la tasa de interés, el monto solicitado, el tipo de garantías y la duración del crédito que serán más propicias para cada tipo de cliente, según las evaluaciones hechas en las fases anteriores y que junto al aval del analista de riesgo permiten ajustar el producto financiero a la capacidad y condiciones del prestatario. Esta valoración se puede realizar en dos etapas fundamentales: evaluación interna y evaluación de las garantías, como se muestra a continuación.

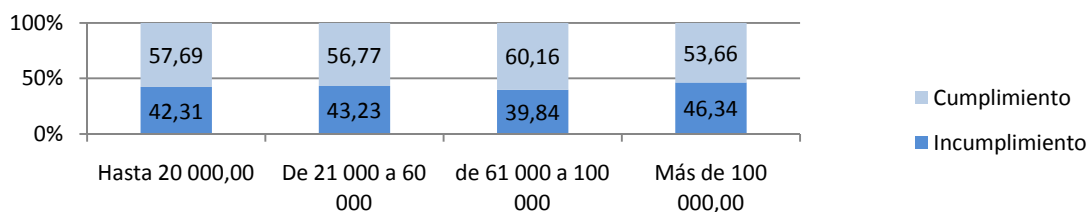
Etapas III.1 Adecuación interna

Variable III.1 Monto:

La aprobación de una elevada cantidad de dinero dentro de los límites aprobados solo tiene lugar si: la capacidad de pago ha sido rigurosamente evaluada, la futura inversión está dirigida a la obtención o incremento de activos fijos redituables y el sector económico evidencia favorables condiciones de mercado; como es el caso de los transportistas, arrendatarios, torneros y chapisterías, así como, los restaurantes más populares, los que mantienen una reconocida solvencia dentro del entramado provincial de micronegocios. Esta variable al igual que la capacidad de pago se determina por estratos en función de la cantidad aprobada, tal y como

la hace Van Gool (2009) en su modelo de predicción con el objetivo de homogenizar el tratamiento de las variables numéricas que representan importes. No obstante en la ilustración III.15 muestra que los montos aprobados por encima de los 100 mil pesos presentan el mayor nivel de incumplimiento con el pago, seguido de los que están en el intervalo comprendido de 21 mil a 60 mil pesos y con la mejor situación los importes de entre 61 mil a 100 mil pesos.

Ilustración III.15 Comportamiento de los pagos según Monto



Fuente: *Elaboración propia.*

En este caso, no existe una distribución ascendente ni descendente del nivel de incumplimiento dado el tamaño del préstamo, en este sentido el autor coincide con Lara et al (2009) cuando dicen que el monto de la deuda por sí solo no tiene una significancia suficiente a lo hora de explicarlo como factor de riesgo crediticio.

Así pues, el hecho de que un cliente obtenga un préstamo menor no significa un incremento en el nivel de incumplimiento frente a los que obtienen uno mayor y viceversa, de esta forma la correlación entre la variabilidad del monto con la probabilidad de impago muestra un resultado no significativo, de acuerdo a la prueba de Pearson que se muestra en el cuadro III.15, por ende también se excluye del modelo la variable en cuestión.

Cuadro III.15 Correlación bivariada de la variable Monto

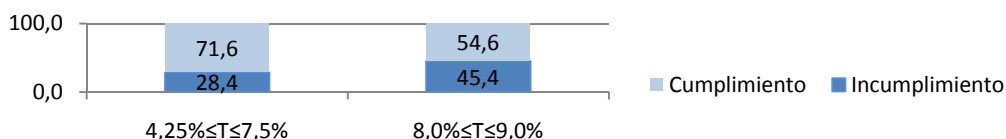
Correlaciones			
		Y	Monto
Y	Correlación de Pearson	1	,033
	Sig. (bilateral)		,304
	N	1000	999
Monto	Correlación de Pearson	,033	1
	Sig. (bilateral)	,304	
	N	999	999

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Variable III.2 Tasa de Interés

Es prudente pensar que, cuanto mayor sea el precio del préstamo mayor dificultad tendrá el deudor para hacer frente a las amortizaciones, en la ilustración III.16 se observa este fenómeno.

Ilustración III.16. Comportamiento de los pagos según Tasa de Interés



Fuente: *Elaboración propia.*

Sin embargo, es necesario reconocer que el 98% de los tipos de interés aplicados en la muestra provincial van desde el 6.5% hasta el 9.0 % lo que hace al margen diferencial aún más estrecho a la hora de determinar cuál tasa es más arriesgada, no obstante, se determina la variable Tasa como numérica y con valores que van desde 4.25 % y hasta 9.0 %.

Aunque el resultado de la correlación muestra un nivel de significación en el incumplimiento de los pagos favorable a las tasas de menor importe, es necesario reconocer que las sucursales aplican mayores intereses a los préstamos de actividades con mejor flujo de caja, de esta forma se pretende inferir que la decisión de aplicar un tipo impositivo más o menos bajo estará estrechamente relacionada a la capacidad de pago del cliente, con todo se incluye la variable dado el impacto que tiene en el incumplimiento observado.

Cuadro III.16 Correlación bivariada de la variable Tasa de Interés

Correlaciones			
		Y	Tasa
Y	Correlación de Pearson	1	,115**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	1000
Tasa	Correlación de Pearson	,115**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1000	1000

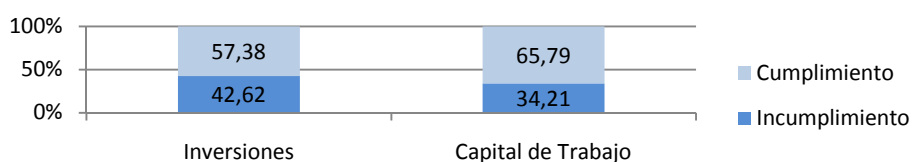
** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Variable III.13 Duración del Crédito.

La solicitud del financiamiento tiene como objetivo cubrir las necesidades de capital operativo o de inversión, de ahí que los periodos de amortización difieran en cada caso como se explica en el cuadro I.3. El tiempo máximo para la amortización de los créditos concedidos de capital de trabajo es 18 meses y para inversiones hasta 60 meses según la legislación vigente. Cabe pensar entonces que cuanto mayor tiempo este vigente el compromiso crediticio más dificultades pueden aparecer en la línea temporal del reembolso, de igual manera, queda reflejado este supuesto en la ilustración III.17.

Ilustración III.17 Comportamiento de los pagos según Duración del Crédito.



Fuente: *Elaboración propia.*

Si se entiende además que las inversiones en activos fijos demoran más tiempo en recuperar el financiamiento, el comportamiento observado responde efectivamente a la hipótesis planteada, es decir, existe un factor de riesgo agregado a la extensión temporal del compromiso, por ende la variable explicativa Duración del crédito quedará definida como binomial con valor (0) los créditos para capital de trabajo y (1) los de inversiones.

Aunque la correlación bivariada de duración respecto a la probabilidad de impago expresa un grado de significación insuficiente, es debido a que la muestra de préstamos para capital de trabajo es solo del 6.3 % ya que la apertura del servicio crediticio respondió exponencialmente a la demanda de apertura de nuevos negocios y no al mantenimiento de los pocos que ya existían hasta finales del 2011, ver ilustración I.5.

A este particular, es necesario considerar el aumento del tamaño de la muestra en un próximo periodo de evaluación, en correspondencia con la demanda creciente de créditos para capital de trabajo ya que por ahora el grado de correlación no es significativo.

Cuadro III.17 Correlación bivariada de la variable Duración del Crédito

Correlaciones			
		Y	Duración
Y	Correlación de Pearson	1	,033
	Sig. (bilateral)		,304
	N	1000	1000
Duración	Correlación de Pearson	,033	1
	Sig. (bilateral)	,304	
	N	1000	1000

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

Etapa III.2 Evaluación de la Garantía

Variable III.4 Garantía

Como bien se explica en el manual interno de ambas instituciones, la probabilidad de incumplimiento no depende de la calidad de las garantías aportadas por el cliente, con todo, la calidad de estas influye en la clasificación de riesgo del activo crediticio, al constituir un modo o recurso para recuperar total o parcialmente el monto adeudado, en base a esto es de considerar que el cliente reconoce la relación directa entre el costo-beneficio de perder el bien material o financiero puesto como colateral al incumplimiento.

En este caso, la información disponible en la cartera crediticia de ambas instituciones registran dos tipos fundamentales de garantías: Las reales y las morales que se describen a continuación.

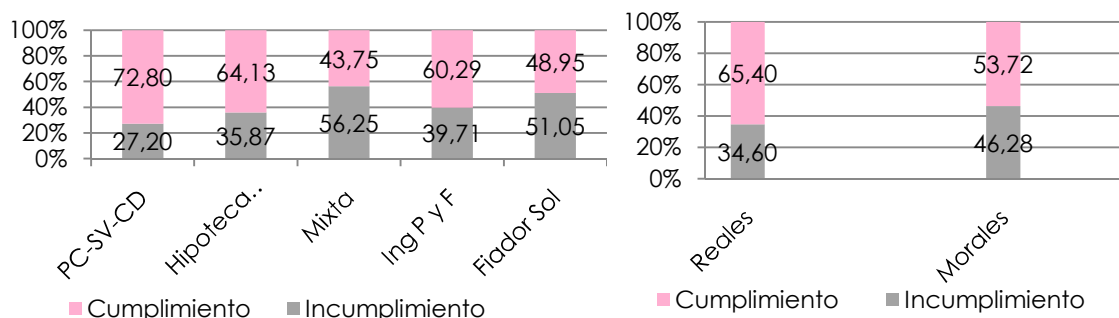
1. **Garantías reales:** Pignoración de Cuentas, Certificados de Depósitos, Hipotecas y Seguro de Vida, estos bienes pueden ser propios o ajenos al cliente.
2. **Garantías morales:** Fiadores Solidarios: En este tipo de garantía el fiador o codeudor deposita su confianza en la solvencia moral del prestatario y en consecuencia asume voluntariamente el compromiso de cumplir con la deuda pendiente en caso de incumplimiento de este último.

Ingresos Presentes y Futuros: Esta forma de garantía está disponible para los créditos cuyos montos no sobrepasen los 50 mil pesos o en caso contrario el exceso esté respaldado 100 % por una garantía real.

Garantías Mixtas: Están conformadas por una garantía real y otra moral pero en la política bancaria aquel valor de mayor porcentaje de representatividad corresponde a la real, por ende y en lo adelante estará incluida dentro del grupo de las garantías reales.

De cualquier manera, el comportamiento observado en el pago de los clientes según el tipo de garantía ofrecida por este y aprobada por la sucursal bancaria es como se muestra en la ilustración III.18:

Ilustración III.18 Comportamiento de los pagos según Garantía



Fuente: *Elaboración propia.*

Como puede verse en la ilustración anterior el mayor porcentaje de incumplimientos corresponde a clientes con garantías sustentadas en la confiabilidad moral, ya sea por parte del fiador o de la sucursal en última instancia, en contraste con el bajo incumplimiento de clientes que hipotecan recursos materiales.

Lo anterior expuesto se explica en gran parte dado que los prestamistas temen perder el bien hipotecado en mayor medida que sufrir las consecuencias de un incumplimiento con la institución bancaria o con el fiador solidario. La premura al tratar de cumplir y liberar el bien empeñado pesa más a la hora de hacer frente al compromiso de la deuda.

De este modo la variable definida dummy quedará con valor (0) para los prestatarios con garantías reales y (1) para aquellos cuyo respaldo colateral se sustenta en la confiabilidad personal, así la razón bivariada queda estrechamente correlacionada con la probabilidad de impago en un grado de significación 0.01 según la correlación de Pearson que se muestra seguidamente.

Cuadro III.18 Correlación bivariada de la variable Garantía

Correlaciones			
		Y	Garantía
Y	Correlación de Pearson	1	,111**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	1000	999
Garantía	Correlación de Pearson	,111**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	999	999

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

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

En el cuadro III.19 se relacionan las variables independientes a partir de las fases y etapas del proceso de concesión de un microcrédito en las dos instituciones bancarias de la provincia y aunque cada modelo ha de construirse por separado, el procedimiento es común para las instituciones supervisadas por el BCC.

Cuadro III.19 Selección de variables independientes

Fase	Etapas	Variable	Signo β	Estado	Causa
I Evaluación de la Actividad Económica	I.1 Factibilidad del Negocio	I.1 Ubicación Local.	Positivo	Aceptada	-
		I.2 Experiencia	Negativo	Aceptada	-
		I.3 Actividad Económica	Positivo	No aceptada	No significativa
	I.2 Flujo de caja	I.4 Capacidad de Pago	Negativo	Aceptada	-
II Evaluación Características Personales.	II.1 Contexto Familiar	II.1 Carga Familiar	Positivo	Aceptada	-
		II.2 Otros Ingresos Hogar	Negativo	Aceptada	-
	II. 2 Condiciones Personales	II.3 Edad	Negativo	No aceptada	No significativa
		II.4 Género	Negativo	No aceptada	No significativa
		II.5 Estado Civil	Negativo	No aceptada	No significativa
		II.6 Escolaridad	Negativo	Aceptada	-
III Evaluación del Producto Financiero	III.1 Adecuación Interna	III.1 Monto	Positivo	No aceptada	No significativa
		III.2 Tasa de Interés	Negativo	Aceptada	-
		III.3 Duración	Positivo	No aceptada	No significativa
	III.2 Evaluación de la Garantía	III.4 Garantía	Positiva	Aceptada	-

Fuente: *Elaboración propia.*

Paso tres: Planteamiento y especificación del modelo Credit Scoring

Un modelo de regresión logística binaria

En este capítulo se describe detalladamente el planteamiento y especificación del modelo a utilizar y su evaluación estadística-matemática obtenidas a partir de la siguiente expresión:

$$Y = \left(\frac{p}{1-p}\right) \text{ Probabilidad de incumplimiento} \quad (20)$$

$$\text{Que incluida en: } \ln Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_R X_{Ri} \quad (21)$$

Entonces la función de regresión logística puede formularse como:

$$\ln \left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_R X_{Ri} \quad (22)$$

De tal modo que: aplicando el análisis discriminante según el teorema de Bayes en la función de distribución logística, obtenida del cálculo de la probabilidad (comportamiento predeterminado de las variables) se obtiene que:

$$\lambda(X|\beta) = P_i[Y_i = 1 | X] = F(Z_i) = \frac{e^X}{1+e^X} = \frac{1}{1+e^{-X}} \quad (23)$$

$$\text{Donde } z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_R X_R \quad (24)$$

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. En definitiva la función logística puede expresarse en términos de probabilidad como:

$$P_i = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_R X_{Ri}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_R X_{Ri}}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_R X_{Ri})}} \quad i = 1, 2 \dots n \quad (25)$$

Siendo P_i la probabilidad estimada de que un cliente resulte clasificado en la opción uno (1) o incumplidor, como se especificó anteriormente, dado los valores de las variables independientes que en este caso están expresadas en forma no lineal.

A continuación se 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 expresada en (24) y de la ecuación de probabilidad p expresada en (25) para cualquiera de los financiamientos a otorgar en el futuro.

Según el cuadro III.20 la ecuación se escribe de la siguiente manera:

$$Z = -1,042 + 0,548 U_{\text{Ubicación}_L} - 0,297 E_{\text{Experiencia}} - 0,237 C_{\text{Capacidad_Pago}} + 0,718 C_{\text{Carga_Familiar}} - 0,002 O_{\text{Otros_Ingresos_Hogar}} + 0,508 E_{\text{Escolaridad}} - 0,689 T_{\text{Tasa}} + 0,803 G_{\text{Garantía}} \quad (26)$$

Y la probabilidad de Z se halla entonces de:
$$\left(\frac{1}{1+p^{-(Z)}} \right) \quad (27)$$

Cuadro III.20 Variables incluidas en el modelo de Credit Scoring

		Variables en la ecuación							95% C.I. para EXP(B)	
		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	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*

En el cuadro anterior se observa que los signos de los parámetros están en correspondencia con la influencia de sus variables independientes en la probabilidad de impago, así como, el grado de significación de estas demuestran la correlación existente con el fenómeno explicado para un nivel crítico fijado en $0.05p$ value.

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 E , asociada a cada una de las variables independientes, ya que, en el caso de los modelos lineales para dicha interpretación se usa el valor de los coeficientes β .

Como se puede apreciar en el siguiente cuadro III.21 se expone el efecto que tienen los coeficientes paramétricos explicados en el párrafo anterior sobre la probabilidad de incumplimiento de los clientes al variar el valor de cada una de las variables independientes manteniendo el resto con valores constantes.

Cabe destacar además que las variables independientes incluidas en el modelo final tienen una distribución balanceada dentro de las tres fases de evaluación, lo que descarta la jerarquización de las fases o etapas en el análisis del otorgamiento.

Cuadro III.21 Interpretación de las Odds Ratios

Variable	E (β)	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 reduce 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.
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.*

Ahora bien, dentro del conjunto de pruebas se muestran los resultados de las pruebas sustantivas correspondientes a los modelos de regresión logística binaria que difieren de los modelos clásicos dados sus características específicas explicadas en el capítulo anterior.

III.3. Aplicación del modelo de Credit Scoring y evaluación de los resultados

Tal y como se menciona en el capítulo dos seguidamente se exponen los resultados de la aplicación del modelo y posteriormente se realizan las pruebas realizadas en vista de dar cumplimiento al **Paso cuatro**.

Este paso se efectúa para comprobar su efectividad y capacidad predictiva, no sin antes presentar el número de casos procesados y desechados, así como la identificación estadística de la variable dependiente.

Cuadro III.22 Procesamiento de casos válidos y no válidos

Casos sin ponderar ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluido en el análisis	999	99,9
	Casos perdidos	1	,1
	Total	1000	100,0
Casos no seleccionados		0	,0
Total		1000	100,0

Codificación de variable dependiente

Valor original	Valor interno
Cumplimiento	0
Incumplimiento	1

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

El cuadro III.23 muestra la estimación inicial donde el software calcula la verosimilitud del modelo únicamente para la constante (β_0). Al tener la verosimilitud un valor demasiado pequeño, suele expresarse menos dos veces el logaritmo neperiano de la verosimilitud, también conocido como desviación.

Cuadro III.23 Verosimilitud del modelo para (β_0)

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración	Logaritmo de la verosimilitud -2	Coeficientes	
		Constante	
Paso 0	1	1360,763	-,310
	2	1360,762	-,313
	3	1360,762	-,313

a. La constante se incluye en el modelo.

b. Logaritmo de la verosimilitud -2 inicial: 1360,762

c. La estimación ha terminado en el número de iteración 3 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Cuanto más pequeño sea el valor, mejor será el ajuste del estadístico (-2LL) ya que permite medir hasta qué punto un modelo se ajusta correctamente a los datos. El cuadro III.24 permite evaluar el ajuste del modelo solamente basado en la constante de la ecuación, así pues, puede decirse que para la cartera crediticia provincial usando solo el parámetro β_c el modelo pudo pronosticar correctamente el 50.7 % de los casos.

Cuadro III.24 Tabla de clasificación utilizando solo la constante (β_c)

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		
			Probabilidad		Porcentaje correcto
			Cumplimiento	Incumplimiento	
Paso 0	Probabilidad	Cumplimiento	577	0	100,0
		Incumplimiento	422	0	,0
	Porcentaje global				57,8

a. La constante se incluye en el modelo.
b. El valor de corte es ,500

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Para medir la contribución individual de cada variable a la mejora del ajuste global del modelo la puntuación de Rao (1973) es más objetiva que el estadístico de Wald y como puede comprobarse en el cuadro III.24, todas las variables consideradas contribuyen significativamente con un ajuste aceptable por debajo del valor crítico de 0,05.

Cuadro III.25 Contribución de variables independientes al ajuste global

Las variables no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	Ubicación_L	6,538	1	,011
		Experiencia	131,878	1	,000
		Capacidad_Pago	13,828	1	,000
		Carga_Familiar	86,605	1	,000
		Otros_Ingresos_Hogar	92,217	1	,000
		Escolaridad	12,726	1	,000
		Tasa	13,949	1	,000
		Garantía	12,380	1	,000
	Estadísticos globales		313,962	8	,000

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

De acuerdo al cuadro III.25 las variables que más peso tienen en la explicación del fenómeno son: la experiencia, otros ingresos del hogar y la carga familiar en ese orden, el resto de las variables independientes comparten una responsabilidad menor dentro de la ecuación.

Una vez estimado el modelo a partir de los datos observados se procede a medir la bondad del ajuste a nivel general de manera que se compara las mediciones en las diferencias entre los valores reales y observados del fenómeno explicado.

Bondad del Ajuste:

Para ello se utiliza el valor de la Chi-cuadrado χ^2 pero considerando esta vez la reducción de los valores de la -2L obtenido para la constante y el obtenido para todas las variables explicativas incluida la constante en el modelo final. A este respecto el cuadro III.26 muestra el proceso de iteración realizado para el -2L general.

Cuadro III.26 Ajuste del modelo según reducción del logaritmo de verosimilitud.

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	Logaritmo de la verosimilitud -2	Coeficientes								
		Const	U_L	Exp	C. P.	C._F.	O I H	Esc.	T	G
Pas 1	1006,733	-,944	,029	-,179	,000	,461	-,001	,269	,537	,249
o 1 2	951,462	-1,171	,034	-,265	,000	,636	-,002	,417	,750	,353
3	945,143	-1,218	,034	-,298	,000	,701	-,002	,456	,831	,394
4	945,020	-1,222	,034	-,302	,000	,710	-,002	,460	,842	,399
5	945,019	-1,222	,034	-,302	,000	,710	-,002	,460	,843	,400

a. Método: Entrar

b. La constante se incluye en el modelo.

c. Logaritmo de la verosimilitud -2 inicial: 1360,762

d. La estimación ha terminado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Seguidamente el valor de χ^2 mostrado en el cuadro III.26 muestra la diferencia obtenida entre el valor de -2L para el modelo sólo con la constante y el valor de -2L para el modelo (general) formulado con todas las variables:

Cuadro III.27 Resultado-2 (β_0) - [$-2(\beta_0, \beta_k)$]

		Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo		
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	415,742	8	,000
	Bloque	415,742	8	,000
	Modelo	415,742	8	,000

Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS v.23

Como puede comprobarse en el cuadro III.27, la prueba ómnibus de los coeficientes del modelo confirma la hipótesis nula de que los coeficientes (β) de todos los factores que se incluyen en el modelo son cero, excepto la constante, a través del valor de la χ^2 en tres salidas informativas, por pasos, por bloques y por último por la diferencia entre el valor de -2LL para el modelo que considera únicamente la constante y el valor de -2LL para el modelo general. La coincidencia de los tres valores se debe al empleo del método “introducir”, el cual considera las variables insertadas en un único bloque.

Otro indicador que comprueba la bondad de ajuste del modelo, es el R^2 de Cox y Snell y el R^2 de Nagelkerke los cuales calculan coeficientes similares al R^2 de la regresión lineal clásica, cuyos valores respectivos en el cuadro III.28, indican un ajuste aceptable si de regresión logística se trata.

Cuadro III.28 Prueba de la bondad del ajuste R^2

Resumen del modelo			
Paso	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	945,019 ^a	,340	,458

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Como estadístico complementario para valorar la bondad del ajuste se aplicó la prueba de Hosmer y Lemeshow. Tal y como muestra el cuadro de contingencia III.28 existe un grado aceptable de parecido entre los valores observados y los pronosticados por el modelo, no obstante esta prueba no ofrece un resultado satisfactorio dado su bajo nivel de significación y aunque ofrece una panorámica sobre la calidad del ajuste está muy condicionado por el tamaño de la muestra.

Cuadro III.29 Prueba de la bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow

.Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	Gl	Sig.
1	9,426	8	,308

Tabla de contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		Probabilidad = Cumplimiento		Probabilidad = Incumplimiento		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	97	98,622	3	1,378	100
	2	94	93,267	6	6,733	100
	3	82	84,949	18	15,051	100
	4	82	76,264	18	23,736	100
	5	67	65,015	33	34,985	100
	6	49	54,085	51	45,915	100
	7	52	43,934	48	56,066	100
	8	27	30,713	73	69,287	100
	9	18	20,198	82	79,802	100
	10	9	9,953	90	89,047	99

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Por otro lado para comprobar que no existe relación entre las variables explicativas se presenta en el cuadro III.30 el bajo grado de correlación existente entre los factores independientes del modelo planteado.

Cuadro III.30 Prueba de independencia entre las variables explicativas

Matriz de correlaciones										
		C	UL	E	CP	CF	OIH	E	T	G
Paso 1	Constante	1,000	-,166	-,230	-,321	-,356	-,052	-,520	-,465	-,414
	Ubicación_L	-,166	1,000	,043	-,066	-,011	,025	-,049	-,138	-,021
	Experiencia	-,230	,043	1,000	,013	-,309	,052	,009	-,005	-,029
	Capacidad Pago	-,321	-,066	,013	1,000	,042	,099	,046	-,087	-,309
	Carga_Familiar	-,356	-,011	-,309	,042	1,000	-,187	-,021	,140	,087
	Otros_Ingresos_Hogar	-,052	,025	,052	,099	-,187	1,000	-,003	-,080	-,024
	Escolaridad	-,520	-,049	,009	,046	-,021	-,003	1,000	,002	,017
	Tasa	-,465	-,138	-,005	-,087	,140	-,080	,002	1,000	,024
	Garantía	-,414	-,021	-,029	,309	,087	-,024	,017	,024	1,000

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

Con todo, la prueba más utilizada para evaluar tanto el ajuste de la ecuación como la capacidad predictiva del modelo final es el índice de clasificación general, a través del cual se determina el grado de efectividad en el pronóstico, consistente en confrontar los valores observados y pronosticados de la variable dependiente, así pues, el cuadro III.31 muestra un 79 % de aciertos estimados, o lo que es lo mismo, el modelo clasifica correctamente el 79 % de los clientes que solicitan un crédito entre buenos y malos pagadores.

Cuadro III.31 Índice de clasificación general

Tabla de clasificación

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 la continuación el cuadro III.32 muestra el ajuste del modelo según los índices de acierto, errores, sensibilidad y especificidad, así como de falsos incumplidores y falsos cumplidores.

Cuadro III.32 Índices de la bondad de ajuste

Índice	Descripción	Resultado
Tasa de aciertos	Predicciones correctas sobre total de predicciones	79.9
Tasa de errores	Predicciones incorrectas sobre total de predicciones	21.0
Sensibilidad	Proporción de cumplidores bien pronosticados	81.4
Especificidad	Proporción de incumplidores bien pronosticados	75.6
Tasa de falsos ceros	Proporción de valores 0 incorrectos y el total de valores 0 observados	18.6
Tasa de falsos unos	Proporción entre los valores 1 incorrectos y el total de valores 1 observados	24.4

Fuente: *Elaboración propia a partir de Moral (2003).*

A la anterior prueba se le adiciona la curva de COR o distribución histórica de las probabilidades pronosticadas de incumplimiento y cumplimiento de los clientes con

el pago, este gráfico sirve además para determinar el punto de corte óptimo por sobre el cual se define el esquema de sensibilidad y especificidad descrito en el capítulo II según lo muestra el anexo 12.

Según los resultados obtenidos en el anterior epígrafe se puede afirmar que el modelo aplicado muestra una aceptable capacidad predictiva, además de un acertado ajuste de la función muestra respecto a la población de los TCP en la provincia Guantánamo.

La integración de variables tanto sociales como económicas permite la determinación en la probabilidad de impago mucho más acertada en cuanto el método utilizado en la actualidad por las instituciones bancarias. Una vez presentado el resultado anterior a las instituciones bancarias de la provincia corresponde a estas aplicar el paso siete del procedimiento metodológico esbozado en esta investigación.

Paso cinco: Perfeccionamiento y desarrollo.

La consecución de este paso consiste en aplicar el modelo Credit Scoring diseñado en las sucursales bancarias de la provincia, de manera experimental, con el propósito de ser evaluado en la praxis de forma sistemática. De esta manera se podrá determinar si la función econométrica continúa proyectando el conjunto de valores teóricos observados en los niveles de pronósticos aceptados, es decir, superior o igual al 79 % de efectividad y así enfrentar las modificaciones pertinentes en cualquiera de las fases del procedimiento planteado, dadas las circunstancias de un sistema financiero en constante actualización.

CONCLUSIONES

Se valida la hipótesis establecida al materializarse con el procedimiento propuesto un mejoramiento del proceso de otorgamiento de microcréditos. Esta aseveración se basa en la innovación de las variables explicativas sustentadas en el criterio de expertos y pruebas estadísticas y 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 determina la probabilidad de impago de cada uno de los potenciales clientes, así como de los que ya han recibido el financiamiento.
3. El procedimiento propuesto ahorra tiempo y se puede automatizar con programas informáticos tan básicos como el Excel.

RECOMENDACIONES

1. A las instituciones y sucursales bancarias de la provincia Guantánamo la aplicación práctica de este modelo Credit Scoring de evaluación de clientes clasificados como trabajadores por cuenta propia, como parte del cumplimiento de los acuerdos de Basilea II sobre la incorporación de técnicas avanzadas para la evaluación de riesgos crediticios.
2. Al departamento de Software y Tecnología Educativa de la Universidad de Guantánamo, de conjunto con el departamento de Contabilidad y Finanzas de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales la implementación para la automatización del presente modelo Credit Scoring.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. 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.
2. Banco Central de Cuba (2011) Decreto Ley 289. Editora Política.
3. Banco Central de Cuba (2015), El microcrédito en Cuba. Año 18. No 3, pp 22-25.
4. Banco Central de Cuba (2016_a) El Microcrédito en Holguín. Año 19. No 2, pp. 30-32.
5. Banco Central de Cuba (2016_b) Resoluciones, disponible en www.bc.gov.cu
6. Cuasquer H y Maldonado R (2011) Microfinanzas y Microcrédito en Latinoamérica. Estudios de Caso. Ed. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos. Volumen 2.
7. 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.
8. 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.
9. Beluche, G. Ciravegna, D. Del Castillo, L. Giletti, S. Gineste, LE. 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.
10. Green, W. (2001) Análisis Econométrico. Ed. Pearson Education Limited, seventh edition. New York University.
11. Gujarati, D. (2010) Econometría, 5ta Ed. McGraw Hill, México DF.
12. Hosmer, D. W. Lemeshow, S. (2000), Applied Logistic Regression, Ed. Jhon Wiley.

13. Izquierdo, L. (2013) Una alianza con los cuentapropistas, deseo del banco popular. Agencia Internacional de Noticias. www.tribuna.cu/economicas.
14. Lara J (2010) La Gestión de Riesgos de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas. Tesis Doctoral. Universidad de Granada, España.
15. Ledgerwood, J. (1999). Manual de Microfinanzas. Publicaciones del Banco Mundial.
16. López, S. (2014) Microcrédito <http://www.expansion.com/diccionario-economico/microcreditos.html>.
17. Martins, P. H. Winogrd, A. Salles, R. C. (2002) Regulamentação das microfinanças, Ed. BNDES. Rio de Janeiro.
18. Medina, E. (2003). Modelos de Elección Discreta. <http://www.eva.medinaam.es>.
19. Microfinance Information Exchange (ed.) (2012) Las 100 mejores microfinancieras de Latinoamérica". MBS. No 2jul/2012, pp. 111-126.
20. Mishkin, F. (2007). Globalization and Financial Development. At the Econometric Society. Ed. Duke University Lecture. Durham, North Carolina.
21. 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>.
22. Myers, J. Y. forgy, E. (1963) The Development of Numerical Credit Evaluation Systems. Ed. Journal of American Statistical Association. Nº 58.
23. Naciones Unidas (2017_a). Capítulo 1: Estadísticas Sociales. Anuario Estadístico de América Latina y el Caribe, Ed. CELAC, pp. 17-18.
24. Naciones Unidas (2017_b). Anexo estadístico. Estudio Económico para América Latina y el Caribe, Ed. CELAC, pp. 195-204.
25. Naciones Unidas (2017_c). Panorama Social de América Latina 2017. Ed. CELAC. http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/42716/1/S1701050_es.pdf.
26. Naciones Unidas (2017_d). Capítulo 6 Indicadores de empleo y salario. Balance preliminar de América Latina y el Caribe, Ed. CELAC, pp. 61-65.

27. Oficina Nacional de Información y Estadística (2016) Indicadores de Empleo y Salario. Anuario Estadístico. Ed. ONEI. La Habana.
28. On Cuba Magazine (ed). (2014) Cuba Microcrédito 2014. www.oncubamagazine.com/economia-negocios/microfinanzas-en-cuba-o-el-credito-tradicional.
29. Orgler, Y E. (1970) A credit scoring model for commercial loans. Journal of Money, Credit and Banking. Vol. 2. N° 4.
30. Partido Comunista de Cuba (2011) Lineamientos de la Política Económica y Social del Partido y la Revolución. L: 02, 128, 217. Editora Política. La Habana.
31. Partido Comunista de Cuba (2017) Conceptualización del Modelo Económico y Social Cubano de Desarrollo Socialista. Capítulo 2, pp. 8-10. Editora Política. La Habana.
32. Peña, HN. (2012) Capítulo 6: Créditos a Personas Naturales. El Crédito Bancario a Personas Jurídicas y Naturales. Ed. Banco Central de Cuba. La Habana.
33. Plotnicki, B. (2005) Modelo de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas Pyme en Argentina. Temas de Management, Vol. 3, Buenos Aires.
34. Redacción IPS Cuba (ed) (2012) Microcréditos y Microfinanzas, ahora en Cuba. <http://www.ipscuba.net/espacios/por-su-propio-peso/con-lupa/microcredito-y-microfinanzas-ahora-en-cuba/>.
35. Rosenberg, R. (2010) ¿El microcrédito ayuda realmente a los pobres? Enfoques No. 59, Washington, DC, CGAP.
36. Schreiner, M (2002) Ventajas y Desventajas Del Scoring Estadístico para las Microfinanzas. Microfinance Risk Management and Center for Social Development, Washington University in St. Louis. www.microfinance.com.
37. Schreiner, M. (1999) A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. Microfinance Risk Management and Center for Social Development. Washington University in St. Louis. www.microfinance.com.

38. Stocco, E. Goizueta J. (2011) Las microfinanzas una comparativa en siete regiones del mundo. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Madrid.
39. López, S (2016) Microcréditos <http://www.expansion.com/diccionario-economico/microcreditos.html>.
40. Triana, J A (2014) Las Microfinanzas y el Sector Privado en Cuba. <https://www.microfinancegateway.org/sites/default/files/mfg-es-estudio-de-caso-las-microfinanzas-y-el-sector-privado-en-cuba-6-2013>.
41. Triana, J (2013) Microfinanzas y Microcréditos en Cuba. Desde la Isla. No 18. <http://www.desdalaisla.org>
42. Rae, C.R. (1973) linear statistical inference and its application (2^aed.). Ed. Wiley. New York.
43. Soley, J. Rahnema, Y. A. (2004) Una nueva forma de relación Banca-Empresa. Basilea II. Ed. Mc Graw Hill, Madrid.
44. Van Gool, J. Baesens, B. Sercu, P. Verbeke, Y. (2009) An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance. Academic and Business Research Institute Conference. Orlando, Florida.
45. Veloz, G. (2016). Microcréditos en Holguín. Diario Granma, nota de 25 de marzo de 2016. La Habana.
46. Verónica. T. (2013) Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El Sector en Cifras” Ed. BID-FOMIN.
47. Vidal, P. Pérez Villanueva, O. (2011) Entre el ajuste fiscal y los cambios estructurales: Se extiende el cuentapropismo en Cuba. Espacio Laical, No. 112., pp. 1-5. La Habana.
48. Wiginton, J. C. (1980) A note on the comparison of Logit and discriminant models of consumer credit behavior. Journal of Financial and Quantitative Analysis. Vol. 15. No. 3.
49. Yunus, M (1993) Alleviation of Poverty is a matter of Will, not of means. Grameen Bank, Murmur Dhaka. <http://www.grameen-info.org>.
50. Yunus, M (1999) Hacia un Mundo sin Pobreza. Ed. Andrés Bello, Santiago de Chile. Chile.

ANEXO 1: Características del microcrédito en países Latinos con mayor presencia y Cuba.

País	Tamaño promedio del crédito	Cantidad de Personas por unidad.	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	1164.62 USD (27 950.84) CUP	Sin Límites	Personas naturales, Trabajadores por cuenta propia, Formas de gestión no estatal y Pequeños agricultores.

Fuente: *Elaboración propia a partir de Manual de Normas de la Superintendencia de Bancos y Entidades de Bolivia, Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor del Perú, Circular Externa 050 de la Superintendencia Bancaria de Colombia y Decreto ley No 289/2011 de la República de Cuba.*

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.

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.

ANEXO 2: Características de los créditos tradicionales vs microcréditos

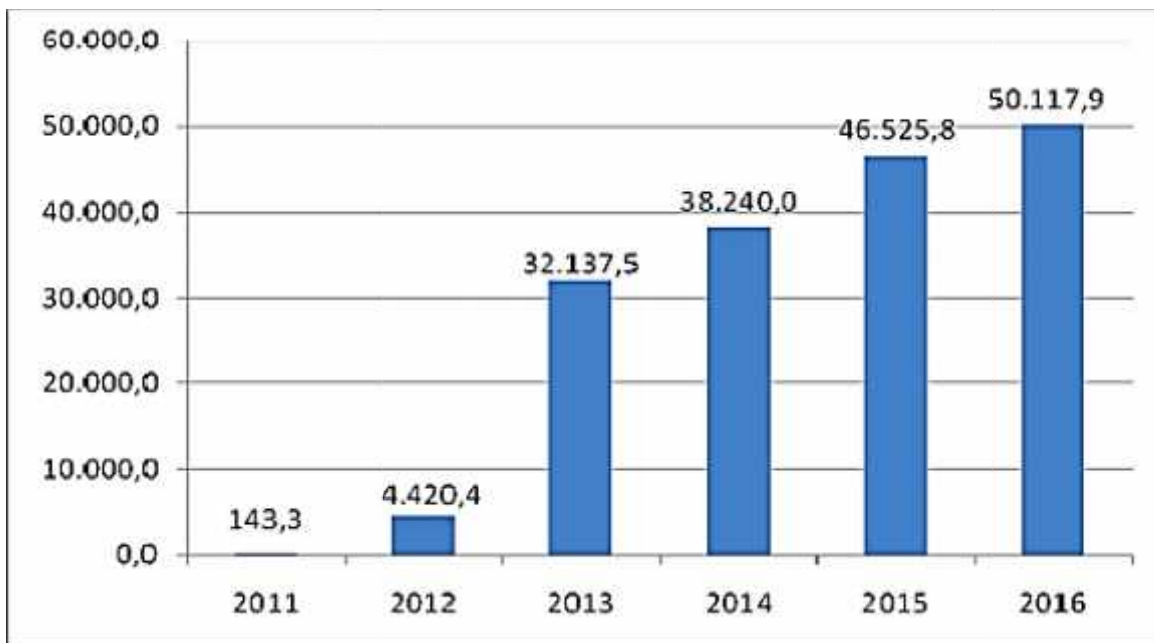
Características	Crédito tradicional	Microcrédito
Del Producto	<ul style="list-style-type: none"> • Prestamos de gran cuantía • Vencimiento a largo plazo • Bajos tipos de Intereses (14,1) 	<ul style="list-style-type: none"> • Prestamos de pequeña cuantía • Vencimiento a Corto plazo • Altos tipos de Intereses (29,2)
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 a partir de Jansson y Wenner (1997).*

La tasa de interés promedio de créditos tradicionales fue tomada de World Development Indicators – lending rate 2012 y la Superintendencia o Autoridad Financiera de El Salvador, Ecuador y México.

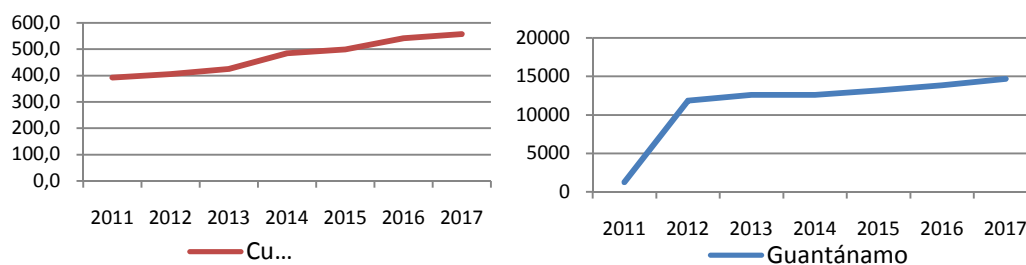
La tasa de interés promedio de 434 Instituciones Microfinanciera de América Latina y el Caribe según informe del FOMIN 2013. Ed: BID-FOMIN. Cuadro 6 Tasa de interés de la cartera de microcrédito y de los sistemas financieros en América Latina y el Caribe. Pág. 14.

ANEXO 3: Tributos pagados por los TCP en la provincia periodo (2011-2016) en millones de pesos.



Fuente: *Elaboración propia a partir de Registro de Contribuciones ONAT Guantánamo.*

ANEXO 4: Cantidad de TCP en Cuba y Guantánamo 2011-2017



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

ANEXO 5: Características del crédito a TCP en Cuba:

Sujetos del Crédito:

- TCP: Personas naturales autorizadas para ejercer el Trabajo por Cuenta Propia e inscriptas al registro de contribuyentes.
- GNE: Otras formas de gestión no estatal. Artistas y artesanos asociados o independientes.
- APE: Agricultores pequeños, campesinos que acrediten la tenencia de tierra.

Generalidades y definiciones del servicio:

- Los montos a financiar se determinan sobre el 80 % de los ingresos netos.
- Los plazos de amortización son mensuales para el capital de trabajo y para las inversiones bimensuales o trimestrales.
- Las tasas de interés están entre 4.25 % y 9%.

No obstante los términos anteriores se acordarán entre las sucursales bancarias y el solicitante en función del destino del crédito, nivel de riesgo y la actividad a financiar, los que quedarán documentados mediante un contrato, y en los límites que a continuación se muestran:

Límites de importes en CUP y tiempo de amortización en años.

Modalidades de Préstamo.	Comité de Crédito Sucursal		Comité de Crédito Provincial	
	Importe	Tiempo	Importe	Tiempo
Materiales de construcción	10 000.00	5	20 000.00	10
Capital de Trabajo TCP	5 000.00	1.5	10 000.00	1.5
Inversiones TCP	10 000.00	5	20 000.00	5
Insumos Agrícolas	5 000.00	2	10 000.00	3

Fuente: Decreto ley 289/2011 Gaceta Oficial No 40.

El financiamiento será entregado una vez aprobado por el comité de crédito en un término de 20 días después de recibido los documentos requeridos para el análisis del riesgo solicitado y en uno o varios trechos. Los intereses se devengan desde el momento en que se haga efectiva la disposición.

Periodo de gracia: Se determinan según las necesidades del solicitante para comenzar a liquidar el principal y van desde tres hasta seis meses.

ANEXO 5: Características del crédito a TCP en Cuba: (Continuación).

Destino del crédito:

Capital de trabajo: Adquisición de materiales, insumos, salario, electricidad, combustible y agua

Inversiones: Compra, y/o reparación de bienes, muebles, inmuebles y equipos.

Las amortizaciones de los préstamos tendrán como fuente de pago los ingresos que se obtenga por las actividades que se financien, u otros ingresos lícitos que perciban. En caso de incumplimiento en la fecha de los pagos pactados, el préstamo se trasladará a vencido, y se le aplicará al deudor una tasa moratoria de un 1 al 4 % sobre el importe del plazo pendiente.

De las garantías:

Se exigen varias garantías o combinaciones de ellas pero hasta 20 mil pesos (800 CUC) podrá respaldarse con los ingresos presentes y futuros del prestatario o sus fiadores, a partir de este monto será obligatorio cubrir el 50 % con garantías líquidas y 50 % con sesión de ingresos o fiadores solidarios.

Fiador: Personas, familiares o no del solicitante del crédito (al menos dos), que suplen la insolvencia del deudor cuando éste falte al cumplimiento de la obligación.

Garante: Persona natural o jurídica (entidades estatales y cooperativas de crédito y servicios) que suple la insolvencia del deudor cuando este falte al cumplimiento de la obligación que solo se extingue con la liquidación del importe adeudado.

A estos codeudores se les realizará el análisis de riesgo para definir con certeza su capacidad de pago que le permita asumir las obligaciones en caso de impago del prestatario.

Pignoración de saldos: De cuentas de ahorro, de formación de fondos y depósitos a plazo fijo abiertos en la sucursal prestamista.

Certificados de Depósitos: A términos abiertos en el sistema bancario nacional.

Hipotecas: De viviendas ubicadas en zonas destinadas al descanso o veraneo y solares yermos.

Prenda: Muebles, joyas, equipos de transporte.

ANEXO 5: Características del crédito a TCP en Cuba: (Continuación).

En cualquier caso las garantías deberán cubrir el 100% del monto del principal financiado más los intereses devengados.

Requisitos para solicitar el crédito:

- Autorización por la Oficina Nacional de Administración Tributaria (ONAT) para ejercer el TCP o la GNE, en el caso de los APE certificación emitida por la Oficina de Control de la Tierra.
- No presentar deudas vencidas ni con otra sucursal por un crédito anterior.
- Operar cuenta corriente en la sucursal donde se solicita el financiamiento, dentro del municipio de su domicilio legal si el negocio supera los 50 mil pesos de ingresos bruto anual.
- Presentar al banco registros de ingresos y gastos, así como el último comprobante de pago de impuestos.

ANEXO 6: Modelos regresión logística en sector bancario personas naturales.

País	Autor	Año	Cantidad de Variables	Índice de clasificación correcta	Tipo de cliente	Variable Principal
EE.UU	Chesser	1974	15	75 %	Jurídicas y Naturales	Ratio: Utilidad antes de impuestos/Activo Total
EE.UU	Martin	1977	25	92 %	Jurídicas y Naturales	Ratio: Préstamos Comerciales/Préstamos Totales.
Holanda	Wiginton	1980	7	61.84 %	Naturales	Personas a su cargo
EE.UU	Collins y Green	1982	5	94 %	Jurídicas y Naturales	-
EE.UU	Gentry	1985	5	94 %	Jurídicas y Naturales	Ratio: Dividendos/Flujo de Caja
España	Laffarga, Briones	1986	15	93 %	Jurídicas y Naturales	Ratio: BAT/Activo Total
Gran Bretaña	Keasy y Watson	1987	46	82 %	Jurídicas y Naturales	Variable social
España	Pina	1988	9	92 %	Jurídicas y Naturales	Activo circulante/Pasivo exigible
EE.UU	Gardner y Mills	1989	17	63 %	PYMES	Ratio: Montante/Valor del Crédito
EE.UU	Koh	1992	6	99.9 %	Jurídicas y Naturales	Ratio: \mathbb{R}^n neto/Total de Activos
China	Yang et al	2009	7	94.7	Jurídicas y Naturales	Ratio: Cuota/Capital del crédito
Perú	Lara	2010	12	78.0 % y 93.0	MicroPYMES	Mora-Mayor
México	Espín, Rodríguez	2012	13	88 %	Naturales	Ratio: Utilidad Neta/Deuda
Costa R	Hernández, Montoya	2013	9	79.26 %	Naturales	Tasa de interés
España	Sánchez	2015	17	72 %	Naturales	Plazo-Cuanfía

Fuente: *Elaboración propia a partir de Lara (2010).*

ANEXO 7: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

I. Cuestionario para expertos.

Teniendo en cuenta la experiencia y cualidades profesionales, así como, su característica personal se solicita colaboración para la selección de las variables que considere deben incluirse en un modelo Credit Scoring, de tal forma que, se pueda hallar la probabilidad de impago de los Trabajadores por Cuenta Propia con los créditos recibidos por parte de las instituciones bancarias de la provincia Guantánamo.

En este sentido, sus criterios en relación con el problema resultan imprescindibles para el análisis y la valoración de las siguientes preguntas.

Le damos las gracias por su valiosa colaboración.

Por favor, complete la siguiente información:

Nombre y Apellidos: _____

Cargo que ocupa: _____

Años de experiencia:

Menor a 5 años 5 a 9 años 10 a 19 años 20 a 29 años 30 o Más

Nivel profesional:

Licenciado Técnico Medio

Categoría Científica

Máster Doctor

Categoría Docente

Instructor Asistente Auxiliar Titular

ANEXO 7.1: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

Caracterización de los expertos

No	Centro de Trabajo	Nombre	Cargo	Años de Experiencia	Nivel Académico
1	Dirección BPA	Jorge Félix García Hong	Director Provincial	20	Máster
2	Sucursal 8632	Katiuska Rojas Villalón	Directora de Sucursal.	23	Licenciada
3	Sucursal 8602	Elizabeth Justis Joseph	Gerente Comercial	24	Licenciada
4	Sucursal 8602	Karina Abrines Calderín	Gerente Comercial	6	Técnico
5	Sucursal 8652	Andrés Mejías Coello	Especialista de Riesgos	11	Licenciado
6	Sucursal 8632	Orbis Pompa Jarrasabal	Gestor de Negocios	16	Ingeniero
7	Sucursal 8632	Lisandra De La Cruz Carmenaty	Gestor de Negocios	4	Técnico
8	Sucursal 8602	Mariecer Rodríguez Mesa	Gestora de Negocios	8	Licenciada
9	Dirección BANDEC	Magda Rodríguez Mestre	Director Provincial.	39	Máster
10	Dirección BANDEC	Yunier Oliva Batista	Subdirector Provincial.	13	Licenciado
11	Sucursal	Raysi Esther Savón Lustono	Directora Sucursal	18	Ingeniera
12	Sucursal	Daiyober Ortega Romero	Especialista de Riesgo	8	Licenciado
13	Sucursal	Idelina de León Caras	Especialista de Riesgo	15	Licenciada
14	Sucursal	Osdays Zuleta Gavilanes	Auditor.	10	Licenciado
15	Sucursal	Jasper Rosemont Creagh	Gestor de Negocios	14	Licenciado
16	Sucursal	Judith Thomas Pérez	Gestor de Negocios	15	Licenciado

Fuente: Elaboración propia según plantilla de cargos de ambas instituciones.

ANEXO 7.1: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.
(Continuación)

Caracterización de los expertos. (Continuación)

Variables	Número	Por ciento
Años de experiencia en el sector	16	100,0
Menos de 5 años	1	0
De 6 a 10 años	4	20.0
De 11 a 19 años	7	46.7
De 20 a 29 años	3	33.3
De 30 o más	1	0
Estructura Ocupacional	16	100,0
Directivos	5	26.7
Gerente Comercial	2	20.0
Especialista Gestión Riesgos	3	13.3
Gestor de Negocios	5	33.3
Auditor	1	6.7
Nivel Académico	16	100,0
Doctores	0	0
Máster	2	13.3
Ingeniero	2	13.3
Licenciado	10	60.0
Técnico	2	13.3

Fuente: *Elaboración propia según plantilla de cargos de ambas instituciones.*

ANEXO 7.2: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

Grado de conocimiento.

Marque con una equis (X), en una escala creciente de (0) a (10) el valor que se corresponde con el grado de conocimiento e información que tiene sobre el tema objeto de investigación, considere el (10) como el mayor grado de conocimiento en el tema en estudio.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Entre las fuentes que le han posibilitado enriquecer su conocimiento sobre el tema, se someten a consideración algunas de ellas, para que la evalúe en las categorías de: Alto (A), Medio (M) y Bajo (B), colocando una X según corresponda:
V: Grado de argumentación.

No	Fuentes de argumentación	Alto (A)	Medio (M)	Bajo (B)
1	Análisis teóricos realizados por usted sobre factores de riesgos crediticios de los Trabajadores por Cuenta Propia.			
2	Su experiencia en la aplicación práctica de factores de riesgos crediticios.			
3	Estudio de autores nacionales sobre el tema de estudio			
4	Estudio de autores extranjeros sobre el tema de estudio			
5	Conocimiento del estado del problema en el extranjero			
6	Su intuición			

Fuente: *Elaboración propia.*

Nos sería de gran ayuda que usted responda lo más objetivamente posible las siguientes preguntas.

1. ¿Cree usted que los factores de riesgos propuestos para la construcción del modelo Credit Scoring pudieran contribuir al aumento de la capacidad predictiva del mismo en base a la probabilidad de incumplimiento de los TCP con el crédito otorgado para el ejercicio de su actividad económica? ¿Por qué?

ANEXO 7.3: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

Cálculo de los Coeficientes de Conocimiento (K_c) y Argumentación (K_a).

Selección de Expertos

Marque las características que a su juicio debe tener un experto, y en una escala de 1 a 10 evalúe la importancia que usted confiere a cada característica.

Características	Aceptación
1- Conocimiento	<input checked="" type="checkbox"/>
2- Competitividad	<input checked="" type="checkbox"/>
3- Disposición	<input checked="" type="checkbox"/>
4- Profesionalidad	<input checked="" type="checkbox"/>
5- Actualización	<input checked="" type="checkbox"/>
6- Capacidad	<input checked="" type="checkbox"/>
7- Colectivista	<input checked="" type="checkbox"/>
8- Experiencia	<input checked="" type="checkbox"/>
9- Intuición	<input type="checkbox"/>
10- Creatividad	<input type="checkbox"/>

EXPERTO [E] **IDENTIFICACION** [Ludth Thomas Pérez]

Intervalo de Competencia [0.8] - [1]

Atendiendo a las fuentes de argumentación a partir de la cual el experto adquiere sus conocimientos, se le pide distribuir los puntos en cada categoría.

Grado de influencia de cada fuente	Alto	Medio	Bajo
Estudios teóricos realizados	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
Experiencia obtenida	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Conocimiento del trabajo en su país	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
Conocimiento de trabajos en el extranjero	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Consulta bibliográfica	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cursos de Actualización	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Otro Cuestionario: []
 Resultados: []

Fuente: Elaboración propia a partir del Software Decisión^R Sistema para la toma de decisiones.

ANEXO 7.3: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.
(Continuación).

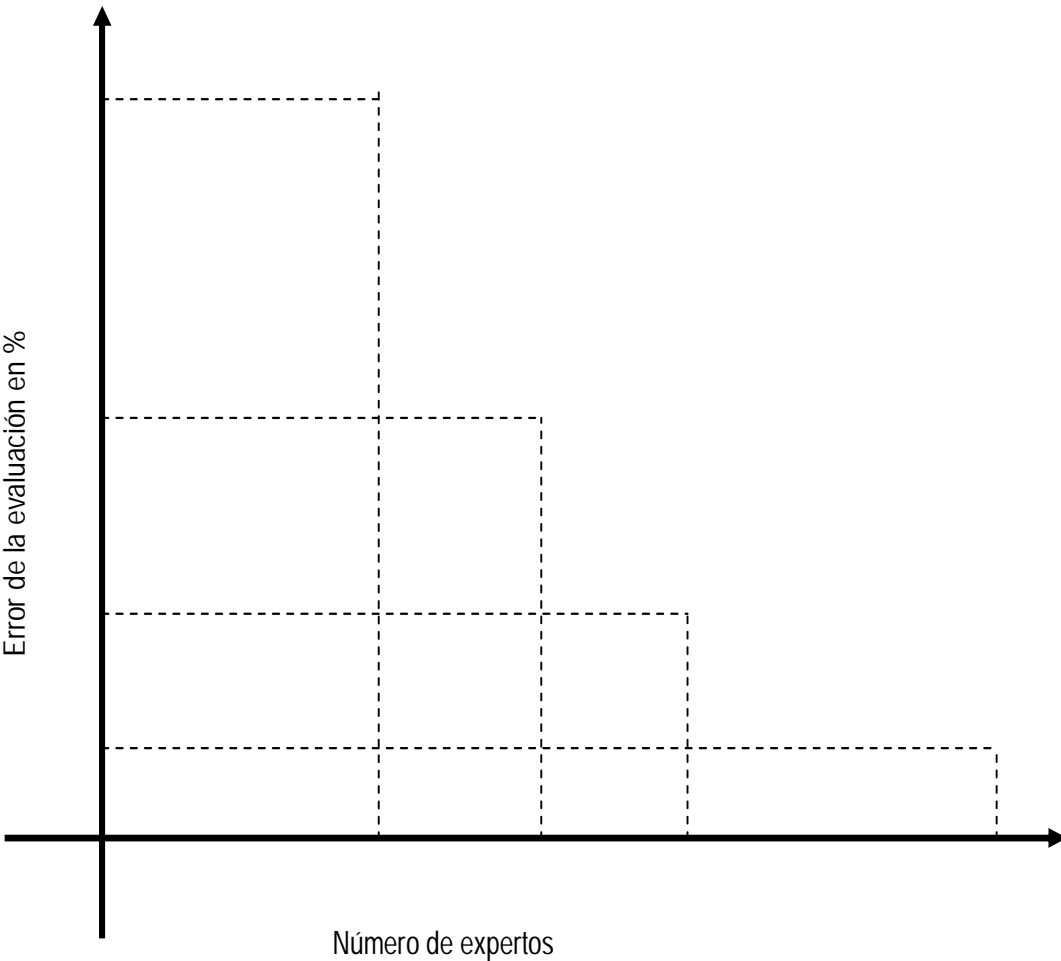
Determinación del coeficiente de competencia (K) de los expertos.

Evaluaciones de los expertos		
Jorge Félix García Hong	K = .95	Es Experto
Katuska Rojas Villalón	K = .8675	Es Experto
Elizabeth Justis Joseph	K = .888	Es Experto
Karina Abrines Calderín	K = .8665	Es Experto
Andrés Mejías Coello	K = .8605	Es Experto
Orbis Pompa Jarrasabal	K = .8505	Es Experto
Lisandra De La Cruz Carmenaty	K = .874	Es Experto
Mariecer Rodríguez Mesa	K = .8505	Es Experto
Magda Rodríguez Mestre	K = .97	Es Experto
Yunier Oliva Batista	K = .92	Es Experto
Raysi Esther Savón Lustono	K = .904	Es Experto
Daiyober Ortega Romero	K = .8765	Es Experto
<hr/>		
Idelina de León Caras	K = .8675	Es Experto
Osdays Iraelio Zuleta Gavilanes	K = .7995	No es Experto
Jasper Rosemont Creagh	K = .8275	Es Experto
Judith Thomas Pérez	K = .8475	Es Experto

Fuente: *Elaboración propia a partir del Software Decisión^R Sistema para la toma de decisiones.*

ANEXO 7.4: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

XII. Gráfico de error de evaluación de expertos.



Fuente: *Lissabet, J. La utilización del método de evaluación de expertos.*

ANEXO 7.5: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.

Le pedimos emita su criterio cuantitativo in crecento del (1) al (16), sobre la influencia que usted le atribuye a cada uno de los factores en la probabilidad de impago.

No	Variable	Interpretación	Puntaje
1	Localidad.	Localidad donde está ubicada el negocio	
2	Experiencia	Años de experiencia en la actividad.	
3	Actividad económica	Sector económico de la actividad que realiza	
4	Capacidad de Pago	Utilidades netas mensuales/Deuda mensual	
5	Ingresos Libres	Utilidad neta – deuda mensual.	
6	Carga Familiar	Cantidad de personas bajo su cuidado	
7	Otros Ingresos Hogar	Otros ingresos disponibles en el hogar	
8	Edad	Años de vida en la fecha de solicitud	
9	Género	Sexo	
10	Estado Civil	Estado civil legal	
11	Escolaridad	Último nivel escolar alcanzado	
12	Monto	Tamaño del préstamo en pesos cubanos	
13	Tasa	Tasa de interés mensual	
14	Duración del Crédito	Tiempo de amortización de la deuda	
15	Garantía	Tipo de garantía	

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

- ¿Cuáles a su juicio son los factores esenciales que deben ingresar? De no concordar con los propuestos, por favor emita su criterio al respecto.

ANEXO 7.6: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores. (Continuación).

Calculo del coeficiente de concordancia.

NO.	Indicadores	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E 10	E 11	E 12	E 13	E 14	E 15	E 16	Aj	deltaj	delta 2					
1	Ubicación Local (Ub_L)	15	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	255	83,67	7000,11					
2	Experiencia	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	15	16	16	16	16	255	83,67	7000,11					
3	Actividad Economica (Act_E)	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	80	-91,33	8341,78					
4	Capacidad de Pago (Cap_P)	15	16	16	16	16	14	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	253	81,67	6669,44					
5	Carga Familiar (Carg_F)	16	16	14	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	254	82,67	6833,78					
6	Otros Ingresos del Hogar (Otros_Ing_H)	16	14	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	254	82,67	6833,78					
7	Edad (Edad)	5	6	8	5	3	5	2	5	5	5	5	1	5	5	5	5	75	-96,33	9280,11					
8	Género (G)	5	3	2	1	5	5	6	5	5	3	5	5	4	5	4	5	68	-103,33	10677,78					
9	Estado Civil (Est_C)	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	8	5	5	5	6	84	-87,33	7627,11					
10	Escolaridad (Esc)	16	16	16	15	16	16	16	16	16	14	16	16	16	16	16	16	253	81,67	6669,44					
11	Monto (M)	5	8	5	5	9	5	4	5	5	7	6	5	5	5	7	5	91	-80,33	6453,44					
12	Tasa de Interés (Tasa)	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	256	84,67	7168,44					
13	Duración del crédito (Dur_C)	5	3	4	5	5	5	2	1	5	5	7	5	5	6	5	5	73	-98,33	9669,44					
14	Garantía (G)	16	14	16	16	16	16	16	16	15	16	16	16	16	16	16	16	253	81,67	6669,44					
													Do ble su ma												
																		2570,00	suma delta 2	117989,33					
																		171,33							
																		0,903	Coefici ente						

ANEXO 7.6: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.
(Continuación).

Prueba de Kendall para la aceptación de la Hipótesis 1, medida de confiabilidad en la concordancia de los expertos sobre las variables independientes.

Estadísticos de contraste

	Ub_L	Exp	Cap_ P	Carg_ F	Otros_Ing _H	Edad	G	Est_C	Esc	M	Dur_ C	G	Ing_ L
Chi-cuadrado	12,25 0 ^a	12,25 0 ^a	21,12 5 ^b	12,25 0 ^a	12,250 ^a	31,25 0 ^c	18,50 0 ^c	21,12 5 ^b	21,12 5 ^b	24,50 0 ^c	30,37 5 ^d	21,12 5 ^b	7,12 5 ^e
gl	1	1	2	1	1	5	5	2	2	5	6	2	4
Sig. asintót.	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,002	,000	,000	,000	,000	,000	,129

a. 0 casillas (0,0%) tienen frecuencias esperadas menores que 5. La frecuencia de casilla esperada mínima es 8,0.

b. 0 casillas (0,0%) tienen frecuencias esperadas menores que 5. La frecuencia de casilla esperada mínima es 5,3.

c. 6 casillas (100,0%) tienen frecuencias esperadas menores que 5. La frecuencia de casilla esperada mínima es 2,7.

d. 7 casillas (100,0%) tienen frecuencias esperadas menores que 5. La frecuencia de casilla esperada mínima es 2,3.

e. 5 casillas (100,0%) tienen frecuencias esperadas menores que 5. La frecuencia de casilla esperada mínima es 3,2.

Estadísticos de contraste

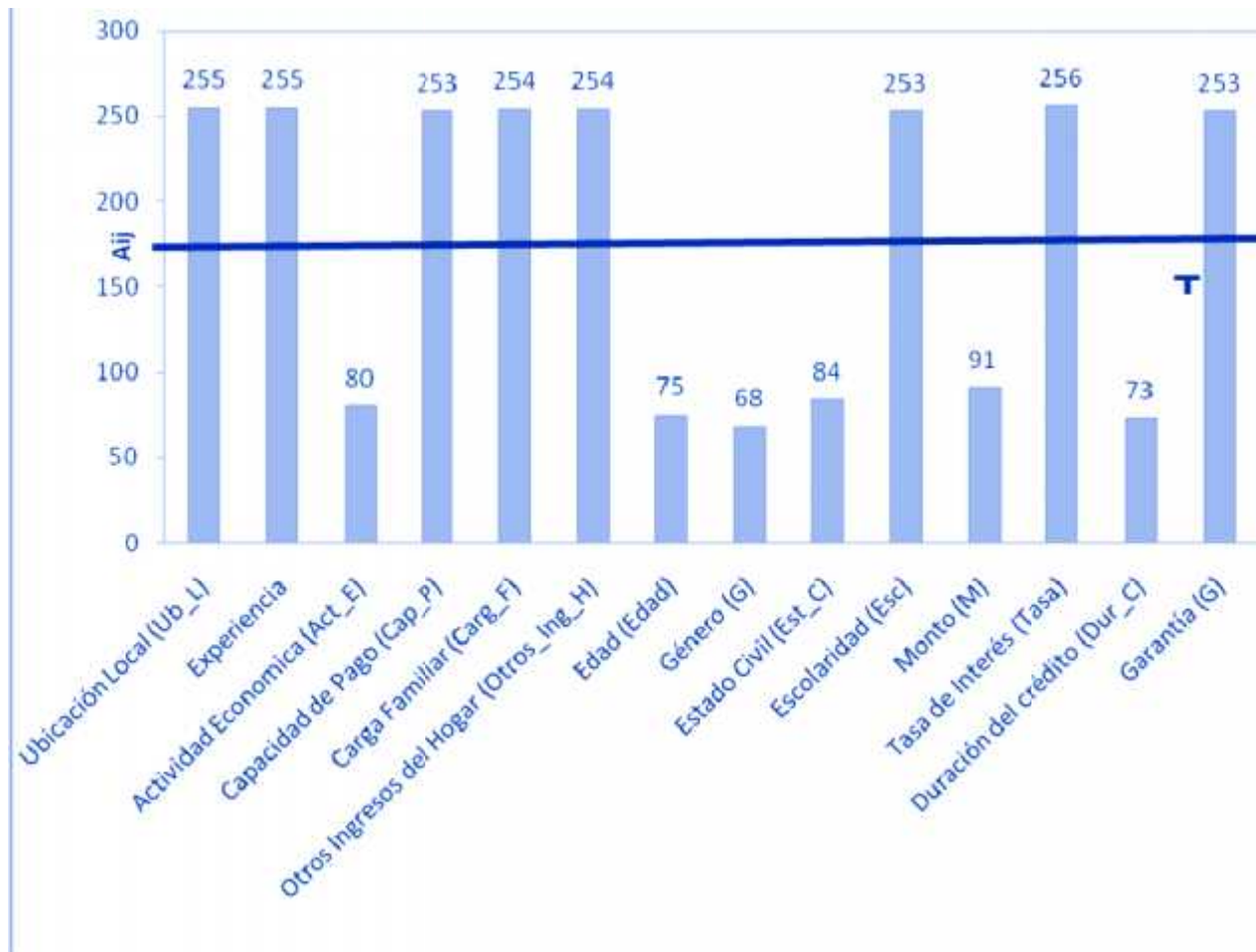
N	16
W de Kendall ^a	,903
Chi-cuadrado	202,210
gl	14
Sig. asintót.	,000

a. Coeficiente de concordancia de Kendall

Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23.*

ANEXO 7.6: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.
(Continuación).

Selección de los factores independientes y candidatos a partir del discriminante
 $T = 171.33$.



Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

ANEXO 7.6: Aplicación del método de expertos para la determinación de factores.
(Continuación).

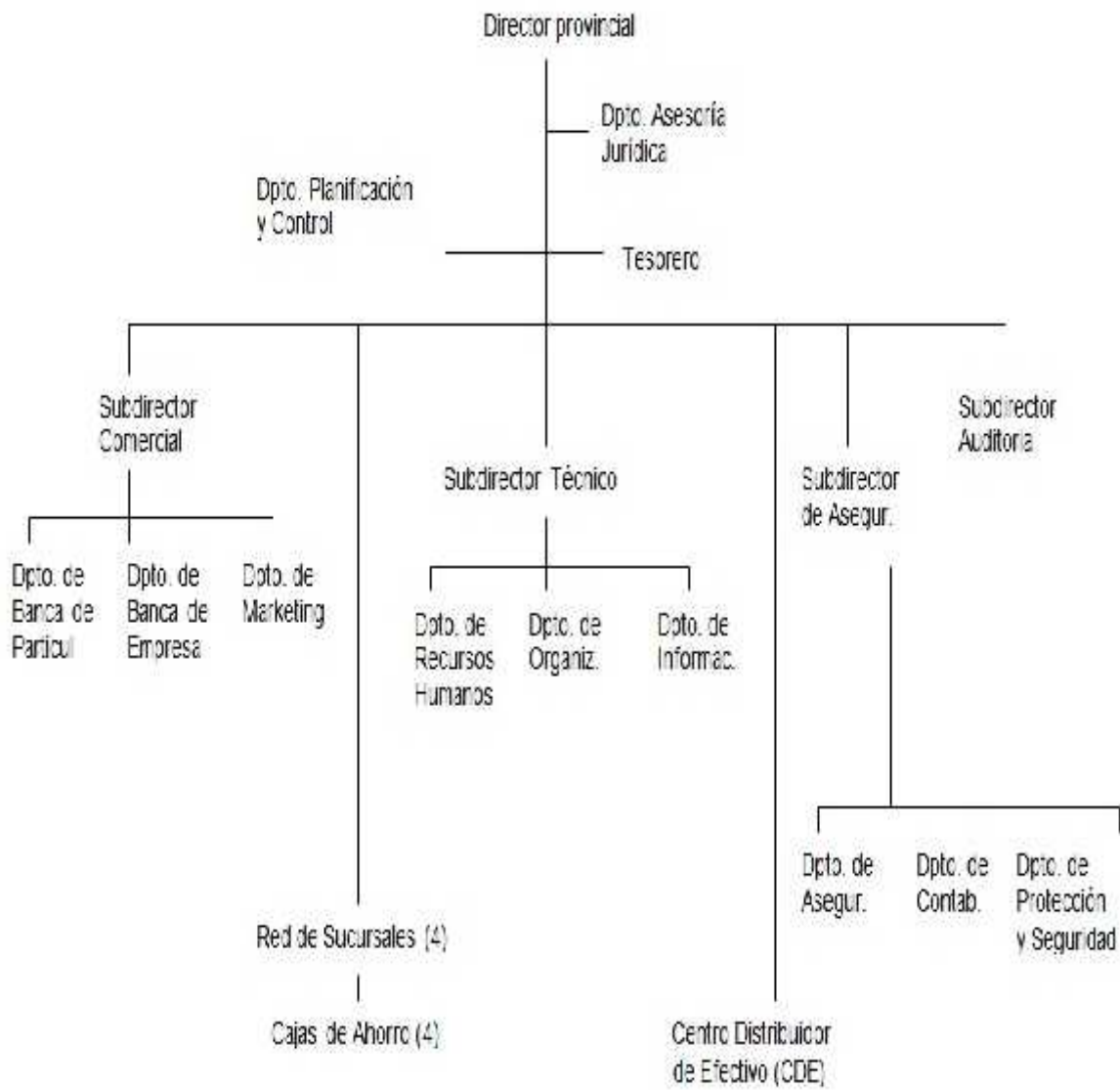
Puntaje de los factores independientes y candidatos a partir del criterio de expertos

Prueba W de Kendall

Rangos	
	Rango promedio
Ub_L	11,56
Exp	11,56
Act_E	4,38
Cap_P	11,31
Carg_F	11,56
Otros_Ing_H	11,56
Edad	3,97
G	3,22
Est_C	4,72
Esc	11,31
M	5,13
Tasa	11,81
Dur_C	4,03
G	11,31
Ing_L	2,56

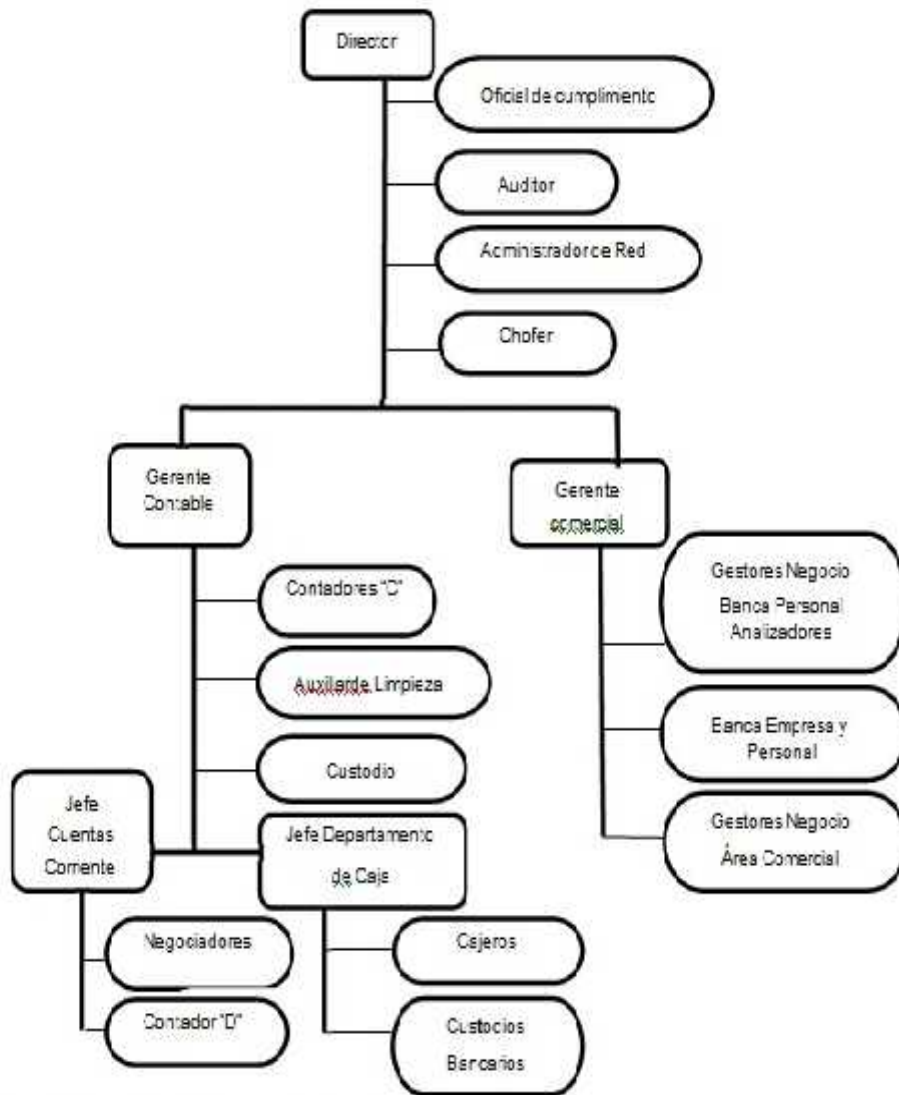
Fuente: *Elaboración propia a partir de SPSS v.23*

ANEXO 8: Estructura organizacional delegación provincial de BPA.



Fuente: Tomado del manual de identidad organizacional dirección BPA.

ANEXO 8: Estructura organizacional delegación provincial de BANDEC.



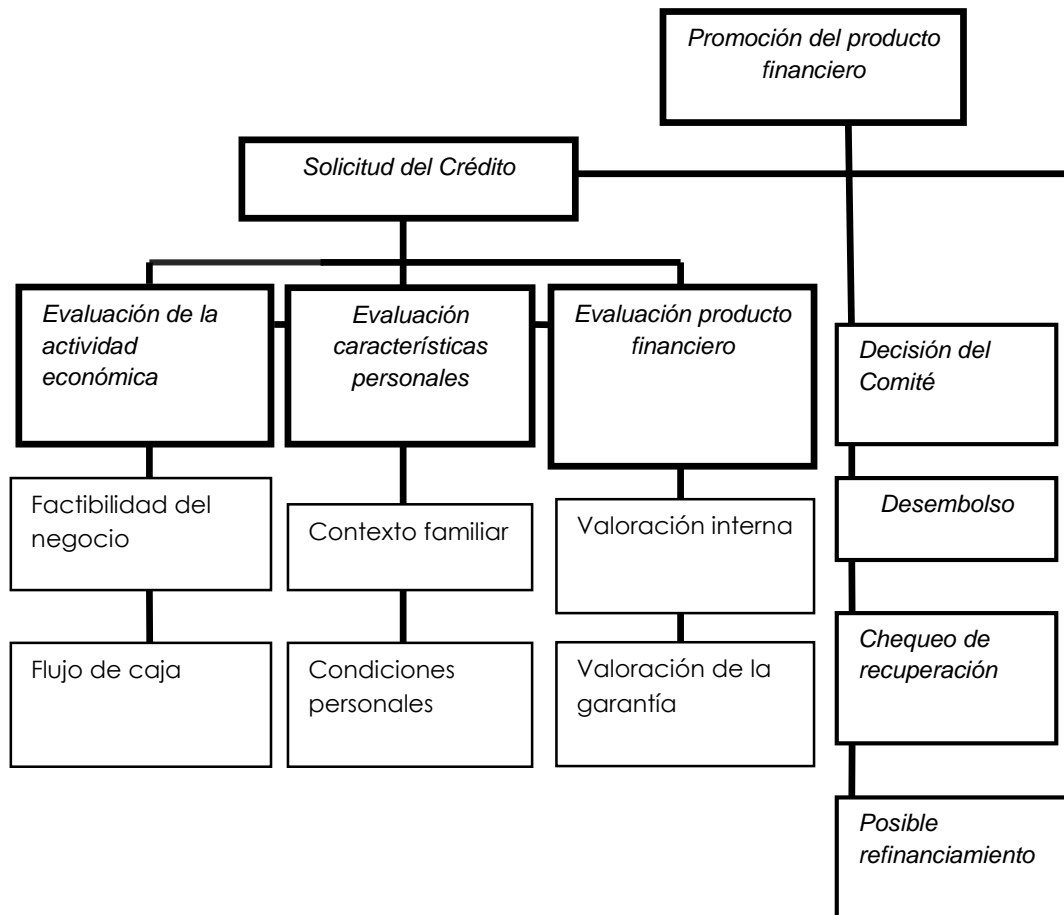
Esquema 1.- Organigrama de la Delegación Provincial de BANDEC Guantánamo.
Fuente: Tomado de la Planeación Estratégica de la institución.

ANEXO 9: Activos crediticios según el nivel de riesgo sector TCP año 2017 en BANDEC.

Concepto	Mínimo 0%		Bajo 10%		Medio 20%		Medio alto 30%		Alto 50%		Irrecuperable 100 %	
	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe	Cantidad	Importe
Capital de Trabajo	145	2429,9	79	1243,0	20	392,9	6	132,5	8	176,8	3	92,2
Inversiones	300	10614,2	44	998,3	10	207,3	1	50	0	0	0	0
Total	445	13044,1	123	2241,3	30	600,2	7	182,5	8	176	3	92,2

Fuente: Elaboración propia a partir cartera crediticia BANDEC.

ANEXO 10: Proceso de concesión de un microcrédito.



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

ANEXO 10.1: Factores de riesgos considerados por fases en la concesión de microcréditos.

Fase	Etapa	Variable		Interpretación
I Evaluación de la Actividad Económica	I.1 Factibilidad del Negocio	1	Ubicación Local	Localidad donde está ubicado el negocio
		2	Experiencia	Años de experiencia en la actividad
		3	Actividad económica	Sector económico de la actividad
	I.2 Flujo de caja	4	Capacidad de Pago	Utilidades netas mensuales/Deuda mensual
II Evaluación Características Personales	II.1 Contexto Familiar	6	Carga Familiar	Cantidad de personas bajo su cuidado
		7	Otros Ingresos del Hogar	Otros ingresos disponibles en el hogar
	II. 2 Condiciones Personales	8	Edad	Años de vida en la fecha de solicitud
		9	Género	Sexo
		10	Estado Civil	Estado civil legal
11	Escolaridad	Último nivel escolar en la fecha de solicitud		
III Evaluación Interna	III.1 Adecuación Producto Financiero.	12	Monto	Tamaño del préstamo en pesos cubanos
		13	Tasa de Interés	Precio del crédito
		14	Duración.	Tiempo de vigencia de amortización
		15	Garantía.	Tipo de garantía

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

ANEXO 11: Sector de TCP en la provincia Guantánamo año 2017.

Al cierre del mes de octubre la provincia cuenta con un total de 14 341 TPCP, suscritos a los siguientes organismos rectores según la actividad económica que realizan.

Cantidad de TCP por organismos rectores según su actividad cierre de 2017.

Organismos	Total
Ministerio de Trabajo (MT)	11368
Unidad Estatal de Transito (UET).	2068
Empresa de Seguro Estatal Nacional (ESEN)	200
Oficina Nacional de Vivienda (ONV)	705
Total	14341

Fuente: Ministerio de Trabajo y Seguridad Social provincia Guantánamo.

Fuentes de procedencia de los TCP al cierre de año 2017.

Fuente de Procedencia	MT	UET	ESEN	ONV	Total	%
Desvinculados	6372	1637	33	134	8176	57,0
Trabajadores	1805	266	64	188	2323	16,2
Jubilados	1222	165	65	223	1675	11,7
Amas de casas	822	-	34	151	1007	7,0
Otros (N. Formas)	994	-	-	-	994	6,9
Estudiantes	33	-	-	7	40	0,3
Disponibles	50	-	4	2	56	0,4
Sancionados	64	-	-	-	64	0,4
Egresados	6	-	-	-	6	0,0
Total	11368	2068	200	705	14341	100,00

Fuente: Ministerio de Trabajo y Seguridad Social provincia Guantánamo.

ANEXO 11: Sector de TCP en la provincia Guantánamo año 2017. (Continuación),
 Actividades con mayor número de TCP en la provincia cierre de año 2017:

Actividad	Cantidad
Trabajador Contratado	2 380
Elaborador Vendedor de Alimentos (todas sus modalidades)	1 560
Agente de telecomunicaciones	1 053
Arrendador de viviendas	705
Productor Vendedor de útiles del hogar	639
Albañil	571
Carretillero o Vendedor de productos del agro de forma ambulatoria	440
Mensajero	271
Carpintero	255
Trabajador Agropecuario	117
Soldador	106
Subtotal	8 097

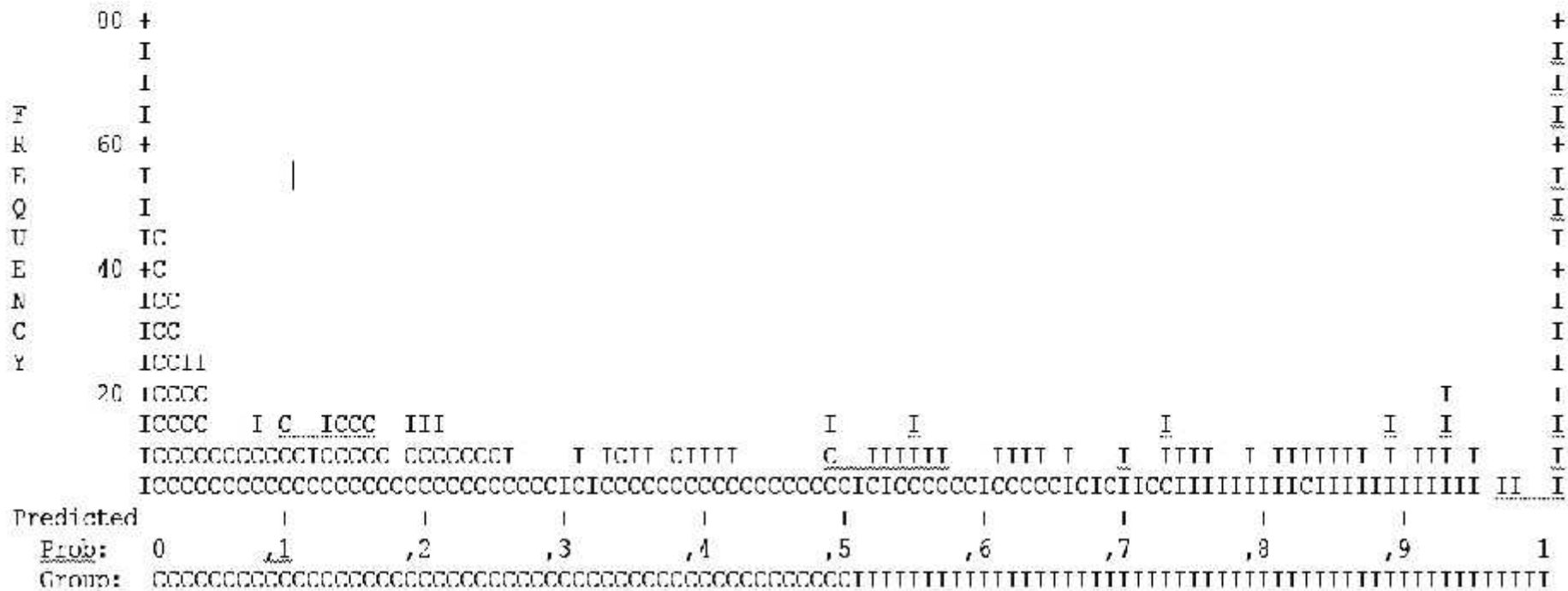
Fuente: *Ministerio de Trabajo y Seguridad Social provincia Guantánamo.*

NOTAS:

1. Durante el mes de julio 2017 se suspendió el otorgamiento de las nuevas autorizaciones a las principales actividades anteriormente descritas según Resolución No 22/17 del MTSS, hasta tanto se reorganice el proceso de regulación y control del sector cuentapropista.
2. La actividad de Carretillero vendedor de productos agropecuarios ha disminuido en 333 trabajadores cuya cifra era de 773 estando vigente actualmente 440, debido a que, a partir del mes de marzo del pasado año, se realizaron un conjunto de acciones para lograr reordenar la comercialización de los productos agropecuarios, medidas encaminadas a aumentar de manera gradual la capacidad de compra del peso cubano.

ANEXO 12: Gráfico de probabilidades pronosticada.

Observed Groups and Predicted Probabilities



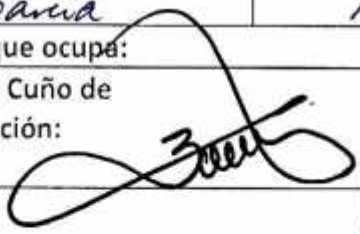

Predicted Probability is of Membership for Incumplimiento

The Cut Value is .50

Symbols: C - Cumplimiento I - Incumplimiento



Each Symbol Represents 5 Cases.

ANEXO 13: Aval de Investigación y Pertinencia del tema en el Banco Popular de Ahorro.

AVAL DE INVESTIGACIÓN DE LA ENTIDAD OBJETO DE ESTUDIO		
Datos del Autor		
Primer apellido	Segundo apellido	Nombre(s)
<i>Basulto</i>	<i>Telley</i>	<i>Silvio</i>
Centro de Estudio:	Universidad de Guantánamo. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.	
Programa de Estudio: Maestría en Contabilidad.		
Grado al que se aspira: Máster.		
Periodo de Investigación	<i>mayo 2017 - mayo 2018.</i>	
Datos de la Entidad		
Nombre:	<i>Banco Popular de Ahorro</i>	
Dirección:	<i>Calle Los Maceos 776 entre Prado y Iris Sol</i>	
Provincia:	Municipio:	
Subordinación:	<i>Banco Central de Cuba</i>	
Datos del Avalista		
Primer apellido	Segundo apellido	Nombre(s)
<i>Sanja</i>	<i>Liong</i>	<i>Jorge Felix</i>
Cargo que ocupa:		
Firma y Cuño de Aprobación:	 <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; display: inline-block;">  Banco Popular de Ahorro </div>	
	Director Provincial Los Maceos # 776 Guantánamo	

NOTA: Mediante la presente doy fe que la investigación que se lleva a cabo en nuestra entidad responde a los intereses de nuestra organización es pertinente y necesaria para coadyuvar al logro de los objetivos trazados sobre el tema de los microcréditos y está de acuerdo a los lineamientos y política trazados por nuestro organismo superior y para que así conste firmo la presente en el lugar y fecha antes señalados.

ANEXO 14: Aval de Investigación y Pertinencia del tema en el Banco de Crédito y Comercio. (Continuación).

AVAL DE INVESTIGACIÓN DE LA ENTIDAD OBJETO DE ESTUDIO		
Datos del Autor		
Primer apellido	Segundo apellido	Nombre(s)
<i>Basulto</i>	<i>Telley</i>	<i>Silvio</i>
Centro de Estudio:	Universidad de Grantánamo. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.	
Programa de Estudio: Maestría en Contabilidad.		
Grado al que se aspira: Máster.		
Periodo de Investigación		
Datos de la Entidad		
Nombre: <i>Dirección Provincial Banco de Crédito y Comercio</i>		
Dirección: <i>11 parte esq. Ahogados (13 de Junio)</i>		
Provincia: <i>Granma</i>	Municipio: <i>Granma</i>	
Subordinación: <i>Banco Central de Cuba</i>		
Datos del Avalista		
Primer apellido	Segundo apellido	Nombre(s)
<i>Rodríguez</i>	<i>Figueroa</i>	<i>Figueroa</i>
Cargo que ocupa:	<i>Director Provincial</i>	
Firma y Cuño de Aprobación:	 	

NOTA: Mediante la presente doy fe que la investigación que se lleva a cabo en nuestra entidad responde a los intereses de nuestra organización es pertinente y necesaria para coadyuvar al logro de los objetivos trazados sobre el tema de los microcréditos y está de acuerdo a los lineamientos y política trazados por nuestro organismo superior y para que así conste firmo la presente en el lugar y fecha antes señalados.