



UNIVERSIDAD
**SAN IGNACIO
DE LOYOLA**

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

Economía y Finanzas

“Propuesta de un Modelo Logit para evaluar el Riesgo Crediticio en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Caso de la Caja Municipal de Huancayo, periodo 2011-2015”

Tesis para optar el título profesional de licenciado en:

Economía y Finanzas

Patricia Mirella Pantoja Vilchez

Asesor:

Dr. Abraham Eugenio Llanos Marcos

Lima – Perú

2016

ÍNDICE

RESUMEN.....	VII
ABSTRACT	VIII
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN	3
1.1 Planteamiento del problema	3
1.1.1 Formulación del problema general.....	6
1.1.2 Formulación del problema específico	6
1.2 Justificación del problema	6
CAPÍTULO II MARCO REFERENCIAL.....	9
2.1 Antecedentes	9
2.1.1 El modelo de Schreiner (1999)	9
2.1.2 El modelo de Vogelgesang (2003).....	12
2.1.3 El modelo de Diallo (2006)	15
2.1.4 El modelo de Dinh y Kleimeier (2007).....	18
2.1.5 El modelo de Van Gool, Bart , & Woute (2009).....	19
2.2 Marco teórico.....	22
2.2.1 Microfinanzas en el Perú	22
2.2.2 El Sistema de Microfinanzas en el Perú hace 15 años	27
2.2.3 Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco.....	31
2.2.4 Caja Rural De Ahorro y Crédito Señor de Luren.....	43
2.2.5 Representatividad de la CMAC Huancayo.....	51
2.2.6 Concepto de Riesgo de Crédito.....	59
2.2.7 Medición del Riesgo de Crédito de acuerdo a Basilea II	60
2.2.8 Evaluación del riesgo de crédito a través de métodos estadísticos: La Técnica de Credit Scoring.....	61
2.2.9 Tecnología Financiera en el mercado de Huancayo	66
2.3 Objetivos	70
2.3.1 Objetivo general	70
2.3.2 Objetivo específico	70
2.4 Hipótesis.....	70
2.4.1 Hipótesis general.....	70
2.4.2 Hipótesis específica.....	70
CAPÍTULO III MÉTODO	71

3.1	Tipo de investigación	71
3.2	Diseño de investigación.....	72
3.2.1	Robustez de las Hipótesis	76
3.3	Variables	92
3.4	Muestra	97
3.5	Instrumentos de investigación	99
3.6	Procedimientos de recolección de datos.....	99
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE RESULTADOS.....		99
4.1	Plan de análisis	99
4.1.1	Comprobación de hipótesis específica.	106
4.1.1	Comprobación de hipótesis general.....	136
4.1.2	Contrastación hipótesis específica.....	144
4.1.3	Contrastación hipótesis general.....	146
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES		147
BIBLIOGRAFÍA.....		149
ANEXOS		154

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1: VARIABLES EXPLICATIVAS SCHREINER (1999)</i>	11
<i>Tabla 2: RESULTADOS DEL MODELO PREDICCIÓN. SCHREINER (1999)</i>	12
<i>Tabla 3: VARIABLES EXPLICATIVAS. VOGELGESANG (2003)</i>	14
<i>Tabla 4: VARIABLES EXPLICATIVAS. DIALLO (2006)</i>	16
<i>Tabla 5: RESULTADO DEL MODELO DE PREDICCIÓN DE DIALLO (2006)</i>	17
<i>Tabla 6: VARIABLES EXPLICATIVAS. DINH Y KLEIMEIER (2007)</i>	18
<i>Tabla 7: VARIABLES EXPLICATIVAS MODELO VAN GOOL, BART, & WOUTE (2009)</i>	20
<i>Tabla 8: RESULTADOS DEL MODELO DE PREDICCIÓN. VAN GOOL, BART, & WOUTE (2009)</i>	21
<i>Tabla 9: PRINCIPALES FUSIONES EN EL SISTEMA FINANCIERO PERUANO, MARZO 2015</i>	23
<i>Tabla 10: COLOCACIONES DEL SISTEMA FINANCIERO, 1998-2001 (MILES DE DÓLARES AMERICANOS)</i>	28
<i>Tabla 11: IMF: NÚMERO DE DEUDORES Y CRÉDITO PROMEDIO (DICIEMBRE DE 2001)</i>	29
<i>Tabla 12: INFORMACIÓN GENERAL DE LAS IMF (JUNIO DE 2002)</i>	30
<i>Tabla 13: CONCENTRACIÓN DE MERCADO SEGÚN COLOCACIONES DE LAS CMAC A DICIEMBRE DE 2013</i>	32
<i>Tabla 14: COMPORTAMIENTO DE LAS TASAS PASIVAS DE LAS CMAC (EN %). 2005-2013</i>	35
<i>Tabla 15: EVOLUCIÓN DE LA MOROSIDAD DE LAS CMAC (EN %)</i>	37
<i>Tabla 16: RATIO DE MORA EN MARZO DEL 2013-2014 SEGÚN CMACs. (EXPRESADO EN %)</i>	39
<i>Tabla 17: ÍNDICE DE MOROSIDAD POR AGENCIAS DE LA CMAC PISCO (%)</i> ..	40
<i>Tabla 18: VARIACIÓN DE LA TASA DE MOROSIDAD POR TIPO DE CRÉDITO EN MARZO DEL 2013-2014 SEGÚN CMAC'S. (EXPRESADO EN %)</i>	41
<i>Tabla 19: EVOLUCIÓN DEL ROA DE LAS CMAC (EN %)</i>	42
<i>Tabla 20: EVOLUCIÓN DEL ROE DE LAS CMAC (EN %)</i>	42
<i>Tabla 21: CAJAS RURALES. ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (MILLONES DE S/.), 2011-2015</i>	44
<i>Tabla 22: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS ACTIVAS A EMPRESAS MARZO 2013- 2015</i>	46
<i>Tabla 23: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS ACTIVAS A HOGARES MARZO 2013-2015</i>	46
<i>Tabla 24: CAJAS RURALES. RATIO DE LA CARTERA MOROSA (%), 2010-2014</i>	47
<i>Tabla 25: CAJAS RURALES. RATIO DE CARTERA MOROSA POR TIPO DE CRÉDITO (%), 2014-2015</i>	48
<i>Tabla 26: TIPO DE CRÉDITOS CMAC HUANCAYO, 2013 A JUNIO 2016</i>	52
<i>Tabla 27: NÚMERO DE DEUDORES CON CRÉDITO DIRECTO POR CMAC, JUNIO 2016</i>	53
<i>Tabla 28: PARTICIPACIÓN DE LA CMAC HYO, A JUNIO DE 2016</i>	54
<i>Tabla 29: ROA Y ROE DE LA CMAC HUANCAYO. 2015-2016</i>	59
<i>Tabla 30: VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LAS TÉCNICAS CRÉDIT SCORING</i> 65	
<i>Tabla 31: SIGNO ESPERADO DE LOS ESTIMADORES</i>	74

<i>Tabla 32: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE MONTO DESEMBOLSADO.....</i>	<i>78</i>
<i>Tabla 33: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE PLAZO.....</i>	<i>79</i>
<i>Tabla 34: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE TASA EFECTIVA.....</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 35: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE CALIFICACIÓN FINAL DE RIESGOS.....</i>	<i>82</i>
<i>Tabla 36: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE MONEDA.....</i>	<i>84</i>
<i>Tabla 37: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE UBICACIÓN.....</i>	<i>85</i>
<i>Tabla 38: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE OFICINA.....</i>	<i>86</i>
<i>Tabla 39: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE DÍAS DE ATRASO.....</i>	<i>88</i>
<i>Tabla 40: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE DÍAS DE GRACIA.....</i>	<i>89</i>
<i>Tabla 41 : CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE CUOTA.....</i>	<i>91</i>
<i>Tabla 42: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE APALANCAMIENTO Y RIESGO DE SOBREENDEUDAMIENTO.....</i>	<i>92</i>
<i>Tabla 43: VARIABLES INDEPENDIENTES CMAC 2011-2015.....</i>	<i>94</i>
<i>Tabla 44: NÚMERO MICROCRÉDITOS 2011-2015.....</i>	<i>98</i>
<i>Tabla 45: CARACTERÍSTICA SELECCIÓN DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015.....</i>	<i>101</i>
<i>Tabla 46: CARACTERÍSTICA VISITA DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2012.....</i>	<i>102</i>
<i>Tabla 47: CARACTERÍSTICA DE LAS CONDICIONES DE LOS CRÉDITOS DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015.....</i>	<i>103</i>
<i>Tabla 48: CARACTERÍSTICA DE LA RECUPERACIÓN DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015.....</i>	<i>104</i>
<i>Tabla 49: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2011.....</i>	<i>105</i>
<i>Tabla 50: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2012.....</i>	<i>105</i>
<i>Tabla 51: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2013.....</i>	<i>105</i>
<i>Tabla 52: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2014.....</i>	<i>106</i>
<i>Tabla 53: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2015.....</i>	<i>106</i>
<i>Tabla 54: SIGNIFICADO ESTADÍSTICO DE LAS VARIABLES CUANTITATIVAS DEL MODELO LOGIT.....</i>	<i>108</i>
<i>Tabla 55: SIGNIFICADO ESTADÍSTICO DE LAS VARIABLES DUMMY DEL MODELO LOGIT.....</i>	<i>110</i>
<i>Tabla 56: VEROSIMILITUD DEL MODELO CON SOLO LA CONSTANTE.....</i>	<i>112</i>
<i>Tabla 57: ESTADÍSTICO DE WALD.....</i>	<i>114</i>
<i>Tabla 58: PRUEBA DE VEROSIMILITUD CON TODAS LAS VARIABLES.....</i>	<i>115</i>
<i>Tabla 59: PRUEBA CHI-CUADRADO DE PEARSON.....</i>	<i>118</i>
<i>Tabla 60: BONDAD DE AJUSTE DEL MODELO.....</i>	<i>119</i>
<i>Tabla 61: PRUEBA DE HOSMER Y LEMESHOW PARA EL MODELO.....</i>	<i>121</i>
<i>Tabla 62: MATRIZ DE CORRELACIONES.....</i>	<i>124</i>
<i>Tabla 63: TABLA DE CLASIFICACIÓN PARA LA MUESTRA.....</i>	<i>128</i>

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1: COMPOSICIÓN DE LAS COLOCACIONES A PEQUEÑAS Y MICROEMPRESAS A JUNIO 2016 (%).....</i>	<i>24</i>
<i>Figura 2: EVOLUCIÓN INTERANUAL DE LA MOROSIDAD POR SUB-SISTEMA (%).....</i>	<i>25</i>
<i>Figura 3: RENTABILIDAD SOBRE EL PATRIMONIO DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS.</i>	<i>26</i>
<i>Figura 4: RENTABILIDAD SOBRE EL ACTIVOS DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS.</i>	<i>27</i>
<i>Figura 5: EVOLUCIÓN DE COLOCACIONES DE LAS CMAC HASTA DICIEMBRE DEL 2013 (EN MILLONES DE NUEVOS SOLES).....</i>	<i>31</i>
<i>Figura 6: COLOCACIONES BRUTAS CMAC PISCO.</i>	<i>33</i>
<i>Figura 7: CAPTACIONES DEL PÚBLICO POR CADA CMAC A DICIEMBRE DEL 2013. (EN MILLONES DE NUEVOS SOLES).....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 8: TIPOS DE CAPTACIONES DE LAS CMAC A DICIEMBRE DEL 2013. ...</i>	<i>34</i>
<i>Figura 9: OBLIGACIONES CON EL PÚBLICO DE LA CMAC PISCO.....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 10: ESTRUCTURA DE LAS OBLIGACIONES CON EL PÚBLICO DE LA CMAC PISCO.....</i>	<i>37</i>
<i>Figura 11: EVOLUCIÓN HISTORICA DEL NIVEL CREDITICIO SEGÚN CMAC'S Y FINANCIERAS.</i>	<i>38</i>
<i>Figura 12: CARTERA POR TIPO DE CRÉDITO DE LA CAJA PISCO.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 13: CAJAS RURALES. PARTICIPACIÓN DE CRÉDITOS DIRECTOS Y DEPÓSITOS TOTALES, JUNIO 2014.</i>	<i>45</i>
<i>Figura 14: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS PROMEDIO ANUAL ACTIVA EN MONEDA NACIONAL POR TIPO DE CRÉDITO, 2010-2012 (%).....</i>	<i>47</i>
<i>Figura 15: CARTERA DE CRÉDITOS CRAC SEÑOR DE LUREN POR TIPO, JUNIO 2014.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 16: RESULTADO FINANCIERO NETO DE LA CRAC SEÑOR DE LUREN, JUNIO 2014.....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 17: ESTRUCTURA DE FONDEO CMAC HUANCAYO 2012-2016.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 18: ÍNDICE DE MOROSIDAD DE LA CMAC HUANCAYO. 2012-2016.</i>	<i>55</i>
<i>Figura 19: LIQUIDEZ EN MONEDA NACIONAL CMAC HUANCAYO. 2012-2016.....</i>	<i>56</i>
<i>Figura 20: LIQUIDEZ EN MONEDA EXTRANJERA CMAC HUANCAYO. 2012-2016.</i>	<i>57</i>
<i>Figura 21: EVOLUCIÓN DE RATIO DE CAPITAL GLOBAL CMAC HUANCAYO. 2012-2016.</i>	<i>58</i>
<i>Figura 22: DISTRIBUCIÓN DE LOS CRÉDITOS EN FUNCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE.</i>	<i>73</i>
<i>Figura 23: HISTOGRAMA DE PROBABILIDADES PRONOSTICADAS 2011.....</i>	<i>129</i>
<i>Figura 24: HISTOGRAMA DE PROBABILIDADES PRONOSTICADAS 2012-2013</i>	<i>130</i>
<i>Figura 25: HISTOGRAMA DE PROBABILIDADES PRONOSTICADAS 2014-2015.</i>	<i>131</i>
<i>Figura 26: CURVA COR Y ÁREA BAJO LA CURVA, 2011-2012.....</i>	<i>134</i>
<i>Figura 27: CURVA COR Y ÁREA BAJO LA CURVA, 2013-2015.....</i>	<i>135</i>

<i>Figura 28: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2012.....</i>	139
<i>Figura 29: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2012.....</i>	140
<i>Figura 30: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2013.....</i>	141
<i>Figura 31: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2014.....</i>	142
<i>Figura 32: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2015.....</i>	143

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO N°1: MATRIZ DE CONSISTENCIA.....	154
ANEXO N°2: ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (A SETIEMBRE DE 2012. MILLONES DE S/.).....	155
ANEXO N°3: ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (A SETIEMBRE DE 2013. MILLONES DE S/.).....	155
ANEXO 4: ANEXO SALIDAS SPSS PERIODO 2012-2015 (ADJUNTO CD-ROOM).	155

RESUMEN

Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) presentan altas tasas de morosidad por la poca innovación en sus metodologías de evaluación crediticia o tecnología crediticia para el otorgamiento de créditos, que origina entre otros factores una mayor ineficiencia en su gestión. La banca tradicionalmente ha contado con adecuados modelos estadísticos o econométricos para analizar el riesgo de incumplimiento, pero esto no ha sido así en las CMAC. El objetivo de esta investigación es estimar las probabilidades de incumplimiento basado en el comportamiento de pago del cliente, para la CMAC de Huancayo que se posiciona en el mercado como una importante institución financiera en el sector de las CMAC; como una alternativa a las actuales metodologías crediticias que poseen las CMAC en el Perú para servir de referencia en la gestión del riesgo crediticio de las demás CMAC que actualmente presentan un alto nivel de riesgo crediticio medido por su tasa de morosidad a nivel individual, así como del propio sistema de cajas. El resultado de la investigación muestra la estrategia y metodología, así como etapas necesarias para diseñar un modelo logit y la implementación de esta metodología crediticia avanzada en la CMAC de Huancayo, contribuyéndose a reducir los niveles de riesgo crediticio y el cálculo del ahorro en provisiones exigidas por las altas tasas de morosidad para ejemplo de la administración del riesgo de crédito para otras CMAC que busquen al igual que la CMAC Huancayo, mayor participación y rentabilidad ofreciendo asistencia técnica de calidad.

Palabras clave: Morosidad, CMAC de Huancayo, Riesgo de Crédito, Modelo Logit.

ABSTRACT

The Municipal Savings and Credit Accounts have high rates of default probably as a result of the implementation of its lending technology, originating among other factors increased inefficiency in management. The bank system traditionally has relied on adequate Logit models to analyze the risk of payment failures, but this has not been the case in supervised the Municipal Savings and Credit Accounts. The objective of this research is to estimate the default probabilities based on customer behavior for CMAC Huancayo which is positioned in the market as a leading financial institution in the sector of the CMAC, as an alternative to current lending methodologies that have CMAC in Peru to use as a reference in risk management of the other CMAC which currently reflect a high level of credit risk as measured by the default rate at individual level as well as in the system. The results of this research include a strategy and methodology as well as the stages needed to design the model, and implementation of these credit methodologies systematized in CMAC Huancayo, to reduce the levels of credit risk and estimate the provision required to cover the arrears, to example of credit risk management for other CMAC that seek, like CMAC Huancayo, greater participation and profitability by offering quality technical assistance.

Keywords: Default, CMAC de Huancayo, Credit Risk, Logit Model.

INTRODUCCIÓN

Las CMAC presentan altas tasas de morosidad probablemente como reflejo de una mayor ineficiencia en su gestión, que pueden generar, de mantenerse en el largo plazo efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto. El riesgo de crédito es el típico de la actividad financiera y el que puede provocar mayores pérdidas potenciales, de ahí que sea el que mayor número de crisis financieras ha provocado y al que se dedica mayor atención. De esta forma, el riesgo ha pasado a ser un factor esencial que hay que gestionar adecuadamente para obtener una rentabilidad acorde con el nivel de riesgo asumido, constituyendo ambos elementos, junto con la solvencia, los tres ejes de la gestión en las entidades financieras.

Se considera entonces que existe una falta de aplicativos automatizados de riesgo de crédito. Ciertos autores como Schreiner (2002), Van Gool, Bart , & Woute (2009) y Rayo, Lara, y Camino (2010); han señalado la dificultad y limitaciones de establecer modelos que midan el riesgo de crédito para las Instituciones Microfinancieras. Limitaciones, tanto en la base de datos en cuanto a los historiales de crédito poco desarrollados y faltos de información; así como en el proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo del microcrédito, que impide predecir la probabilidad de que un cliente no atienda el pago de su deuda, a diferencia de los sistemas tradicionales desarrollados en la banca. Los autores están de acuerdo en la necesidad de investigar en la implementación de sistemas de gestión y de calificación estadística del potencial de los clientes, a través del modelo logit.

Teniendo en cuenta lo anterior, en la investigación planteamos, como objetivo estimar las probabilidades de incumplimiento del cliente y contribuir a reducir los niveles de riesgo de crédito en una CMAC que se posiciona en el mercado buscando mayores niveles de participación y de rentabilidad con el objetivo de fortalecer su patrimonio. De esta manera proponemos un programa

crediticio basado en un modelo logit para mejorar la administración del riesgo de crédito de la CMAC Huancayo. Para ello, la organización de la investigación es, como sigue:

En el primer capítulo, se plantea el problema general y específico de la investigación y la respectiva justificación del problema. En el segundo capítulo, se plantea una revisión de la literatura donde se exponen los modelos logit para las instituciones microfinancieras (IMF) publicados hasta la actualidad. Y se plantean como objetivos de estimar las probabilidades de impago del cliente y contribuir a reducir los niveles de riesgo de crédito en la CMAC de Huancayo, dada su actual metodología crediticia y proponer un modelo logit como mecanismo para la mejora de la administración del riesgo de crédito; además se plantean como hipótesis, la implementación de una metodología crediticia con tecnología avanzada en la CMAC de Huancayo, contribuye a reducir los niveles de riesgo crediticio y que la aplicación de un modelo logit como metodología crediticia permite mejorar la administración del riesgo de crédito en esta CMAC sirviendo como ejemplo de gestión de crédito para otras cajas municipales.

El tercer capítulo, describimos la metodología empleada para la obtención del modelo logit; se concreta con el tipo y diseño de la investigación, las variables y la selección de la muestra tomando como base de investigación una cartera minorista de créditos de la CMAC de Huancayo como instrumento de investigación, una entidad supervisada en el sistema financiero peruano. En el cuarto capítulo presentamos el análisis de resultados a través de la comprobación y contrastación de las hipótesis general y específica.

Finalmente, proponemos y sustentamos una serie de conclusiones y recomendaciones derivadas de la investigación.

CAPÍTULO I PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

1.1 Planteamiento del problema

Existe un importante crecimiento de la tasa de mora en instituciones microfinancieras, probablemente como resultado de la aplicación de sus políticas de gestión, tecnología crediticia, dinámica de sus mercados (Competencia), etc.; sin embargo es importante no perder de vista el hecho de que las altas tasas de morosidad presentadas por las CMA y CRAC (Cajas Rurales de Ahorro y Crédito), probablemente como reflejo de una mayor ineficiencia en su gestión; pueden generar de mantenerse en el largo plazo efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto, esto se debe que estas IMF se han enfocado en clientes que tienen deuda con más de un entidad financiera, retienen clientes antiguos ofreciendo mayores montos, sin contar con tecnología adecuada; y de la mayor presencia de la banca en el sector microfinanciero atraídos por los spreads financieros de la micro y pequeña empresa.

Por lo tanto, es de interés para este estudio analizar con más detalle uno de los fundamentos principales o pilares de crecimiento y sostenibilidad de la calidad de cartera crediticia previo al otorgamiento (aprobación y evaluación de créditos) que se llevará a cabo en una entidad microfinanciera representativa de las cajas municipales; nos referimos al uso adecuado de una tecnología o metodología crediticias innovadora frente a la tradicional usada en la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo, como tecnología Crediticia de evaluación del sujeto de crédito a través de la estimación de probabilidades de impago que comprende aspectos como capacidad de pago, calificación de riesgo, constitución de garantías entre otros.

Consideramos además que dicha tecnologías o metodología crediticia en complemento al proceso de seguimiento, recuperación, etc.; así como el sistema de barreras de entradas o salidas (incentivos o desincentivos) que dicha institución mantiene para estimular el pago de los créditos por parte de sus clientes, determina en éstas los niveles de mora o riesgo crediticio; reflejado en su calidad de cartera o ratio de morosidad.

Considerando que la tecnología crediticia existente en la CMAC Huancayo, tiene una antigüedad desde hace más de 15 años atrás y que no ha sufrido modificación sustancial en sus aspectos fundamentales; basándonos en la investigación de la Consultora M&S Consultores (2005), "Plan Estratégico de la CMAC Huancayo", donde el autor afirma: "Se señala como principales debilidades de la CMAC no contar con un software para evaluación de créditos para la pequeña y mediana empresa" (p.28).

En las CMAC el proceso de evaluación, otorgamiento, seguimiento y recuperación crediticia en es netamente operativo y depende íntegramente del conocimiento del analista de créditos, situación que conlleva a que el riesgo de crédito sea permanentemente alto para dicho tipo de instituciones. Lo anterior supone entre otros planteamientos una adecuación y renovación inmediata de la tecnología crediticia en la CMAC de Huancayo, con la elaboración de un mecanismo cuantitativo capaz de medir el riesgo crediticio en base a la probabilidad de impago del cliente.

El principal problema es que los modelos y aplicaciones de la medición del riesgo de impago en microfinanzas no son adecuados para la toma de decisiones. La elaboración de un modelo de calificación estadística para las microfinanzas requiere la intervención de un analista de crédito; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "El analista recopila información de tipo personal y cualitativo sobre el cliente, información que podría

indicar factores de riesgo para la devolución del crédito concedido. Sin embargo, este proceso podría estar muy influenciado por la opinión subjetiva de dicho funcionario" (p.69).

Las IMF, mantienen actualmente unos historiales de crédito poco desarrollados, irregulares, faltos de información y con pocas observaciones sobre el préstamo que impide predecir la probabilidad de que un cliente tiene de desatender el pago de su deuda; sin embargo la CMAC Huancayo a lo largo de los años ha consolidado su historiales de crédito y actualmente se enfoca en la búsqueda de mayor participación de mercado y de mayor rentabilidad del segmento institucional de las Cajas Municipales, y que además se caracteriza por prestar asistencia técnica de calidad, presentando indicadores adecuados de calidad de cartera y rentabilidad, teniendo como objetivo el fortalecimiento de su patrimonio.

Entonces a partir de todo esto se considera que es fundamental aplicar una nueva tecnología crediticia en la CMAC de Huancayo, a través de la implementación de sistemas de gestión y de calificación estadística del potencial de clientes; con el objetivo de estimar probabilidades de impago en base al comportamiento del cliente; como medida de administración de riesgo crediticio que permite una correcta asignación de provisiones futuras, en compensación de un menor riesgo asumido por la administración.

En consecuencia, planteamos un método que pueda resolver el problema de la falta de aplicativos automatizados o tecnología avanzada que permita la medición más técnica y objetiva del riesgo crediticio. Para ello, se propone una modelo logit que analizará el riesgo de impago en la concesión de microcréditos, cuya aplicación reducirá el riesgo de crédito de la CMAC de Huancayo como ejemplo de administración del riesgo de crédito para otras cajas municipales.

1.1.1 Formulación del problema general

La CMAC Huancayo, segmento institucional importante dentro del sistema de las IMF, muestra un elevado nivel de riesgo crediticio, medido por su ratio de mora, dada sus actual metodología o tecnología crediticia utilizada en la evaluación y otorgamiento de créditos.

1.1.2 Formulación del problema específico

¿Actualmente es adecuada la metodología o tecnología crediticia usada por la CMAC de Huancayo para la evaluación de créditos, y por ende para su gestión de riesgo crediticio?

1.2 Justificación del problema

El presente trabajo de investigación pretende demostrar que los actuales niveles de moderada eficiencia de gestión, niveles altos de riesgo crediticio, etc.; especialmente en una CMAC representativa en el sistema de las cajas municipales, como la CMAC de Huancayo, pueden conllevarla en el mediano o largo plazo a un problema de carácter estructural (crecimiento, sostenibilidad, desarrollo financiero, etc.) ocasionándole pérdidas importantes y por tanto pérdida de la confianza de su mercado objetivo.

Lo señalado en el párrafo anterior supone externalidades negativas hacia su afán de mejorar sus portafolios de productos y servicios, en el mercado de capitales.

El estudio, por tanto, pretende hacer conocer y entender a la CMAC Huancayo la necesidad de desarrollar mayores ventajas competitivas frente a su modelo tradicional ligado a un scoring subjetivo. Basándonos

en la investigación de Schreiner (2002), "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas", donde el autor afirma: "El scoring subjetivo simplemente expresa que un préstamo tiene un riesgo por debajo del promedio, un juicio basado mayormente en un sentimiento cualitativo" (p. 5).

De esta manera hay una posibilidad de innovar las actuales tecnologías o metodologías crediticias tradicionales de evaluación económico financiero que predetermina un análisis netamente cuantitativo y estático del riesgo crediticio; con el desarrollo de una aplicación estadística; siendo objetivos y consistentes en la toma de decisiones frente a un modelo tradicional de scoring subjetivo.

Respecto a la desventaja del riesgo pronosticado del scoring subjetivo; basándonos en la investigación de Schreiner (2002), "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas", donde el autor, afirma: "El riesgo pronosticado con scoring subjetivo, sin embargo, podría variar según el analista quien hace la evaluación e, inclusive, según el estado de ánimo en que el analista se encontraba ese día" (p. 5).

En cuanto a la objetividad y toma de desiciones del scoring subjetivo frente al estadístico; basándonos en la investigación de Schreiner (2002), "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas", donde el autor afirma:

Las normas para la evaluación subjetiva de solicitudes pueden especificar que una solicitud debe cumplir con unas cuantas razones financieras y otras disposiciones de política sencillas, pero, a diferencia del scoring estadístico, el scoring subjetivo no puede considerar 30 ó 50 características simultáneamente. (p. 6).

Respecto a la ventaja de validación de un modelo estadístico frente a un modelo subjetivo; basándonos en la investigación de Schreiner (2002), "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas", donde el autor afirma: "...Una ficha de calificación recién diseñada puede probarse para pronosticar el riesgo de los préstamos vigentes en la

actualidad, usando solamente características conocidas al momento del desembolso. Este riesgo estimado puede compararse con el riesgo observado en la práctica hasta la fecha” (p. 9).

En el sistema microfinanciero una ventaja comparativa que posee la CMAC de Huancayo, actualmente es la diferenciación de tasas, paga más por los ahorros, CTS, plazos fijos, pero si el sistema de bancos mejora sus tarifarios, dicha ventaja comparativa desaparece; sin embargo dicho efecto no culmina, sino que la percepción de sus depositantes ya sea un profesional de clase media o alta, cambia a favor del Banco o la Financiera hacia el conjunto de productos o servicios que éstos últimos ofrecen.

Respecto a la tecnología crediticia en las IMF formales; basándonos en la investigación de Galarza & Alvarado (2004), “Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo”, donde los autores afirman:

En el caso de la entidades formales, existe una clara orientación hacia los créditos con responsabilidad para el pago, así como la reducción del plazo de aprobación del crédito. Varias entidades insisten en que la calidad de sus servicios es importante de su diferenciación del resto de IMF. Motivadas u obligadas por la creciente competencia, las entidades muestran una tendencia de simplificación de requisitos formales y ha acelerado sus procedimientos de evaluación crediticia. (p. 374).

La mayoría de las organizaciones de microfinanzas solo han desarrollado maneras ineficaces e ineficientes de evaluar el riesgo de sus créditos. De acuerdo a la eficiencia en la calificación estadística; basándonos en la investigación de Schreiner (2002), “Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas”, donde el autor afirma: “Una vez que un préstamo se ha atrasado, la calificación de la solicitud puede ayudar a los analistas a priorizar los esfuerzos de cobranza; pueden visitar primero aquellos préstamos con alto riesgo de permanecer atrasados durante largo tiempo” (p. 11).

CAPÍTULO II MARCO REFERENCIAL

2.1 Antecedentes

Los modelos y aplicaciones de credit scoring han evolucionado en las microfinanzas, siendo una parte de la investigación poco desarrollada y como antecedentes se recopilan los modelos de credit scoring que fueron desarrollados para instituciones microfinancieras.

2.1.1 El modelo de Schreiner (1999)

Hasta la fecha, han sido escasos los modelos de credit scoring en el desarrollo del microcrédito a escala global que se ha visto frenado por su dependencia de los recursos limitados de las IMF; teniendo en cuenta el elevado número de ellos elaborados para la banca, se llega a la conclusión de que se trata de una investigación muy poco desarrollada.

A continuación, se presenta trabajos sobre la evaluación del riesgo de impago en el ámbito de las microfinanzas de aquellos autores que desarrollaron experimentos empleando, para ello, la regresión logística binaria. El primer trabajo que se presenta se basa en el modelo de Schreiner (1999) en su estudio de un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia.

El modelo de Schreiner (1999), quizás constituya la aplicación más llana y sencilla en cuanto a su entendimiento, de los modelos de credit scoring planteados para entidades de microfinanzas, motivo por el cual dicho modelo se constituye como una referencia de todas las aplicaciones de calificación estadística para los clientes de microcrédito.

Este modelo fue elaborado para Bancosol, una IMF de Bolivia, inició en el año 2001 su proyecto de credit scoring con la asesoría de Acción International, una firma de consultoría externa que dirigió el proceso. La Paz es una sucursal de Bancosol que se funda como la agencia microfinanciera con mayor número de clientes a nivel mundial.

En el diseño del modelo de scoring para la entidad boliviana, Schreiner (1999) disponía de trece variables explicativas según la aplicación Logit desarrollada; que se aprecia en la Tabla 1. A pesar de no ser un número demasiado elevado de variables, éstas fueron definidas como categóricas, hecho que supuso que la base de datos tuviera una mayor información; una muestra grande (n= 39 956) de créditos.

En cuanto a la significancia global del modelo; basándonos en la investigación de Schreiner (1999), "Un Modelo de Calificación del Riesgo de Morosidad para los Créditos de una Organización de Microfinanzas en Bolivia", donde el autor afirma:

El valor del Chi-cuadrado para el modelo fue significativo con un valor-p de 0,0001 y 56 de los 109 coeficientes estimados fueron significativos con un valor-p de menos de 0,10. Esto sugiere que las características en el modelo sí tienen algún vínculo con el riesgo de atrasos costosos. (p.10).

Respecto a las variables que influyen en el riesgo; basándonos en la investigación de Schreiner (1999), "Un Modelo de Calificación del Riesgo de Morosidad para los Créditos de una Organización de Microfinanzas en Bolivia", donde el autor afirma: "En resumen, el riesgo depende del género, sector económico, atrasos previos, la experiencia del prestatario, el oficial de crédito y la sucursal. La estacionalidad y los cambios en las políticas y en el mercado también son importantes" (p.18).

Tabla 1: VARIABLES EXPLICATIVAS SCHREINER (1999)

Variable Independiente	Categoría	Descripción	Variable Independiente	Categoría	Descripción	
Créditos previos(*)	0	0	Garantía	0	Otro	
	1	1		1	Personal	
	2	2		2	Ninguna	
	3	3		3	Múltiple	
	4	4		4	Cambio de garantía	
	5	5	Sucursal(*)	0	Otras	
	6	6		1	Sucursal 1	
	7	7		2	Sucursal 2	
	8	8		3	Sucursal 3	
	9	9 ó más		4	Sucursal 4	
Meses desde el primer crédito(*)	0	0-6		5	Sucursal 5	
	1	7-19		6	Sucursal 6	
	2	20-53		7	Sucursal 7	
	3	54-147		8	Cambio de sucursal	
	4	148 ó más		0	0-6	
Duración del atraso máximo en el crédito previo	0	0	Experiencia del oficial de crédito (en meses)	1	7-19	
	1	1		2	20-53	
	2	2		3	54-147	
	3	3		4	148 ó más	
	4	4		0	Otros	
	5	5	Oficial de crédito	1	Oficial 1	
	6	6		2	Oficial 2	
	7	7		...		
	8	8		38	Oficial 38	
	9	9		39	Cambio de oficial	
	10	10-14		Año de desembolso	0	1988-1991
	11	15-23			1	1992
	12	24-30			2	1993
13	31 ó más	3			1994	
Número de atrasos en el crédito previo(*)	0	0-1	4		1995	
	1	2	5	1996		
	2	3	0	Enero		
	3	4	1	Febrero		
	4	5 ó 6	2	Marzo		
	5	7 ó más	3	Abril		
Género	0	Hombre	Mes del desembolso	4	Mayo	
	1	Mujer		5	Junio	
Sector	0	Manufactura		6	Julio	
	1	Comercio		7	Agosto	
	2	Cambio de sector		8	Septiembre	
Monto desembolsado(*)	Numérica			9	Octubre	
				10	Noviembre	
				11	Diciembre	

Variables similares en el modelo(*)

Nota: Adaptado de "La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas (Tesis doctoral, Universidad de Granada)", p. 208, por Lara Rubio J., 2010. Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

Los resultados de la investigación fueron más que aceptables y en lugar de concentrarse en la significancia estadística de los coeficientes estimados, el modelo se dirigió a la capacidad de predicción de atrasos costosos. (Ver Tabla 2).

Tabla 2: RESULTADOS DEL MODELO PREDICCIÓN. SCHREINER (1999).

Punto de Corte	0,00	0,05	0,10	0,15	0,20	0,25	0,30	1
Sensibilidad	0,00%	55,82%	80,80%	93,09%	96,76%	98,43%	98,45%	100,00%
Especificidad	100,00%	70,76%	36,69%	18,95%	10,73%	5,70%	2,96%	0,00%
% correcto de clasificación	8,65%	57,12%	76,99%	86,68%	89,32%	90,41%	90,24%	91,35%

Nota: Adaptado de “La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas (Tesis doctoral, Universidad de Granada)”, p. 209, por Lara Rubio J., 2010. Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

En cuanto a la principal conclusión del modelo; basándonos en la investigación de Schreiner (1999), “Un Modelo de Calificación del Riesgo de Morosidad para los Créditos de una Organización de Microfinanzas en Bolivia”, donde el autor afirma:

El modelo tiene menor poder predictivo que la mayoría de los modelos de calificación utilizados por las compañías de tarjetas de crédito...Los modelos de calificación son menos poderosos en microfinanzas que en las compañías de tarjetas de crédito, por lo que es improbable que el uso de la estadística y de unas pocas características cuantitativas del cliente sustituyan a los oficiales de crédito y su conocimiento cualitativo del carácter de los clientes. (p.19).

2.1.2 El modelo de Vogelgesang (2003)

El modelo de scoring de Vogelgesand (2003) para microfinanzas; tiene como objetivo predecir el riesgo de impago de una entidad de microfinanzas de Bolivia: Caja los Andes.

Respecto a la técnica utilizada, tamaño de muestra y periodo; basándonos en la investigación de Vogelgesang citado por Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

Respecto a la técnica empleada, el autor presenta un modelo de utilidad aleatoria (regresión logística multinomial) apoyado por la estimación con modelos probit bivariados... En consecuencia, la base de datos disponible para la elaboración del modelo de credit scoring contenía información perteneciente a 76.000 clientes correspondientes al periodo de tiempo que transcurre entre mayo de 1992 y junio de 2000; finalmente el investigador dispuso de 8.002 créditos completos en información. (pp. 209-210).

A este respecto, las variables explicativas contenidas en la base de datos, fueron agrupadas en variables personales del cliente, variables del negocio, variables del préstamo y variables del entorno, las cuales pueden verse en mayor detalle ver en el Tabla 3.

En cuanto a las hipótesis que podrían tener relación con el riesgo de crédito, basándonos en la investigación de Vogelgesang citado por Reyes Maldonado (2012), "El Uso de la Contabilidad y la Calificación para facilitar la Gestión de la Microempresa y su Acceso al Microcrédito", donde el autor afirma:

Los microprestatarios con mayor productividad, ingresos y salud son más propensos a rembolsar los créditos (1); lo anterior incrementa las posibilidades de los microprestatarios de financiarse alternativamente y en consecuencia necesitan menos incentivos de reembolso (2). Las tasas de interés bajas, junto con sanciones altas, incrementan el retorno de los préstamos (3). La disponibilidad de centrales de crédito aumenta el reembolso (4). La presencia de mucha competencia entre los microprestamistas disminuye las tasas de retorno (5). (pp. 130-131).

Tabla 3: VARIABLES EXPLICATIVAS. VOGELGESANG (2003).

Categoría	Variable
Variables Personales	Estado civil
	Género
	Créditos impagados en otras entidades financieras
	Logaritmo de la edad del cliente
	Logaritmo de los ingresos que no proceden del negocio
	Logaritmo de los ingresos que proceden del negocio
	Promedio de atrasos anteriores(*)
	Atraso máximo anterior
Variables del Negocio	Logaritmo de los activos
	Ratio pasivos sobre los activos(*)
	Dummy: si el cliente posee préstamos en otras entidades
	Logaritmo de la antigüedad del negocio
	Dummy: sector comercial frente a sector producción
	Dummy: sector servicios frente a sector producción
Variables del Préstamo	Tamaño del préstamo: logaritmo de la cantidad aprobada(*)
	Diferencia entre la cantidad aprobada y la solicitada
	Dummy: crédito preferencial
	Tasa de interés(*)
	Importe de la comisión cargada al préstamo
	Dummy: Penalizaciones por retrasos en créditos anteriores
	Dummy: reembolsos semanales
	Dummy: reembolsos quincenales
	Dummy: reembolsos irregulares
	Duración del préstamo en días(*)
	Número de reembolsos programados(*)
	Logaritmo del valor de las garantías
	Dummy: existencia de avalista
Variables del Entorno	Dummy: préstamo desembolsado en Cochabamba(*)
	Dummy: préstamo desembolsado en Sucre(*)
	Dummy: préstamo desembolsado en Trinidad(*)
	Dummy: préstamo desembolsado en Tarija(*)
	Proporción de clientes con préstamos en otras entidades
	Renta per cápita de la cartera de IMFs
	Tolerancia de uno o dos días de atraso
	Número de registros de créditos "malos"
	Ratio de crecimiento trimestral (fuente INE)
	Dummy: año 1997 ó 1998

Variables similares en el modelo(*)

Nota: Adaptado de "El uso de la contabilidad y la calificación para facilitar la gestión de la microempresa y su acceso al microcrédito (Tesis doctoral, Universidad de Zaragoza)", p. 209, por Reyes Maldonado N., 2010, Recuperado de: <https://zaquan.unizar.es/record/9914/files/TESIS-2012-147.pdf>

2.1.3 El modelo de Diallo (2006)

En cuanto a las metodologías utilizadas y a la definición del impago del préstamo, basándonos en la investigación de Diallo citado por Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

Diallo utilizó la regresión logística para construir un modelo de credit scoring para una entidad de microfinanzas de Mali y compararlo con un análisis discriminante respecto a los resultados obtenidos. En su objetivo trata también de explicar los factores que afectan el impago del préstamo, definido como un atraso de más de 30 días, sobre una muestra de 269 créditos obtenidos del historial crediticio de la institución Nyésigiso. Para ello, dispuso de una amplia información relativa a esos créditos, la cual fue contemplada bajo la consideración de las 27 variables explicativas. (p. 211).

Estas variables se muestran en la Tabla 4. Puede observarse como, ante la escasez de variables cuantitativas, la base de datos fue elaborada fundamentalmente con variables cualitativas.

Respecto a las variables que influyen en el riesgo de impago, basándonos en la investigación de Diallo citado por Reyes Maldonado (2012), "El Uso de la Contabilidad y la Calificación para Facilitar la Gestión de la Microempresa y su Acceso al Microcrédito", donde el autor afirma:

Los resultados del estudio de Diallo (2006) arrojaron que el tiempo de espera, el número de préstamos recibidos y la tasa de interés anualizada reducen la probabilidad de incumplimiento cuando aumentan. En cambio, el ratio cantidad solicitada/cantidad aceptada y las condiciones financieras tienen una relación positiva con la probabilidad de incumplimiento. (p. 133).

Tabla 4: VARIABLES EXPLICATIVAS. DIALLO (2006)

Variables Explicativas	
AGE	Edad
OCC	Profesión
EDU	Nivel educativo
GENDER	Género
HAT	Estado civil
CHIL	Número de hijos
INC	Ingresos anuales estimados
LINK	Vínculo con los empleados
RAMT	Importe de la solicitud de préstamo
DAMT	Monto de préstamo efectivamente recibido(*)
PUR	Destino del crédito
FIMREQ	Importe de los gastos financieros
COL	Valor estimado de las garantías reales
COLTYPE	Tipo de garantías
TIME	Tiempo (en días) transcurrido entre la solicitud y la concesión del crédito
REPCAP	Capacidad de pago
NLOAN	Número de créditos concedidos tras la incorporación a la IMF(*)
DEFAULT	Número de créditos anteriores impagados
REPSHEC	Frecuencia de las cuotas periódicas(*)
ARREARMT	Monto atrasado del préstamo
CAUSEDEFG	Motivos del atraso
MATURITY	Duración del préstamo (en días)(*)
EXPLOFF	Experiencia del oficial de crédito (en años)
FREQRAT	Ratio: gastos financieros / montante del préstamo
TXINT1	Tasa de interés (*)
DEG RATIO	Ratio: cantidad solicitada / cantidad aceptada
RECAPRAT	Ratio: capacidad mensual de reembolso/ cantidad mensual para el reembolso

Variables similares en el modelo(*)

Nota: Adaptado de “El uso de la contabilidad y la calificación para facilitar la gestión de la microempresa y su acceso al microcrédito (Tesis doctoral, Universidad de Zaragoza)”, p. 134, por Reyes Maldonado N.,2010, Recuperado de: <https://zagan.unizar.es/record/9914/files/TESIS-2012-147.pdf>

Respecto a la capacidad predictiva del modelo de análisis discriminante; basándonos en la investigación de Diallo (2006), "Un Modelo de Credit Scoring para una Institución de Microfinanzas Africana", donde el autor afirma:

La capacidad predictiva del modelo es buena, ya que predijo correctamente el 74,7% de los casos, si el punto de corte se fija en 0,5. Cuando se adopta un enfoque conservador, mediante la reducción del punto de corte a 0,4, la predicción del rendimiento disminuye ligeramente, pero la predicción de los malos prestatarios mejora de manera significativa. (p.32).

En virtud de la información contenida en la Tabla 5, el modelo de regresión logística mejora la capacidad predictiva del análisis discriminante, acercando los valores de sensibilidad y especificidad.

Tabla 5: RESULTADO DEL MODELO DE PREDICCIÓN DE DIALLO (2006)

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	154	24	86.52%
Fallidos	44	47	51.65%
Porcentaje Global de acierto			74,72%

REGRESIÓN LOGÍSTICA:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	152	26	85,39%
Fallidos	41	50	54.95%
Porcentaje Global de acierto			75,09%

Nota: Adaptado de "La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas (Tesis doctoral, Universidad de Granada)", p. 212, por Lara Rubio J., 2010. Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

2.1.4 El modelo de Dinh y Kleimeier (2007)

Acerca del tipo de cartera de créditos en la muestra, técnica utilizada, número de variables incluidas en el modelo, y el porcentaje correcto de clasificación; basándonos en la investigación de Dinh y Kleimeier citado por Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

La aplicación de credit scoring de Dinh y Kleimeier (2007) está desarrollada para la banca minorista de Vietnam, en la que los autores contaron con cartera completa de 56.037 préstamos, sobre los que desarrollaron un modelo de regresión logística binaria...Respecto a las variables incluidas en el modelo final de scoring, Dinh y Kleimeier (2007) consideraron aquellas que eran coherentes según el signo del estimador, teniendo en cuenta que sólo nueve de ellas tenían un nivel de significación por debajo del 5%. Los resultados del modelo de credit scoring, el valor de la sensibilidad ascendía al 98,38%, y los de la especificidad a un 78.63%, siendo el porcentaje correcto en la clasificación global de un 97,02%. (pp. 214-215).

Sobre el modelo de credit scoring desarrollado la Tabla 6 nos muestra las variables categóricas empleadas en el diseño.

Tabla 6: VARIABLES EXPLICATIVAS. DINH Y KLEIMEIER (2007)

Variables categóricas	
Ingresos mensuales	Número de dependientes
Nivel educativo	Teléfono en el domicilio
Situación laboral	Teléfono móvil
Tipo de empleo	Destino del crédito
Tiempo de contrato laboral (años)	Tipo de garantía
Edad (años)	Valor estimado de la garantía
Género	Duración del préstamo (meses) (*)
Región geográfica (*)	Tiempo como cliente de la institución
Tiempo en el actual domicilio	Número de créditos anteriores
Estado residencial	Cuenta corriente
Estado civil	Cuenta de ahorro

Variables en el modelo (*)

Nota: Adaptado de "La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas (Tesis doctoral, Universidad de Granada)", p. 215, por Lara Rubio J., 2010, Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

En relación a la conclusión final del modelo; basándonos en la investigación de Dinh y Kleimeier citado por Reyes Maldonado (2012), "El Uso de la Contabilidad y la Calificación para Facilitar la Gestión de la Microempresa y su Acceso al Microcrédito", donde el autor afirma:

La conclusión final de Dinh y Kleimeier (2007) es que el credit scoring es necesario para ayudar a controlar el riesgo de crédito y cumplir con las exigencias de la regulación que al respecto se está aplicando en los países con un mercado maduro en microfinanzas. De igual forma, los modelos de credit scoring se deben alinear con los mercados locales y que las características predictivas de los prestatarios junto con sus probabilidades de impago son específicas de cada país. (p. 135).

2.1.5 El modelo de Van Gool, Bart , & Woute (2009)

Acerca del número y tipo de variables en el modelo, técnica estadística, y variables significativas; basándonos en la investigación de Van Gool, Bart, & Woute citado por Reyes Maldonado (2012), "El Uso de la Contabilidad y la Calificación para Facilitar la Gestión de la Microempresa y su Acceso al Microcrédito", donde el autor afirma:

Los autores consideraron 16 variables en el modelo seleccionadas de acuerdo a los estudios hechos por Schreiner (2004) y Viganò (1993), las cuales fueron agrupadas en tres categorías principales: prestatario, préstamo y características del prestamista...Para el análisis de las variables, Van Gool et al. (2011) utilizaron dos metodologías: un modelo Logit binario basado en las variables con codificación dummy y un modelo Logit binario basado en el peso de las variables. En los dos modelos cinco variables resultaron significativas: otras deudas, destino del crédito, duración, monto y mes de concesión del crédito. (p.149).

Teniendo en cuenta que la variable dependiente fue definida como una variable dummy, y las variables utilizadas se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7: VARIABLES EXPLICATIVAS MODELO VAN GOOL, BART, & WOUTE (2009).

Categoría	Variables	Descripción de las variables (Incluyendo las expectativas del personal de la microfinanciera acerca del comportamiento que influencia el riesgo de impago)
VARIABLES DEL PRESTATARIO	1 Edad	Edad del solicitante en años. Solicitantes mayores se espera que tengan un riesgo reducido de impago
	2 Experiencia laboral	Experiencia laboral del solicitante en años. Mayor experiencia indica que disminuye el efecto en el riesgo de impago, lo cual indica más estabilidad.
	3 Beneficio neto del negocio	Estimación hecha por el oficial de crédito de las ganancias netas del negocio, basado en ver si el préstamo podría ser desembolsado. Alto margen de ganancias netas son expectativas de disminución del riesgo de impago y disponen de más espacio para el desembolso.
	4 Capital del negocio (*)	Estimación hecha por el oficial de crédito del valor del negocio del solicitante (total activos menos deuda). No hubo consenso en los oficiales de crédito sobre esta variable.
	5 Negocio registrado	Si el negocio del solicitante esta oficialmente registrado. Si es positivo se espera que el riesgo de impago sea reducido y se percibe más estabilidad del cliente.
	6 Ganancias netas del hogar	Estimación hecha por el oficial de crédito del flujo de caja libre. Altas ganancias netas son expectativas para la reducción del riesgo de impago y disponen de más espacio para el desembolso.
	7 Capital del hogar(*)	Estimación del valor total del capital del hogar del solicitante (activos menos deuda). No hubo consenso respecto de esta variable por parte de los oficiales de crédito.
	8 Otras deudas (*)	Estimación hecha por el oficial de crédito de otros préstamos tomados por el solicitante. Otras deudas reducen el espacio para el reembolso. Esta variable incrementa el riesgo de impago.
VARIABLES DEL PRÉSTAMO	9 Destino del crédito	Da el destino del microcrédito.
	10 Monto del crédito (*)	Mide el tamaño del préstamo solicitado. A medida que aumenta el interés en desviarse de préstamos más grandes, se espera un efecto de riesgo de incumplimiento cada vez mayor.
	11 Duración (en meses) (*)	Describe la duración del préstamo solicitado en meses. Una mayor duración esperada da señal de insuficiente capacidad a corto plazo, o de estar asociado con una mayor incertidumbre sobre la resolución en un futuro, causando un efecto de mayor riesgo.
	12 Ciclos	Indica la historia del solicitante y prestamista. Indica que no se han desembolsado otros préstamos antes. Se espera que el riesgo de impago se reduzca, ante un desembolso de repetición, el cual se ve como un sello de calidad.
VARIABLES DEL PRÉSTAMISTA	13 Mes de concesión del crédito	Descripción del mes en que se presentó la solicitud de préstamo. El personal de la microfinanciera de Bosnia espera que en los meses de invierno se incremente el riesgo de incumplimiento por las circunstancias imprevistas que pueden tener lugar.
	14 Año de concesión del crédito	Indica el año en que se presentó la solicitud de préstamo. Años anteriores son expectativa de un incremento en el riesgo de impago, a medida que exista menos experiencia del personal prestamista.
	14 Sucursal (*)	Indica la sucursal en la cual se presentó la solicitud del crédito. Sucursales en áreas rurales disminuyen el riesgo de impago debido a un mayor control social.
	15 Analista u oficial de crédito	Indica el nombre del funcionario que haya presentado la solicitud de préstamo y se utiliza principalmente como sustituto de la experiencia de los oficiales de crédito. Los oficiales de crédito con varios años de experiencia en la organización se espera que tengan un efecto en la disminución del riesgo de incumplimiento.

(*) Variables utilizadas en el modelo

Nota: Adaptado de “El uso de la contabilidad y la calificación para facilitar la gestión de la microempresa y su acceso al microcrédito (Tesis doctoral, Universidad de Zaragoza)”, pp. 150-151, por Reyes Maldonado N.,2010, Recuperado de: <https://zaguan.unizar.es/record/9914/files/TESIS-2012-147.pdf>

Los resultados del punto de corte, sensibilidad y especificidad del modelo y de su validación se muestran en la Tabla 8.

En cuanto a la conclusión principal del modelo, basándonos en la investigación de Van Gool, Bart, & Woute citado por Reyes Maldonado (2012), "El Uso de la Contabilidad y la Calificación para Facilitar la Gestión de la Microempresa y su Acceso al Microcrédito", donde el autor afirma:

En conclusión, los autores están en línea con Schreiner (1997), argumentando que el poder discriminatorio de los sistemas de credit scoring en microfinanzas aún es muy débil para justificar una inversión completa del proceso de evaluación de crédito tradicional a uno mediado por sistemas de puntuación de crédito. No obstante, la puntuación de crédito debe convertirse en una herramienta de perfeccionamiento en el proceso actual, combinando las mejores prácticas humanas y estadísticas. (p.149).

Tabla 8: RESULTADOS DEL MODELO DE PREDICCIÓN. VAN GOOL, BART, & WOUTE (2009)

Performance Model 1 and 2								
Performance Measure	Model 1 - STPW		Model 1 - AUC		Model 2 - STPW		Model 2 - AUC	
	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample
PCC(I)	0.7843	0.7848	0.7834	0.7823	0.8042	0.7769	0.8053	0.7754
SENS(I)	0.7978	0.8039	0.7985	0.8031	0.8201	0.8038	0.8197	0.8016
SPEC(I)	0.5294	0.4833	0.5197	0.4634	0.6343	0.4315	0.6452	0.4161
PCC (2)	0.638	0.6386	0.6829	0.6857	0.6812	0.6371	0.6332	0.5964
SENS (2)	0.8816	0.881	0.8747	0.872	0.8979	0.8632	0.9052	0.8741
SPEC (2)	0.341	0.3322	0.3707	0.3614	0.3805	0.3202	0.3484	0.3049
Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.3394	0.3134	0.3416	0.3224	0.4003	0.267	0.4025	0.2667
Area Under ROC Curve (AUC)	0.7257	0.7066	0.7257	0.7051	0.7685	0.681	0.7675	0.6789
Accuracy Ratio (AR)	0.4514	0.4133	0.4514	0.4102	0.537	0.362	0.5351	0.3579
Number of Variables Included	8		8		12		11	

PCC: Punto de corte

SENS: Sensibilidad

SPEC: Especificidad

Nota: Adaptado de "La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas (Tesis doctoral, Universidad de Granada)", p. 216, por Lara Rubio J., 2010, Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

2.2 Marco teórico

2.2.1 Microfinanzas en el Perú

En los últimos años se ha generado una tendencia de aprovechamiento oportunista de un hipo crediticio y de cartera pesada por parte de la Banca Comercial, a fin de tomar control del nuevo mercado bancarizado logrado con grandes esfuerzos por parte de la pequeña empresa financiera y microfinanciera del Perú. La acción oportunista de la Banca Comercial cierra o bloquea la ruta de crecimiento y desarrollo de las microfinancieras.

Respecto al dinamismo del sector microfinanciero; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2016), "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero", donde la entidad afirma:

A junio 2016, el total de colocaciones de las entidades especializadas en microfinanzas ascendió a S/. 35,396.28 MM, desembolsado por Mibanco y 36 empresas más avocadas a dicho segmento (12 CMAC's, 7 CRAC's, 9 Financieras y 8 Edpymes). Este resultado significó un incremento (+11.45%, +S/. 3,637.22 MM) con respecto a junio 2015 explicado por un aumento considerable en los créditos para consumo y pequeñas empresas...El principal sector que aporta son las CMAC's con un total de S/. 19,721.14 MM generando un crecimiento de +8.17% con respecto a junio 2015 (S/. 18,230.78 MM). En un segundo lugar se ubican las Financieras con un total de S/. 11,413.30 MM mostrando un aumento del 16.21%, luego que en diciembre 2015 mostrara una contracción de 25.46%, con respecto a diciembre 2014, dada la exclusión de la Financiera Edyficar, al integrarse con Mibanco. Por su lado, Mibanco, Edpymes y las CRAC's sumaron un total de activos por S/. 10,792.52 MM, S/. 1,608.14 MM y S/. 1,249.78 MM, respectivamente. (p. 4).

No obstante, el menor gasto, así como las estrategias agresivas de crecimiento adoptadas por algunas empresas que operaban en el sector microfinanzas enfocadas en la cantidad más que en la calidad de sus carteras años atrás, ocasionó algunos problemas en este subsistema. (Ver Tabla 9).

Respecto a los procesos de consolidación en los últimos años; basándonos en la investigación del Banco Central de Reserva del Perú (2015), "Reporte de Estabilidad Financiera Mayo 2015", donde la entidad afirma:

Los procesos de consolidación se vienen llevando a cabo principalmente en las entidades especializadas en la atención al segmento de la micro y pequeña empresa, a fin de incrementar su escala operativa y de mejorar su tecnología crediticia, aprovechando las sinergias que se pueden obtener a través del acceso a mejores fuentes de financiamiento por el mayor tamaño de la entidad financiera, de la transferencia de tecnología por la inclusión de socios estratégicos y del mejor uso de los recursos humanos para generar un efecto positivo sobre la rentabilidad. (p. 27).

Tabla 9: PRINCIPALES FUSIONES EN EL SISTEMA FINANCIERO PERUANO, MARZO 2015.

Tipo de Operación	Diseño de la Fusión y Escisión	Entidad consolidada
Escisión bloque patrimonial de Credinka	Credinka aprobó el proyecto de transferencia de casi la totalidad de su patrimonio a la Financiera Nueva Visión.	Pendiente de aprobación de la SBS.
Escisión bloque patrimonial de Edyficar	Edyficar transfirió casi la totalidad de sus activos y pasivos a Mibanco.	Mi Banco (marzo 2015)
Fusión por absorción (CRAC Nuestra Gente y Financiera Confianza)	Financiera Confianza se fusionó por absorción con CRAC Nuestra Gente en abril 2013.	Financiera Confianza (mayo 2013)
Escisión bloque patrimonial de América Financiera	América Financiera transfirió la totalidad de sus activos y pasivos al Banco Financiero.	Banco Financiero (marzo 2013)
Fusión por absorción (Financiera Universal y CRAC Profinanzas)	Financiera Universal absorbe a la CRAC Profinanzas en junio de 2012. En febrero 2014, cambia su denominación social a Financiera Qapaq.	Financiera Qapaq (diciembre 2012)

Nota: Adaptado de "Reporte de Estabilidad Financiera Mayo 2015", p.27, por Banco Central de Reserva del Perú, 2010, Perú. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-mayo-2015.pdf>

Actualmente, las entidades microfinancieras enfrentan una fuerte competencia por parte de la Banca Múltiple, segmento institucional que, a excepción de Mibanco, se enfoca principalmente en créditos

corporativos y gran empresa. En los últimos años este segmento ha intensificado su incursión en las microfinanzas atraídos por el dinamismo y spread financiero asociados a las Microempresas y Pequeñas empresas. Cabe añadir que las entidades de Banca Múltiple con mayor presencia en el sector de microfinanzas, cuentan con mayores recursos de fondeo que las entidades microfinancieras, por tanto, ello supone una desventaja para las últimas en la medida que sus clientes más consolidados son atraídos por los bancos al otorgarles un mayor financiamiento a tasas de interés más bajas. (Ver Figura 1).

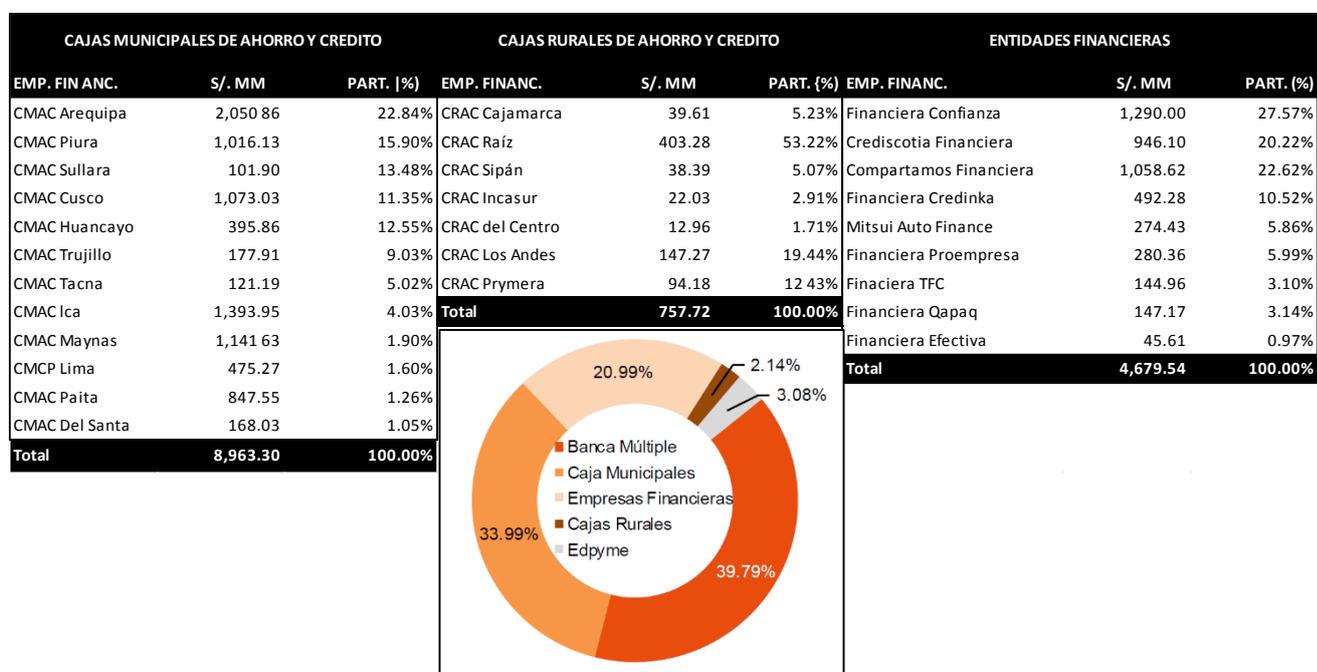


Figura 1: COMPOSICIÓN DE LAS COLOCACIONES A PEQUEÑAS Y MICROEMPRESAS A JUNIO 2016 (%).

Adaptado de "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero.", p.27, por Pacific Credit Rating, 2016, Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/pe-201606-fin_financiero_v01.pdf

En cuanto al ratio de morosidad del sector microfinanciero; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2016), "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero", donde la entidad afirma:

Respecto a la calidad de la cartera a nivel global, se aprecia que la morosidad promedio del sector micro financiero, incluyendo Mibanco, se situó en 5.68%, evidenciando una reducción con

relación a junio 2015 (6.50%). Así el segmento con mayor morosidad fue el de las CMACs, con 6.16% (junio 2015: 6.60%), resaltando que anteriormente, las CRACs eran la que más morosidad mostraban, sin embargo, a junio 2016, ésta se ubica en 6.16%. Las mejoras en los niveles de morosidad se deben en gran parte a la salida del mercado de CRAC Señor de Luren luego de la intervención de la SBS el 18 de junio del año pasado... Estos mayores niveles se sustentan en el sobreendeudamiento del segmento PYME, lo que tiene su origen en la mayor competencia en el sector micro financiero, y es que durante los últimos 20 años se ha experimentado un mayor dinamismo, reflejado en resultados económicos positivos lo que ocasionó una mayor competencia. Es así que la Banca Múltiple (a excepción de Mibanco), empezó a incursionar en este segmento. (pp. 4-5). (Ver Figura 2).

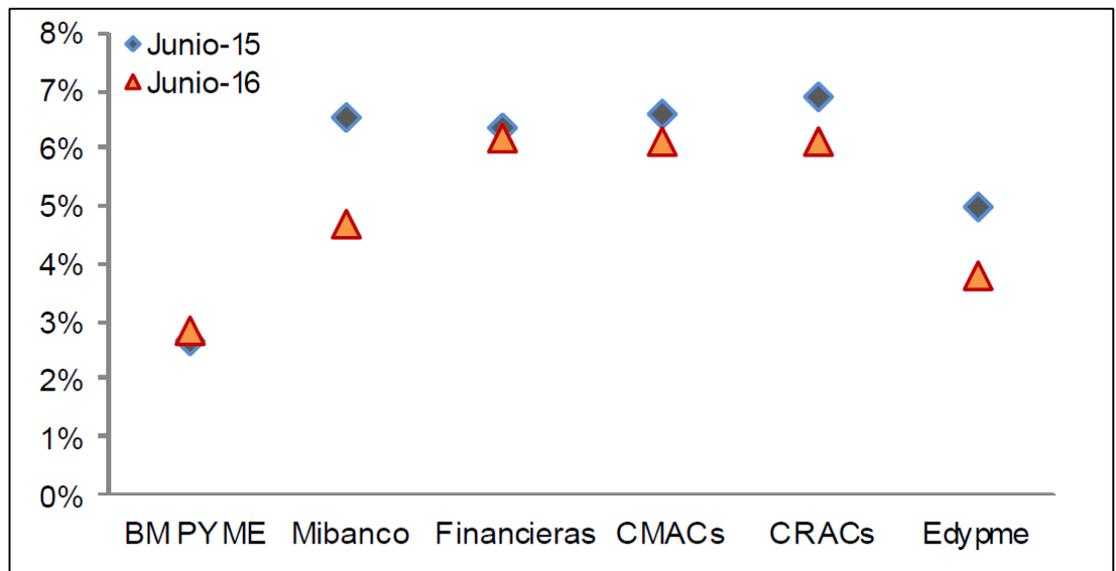


Figura 2: EVOLUCIÓN INTERANUAL DE LA MOROSIDAD POR SUB-SISTEMA (%).

Adaptado de "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero.", p.5, por Pacific Credit Rating, 2016. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/pe-201606-fin_financiero_v01.pdf

En cuanto a los indicadores de rentabilidad, retornos medios sobre los activos (ROA) y retornos medios sobre el patrimonio (ROE) de las entidades microfinancieras; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2016), "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero", donde la entidad afirma:

A junio 2016, en términos de rentabilidad Mibanco registra un ROE de 17.77%, resultado superior al de los otros segmentos micro financieros, al registrar una significativa mejor posición respecto a junio 2015 (-0.78%). En segundo lugar, se ubican las Financieras con un 14.97%, incrementando con relación a junio 2015 (11.19%). En tercer lugar, se sitúan las CMAC's con un 14.52%, al mostrar una leve contracción (junio 2015: 14.86%). Finalmente, con un ROE negativo se encuentran las Edpymes (-1.27%) y las CRAC's (-11.42%). Con relación al ROA, los que obtuvieron resultados positivos fueron los segmentos Financieras, CMAC's y Mibanco que se ubicaron en 2.56%, 1.99% y 2.14% respectivamente. Por otro lado, Edpymes (-0.30%) y las CRACs (-1.73%) alcanzaron resultados negativos. Vale la pena señalar que ambos indicadores están relacionados con el desempeño financiero de las instituciones, en ese sentido el incremento gradual y consistente de la morosidad, que se encuentran muy por encima de lo que se registraba a diciembre del 2010, perjudica la generación de utilidades de las instituciones. (p. 6). (Ver Figuras 3 y 4).

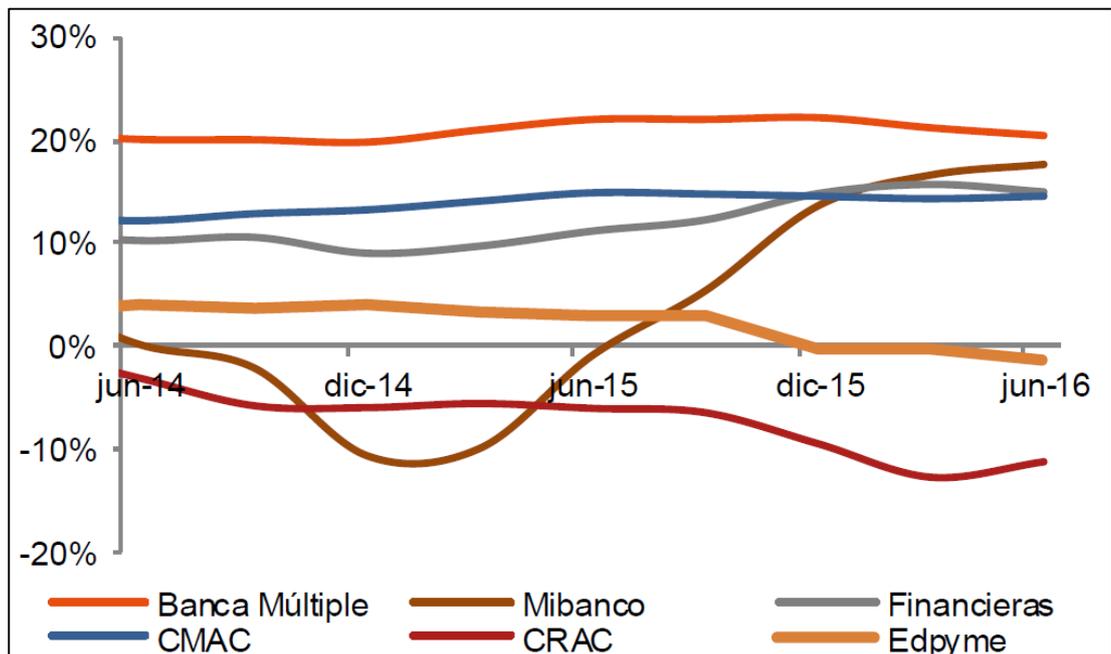


Figura 3: RENTABILIDAD SOBRE EL PATRIMONIO DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS.

Adaptado de "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero", p.6, por Pacific Credit Rating, 2016, Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/pe-201606-fin_financiero_v01.pdf

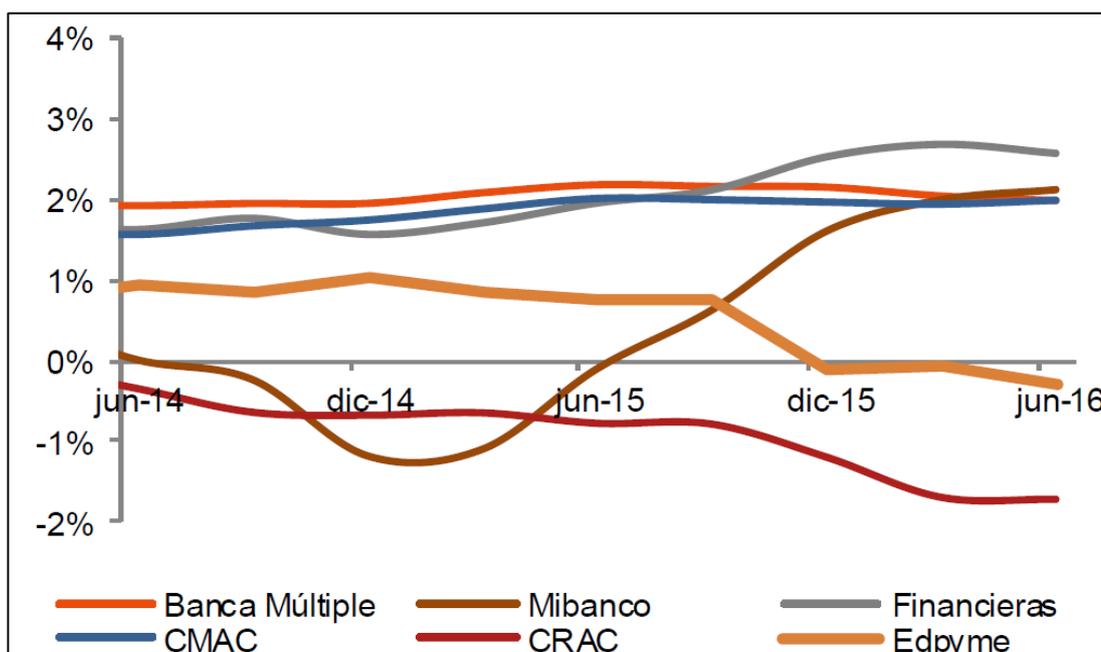


Figura 4: RENTABILIDAD SOBRE EL ACTIVOS DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS.

Adaptado de "Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero", p.6, por Pacific Credit Rating, 2016, Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/pe-201606-fin_financiero_v01.pdf

2.2.2 El Sistema de Microfinanzas en el Perú hace 15 años

La reforma de los 90 determinó la aparición de nuevos intermediarios financieros: CRAC CMAC y EDPYME (Entidades de desarrollo de la pequeña y microempresa). Mibanco, Financiera Solución y Banco del trabajo, en el que las entidades bancarias y financieras realizan múltiples operaciones y operan a nivel nacional, mientras que las CRAC CMAC Y EDPYMES tenían limitadas las operaciones a nivel local.

Acerca de las colocaciones del sistema financiero en la década de los noventa; basándonos en la investigación de Camargo y Aguilar (2004), "Análisis de la Morosidad en las Instituciones Microfinancieras del Perú", donde los autores afirman:

Durante el periodo 1995 -1998 las colocaciones del sistema financiero formal crecieron de manera significativa exhibiendo un crecimiento promedio anual de 9%. Sin embargo, esta tendencia se ve revertida hacia finales de la década, con la crisis financiera internacional de fines de los noventa, crisis que, aunada al

Fenómeno de El Niño de 1998, generó una fuerte caída del nivel de actividad interna y una retracción del sistema financiero local. Así las colocaciones del sistema total decrecieron a una tasa promedio anual de 8.20% entre 1998 y el año 2001...Sin embargo, las colocaciones del sistema de IMF, no siguieron la misma tendencia que las del total del sistema, a diferencia de estas, crecieron a un ritmo de 21.7% por año, lo cual demuestra una expansión de este segmento del mercado financiero hacia fines de la década anterior. (p. 206). (Ver Tabla 10).

Tabla 10: COLOCACIONES DEL SISTEMA FINANCIERO, 1998-2001 (MILES DE DÓLARES AMERICANOS)

Tipo de institución	1995	1998	1999	2000	2001
Banca Múltiple	7,721,627	14,069,525	11,797,229	11,614,384	10,468,710
IMF	271,560	340,341	329,441	448,338	609,041
Resto del sistema financiero ^a	606,316	1,274,416	1,124,742	1,001,195	997,320
Total	8,599,503	15,684,682	13,251,981	13,064,485	12,075,653

^a No incluye el sistema financiero estatal pero incluye empresas financieras y de arrendamiento financiero.

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú. Mercado y Gestión del microcrédito en el Perú”, p.206, por Camargo y Aguilar, 2004, Perú: Consorcio de Investigación económica y social.

En relación al número de deudores y al crédito promedio; basándonos en la investigación de Camargo y Aguilar (2004), “Análisis de la Morosidad en las Instituciones Microfinancieras del Perú”, donde los autores afirman:

Si bien la oferta de crédito de estas instituciones es pequeña en monto, comparada con la de la banca comercial, debe mencionarse algo que es muy importante, y es el número de clientes que estas instituciones atienden es mayor. El crédito promedio de las IMF, en diciembre de 2001, ascendió a 687 dólares americanos mientras que el crédito promedio de la banca comercial a 9,777 dólares americanos, lo cual evidencia, una vez más, la orientación hacia colocaciones crediticias de pequeña escala concentradas en los sectores PYME y agropecuario, mientras que la banca comercial, a juzgar por el crédito promedio que otorga, se dirige al sector de medianas y grandes empresas, así como sectores de ingresos medios y altos. (p. 207). (Ver Tabla 11).

Tabla 11: IMF: NÚMERO DE DEUDORES Y CRÉDITO PROMEDIO (DICIEMBRE DE 2001)

Entidad	N° de deudores	Colocaciones (miles de US\$)	Crédito Promedio (US\$)
Banca múltiple	1,070,762	10,468,710	9,777
IMF	887,350	609,750	687
-CMAC	398,311	242,433	599
-CRAC	40,480	71,463	1,770
-EDPYME	39,691	51,144	1,265
Banca del Trabajo	247,586	122,607	477
Mibanco	78,960	62,273	773
Financiera Solución	82,322	59,829	703

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú. Mercado y Gestión del microcrédito en el Perú”, p.207, por Camargo y Aguilar, 2004, Perú: Consorcio de Investigación económica y social.

En cuanto a la información general de las IMF respecto a las CRAC; basándonos en la investigación de Camargo y Aguilar (2004), “Análisis de la Morosidad en las Instituciones Microfinancieras del Perú”, donde los autores afirman:

A junio del 2001, el subsistema de CRAC era responsable del 10.29% del total de colocaciones del conjunto de IMF. Las CRAC fueron creadas luego de la desaparición del Banco Agrario, en 1992, con el objetivo de atender las necesidades financieras de los productores agropecuarios que no fueran atendidas por la banca comercial; es decir, surgieron como entidades especializadas en el crédito para la actividad agropecuaria. No obstante, durante los últimos años se ha observado una mayor inclinación hacia el mercado de créditos PYME urbanos y hacia los créditos comerciales. Estas instituciones tuvieron, por buen tiempo, mucha injerencia del Ministerio de Agricultura, lo que les originó problemas de gobernabilidad, imagen y dependencia de poder. Las 12 CRAC existentes en junio de 2001 contaban con un total de 52 agencias y 564 empleados. (p.209). (Ver Tabla 12).

En relación a la información general de las IMF respecto a las CMAC, y de la participación de colocaciones; basándonos en la investigación de Camargo y Aguilar (2004), “Análisis de la Morosidad en las Instituciones Microfinancieras del Perú”, donde los autores afirman:

El subsistema de las CMAC era responsable de casi 40% del total de las colocaciones de las IMF en junio de 2002. Las CMAC

fueron creadas por iniciativa del gobierno alemán en 1983, sobre la base del sistema de cajas de ahorro de ese país y con el apoyo técnico y la participación de la Corporación Técnica Alemana (GTZ). Aunque el apoyo inicial se concretó en la creación de la caja municipal de Piura, en 1982, luego este derivó en asistencia técnica y monitoreo de muchas de las CMAC que se crearon después. Estas IMF fueron creadas con el explícito objetivo de “democratizar el crédito” y de llegar a los sectores que el sistema financiero formal no estaba interesado atender, principalmente al sector de pequeñas empresas y microempresas; las IMF buscaban, a la vez, cubrir plenamente sus costos para evitar la descapitalización de su patrimonio (Tello,1995). Las 13 CMAC a junio de 2001 contaban con 121 agencias en todo el país y 1,974 empleados. (pp.209-210). (Ver Tabla 12).

En cuanto a la información general de las IMF respecto a las EDPYME; basándonos en la investigación de Camargo y Aguilar (2004), “Análisis de la Morosidad en las Instituciones Microfinancieras del Perú”, donde los autores afirman:

El subsistema de las EDPYME ha sido responsable de aproximadamente 8% del total de colocaciones de las IMF, a junio de 2002. Muchas de las EDPYME surgieron a partir de la formalización de las organizaciones no gubernamentales crediticias y tienen como objetivo atender las necesidades de crédito del segmento PYME y de hogares de muy bajos recursos. A diferencia de las anteriores IMF, las EDPYME no captan recursos del público, lo cual las ha hecho muy dependientes de fuentes de financiamiento del sector público y de la cooperación internacional (Portocarrero, 1999). Actualmente, existen 13 EDPYME con un total de 41 agencias y 647 empleados. (p. 210). (Ver Tabla 12).

Tabla 12: INFORMACIÓN GENERAL DE LAS IMF (JUNIO DE 2002)

Tipo de IMF	N de agencias	N° de personal ^a	Colocaciones (miles de US\$)	%
CRAC	52	564	84,995	10.29
CMAC	121	1,974	337,385	39.31
EDPYME	41	647	67,598	7.97
Banca del Trabajo	58	2,489	163,425	19.89
Mi Banco	28	703	93,753	12.27
Financiera Solución	33	1,563	79,229	10.34
Total	333	7,940	826,385	100

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú. Mercado y Gestión del microcrédito en el Perú”, p.209, por Camargo y Aguilar, 2004, Perú: Consorcio de Investigación económica y social.

^a Incluye a todo el personal.

2.2.3 Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco

El desarrollo de un mercado crediticio y de un mercado regional y zonal se debe en gran parte a las Microfinanzas en los últimos años y ese mérito de emprendimiento y de empoderamiento es muy importante investigarlo; por lo tanto, se destacará en este apartado el éxito que ha tenido esta experiencia de desarrollo del mercado regional nacional, y con ello empresarial en los últimos años; además de la experiencia que ocasionó la conocida quiebra de la Caja Municipal de Pisco.

En cuanto a la evolución de colocaciones y concentración de mercado de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola, Aguirre, Aguilar, Chauca, Dávila, y Palhua (2015), "Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), en el Perú", donde los autores afirman:

A lo largo de los años, las CMAC han incrementado su nivel de colocaciones. Estas ascendían, a diciembre del 2013, a S/. 11,900 millones, lo que implica un crecimiento del 11.11% respecto al año anterior. El grado de concentración de mercado según el nivel de colocaciones de las CMAC a diciembre del 2013, el cual es moderado. (pp. 28-31). (Ver Figura 5 y Tabla13).

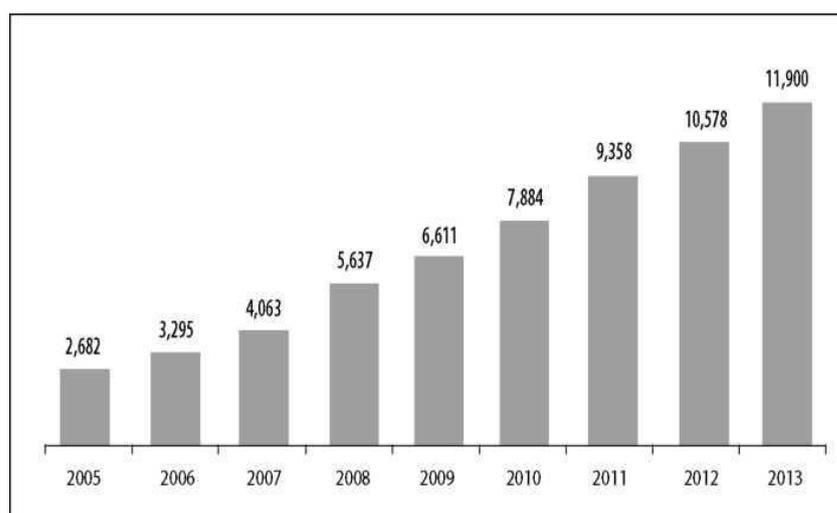


Figura 5: EVOLUCIÓN DE COLOCACIONES DE LAS CMAC HASTA DICIEMBRE DEL 2013 (EN MILLONES DE NUEVOS SOLES).

Adaptado de "Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú", p.28, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

Tabla 13: CONCENTRACIÓN DE MERCADO SEGÚN COLOCACIONES DE LAS CMAC A DICIEMBRE DE 2013

Empresas	Colocaciones	Participación	Índice de concentración
CMAC Arequipa	2'848,950	24%	5.73%
CMAC Piura	1'866,236	16%	2.46%
CMAC Huancayo	1'301,890	11%	1.20%
CMAC Trujillo	1'288,986	11%	1.17%
CMAC Cusco	1'243,589	10%	1.09%
CMAC Sullana	1'238,676	10%	1.08%
CMAC Tacna	709,868	6%	0.36%
CMAC Ica	673,522	6%	0.32%
CMAC Maynas	317,522	3%	0.07%
CMAC Paita	202,855	2%	0.03%
CMAC Del Santa	162,237	1%	0.02%
CMAC Pisco	45,698	0%	0.00%
Total	11'900,030	100%	0.135

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.31, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

En cuanto a la intervención de la CMAC Pisco el 21 de mayo de 2014; basándonos en artículo publicado de la SBS (2014), “SBS Interviene Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco”, donde la entidad afirma: “La Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco (CMAC PISCO), entidad que incumplió con los compromisos asumidos en el Plan de Recuperación Financiera que tenía como propósito de superar la delicada situación financiera por la que atravesaba” (párr. 1).

En relación a las colocaciones directas brutas de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2013), “Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A”, donde la entidad afirma: “Al cierre del ejercicio 2013 las colocaciones directas brutas ascendieron a S/. 45.70 MM, lo que significa una reducción de 6.03% en relación al 2012 (S/. 48.63 MM)” (p.1). (Ver Figura 6).

Acerca de la tasa de crecimiento de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2013), "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A", donde la entidad afirma:

La tasa de crecimiento de las colocaciones venia en descenso desde el 2012, es así que la máxima tasa de crecimiento en los últimos años fue en el ejercicio 2011 (+32.71%), para luego caer en el 2012 (+9.09%) y ser finalmente negativa en el 2013 (-6.03%). Con respecto a esto, es importante destacar que la Caja limitó sus colocaciones en el 2013 con el objetivo de mejorar su ratio de capital global. (p. 6). (Ver Figura 6).

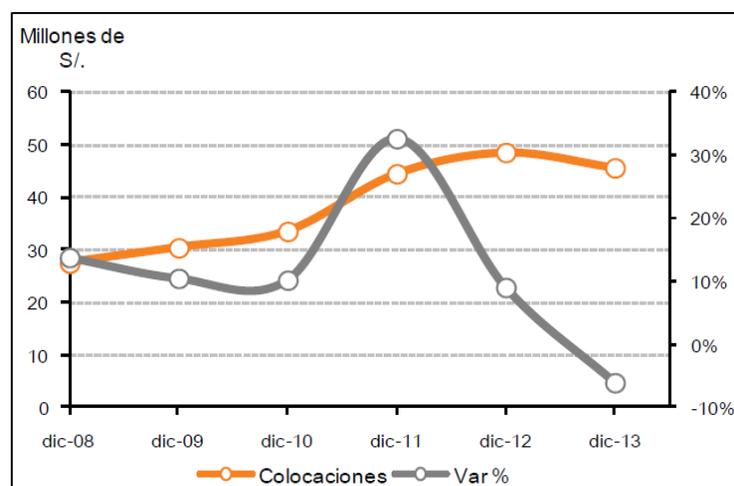


Figura 6: COLOCACIONES BRUTAS CMAC PISCO.

Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.", p.7, por Pacific Credit Rating, 2013. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cmac_pisco-201312-fin.pdf

Respecto a las captaciones del público por cada CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), "Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú", donde los autores afirman: "A diciembre del año 2013. El 63% de las captaciones están concentradas en cuatro cajas: la de Arequipa (23.0%), la de Piura (18.1%), la de Trujillo (11.5%) y la de Sullana (10.1%)" (p. 33). (Ver Figura 7).

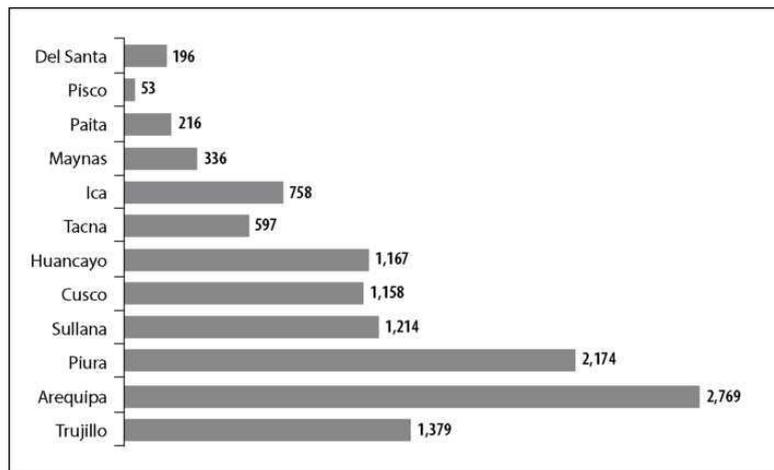


Figura 7: CAPTACIONES DEL PÚBLICO POR CADA CMAC A DICIEMBRE DEL 2013. (EN MILLONES DE NUEVOS SOLES).

Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.33, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015, Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

Respecto al fondeo de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), “Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú”, donde los autores afirman: “Las CMAC se fondean principalmente con depósitos a plazo, dichas captaciones representaron el 57.5% a diciembre del 2013” (p. 34). (Ver Figura 8).

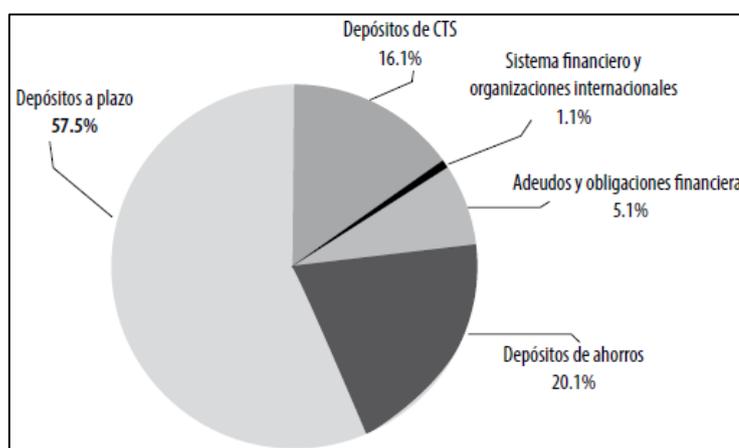


Figura 8: TIPOS DE CAPTACIONES DE LAS CMAC A DICIEMBRE DEL 2013.

Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.35, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

Acerca del comportamiento de las tasas pasivas de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), "Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú", donde los autores afirman:

Las tasas pasivas de las CMAC en el periodo de análisis (2005-2013) han estado siempre por encima del promedio del sistema financiero en todos sus productos pasivos, siendo los depósitos a plazo y cuentas CTS los más atractivos para el ahorrista. Sin embargo, dentro del mismo sector de las CMAC, el comportamiento ha sido a la baja, a excepción del 2008, cuando las tasas subieron, dado que gran parte de las CMAC terminaron de establecerse en Lima con la finalidad de captar recursos para atender las colocaciones crediticias. Dicho comportamiento se mostró en ambas monedas (soles y dólares). Por ejemplo, las cuentas CTS en soles disminuyeron en 60.46%, y las cuentas CTS en dólares, en 30.20%; las cuentas a plazo en soles se redujeron en 63.16%, y en dólares, en 152%. (pp. 84-85). (Ver Tabla 14).

Tabla 14: COMPORTAMIENTO DE LAS TASAS PASIVAS DE LAS CMAC (EN %). 2005-2013

Año	Moneda nacional			Moneda extranjera		
	Ahorros	Plazo fijo	CTS	Ahorros	Plazo fijo	CTS
2005	1.29	7.44	12.26	0.76	3.25	4.57
2006	1.31	7.7	12.11	0.52	3.42	6.21
2007	1.21	6.41	11.78	0.51	3.09	5.31
2008	1.06	8.38	12.31	0.7	4.71	5.51
2009	1.23	6.8	11.55	0.82	4.17	5.59
2010	1.06	5.58	10.68	0.73	3.16	6.18
2011	0.93	5.93	11.03	0.58	2.86	5.73
2012	0.9	5.28	9.73	0.46	2.02	5.25
2013	0.84	4.56	7.64	0.45	1.29	3.51

Nota: Adaptado de "Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú", p.86, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

Respecto a las captaciones de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacif Credit Rating (2013), "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A", donde la entidad afirma: "Las obligaciones con el público, de la CMAC Pisco ascendieron a S/. 53.36 MM, lo que significa una disminución en S/. 3.19 MM (-5.64%) con respecto a diciembre de 2012" (p. 8). (Ver Figura 9).

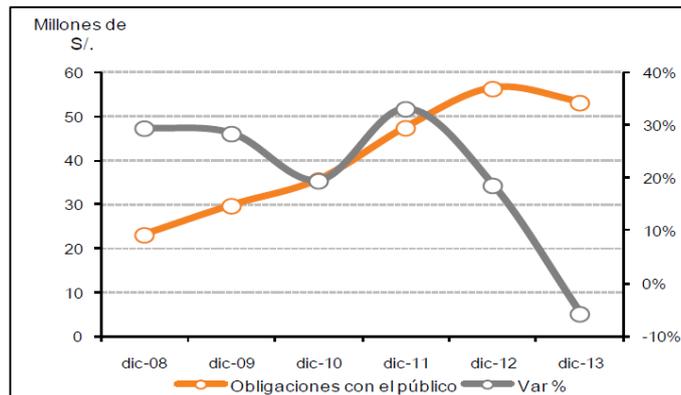


Figura 9: OBLIGACIONES CON EL PÚBLICO DE LA CMAC PISCO.

Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.", p.9, por Pacific Credit Rating, 2013. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cm_ac_pisco-201312-fin.pdf

En relación a la estructura de las obligaciones con el público de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacif Credit Rating (2013), "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A", donde la entidad afirma: "El pasivo está compuesto principalmente por las obligaciones con el público, las cuales representaron el 94.73% (94.93% a diciembre de 2012) y la Caja redujo sus tasas pasivas dado los altos recursos ociosos que generaban altos gastos financieros" (p. 8). (Ver Figura 10).

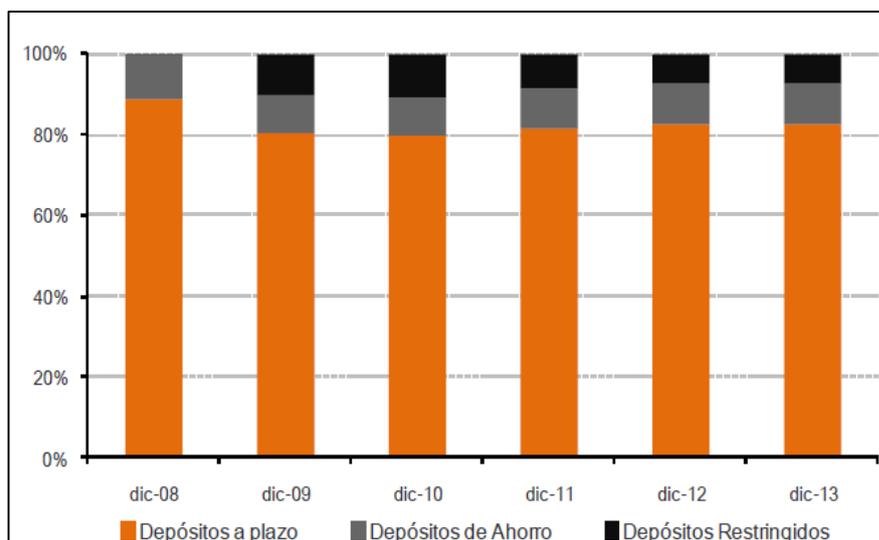


Figura 10: ESTRUCTURA DE LAS OBLIGACIONES CON EL PÚBLICO DE LA CMAC PISCO.

Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.”, p.9, por Pacific Credit Rating, 2013. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cmac_pisco-201312-fin.pdf

En cuanto al ratio de morosidad de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), “Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú”, donde los autores afirman: “Desde el año 2005 la morosidad de las CMAC ha crecido en 0.47%; las CMAC que han registrado el mayor incremento en el año 2013 son la de Pisco (5.38%), la del Santa (2.85%) y la de Maynas (2.21%)” (p. 96). (Ver Tabla15).

Tabla 15: EVOLUCIÓN DE LA MOROSIDAD DE LAS CMAC (EN %)

CMAC	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Trujillo	2.17	1.84	2.33	3.35	6.72	6.56	7.15	7.1	5.51
Arequipa	3.96	3.6	3.29	3.28	3.88	4.07	4.04	4.51	5.7
Piura	5.86	6.74	5.33	5.71	6.86	7.36	5.32	4.79	5.36
Sullana	5.13	5.45	3.87	3.79	5.29	5.29	4.42	5.17	5.26
Cusco	3.63	3.96	3.6	2.85	2.97	3.66	3.83	3.81	4.01
Huancayo	5.37	5.42	3.45	3.3	4.57	3.72	3.27	3.4	3.42
Tacna	3.15	2.92	2.8	2.96	2.95	3.63	3.49	4.42	5.78
Ica	5.17	4.86	5.25	4.87	5	5.76	5.87	5.74	7.3
Maynas	5.13	4.86	4.97	3.89	4.74	4.78	5.23	4.98	7.18
Paíta	7.7	5.3	4.53	3.18	3.87	5.72	7.88	9.96	10.95
Pisco	9.28	11.86	15.72	6.87	6.83	3.12	3.71	4.27	9.65
Del Santa	6	3.55	3.55	3.91	5.71	10.28	8.92	14.2	17.05
Promedio	4.65	4.33	3.78	3.85	5.07	5.3	4.89	5.08	5.55

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.96, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

En la figura 11 se compara la evolución de la morosidad de las CMAC con la de las financieras especializadas para el periodo enero del 2011 a diciembre del 2013. Las instituciones objeto de estudio fueron la CMAC de Maynas, Sullana y Trujillo; y las Financieras Edificar y Confianza, estas últimas tuvieron un ratio menor de morosidad en el año 2013.

Con excepción de las Financieras, las CMAC presentan tasas de morosidad mayores; la morosidad crece en todas las CMAC entre el 2011 y el 2013, con excepción de la Caja Trujillo que disminuyó de 7.39% a 6.54%. La tasa de mora más alta alcanzada es de la Caja Maynas a setiembre de 2013 con 7.38% de morosidad seguida por la Caja Sullana en octubre de 2013 cuyo ratio de mora es de 8.10%.

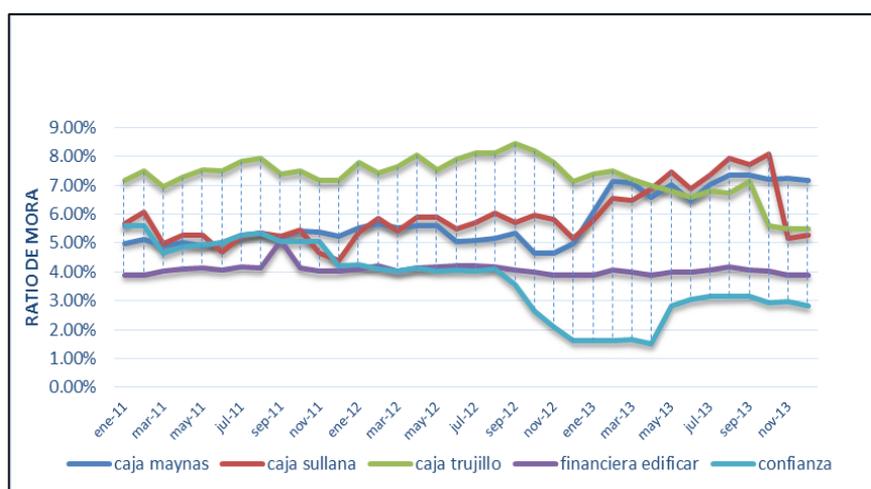


Figura 11: EVOLUCIÓN HISTÓRICA DEL NIVEL CREDITICIO SEGÚN CMAC'S Y FINANCIERAS.

Fuente: SBS

Elaboración: Propia.

La deficiente gestión de la Caja Municipal de Pisco llevó a registrar ratios financieros por debajo de los niveles considerados como saludables, principalmente el deterioro del ratio de mora. Se registró que la tasa de mora entre marzo del 2013 a marzo del 2014 se incrementó de 4.63% a 9.65%. (Ver Tabla 16).

Tabla 16: RATIO DE MORA EN MARZO DEL 2013-2014 SEGÚN CMACs. (EXPRESADO EN %)

	Morosidad (%) mar. 2014	Morosidad (%) mar. 2013	Variación morosidad (%)
CMAC Arequipa	6.55	5.13	1.42
CMAC Cusco	4.94	4.7	0.24
CMAC Del Santa	16.84	17.65	-0.81
CMAC Huancayo	3.74	3.87	-0.13
CMAC Ica	8.23	7.11	1.12
CMAC Maynas	7.96	7.12	0.84
CMAC Paita	12.9	12.22	0.68
CMAC Pisco (*)	9.65	4.63	5.02
CMAC Piura	6.51	5.82	0.69
CMAC Sullana	6.32	6.46	-0.14
CMAC Tacna	6.96	5.14	1.82
CMAC Trujillo	6.4	7.2	-0.8
Total cajas municipales de ahorro y crédito	6.43	5.95	0.48
CMCP Lima	12.41	9.34	3.07
Total cajas municipales	6.67	6.14	0.53

Fuente: SBS

Elaboración: Propia

Acerca del incremento de la morosidad en la Agencia Imperial de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacif Credit Rating (2013), "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A", donde la entidad afirma:

La Agencia Imperial es la agencia que más ha aumentado su índice de morosidad (+14.55%), esto como consecuencia de que su cartera de créditos ha tenido problemas de deshonestidad por parte de sus trabajadores y también porque esta agencia poseía como principales clientes a empresas del sector agrícola, sector que ha sufrido un significativo deterioro debido a problemas de cultivo de índole climático y la caída de precios de los productos. Cabe indicar, que para estos préstamos, la Caja pedía garantías hipotecarias cuando el crédito era mayor o igual a S/.70,000, caso contrario no contaba con garantías preferidas. Con relación al incremento de morosidad en las demás agencias, estas enfrentaron problemas de sobreendeudamiento de sus clientes. (p. 7). (Ver Tabla 17).

Tabla 17: ÍNDICE DE MOROSIDAD POR AGENCIAS DE LA CMAC PISCO (%)

OFICINAS	2012	2013	VARIACIÓN
Of. Principal	4.47%	8.45%	3.98%
Ag. Huancavelica	6.08%	9.83%	3.75%
Ag. Imperial	5.64%	20.18%	14.55%
Ag. San Francisco	1.25%	2.83%	1.58%
Ag. Lurín	0.22%	5.80%	5.58%
TOTAL	4.27%	9.65%	5.38%

Nota: Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.”, p.7, por Pacific Credit Rating, 2013. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cmac_pisco-201312-fin.pdf

En cuanto a la participación de la cartera por tipo de créditos de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacif Credit Rating (2013), “Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A”, donde la entidad afirma:

Respecto a la cartera por tipo de crédito, los créditos a las microempresas representan; 52.86%, lo que significa una pérdida de participación con respecto al 2012 (57.08%), esto se explicó por el aumento en créditos de consumo pues registraron 16.72% (13.27% al 4T2012). Por su parte, los créditos a la pequeñas empresas representaron 29.35% (29.58% 4T2012), y finalmente los créditos a la mediana empresa fueron 1.08% (0.07% al 4T2012). (p. 8). (Ver Figura 12).

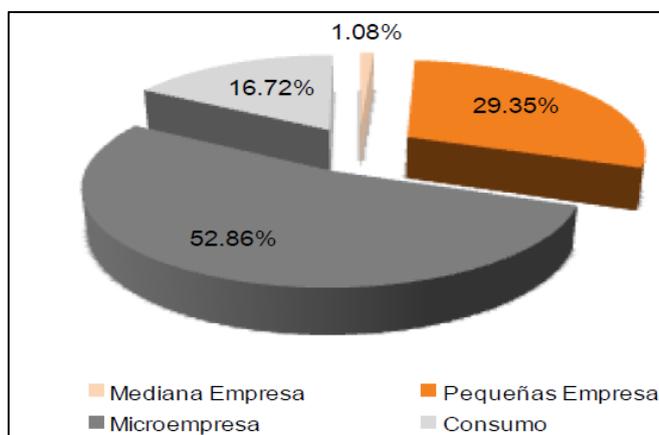


Figura 12: CARTERA POR TIPO DE CRÉDITO DE LA CAJA PISCO.

Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.”, p.8, por Pacific Credit Rating, 2013. Recuperado de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cmac_pisco-201312-fin.pdf

La distribución de la morosidad de la CMAC Pisco, entre los distintos segmentos de la cartera crediticia, revela que los créditos otorgados a la pequeña empresa, microempresa y los créditos de consumo tienen mayor variación de mora (6.41%, 3.95% y 2.25%, respectivamente, entre marzo de 2013 a marzo de 2014), lo que traduce elevados niveles de morosidad para la CMAC Pisco. (Ver Tabla 18).

Tabla 18: VARIACIÓN DE LA TASA DE MOROSIDAD POR TIPO DE CRÉDITO EN MARZO DEL 2013-2014 SEGÚN CMAC'S. (EXPRESADO EN %)

Tipo de Crédito	Pequeñas empresas	Microempresas	Consumo
Variación morosidad (%)	mar.2014-mar. 2013		
CMAC Arequipa	2.63	0.66	0.48
CMAC Cusco	0.29	-0.5	-0.18
CMAC Del Santa	-1.43	0.18	1.34
CMAC Huancayo	0.58	-0.68	-0.33
CMAC Ica	2.46	-0.06	0.32
CMAC Maynas	2.22	0.16	1.89
CMAC Paita	-3.59	1.35	3.54
CMAC Pisco (*)	6.41	3.95	2.25
CMAC Piura	1.28	-0.34	-4.16
CMAC Sullana	0.34	-0.63	0.54
CMAC Tacna	2.24	2.37	0.29
CMAC Trujillo	0.78	-1.39	0.1
Total cajas municipales de ahorro y crédito	1.3	0	0.12
CMCP Lima	7.68	3.66	-0.11
Total cajas municipales	1.34	0.02	0.12

Fuente: SBS

Elaboración Propia

Respecto a los indicadores de rentabilidad de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), "Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú", donde los autores afirman: "El ROA de las CMAC, refleja una disminución entre los años 2005 y 2013 de 2.76 puntos porcentuales. La máxima caída tuvo lugar en el año 2010 de 1.04%, mientras que el máximo incremento se alcanzó en el 2011 con 0.58% respecto al año 2010. Al cierre del 2013, el ROA se redujo en 0.29% con respecto al año 2012" (p. 92). (Ver Tabla 19).

Tabla 19: EVOLUCIÓN DEL ROA DE LAS CMAC (EN %)

CMAC	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Trujillo	4.53	3.91	3.61	2.93	1.85	1.37	2.48	2.33	1.59
Arequipa	6.47	5.61	5.42	4.1	3.55	2.79	2.91	2.42	2.37
Piura	3.31	2.45	2.54	1.95	2.06	0.34	2.28	1.36	1.27
Sullana	4.71	4.49	4.56	3.25	3.27	1.94	2.38	1.65	1.25
Cusco	6.42	6.21	5.89	4.91	4.16	3.67	3.22	2.92	2.59
Huancayo	4.83	4.24	5.61	4.03	3.82	3.24	2.92	2.95	2.64
Tacna	4.18	3.65	3.13	3.69	3.03	1.75	1.6	1.88	0.92
Ica	4.16	4.8	1.89	3.94	3.92	1.84	2.38	1.06	0.92
Maynas	3.85	4.79	3.69	2.73	3.02	2.11	1.82	1.6	0.78
Paita	1.98	2.82	2.79	1.93	1.62	0.46	-0.58	-0.92	-0.15
Pisco	2.39	-0.36	-2.37	1.75	0.35	0.73	-1	0.66	-3.35
Del Santa	3.32	3.11	2.6	2.48	1.55	-1.74	0.72	0.12	-0.57
Promedio	4.46	4.15	3.97	3.28	2.88	1.84	2.42	1.99	1.7

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.92, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

En cuanto al rendimiento sobre el patrimonio de las CMAC; basándonos en la investigación de Mendiola et al. (2015), “Sostenibilidad y Rentabilidad de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) en el Perú”, donde los autores afirman: “El ROE de las CMAC, al igual que el ROA, también ha decrecido, pero de manera más significativa: entre los años 2005 y 2013 disminuyó en 15.16%” (p. 94). (Ver Tabla 20).

Tabla 20: EVOLUCIÓN DEL ROE DE LAS CMAC (EN %)

CMAC	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Trujillo	29.32	26.73	22.93	20.66	13.6	9.47	15.19	14.09	9.63
Arequipa	33.47	30.06	28.58	25.38	22.8	19.64	21.94	20.48	20.23
Piura	24.33	17.45	16.99	14.78	16.08	3.24	19.31	11.56	11.59
Sullana	31.23	26.83	26.57	22.19	24.19	16.8	18.12	13.18	9.65
Cusco	34.31	29.55	26.19	23.16	21.65	18.16	17.76	16.13	15.27
Huancayo	30.34	24.79	28.25	22.5	19.19	18.09	18.12	18.97	18.68
Tacna	25.38	22	19.37	21.6	17.82	12.3	11.58	13.56	7
Ica	26.96	27.93	12.06	25.79	26.31	14.1	18.52	9.36	8.35
Maynas	26.41	30.08	22.02	18.22	19.77	15.81	13.88	12.05	6.18
Paita	14.94	20.67	21.26	14.71	13.58	3.68	-4.69	-8.53	-1.18
Pisco	15.29	-2.29	-17.87	13.13	2.99	4.78	-8.89	6.26	-29.71
Del Santa	24.65	23.58	19.33	18.43	11.49	-15.8	6.19	0.96	-5.11
Promedio	28.08	25.42	23.26	21.21	19.21	13.25	17.23	14.68	12.92

Nota: Adaptado de “Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú”, p.95, por Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M., 2015. Recuperado de: <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

En relación a los rendimientos sobre el activo y el patrimonio de la CMAC Pisco; basándonos en la investigación de Pacif Credit Rating (2013), "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Pisco S.A", donde la entidad afirma:

Con respecto a la utilidad neta anualizada sobre el activo promedio (ROA) al cierre del 2013 de la CMAC Pisco esta fue de -3.36% (la menor del sector CMAC), la cual fue inferior a la registrada en el cuarto trimestre de 2012 (0.68%), y de la misma manera, presentó un ratio por debajo del sector de las CMAC, las cuales tuvieron un rendimiento promedio de 1.68%...A diciembre de 2013, la CMAC Pisco registró un ratio de utilidad neta anualizada sobre patrimonio promedio (ROE) negativo de 32.97% (el más bajo de las 13 cajas municipales del sector), el cual fue ampliamente inferior al registrado a diciembre de 2012 (6.19%). A su vez, este indicador se encuentra por debajo del registrado en el sector CMAC de 12.82%. (p. 11).

2.2.4 Caja Rural De Ahorro y Crédito Señor de Luren

Concatenando la conocida quiebra de la Caja Municipal de Pisco; se incluye como temática de referencia el tema de la quiebra de la más grande Caja Rural de Ahorro y Crédito "El Señor de Luren", una de las instituciones de microfinanzas con altas tasas de morosidad y de indicadores financieros críticos.

Respecto a intervención de la CRAC Señor de Luren el 18 de junio de 2015; la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (2015) afirma: "En resguardo de los intereses de los ahorristas, la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) intervino hoy la Caja Rural Señor de Luren de Ica, al no cumplir con las exigencias de capital para cubrir la pérdida de más del 50 por ciento de su patrimonio efectivo. La intervención oportuna de la SBS ha permitido proteger el 100% de los depósitos que mantienen todos los ahorristas de la institución." (párr.1).

Acerca de la creación de las CRAC; basándonos en la investigación de Talledo Sanchez (2014), "La Morosidad de la Cartera de Créditos a la

Microempresa de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito y su Relación con la Competencia”, donde el autor afirma:

Las cajas rurales de ahorro y crédito fueron creadas en 1993 como entidades reguladas y supervisadas por la SBS, inicialmente como respuesta a la liquidación de la banca de fomento pública, orientándose a la provisión de servicios a los sectores no atendidos, principalmente en el área rural, (Portocarrero, 2003)...A diciembre de 2012, el subsistema de cajas rurales estuvo conformado por un total de diez entidades, la mayoría de las cuales se constituyeron en la década de 1990; las entidades con mayor antigüedad que iniciaron sus operaciones durante el año 1994 y fueron Libertadores de Ayacucho, Señor de Luren, Credinka y Chavín, (pp.4-5).

En relación a la participación de mercado de las CRAC, se muestra una tendencia a la baja de la participación tanto de colocaciones y captaciones totales de las CRAC. (Ver Tabla 21).

Tabla 21: CAJAS RURALES. ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (MILLONES DE S/.), 2011-2015.

	Activos	Participación (%)			Número de entidades
		Activos	Créditos	Depósitos	
Mar.15	2 203	0,65	0,69	0,74	10
Set.14	2 323	0,67	0,74	0,80	10
Set.13	2 290	0,74	0,83	0,87	9
Set.12	3 043	1,13	1,32	1,37	11
Set.11	2 600	1,1	1,4	1,3	10

Nota: Adaptado de “Reporte de Estabilidad Financiera”, (p.43, 2011), (p.11, 2012), (p.9, 2013), (p.9, 2014), por Banco Central de Reserva del Perú, 2011-2014, Recuperado de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/Reporte-Estabilidad-Financiera-Noviembre-2011.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2012.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2013.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2014.pdf>.

En la Figura13, se observa la participación tanto de colocaciones y captaciones totales de las CRAC a junio de 2014.

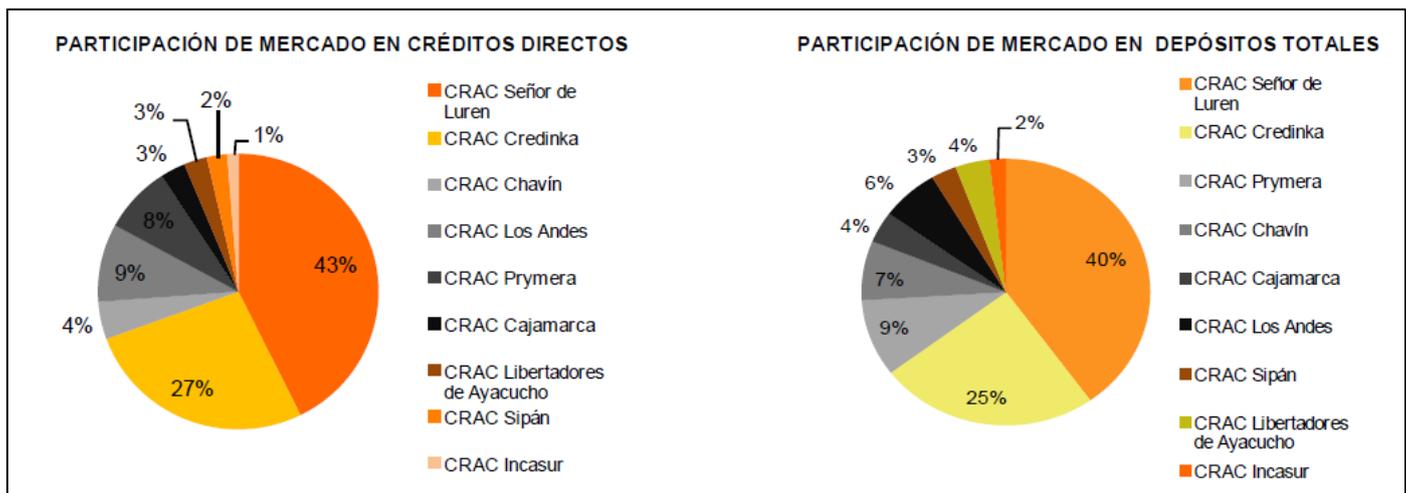


Figura 13: CAJAS RURALES. PARTICIPACIÓN DE CRÉDITOS DIRECTOS Y DEPÓSITOS TOTALES, JUNIO 2014.

Adaptado de “Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren”, p.5, por Pacific Credit Rating, 2014. Recuperado de: <http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cracluren-201406-fin.pdf>

Acerca de la variación de colocaciones y depósitos totales de la CRAC Señor de Luren; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2014), “Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren S.A”, donde la entidad afirma:

Al cierre del 2T 2014, la Caja presenta una clara estacionalidad en las colocaciones, lo que se ve reflejado en un aumento de tan solo 0.32% de su cartera bruta (+S/. 2.22MM) en relación al mismo periodo del año anterior. Por su parte, los créditos indirectos presentaron una caída de 52.77% (-S/.51.09 MM), siendo los de mayor variación los referentes a Mediana y Gran empresa, debido a que actualmente la entidad se encuentra en una revisión de sus estrategias, de modo de poder mitigar los riesgos identificados a “personas” “fraude interno” y “fraude externo”, de esta manera se ha frenado la emisión de nuevas cartas fianza con el fin de poder mejorar los controles del proceso de otorgamiento de cartas fianza...Fue CRAC Señor de Luren una de las cajas rurales que más descendió en sus captaciones, disminuyendo en un -17.89%, es decir S/141.13 MM menor a lo registrado en el mismo periodo del año anterior. (p. 5).

Entre marzo de 2013 y marzo de 2015, las CRAC incrementaron la tasa de interés activa promedio en moneda nacional de los créditos a la microempresa y pequeña empresa y disminuyó la tasa de los créditos a la mediana empresa y de consumo, se podría deducir que las bajas

tasas ofrecidas por los bancos para la micro y pequeña empresa es una estrategia para atraer a los clientes captados por CRAC y CMAC. (Ver Tabla 22 y 23). Por el contrario, en la Figura 14, puede notarse que desde 2010 hasta el 2012 se observa una tendencia decreciente de tasas de interés activa en moneda nacional a la pequeña y microempresa.

Tabla 22: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS ACTIVAS A EMPRESAS MARZO 2013- 2015

	Grandes Empresas		Medianas Empresas		Pequeñas Empresas		Microempresas	
	MN	ME	MN	ME	MN	ME	MN	ME
Mar.13	20,00	-	19,23	19,11	27,44	19,15	38,26	21,89
Set.13	8,72	-	19,21	11,47	28,97	18,89	39,91	19,90
Mar.14	11,59	-	18,06	14,62	28,96	22,58	39,91	-
Set. 14	12,00	-	15,04	-	28,18	20,13	40,15	18,90
Mar.15	10,22	-	17,44	15,00	28,03	19,02	40,65	29,39

Nota: Adaptado de "Reporte de Estabilidad Financiera", (p.32, 2014), (p.35, 2015), por Banco Central de Reserva del Perú, 2014-2015. Recuperado de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2014.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-mayo-2015.pdf>

Tabla 23: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS ACTIVAS A HOGARES MARZO 2013-2015

	Consumo		Hipotecario	
	MN	ME	MN	ME
Mar.13	33,44	17,92	11,31	-
Set.13	35,05	15,39	10,43	-
Mar.14	34,76	35,77	10,16	-
Set. 14	35,54	-	11,27	-
Mar.15	32,22	-	10,10	-

Nota: Adaptado de "Reporte de Estabilidad Financiera", (p.48, 2014), (p.42, 2015), por Banco Central de Reserva del Perú, 2014-2015, Recuperado de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2014.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte->

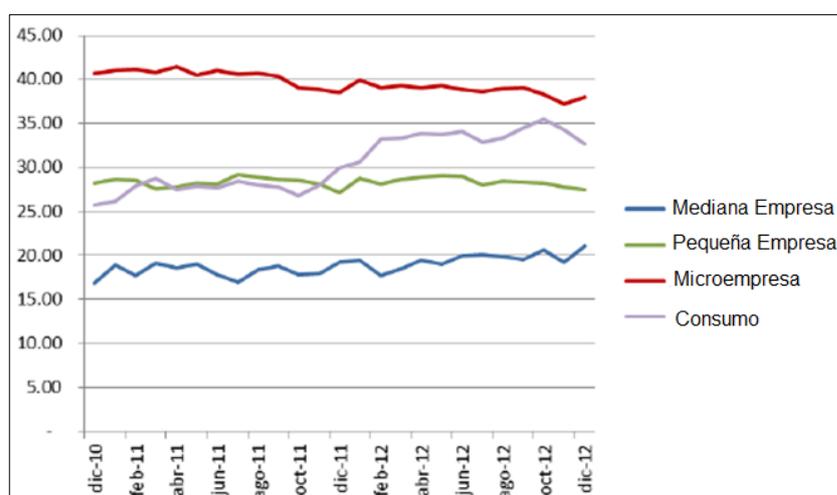


Figura 14: CAJAS RURALES: TASAS DE INTERÉS PROMEDIO ANUAL ACTIVA EN MONEDA NACIONAL POR TIPO DE CRÉDITO, 2010-2012 (%).

Adaptado de “La morosidad de la cartera de créditos a la microempresa de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito y su relación con la competencia (Título de maestría, Universidad ESAN)”, p. 15, por Talledo Sánchez, J., 2014. Recuperado de: <http://docplayer.es/6346644-La-morosidad-de-la-cartera-de-creditos-a-la-microempresa-de-las-cajas-rurales-de-ahorro-y-credito-y-su-relacion-con-la-competencia-1.html>

En cuanto a la calidad de cartera de las CRAC, medida a través del ratio de morosidad, mostró un importante deterioro desde setiembre el 2010 con un ratio de 7.6%, hasta alcanzar el 14.6% a setiembre de 2014 con un incremento importante de 5.6% respecto a setiembre de 2013. (Ver Tabla 24).

Tabla 24: CAJAS RURALES. RATIO DE LA CARTERA MOROSA (%), 2010-2014

	Set.10	Set.11	Dic.11	Mar.12	Set.12	Dic.12	Mar.13	Jun.13	Set. 13	Dic.13	Set. 14
Total Sistema	3,5	3,0	2,9	3,0	3,2	3,2	3,5	3,5	3,5	3,5	3,9
Banca	3,0	2,6	2,5	2,6	2,7	2,8	3,0	3,0	3,0	3,1	3,4
No Bancaria	7,1	6,5	5,9	6,3	6,8	6,5	7,2	7,4	7,5	7,1	8,3
- Cajas Rurales	7,6	7,7	6,1	6,8	7,3	7,1	7,5	8,9	8,7	8,5	14,6

Nota: Adaptado de “Reporte de Estabilidad Financiera”, (p.57, 2012), (p.12, 2013), (p.12, 2014), por Banco Central de Reserva del Perú, 2012-2014. Recuperado de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2012.pdf>, <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2013.pdf>. <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2014.pdf>

En marzo de 2015, la calidad de cartera en las CRAC, según los tipos de créditos; se observa en la Tabla 25, que los créditos dirigidos a la pequeña empresa, mediana empresa, microempresa, y créditos de consumo e hipotecario, presentan importantes incrementos del ratio de morosidad; siendo más elevados en la mediana empresa respecto a marzo de 2014.

Tabla 25: CAJAS RURALES. RATIO DE CARTERA MOROSA POR TIPO DE CRÉDITO (%), 2014-2015.

	Sistema		Banca		CRAC	
	Mar. 14	Mar. 15	Mar. 14	Mar. 15	Mar. 14	Mar. 15
Total	3,8	4,1	3,2	3,6	9,1	15,7
Total empresas	4,0	4,4	3,2	3,7	10,8	18,6
Corporativos	0,1	0,1	0,1	0,1	0,8	0,0
Grandes empresas	0,7	1,3	0,7	1,3	1,4	4,0
Medianas empresas	5,7	7,4	5,5	7,2	5,8	31,3
Pequeñas empresas	10,6	11,9	10,1	11,9	13,9	20,2
Microempresas	6,5	6,7	4,6	4,8	11,1	14,5
Total hogares	3,5	3,5	3,3	3,3	3,5	6,2
Consumo	5,1	4,7	5,1	4,7	6,6	9,0
Tarjeta de Crédito	6,1	4,9	6,1	5,0	-	-
Préstamos	4,6	4,7	4,5	4,5	6,6	9,0
Hipotecarios	1,5	2,0	1,5	1,9	0,6	3,9

Nota: Adaptado de “Reporte de Estabilidad Financiera”, p.22, por Banco Central de Reserva del Perú, 2015. Recuperado de: <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-mayo-2015.pdf>

Respecto a la morosidad de cartera de la CRAC Señor de Luren por tipo de crédito; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2014), “Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren S.A”, donde el la entidad afirma:

Esta desmejora en la calidad de la cartera, especialmente en la cartera no minorista, ocasionó un aumento en el ratio de morosidad de 8.33 puntos porcentuales, pasó a 17.42% al cierre del 2T 2014, lo que ubica a CRAC Señor de Luren en 6.49 puntos porcentuales por arriba de lo registrado por el sector. Si bien la morosidad de todos los tipos de créditos han presentado un aumento con respecto al 2T 2013, fueron la morosidad de las pequeñas empresas (22.59% 2T 2014; 12.93% 2T 2013), Medianas (32.89% 2T 2014; 4.52% 2T 2013) y Microempresas

(25.32% 2T 2014; 18.27% 2T 2013) lo que explicó el aumento del ratio de morosidad, siendo los productos de mayor incremento los relacionados a mediana empresa y COFIGAS. Es importante mencionar que CRAC Señor Luren presenta la morosidad más alta en los sectores de Pymes y Microempresas siendo el promedio del sector de 12.35% y 11.11% respectivamente. (p. 7). (Ver Figura 15).

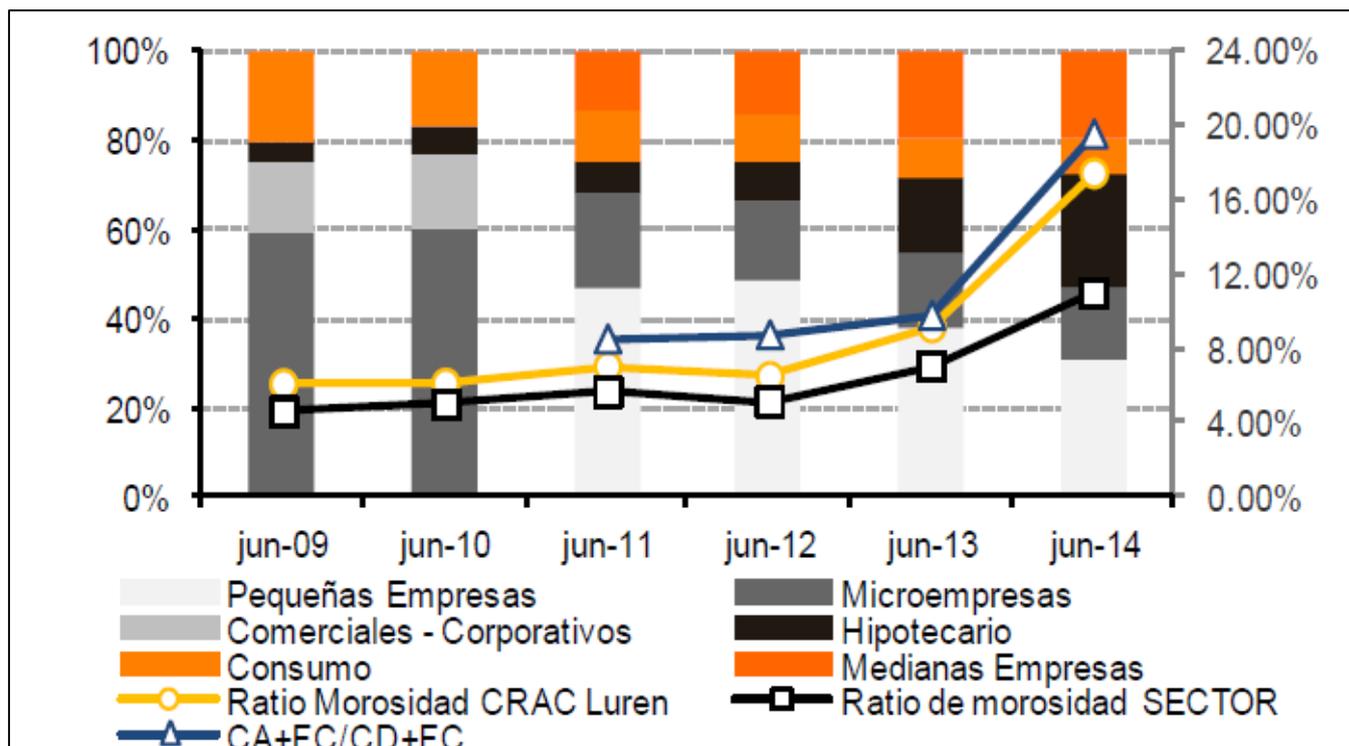


Figura 15: CARTERA DE CRÉDITOS CRAC SEÑOR DE LUREN POR TIPO, JUNIO 2014.

Adaptado de "Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren", p.6, por Pacific Credit Rating, 2014. Recuperado de: <http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cracluren-201406-fin.pdf>

Es importante mencionar que en los últimos años, CRAC Señor de Luren realizó una expansión bastante agresiva dejando de lado los controles crediticios lo que ocasionó problemas en el largo plazo y que se ven reflejados en su calidad de cartera, asimismo ha repercutido en los niveles de rentabilidad.(Ver Figura 16).

En relación a los niveles de rentabilidad de la CRAC Señor de Luren; basándonos en la investigación de Pacific Credit Rating (2014), "Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren S.A", donde la entidad afirma:

Debido a la mayor competencia que viene experimentando el sector, los indicadores de rentabilidad del sector han mostrado un deterioro, es así que se registra un ROA de -0.97% y un ROE de -3.34%. Por su parte, CRAC Señor de Luren, debido a sus resultados poco favorables, lo que ocasiona una reducción de su spread bancario así como los altos costos de fondeo en comparación con la banca múltiple, ha ocasionado un mayor deterioro del ROE que pasó de 7.65% en junio 2013 a -11.34% en junio 2014. Asimismo, el ROA pasó de registrar 0.67% en el 1S 2013 a -0.97% en el 1S 2014, (Pacific Credit Rating, 2014. (p. 12).

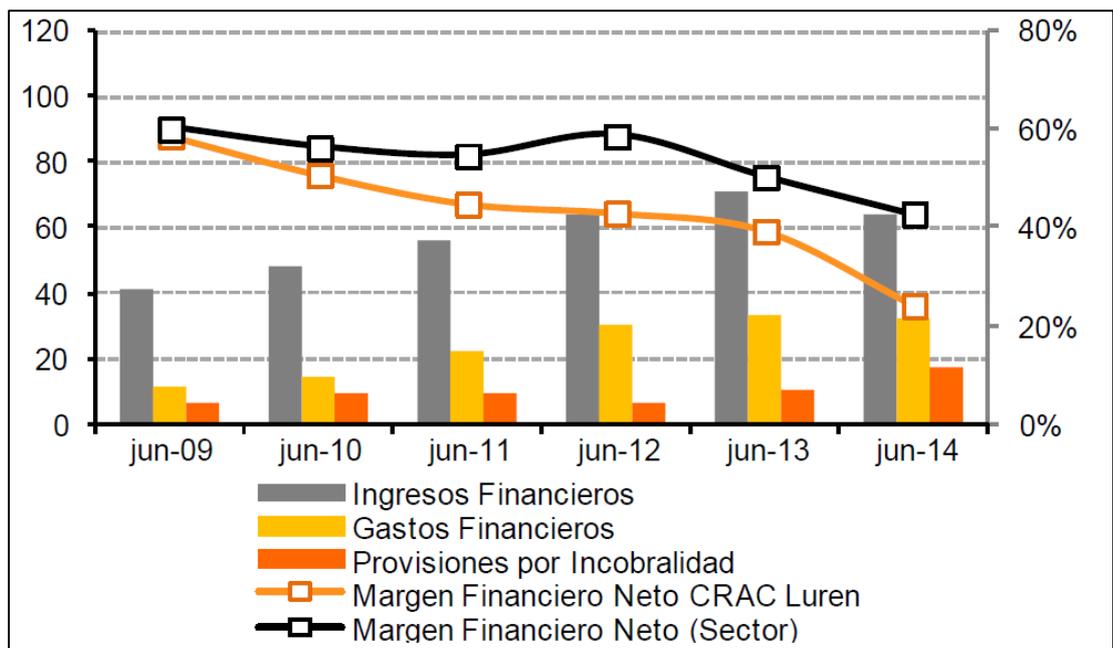


Figura 16: RESULTADO FINANCIERO NETO DE LA CRAC SEÑOR DE LUREN, JUNIO 2014.

Adaptado de "Caja Rural de Ahorro y Crédito Señor de Luren", p.12, por Pacific Credit Rating, 2014. Recuperado de: <http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cracluren-201406-fin.pdf>

2.2.5 Representatividad de la CMAC Huancayo

En cuanto a la adopción del scoring; basándonos en la investigación de Schreiner (2008), "¿Podría el Scoring Atraer a Inversionistas con Fines de Lucro al Microcrédito?", donde el autor afirma:

Hasta la fecha, la adopción del scoring en microcrédito está siendo impulsado por redes internacionales, en particular ACCIÓN (en Bolivia, Ecuador y el Perú) y el Banco Mundial de la Mujer (en Colombia y la República Dominicana). Asimismo, algunos competidores de los miembros de estas redes de Bolivia, Colombia y el Perú también han comenzado a adoptar este método... Todos estos son microprestamistas grandes y redituables ubicados en América Latina con sistemas efectivos "tradicionales" en pie pero que quieren mayores utilidades financieras, un mayor tamaño de cartera, extenderse a nuevos mercados para adelantarse a la competencia, o relajar los límites en cuanto a la productividad de los oficiales de crédito. (p. 23-24).

Entonces se podría deducir que un posible candidato que se enfoca en la búsqueda de mayor participación de mercado y mayor rentabilidad en el segmento del microcrédito dentro del segmento institucional de las Cajas Municipales, y que además se caracteriza por prestar asistencia técnica de calidad, es la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo, que al igual que la CMAC de Arequipa, muestra una moderada concentración del total de colocaciones, dentro del sector de las CMACs.

En cuanto a información general de CMAC Huancayo; basándonos en el estudio de Class & Asociados S.A. (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde el autor afirma:

La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo (CMAC Huancayo), pertenece al sistema financiero regulado por la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS), es supervisado por la Superintendencia de Mercado y Valores (SMV), y por el Banco Central de Reserva del Perú (BCR) en sus respectivas competencias. "Las operaciones de la Caja se encuentran reguladas por la Ley General del Sistema Financiero y por las resoluciones y las disposiciones emitidas por la SBS al respecto, (Res. SBS No. 446-2000)" (p. 3).

Respecto a la tipo de créditos de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma: "Al 30 de junio de 2016, CMAC Huancayo mantiene la mayor parte de su cartera colocada en créditos de pequeña empresa (31.6%), seguidos por los créditos de consumo (25.8%), no mostrando variaciones relevantes respecto al año anterior" (pp.4-5). (Ver Tabla 26).

Tabla 26: TIPO DE CRÉDITOS CMAC HUANCAYO, 2013 A JUNIO 2016.

Tipo de Crédito	2013	2014	2015	Jun.16
	Part. (%)	Part. (%)	Part. (%)	Part. (%)
Micro	27.9%	24.0%	24.0%	23.0%
Pequeñas	25.5%	29.5%	30.4%	31.6%
Consumo	27.0%	25.9%	25.6%	25.8%
Hipotecario	10.9%	11.0%	10.9%	10.8%
Medianas	7.6%	8.3%	7.2%	6.8%
Corporativos	1.0%	1.4%	2.0%	2.1%

Nota: Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", p.5, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

En cuanto a la estructura de fondeo de la CMAC Huancayo basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

La estructura de fondeo de Caja Huancayo recae sobre los depósitos, los cuales representan el 70.9% del fondeo sin mostrar cambios significativos respecto al cierre del 2015 (71.1%), siendo la segunda fuente de financiamiento el patrimonio que aporta el 14.3% (15.6% al cierre del 2015). (p. 6). (Ver figura 17).

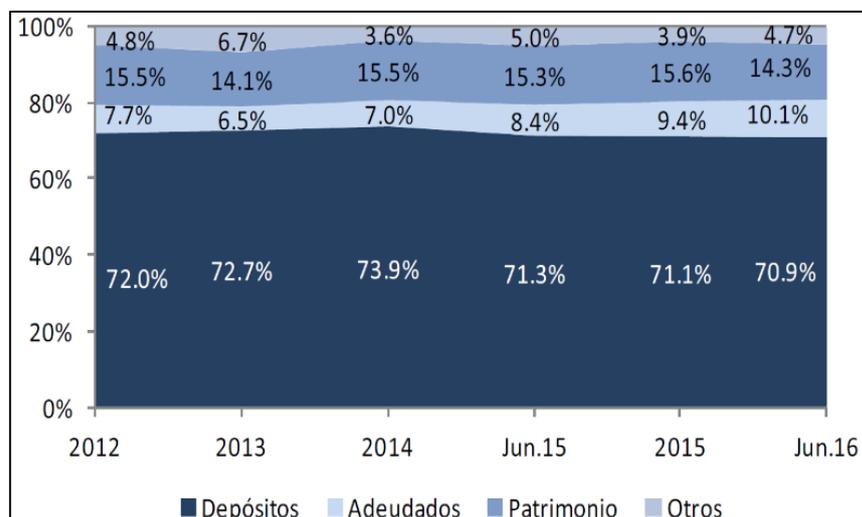


Figura 17: ESTRUCTURA DE FONDEO CMAC HUANCAYO 2012-2016.

Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A”, p.6, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>
<http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

La CMAC Huancayo posee la segunda cantidad mayor de número de clientes en su sistema, ocupando 18.25% del total del sistema de las CMAC a junio del 2016 con 232,503 clientes. (Ver Tabla 27).

Tabla 27: NÚMERO DE DEUDORES CON CRÉDITO DIRECTO POR CMAC, JUNIO 2016.

Empresas	Deudores Corporativos	Deudores Grandes Empresas	Deudores Medianas Empresas	Deudores Pequeñas Empresas	Deudores Microempresas	Deudores de Créditos de Consumo	Deudores de Créditos de Hipotecarios para Vivienda	Total
CMAC Arequipa	7	2	424	46,103	147,784	88,371	3,431	283,594
CMAC Huancayo	4	0	231	21,911	85,263	123,719	3,068	232,503
CMAC Sullana	2	0	539	26,511	87,324	72,880	4,317	187,652
CMAC T rujillo	5	0	298	19,338	60,918	73,918	2,181	155,173
CMAC Piura	0	1	928	22,787	99,020	29,551	203	151,256
CMAC Cusco	0	2	593	20,998	79,782	23,109	889	124,303
CMAC Ica	3	2	79	9,481	17,158	40,419	1,403	66,894
CMAC Tacna	1	3	221	11,432	29,664	9,673	134	50,982
CMAC Maynas	5	1	100	4,176	15,427	15,065	412	34,623
CMAC Del Santa	0	0	72	2,452	10,656	11,907	0	24,942
CMAC Paíta	1	0	58	3,237	14,016	7,626	0	24,681
TOTAL CAJAS MUNICIPALES DE AHORRO Y CRÉDITO	14	11	3,268	166,150	608,531	480,262	16,033	1,242,588
CMCP Lima	6	3	161	4,534	14,304	18,851	103	37,737
TOTAL CAJAS MUNICIPALES	16	14	3,408	169,553	620,049	498,259	16,136	1,274,490

Fuente: SBS (2016)

Elaboración: Propia

En cuanto al crecimiento de las colocaciones de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

Al cierre de junio de 2016, la Caja ha pasado a ocupar el segundo lugar en colocaciones dentro del sistema de Cajas Municipales como consecuencia del crecimiento que ha venido registrando los últimos periodos evaluados. Así, durante los primeros 06 meses del año en curso estas crecieron en 9.6%, estando por encima del sector (5.0%). (p. 2).

Respeto a la participación de la CMAC Huancayo en el sistema de las CMAC; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma: "Al 30 de junio del año en curso, CMAC Huancayo ocupa la segunda posición en el sistema de Cajas, con una participación de 14.1% de las colocaciones totales. Así, logró escalar dos posiciones durante el primer semestre del año" (p. 4). (Ver Tabla 28).

Tabla 28: PARTICIPACIÓN DE LA CMAC HYO, A JUNIO DE 2016.

Empresas	Monto	Participación (%)
CMAC Arequipa	3,471,479	22.33
CMAC Huancayo	2,198,016	14.14
CMAC Piura	2,183,037	14.04
CMAC Sullana	2,173,875	13.98
CMAC Cusco	1,822,689	11.72
CMAC Trujillo	1,364,281	8.78
CMAC Ica	677,840	4.36
CMAC Tacna	626,031	4.03
CMCP Lima	397,121	2.55
CMAC Maynas	331,181	2.13
CMAC Paita	161,343	1.04
CMAC Del Santa	140,057	0.9

Fuente: SBS (2016)

Elaboración: Propia

Acerca de los niveles de calidad de cartera de la CMAC Huancayo en el sistema microfinanciero; basándonos en el estudio de Class & Asociados S.A. (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

A junio de 2016, la caja presentó un indicador de morosidad básica de 3.51%, que acompaña el crecimiento de la cartera, y que la ubica por debajo del indicador promedio alcanzado por el sistema de las cajas municipales de 6.16%. siendo uno de los más bajos del sistema microfinanciero...El ratio de morosidad global de la Caja, que incluye la refinanciada, fue de 4.64%, mientras que al cierre de diciembre de 2015 fue de 4.06%, debido al incremento en la cartera refinanciada de 52.67% (con un saldo de S/24.37 millones al 30 de junio de 2016), debido a la reclasificación requerida por el regulador. El indicador de morosidad global de la caja es significativamente menor al del sistema de cajas municipales, que presenta un ratio de 7.86% al cierre de junio de 2016. (p. 8). (Ver figura 18).

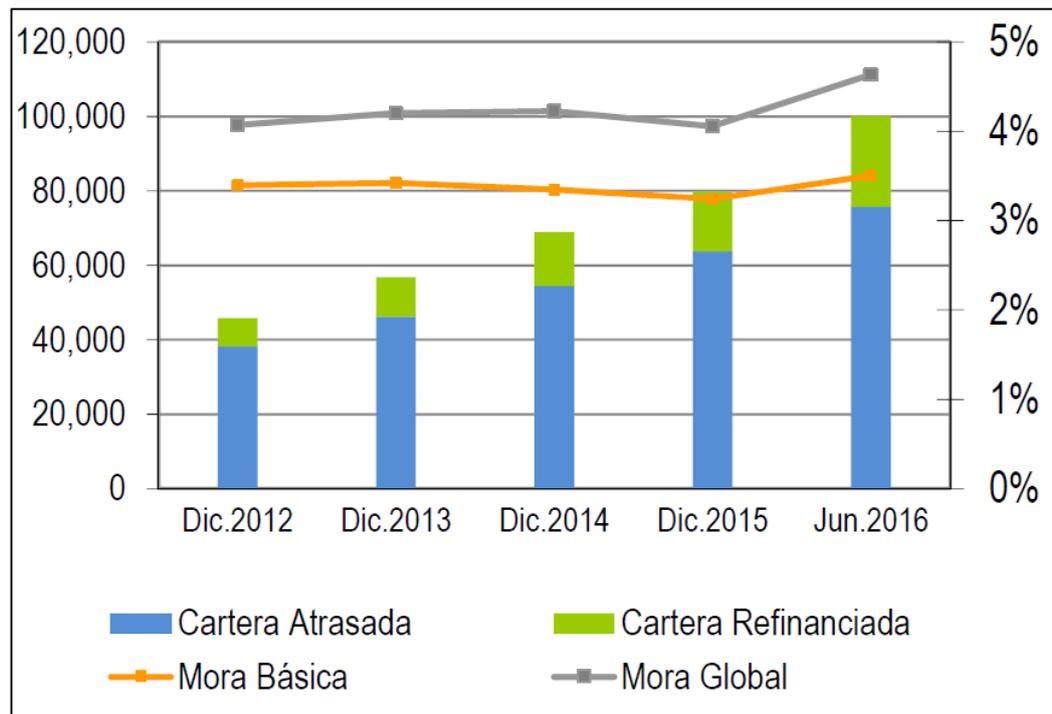


Figura 18: ÍNDICE DE MOROSIDAD DE LA CMAC HUANCAYO. 2012-2016.

Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", p.8, por Class & Asociados S.A., 2016. Recuperado de: <http://www.classrating.com/Huancayo.PDF>

En cuanto a la cobertura de cartera atrasada y de alto riesgo, con provisiones de la CMAC Huancayo; basándonos en el estudio de Class

& Asociados S.A. (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma: "La Caja presenta un nivel de cobertura de provisiones de 113.36%, siendo el ratio promedio para el sistema de las cajas municipales de 103.11% al 30 de junio de 2016" (p. 2).

Respecto a la liquidez de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

En relación a los ratios mínimos de liquidez en Soles y Dólares, la Caja cumple según lo establecido por el Regulador (8% para moneda nacional y 20% para moneda extranjera), mostrando ratios de 26.3% en MN y de 93.8% en ME; habiendo reducido la distancia existente con el sector. (p. 7). (Ver Figuras 19 y 20).

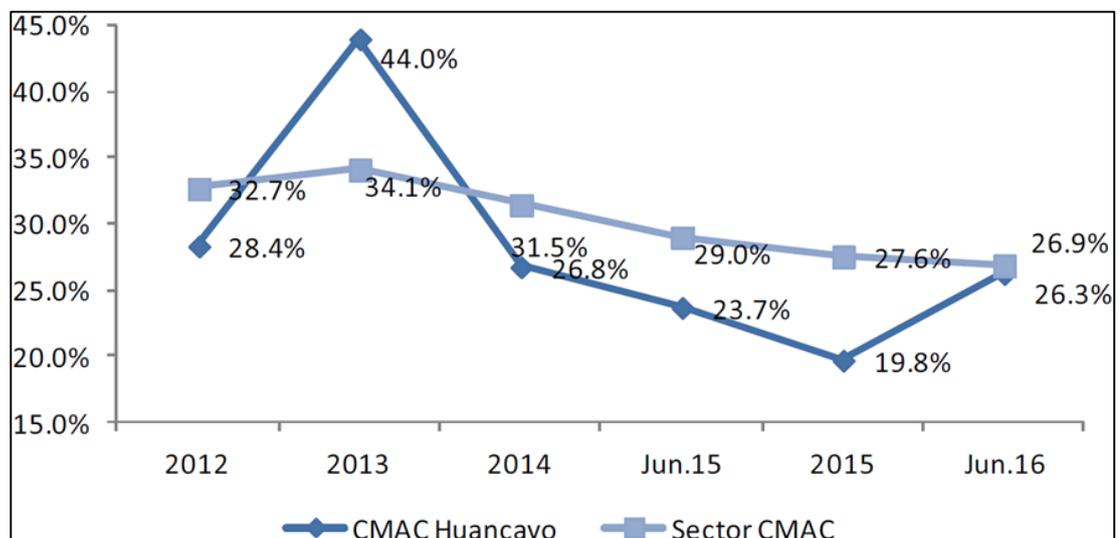


Figura 19: LIQUIDEZ EN MONEDA NACIONAL CMAC HUANCAYO. 2012-2016.

Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", p.7, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

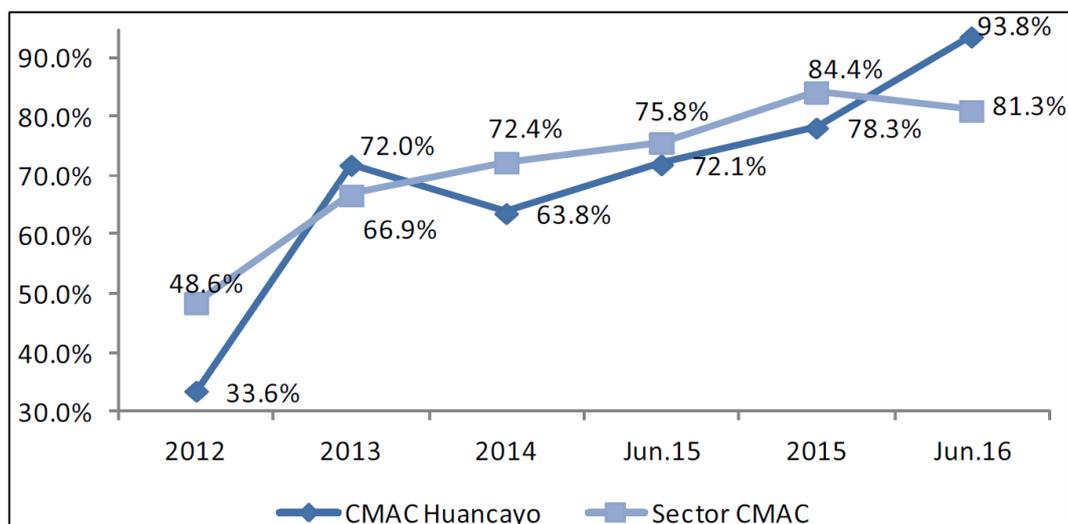


Figura 20: LIQUIDEZ EN MONEDA EXTRANJERA CMAC HUANCAYO. 2012-2016.

Adaptado de "Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", p.8, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

Acerca del patrimonio neto de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

Al 30 de junio de 2016, el patrimonio neto de la Caja totalizó S/350.0 millones registrando un incremento de 4.6% respecto a diciembre de 2015; crecimiento explicado por la capitalización de resultados efectuada (S/50.5 millones) y mayores niveles de reservas (+S/7.5 millones). Así, durante los primeros 06 meses del año en curso, la Caja capitalizó el 67.5% de las utilidades del ejercicio 2015. Al respecto, cabe mencionar la política de capitalización de utilidades a la cual se encuentra contractualmente obligada la Caja por contar con préstamos subordinados con la Corporación Financiera de Desarrollo - COFIDE, correspondiente al 67.5%. (p.6).

En cuanto al ratio global de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), "La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A", donde la entidad afirma:

El mayor capital social y las mayores reservas constituidas incrementaron el patrimonio efectivo en 6.6%; no obstante, ello no pudo contrarrestar el efecto del mayor crecimiento de los APRs (+9.6%) en línea con las mayores colocaciones de la Caja, impactando en el ratio de capital global el cual pasa de 16.2% a 15.8%. Dicho indicador se ubicó por encima del promedio del sector (15.5%); no obstante, aún es considerado

adecuado y le otorga suficiente capacidad para seguir creciendo por encima del sector de manera orgánica. (p. 6). (Ver Figura 21).

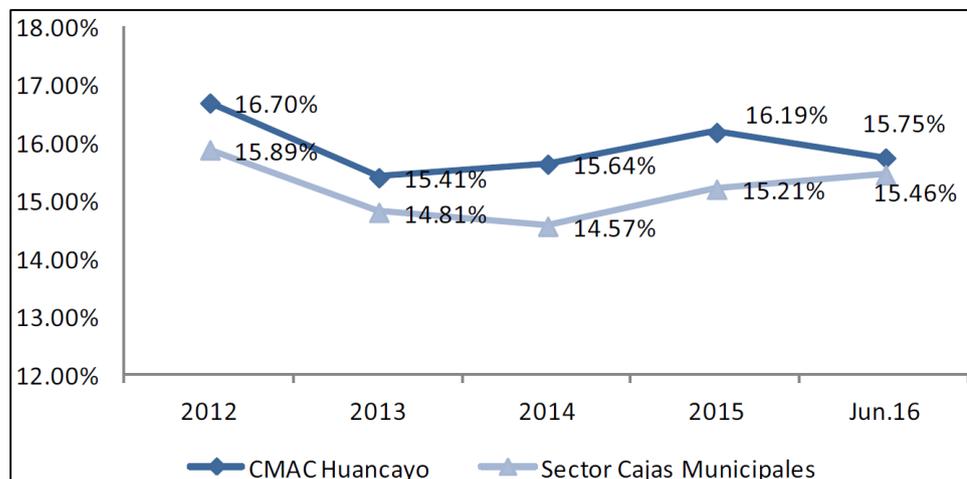


Figura 21: EVOLUCIÓN DE RATIO DE CAPITAL GLOBAL CMAC HUANCAYO. 2012-2016.

Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A”, p.6, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

Acerca de la utilidad neta e indicadores de rentabilidad de la CMAC Huancayo; basándonos en la investigación de Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A (2016), “La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A”, donde la entidad afirma:

En ese sentido, la utilidad neta del semestre totalizó S/32.0 millones siendo superior en 6.4% respecto a junio de 2015, permitiéndole a la Caja registrar retornos promedios anualizados sobre activos (ROAA) de 3.5% y sobre el patrimonio (ROAE) 24.0% al 30 de junio de 2016; no obstante, estos son ligeramente inferiores a los obtenidos el mismo periodo del año anterior, pero manteniéndose por encima de los registrados por el promedio del sector de Cajas Municipales (ROAA de 2.1% y ROAE de 15.4%, respectivamente) (p. 7). (Ver Tabla 29).

Tabla 29: ROA Y ROE DE LA CMAC HUANCAYO. 2015-2016

Indicadores	Jun.15	Dic.15	Jun.16	Sector Jun.16
Margen Neto	16.8%	19.7%	14.3%	11.7%
Margen F. Bruto	80.3%	79.8%	78.8%	77.9%
ROAE*	25.6%	22.4%	24.0%	15.4%
ROAA*	3.8%	3.5%	3.5%	2.1%

Nota: Adaptado de “Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A”, p.7, por Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A, 2016. Recuperado de: <http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>

2.2.6 Concepto de Riesgo de Crédito

En cuanto a la definición del riesgo de crédito; basándonos en la investigación de De Miguel Domínguez et al. (2003), “Medición del Riesgo de Crédito y el Nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea”, donde los autores afirman:

Este se define como la posibilidad de incurrir en pérdidas como consecuencia del incumplimiento por parte del deudor de sus obligaciones en las operaciones de intermediación crediticia. El más grave de los incumplimientos es el impago. El riesgo de crédito se puede dividir en dos tipos: el riesgo de insolvencia y el riesgo-país. El riesgo de insolvencia o contrapartida surge como consecuencia de la situación económica financiera del deudor y de la incapacidad de atender al pago de sus obligaciones. El riesgo-país, es provocado por el grado de solvencia (o insolvencia) del total de contrapartidas que pertenecen a un área geopolítica legalmente definida como Estado. (p.2).

El objetivo de la investigación consiste en predecir el riesgo de impago, es decir estimar la probabilidad de insolvencia para una cartera minorista de créditos, de esta manera se pretende reducir de los niveles de riesgo de crédito en una CMAC.

2.2.7 Medición del Riesgo de Crédito de acuerdo a Basilea II

En 1988 se publicó el primer acuerdo de Basilea I por la baja calificación crediticia de las entidades, posteriormente en el 2004, el Comité de Supervisión Bancaria publica en 2004 el Acuerdo definitivo internacional sobre regulación y supervisión bancaria denominado "Nuevo Acuerdo de Capital", por el Comité de Basilea, y conocido como Basilea II.

Respecto a los tres pilares básicos de Basilea II; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

En Basilea II, el marco de recursos propios se basa en el funcionamiento conjunto de tres pilares básicos: El pilar 1, denominado "requerimientos mínimos de capital", en el que se determina el coeficiente de solvencia o capital mínimo regulador. El pilar 2, conocido como "revisión supervisora", en el que se comprueban que los criterios seguidos en el pilar 1 se llevan a cabo correctamente. Y por último, el pilar 3 o "disciplina del mercado", basado en la transparencia informativa entre todos los componentes del sistema financiero. (p. 448).

En cuanto al segundo pilar del acuerdo de Basilea II; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

El segundo pilar tiene que ver con principios de supervisión preventiva y la incorporación de nuevos parámetros de medición a priori como puede ser la probabilidad de incumplimiento en la medición del riesgo de crédito, aún para operaciones que no han caído en mora, en lugar de prácticas a posteriori, tales como la constitución de provisiones en base a los días de mora, una vez que el crédito ha caído en incumplimiento. (p. 442).

2.2.8 Evaluación del riesgo de crédito a través de métodos estadísticos: La Técnica de Credit Scoring

La evaluación del riesgo de crédito se aborda mediante el uso de técnicas paramétricas y no paramétricas, consideradas herramientas de gran utilidad para la toma de decisiones sobre la concesión o rechazo de una solicitud de crédito, generalmente las técnicas paramétricas suponen conocida una función y distribución frente a las técnicas no paramétricas que son métodos de distribución libre que tienen como objetivo la búsqueda de parámetros de una función y distribución conocida.

2.2.8.1 Técnicas paramétricas de Credit Scoring.

2.2.8.1.1 Análisis Discriminante.

En cuanto a la definición del análisis discriminante; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman:

El análisis discriminante consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes, con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyente entre sí (Fisher 1936)...Entre los inconvenientes que presenta el análisis discriminante está la rigidez a la hora de cumplir las hipótesis de partida (linealidad, normalidad, homocedasticidad e independencia) y, sobre todo, la incapacidad en el cálculo de las probabilidades de impago. (p. 91).

2.2.8.1.2 Modelos de Probabilidad Lineal.

Respecto a la definición de los modelos de probabilidad lineal; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman:

Los modelos de probabilidad lineal utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (variable dummy) toma el valor de uno si el

cliente es moroso, y el valor de cero si el cliente cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas. (p. 92).

En cuanto a la desventaja del modelo de probabilidad lineal; basándonos en la investigación de Kim (2005), "Un Modelo de Credit Scoring para una Cartera Agrícola en el Marco de Basilea, donde el autor afirma: "Las probabilidades estimadas podrán quedar fuera del intervalo (0,1) " (p. 139).

2.2.8.1.3 Modelos Logit.

Acerca de la definición de los Modelos Logit; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman:

Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador). La clasificación se efectúa tomando en cuenta el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación. La principal ventaja del modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o categóricas. Además, este modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno. (p. 92).

2.2.8.1.4 Modelos Probit.

En cuanto a la semejanza de los modelos probit frente a los modelos logit; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

El método Logit o Probit, a menos que las muestras sean grandes, desde una perspectiva teórica ofrecerán resultados similares en términos de probabilidad, dado que la distribución normal y la logística acumulada están muy próximas entre sí, excepto en los extremos, y es poco

probable obtener resultados muy diferentes entre sí. (p. 180).

2.2.8.2 Técnicas no paramétricas de Credit Scoring.

2.2.8.2.1 Programación Lineal.

En cuanto a la definición de los modelos de programación lineal; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "Los modelos de programación lineal permiten programar plantillas o sistemas de asignación de rating sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados" (p. 92).

Sobre las desventajas de los modelos de programación lineal; basándonos en la investigación de Kim (2005), "Un Modelo de Credit Scoring para una Cartera Agrícola en el Marco de Basilea", donde el autor afirma: "No estima probabilidades de impago, son de difícil comprensión e inexactitud en la predicción" (p.139).

2.2.8.2.2 Redes Neuronales.

En lo tocante a la definición de los modelos de las redes neuronales; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman:

Las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. La red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada consideramos las características o variables de la operación de crédito. El nodo de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago. La finalidad de cada nodo consiste en dar respuesta a una determinada señal de entrada. (p. 92).

Sobre las desventajas de los modelos de Redes neuronales; basándonos en la investigación de Kim (2005), "Un Modelo de Credit Scoring para una Cartera Agrícola en el Marco de Basilea", donde el autor afirma: "No estima directamente parámetros ni probabilidades de impago, y son de difícil comprensión." (p.139).

2.2.8.2.3 Árboles de Decisión.

Sobre la ventaja más importante de los árboles de decisión; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman:

La principal ventaja de esta metodología es que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales. Aunque conllevan una comprensión interna difícil sobre su funcionamiento, presentan relaciones visuales entre las variables, los grupos de la variable respuesta y el riesgo. (p. 93).

Sobre las desventajas de los modelos de árboles de decisión; basándonos en la investigación de Kim (2005), "Un Modelo de Credit Scoring para una Cartera Agrícola en el Marco de Basilea", donde el autor afirma: "No estima parámetros ni probabilidades de impago, y son de difícil comprensión." (p.139).

Según el cuadro de ventajas y desventajas de Kim (2005); se resume las técnicas empleadas en el credit Scoring de los métodos más utilizados y generalmente aceptados, indicando las ventajas e inconvenientes del uso de cada una de ellas. (Ver Tabla 30).

Tabla 30: VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LAS TÉCNICAS CRÉDIT SCORING

		Ventajas	Desventajas
Técnicas Paramétricas	Lineales	Análisis Discriminate	-Buen rendimiento para grandes muestras. -Técnicamente conveniente en la estimación y mantenimiento. -No arroja probabilidades de impago.
		Modelos de Probabilidad Lineal	-Buen rendimiento para grandes muestras. -Sugieren probabilidades de impago. -Parámetros fácilmente interpretables. -Estimadores ineficientes. -Las probabilidades estimadas podrían quedar fuera del intervalo (0,1).
	No-Lineales	Modelos Logit	-Buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. -Muestran las probabilidades de impago. -Gran rendimiento respecto a la metodología y resultados. -Dificultad de interpretación de los parámetros.
		Modelos Probit	-Buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. -Muestran las probabilidades de impago. -Proceso de estimación relativamente complicado.
Técnicas no Paramétricas	Programación Lineal	-Apto para gran cantidad de variables. -Modelo de gran flexibilidad. -No requiere una especificación previa del modelo. -No estima parámetros ni probabilidades de impago. -Difícil comprensión. -Inexactitud en la predicción.	
	Redes Neuronales	-Gran predicción en muestras pequeñas. -Modelo de gran flexibilidad. -No requiere una especificación previa del modelo. -No estima directamente parámetros ni probabilidades de impago. -Difícil comprensión.	
	Árboles de decisiones	-El mejor rendimiento para muchos autores. -Modelo de gran flexibilidad. -No requiere una especificación previa del modelo. -No estima parámetros ni probabilidades de impago. -Difícil comprensión.	

Nota: Adaptado de “La Gestión del Riesgo de Crédito en las instituciones de microfinanzas”, p. 139, por Lara Rubio J., 2010. Recuperado de: <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

2.2.9 Tecnología Financiera en el mercado de Huancayo

A continuación, se examinan las principales características de las tecnologías crediticias aplicadas para las CMAC de acuerdo al estudio del mercado financiero de Huancayo, realizado por Galarza y Alvarado (2004).

2.1.1.1 La selección.

En relación a los clientes seleccionados de las CMAC; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

En la CMAC, existe una "sectorización" geográfica¹ de las actividades de los analistas, de tal manera que uno de ellos no puede atender a clientes que no están en su zona. Así se evitan los conflictos que podría generar el tratar de atender a la mayor cantidad de clientes sin importar la zona de donde provengan, sobre todo teniendo en cuenta que existen bonos por productividad que incentivan un mayor interés en la captación de clientes...Todas las entidades financieras consultan las de la Superintendencia de Banca y Seguros y la central privada INFOCORP², aunque no en todos los casos los reportes de situación del solicitante son decisivos para descalificar a un cliente. (p. 427).

2.1.1.2 La visita.

Respecto a la característica visita de las tecnologías crediticias de las IMF formales; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

En todos los casos de créditos no personales se visita al cliente y su negocio para confirmar la información contenida en la solicitud. Estas visitas sirven para terminar de construir los estados financieros relevantes sobre la capacidad de pago del solicitante³

¹ En el diseño del modelo se utiliza las variables: Ubicación Departamental y Oficina Distrital.

² En el diseño del modelo se utiliza las variables: Categoría de Riesgos y Riesgo de Sobreendeudamiento.

³ En el diseño del modelo se utiliza la variable Apalancamiento.

-balance general, el estado de resultados, el flujo de caja- y, ser del caso verificar la existencia y el estado de las garantías. Las visitas normalmente buscan información de la unidad económica familiar en conjunto. En la visita al negocio, se solicita información de respaldo de compras y ventas -boletas o facturas de pago, de compras, etcétera-. Las referencias comerciales y personales también suelen ser importantes, sobre todo en la evaluación de la voluntad de pago. (p.427).

2.1.1.3 Las condiciones de los créditos.⁴

Acerca de la característica condiciones de los créditos de la tecnología crediticia en la IMF formales; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

En cuanto a los requisitos exigidos para los créditos no personales dirigidos a la microempresa, son más o menos los mismos: documentos de identidad del titular y cónyuge, recibos de pago de servicios públicos, documentos que acrediten la propiedad de la vivienda, funcionamiento del negocio de por lo menos seis meses, en ningún caso se financia para iniciar un negocio y, para el caso de empresas formales, la copia de licencia de funcionamiento o del RUC, pagos a la SUNAT, entre otros. (p. 428).

Respecto a las garantías y plazos del crédito de las CMAC, basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

Un bajo porcentaje de las carteras de las IMF que operan en Huancayo está respaldado por garantías reales, una de las garantías "preferidas", de acuerdo con la clasificación de la Superintendencia de Banca y Seguros. En todos los casos, los clientes firman un pagaré. En cuanto a los plazos del crédito; en los créditos PYME los plazos máximos son usualmente hasta 24 meses⁵ y hasta 12 meses en la CMAC para

⁴ En el diseño del modelo se utiliza las variables: TEA, TEM, Días de gracia, Tipo de Moneda y Cuotas.

⁵ En el diseño del modelo se utiliza la variable Plazo.

capital de trabajo, excepto en los créditos dirigidos a financiar actividades agrícolas, que tienen plazos promedio de 7 a 8 meses o lo que dura el ciclo de siembra y cosecha de un producto más un período para su comercialización... En las CMAC, no existen parámetros estrictos en cuanto a la evaluación misma; es decir no hay indicadores mínimos establecidos que deben satisfacer los solicitantes de crédito. (p. 428).

2.1.1.4 Los pagos.

Acerca de la característica pagos de la tecnología crediticia de las IMF formales basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman: "En la mayoría de los créditos ofrecidos por todas las IMF que operan en Huancayo, las cuotas de pago son mensuales...En los créditos agrícolas de la CMAC el pago se realiza al final de la cosecha" (p. 429).

2.1.1.5 Los plazos de aprobación.

En cuanto a la característica plazos de aprobación de la tecnología crediticia de las IMF formales, basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

En todos los casos, el tiempo que demora la aprobación de los préstamos es de dos días...asimismo los créditos agrícolas de la CMAC demoran en promedio una semana en aprobarse y desembolsarse... Naturalmente, en el caso de créditos que requieran la constitución de garantías, este plazo puede ser un poco más largo. En este último caso el desembolso también demora más. Estos plazos de aprobación relativamente reducidos son, al menos parcialmente, un reflejo de la creciente competencia en el mercado de créditos. Las entidades necesitan competir por tiempo de aprobación: si ésta demora mucho, el cliente preferirá otra IMF. (p.436).

2.1.1.6 El seguimiento.

En relación a la característica seguimiento de la tecnología crediticia de las IMF formales; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

En la mayoría de los casos en que los pagos son mensuales, no existe seguimiento preventivo; en el resto de casos, sí puede haber este seguimiento, pero normalmente no es tan riguroso. Se da frecuentemente en la forma de visitas "de pasada", aprovechando otras visitas a potenciales clientes, y muchas veces toma la forma de sólo un saludo...En los créditos agrícolas de la CMAC sí existe un seguimiento, ya que se realizan al menos dos visitas luego de dos desembolsos, para verificar el uso del préstamo. Cabe indicar que, para los préstamos agropecuarios de la CMAC, los analistas son profesionales de este campo, lo cual indica que se busca que el seguimiento otorgue luces sobre los riesgos técnicos de la actividad. (p. 436).

2.1.1.7 La recuperación.

Sobre la característica recuperación de la tecnología crediticia de las IMF formales, basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

Cuando una cuota del crédito está vencida, los analistas de crédito se encargan de la recuperación en los casos de las CMAC... Trascurridos 8 días del atraso⁶, se protesta el pagaré... Los refinanciamientos se otorgan en función de 2 factores: que el retraso haya sido generado por un factor exógeno al cliente y que haya posibilidades de recuperación con el nuevo plan de pagos. Además, es usual que el cliente pague una parte de su deuda antes de ser refinanciada. (p.437).

⁶ En el diseño del modelo se utiliza la variable Días de Atraso.

2.3 Objetivos

2.3.1 Objetivo general

Contribuir a la innovación y por ende a la reducción de los niveles de riesgo de crédito de la CMAC Huancayo, una IMF representativa en el sistema de las cajas municipales, dada su actual metodología crediticia.

2.3.2 Objetivo específico

Proponer un modelo logit como mecanismo para la mejora de la administración del riesgo de crédito a través de la estimación de probabilidad de impago de los clientes de la CMAC Huancayo, IMF representativa en el segmento institucional de las cajas.

2.4 Hipótesis

2.4.1 Hipótesis general

La implementación de una metodología crediticia con tecnología avanzada en la CMAC de Huancayo, IMF mayor representatividad en el sistema de las cajas municipales, contribuye a reducir los niveles de riesgo crediticio.

2.4.2 Hipótesis específica

La aplicación de un modelo logit sobre una muestra histórica de datos, como metodología crediticia permite estimar las probabilidades de impago o predecir el riesgo de crédito de los clientes de la CMAC Huancayo, IMF representativa del sistema de las cajas municipales.

CAPÍTULO III MÉTODO

3.1 Tipo de investigación

En este punto, a la CMAC analizada, se define el fenómeno que se trata de explicar con el tipo de investigación experimental, es decir la variable dependiente del modelo. Esta variable se define como la probabilidad de que un cliente incumpla en el reembolso de su deuda (Riesgo Creditico) en función del número de días retraso en el pago que suponga un coste para la CMAC. Para la CMAC, el concepto de retraso en el pago es aquel cerca de los 30 días de atraso.

Respecto al concepto de atraso de la CMAC, Aguilar y Camargo (2004), afirman:

Para los analistas de crédito hay 2 tipos de clientes morosos: los transitorios, aquellos que tienen pocos días de atraso, y los permanentes que tienen varios días de atraso, cerca de los 30 días de plazo, después de los cuales pasan a la categoría de clientes con créditos en cobranza judicial (pg. 249).

Por lo tanto, la variable dependiente en el modelo estadístico propuesto es única y dicótoma con un valor de uno para los créditos con retraso de más de 30 días en el pago (tipo de cliente malo) y cero para los créditos pagados, que no sufren retraso de más de 30 días (tipo de cliente bueno).

Variable dependiente:

Y1: Riesgo de incumplimiento (Riesgo crediticio).

DETALLES:

0= Cliente Bueno (cliente no moroso)

1= Cliente Malo (cliente moroso)

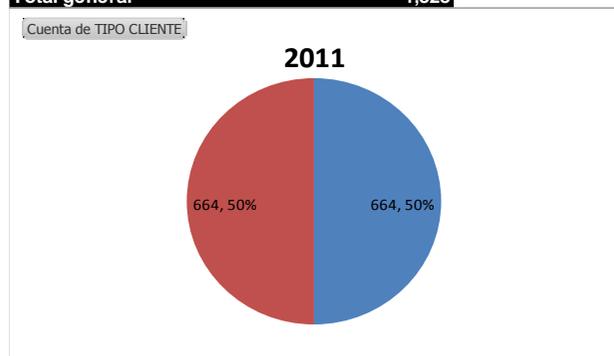
Según se aprecia en la Figura 22, la muestra total de la CMAC que tiene 50% de créditos con retraso de más de 30 días, siendo el otro 50%, deudores que registran atraso en el pago de sus créditos con menos de 30 días, que se caracterizan por ser reembolsados.

3.2 Diseño de investigación

El diseño de una aplicación de scoring en microfinanzas se realizará en base al estudio de Galarza y Alvarado (2004), Aguilar y Camargo (2004); detallado en el apartado de “Tecnología Financiera en el mercado de Huancayo”; donde se plantea el proceso de evaluación y concesión del crédito que servirá para determinar las variables explicativas a emplear en el modelo logit y definir los signos esperados.

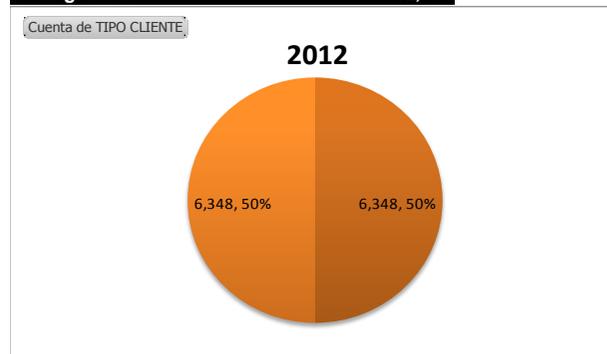
La definición de los signos esperados (positivo o negativo) de los estimadores para cada variable explicativa también está condicionada al estudio de los Antecedentes, y las utilizadas en la guía de Rayo, Lara, y Camino (2010) para la realización de su modelo estadístico, en lo referente a la inclusión de variables independientes. La Tabla 31, muestra el signo esperado de los estimadores.

CODIFICACIÓN		Cuenta de TIPO CLIENTE
0		664
1		664
Total general		1,328



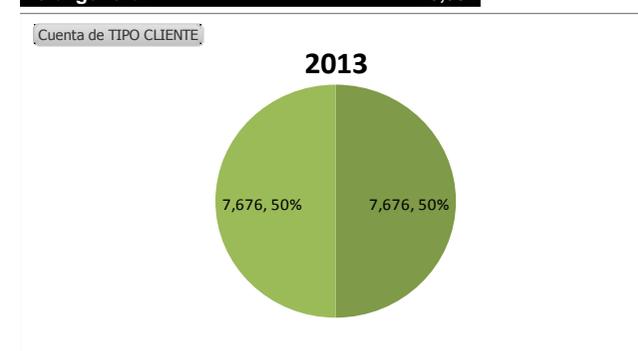
Fuente: Elaboración Propia.

CODIFICACIÓN		Cuenta de TIPO CLIENTE
0		6,348
1		6,348
Total general		12,696



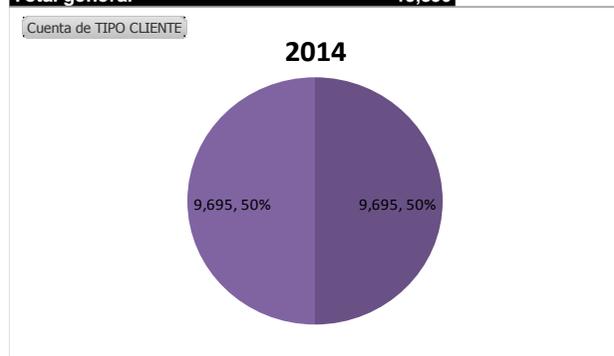
Fuente: Elaboración Propia.

CODIFICACIÓN		Cuenta de TIPO CLIENTE
0		7,676
1		7,676
Total general		15,352



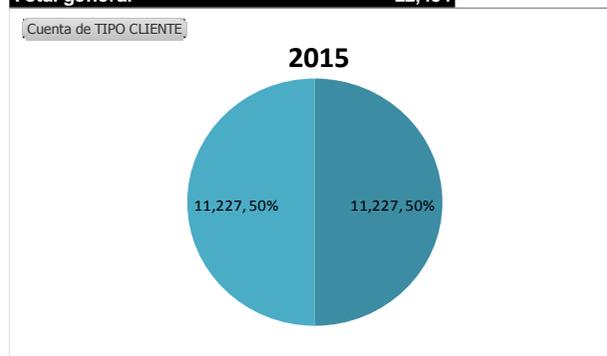
Fuente: Elaboración Propia.

CODIFICACIÓN		Cuenta de TIPO CLIENTE
0		9,695
1		9,695
Total general		19,390



Fuente: Elaboración Propia.

CODIFICACIÓN		Cuenta de TIPO CLIENTE
0		11,227
1		11,227
Total general		22,454



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 22: DISTRIBUCIÓN DE LOS CRÉDITOS EN FUNCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE.

La base de datos contiene créditos de consumo y de la pequeña empresa, se construyó con el total de una muestra de 71, 200 créditos, por consolidación de los historiales de crédito de la CMAC Huancayo.

Tabla 31: SIGNO ESPERADO DE LOS ESTIMADORES

Variable Cuantitativa	Signo esperado	Variable Categórica	Categoría	Descripción	Signo esperado (según referencia)
Monto Desembolsado	Negativo	Tipo de moneda	0	PEN	Positivo/Negativo
			1	USD	
		Oficina	1	Oficina 1	Positivo/Negativo
			2	Oficina 2	
			3	Oficina 3	
			4	Oficina 4	
			5	Oficina 5	
			6	Oficina 6	
			7	Oficina 7	
			
88	Oficina 88				
Plazo (en años)	Positivo	Atraso	0	<30 días	Positivo/Negativo
			1	>30 días	
		Calificación final de riesgos	0	Normal	Positivo/Negativo
			1	Con problemas potenciales	
			2	Deficiente	
			3	Dudoso	
			4	Pérdida	

Fuente: Elaboración Propia.

Variable Cuantitativa	Signo esperado	Variable Categórica	Categoría	Descripción	Signo esperado (según referencia)		
TEA	Positivo	Día de Gracia	0	<30 días	Positivo/Negativo		
			1	>30 días			
		Apalancamiento	0	< 2	Positivo/Negativo		
			1	> 2			
		Cuota (en meses)	0	< 24	Positivo/Negativo		
			1	> 24			
		TEM	Positivo	Ubicación	1	Ubicación 1	Positivo/Negativo
					2	Ubicación 2	
3	Ubicación 3						
4	Ubicación 4						
5	Ubicación 5						
6	Ubicación 6						
7	Ubicación 7						
...	...						
13	Ubicación 13						
Riesgo de Sobreendeudamiento	0				No Usa tarjeta crédito o línea crédito	Positivo/Negativo	
	1	Si Usa tarjeta crédito o línea crédito					

Fuente: Elaboración Propia.

3.2.1 Robustez de las Hipótesis

Se realiza un análisis a priori de la relación entre la presente variable y el fenómeno a explicar a través de la prueba Chi-cuadrado de Pearson o correlación bivariada de Pearson; de esta manera se tendrá cautela al desechar variables, a priori, no muestren fuerte correlación, sin embargo, en combinación con otras en el modelo global donde todas las variables son valoradas conjuntamente; pueden llegar a aportar información. El análisis de correlación bivariada es indicativo del comportamiento explicativo de las variables independientes, aunque no son concluyentes aún en el modelo definitivo de regresión logística binaria.

Monto Desembolsado

Se espera un estimador negativo en la variable cuantitativa Monto Desembolsado, ya que la aceptación de una solicitud de cantidad elevada se da porque el cliente ha demostrado mantener un comportamiento de buen pagador en créditos anteriores; y por lo general la aceptación de un monto elevado del crédito, hace destino a la adquisición de activos fijos de mayor importe en actividades económicas más seguras de menor riesgo que otro crédito de monto inferior.

Respecto al signo esperado de la variable monto desembolsado; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "Se espera un signo negativo en el estimador de la variable "Monto" cuando se considera que un crédito mayor debe ser menos arriesgado que otro crédito de menor cuantía" (p. 104).

La correlación bivariada de la variable independiente Monto Desembolsado indica que a priori, existe relación significativa con la variable dependiente, manifestando de esta manera una

correlación significativa al 99% de confianza con el pago o impago del préstamo. Sin embargo, en el 2014 y 2015, puede rechazarse toda relación causal entre las variables al no mantener concordancia lógica con el signo esperado. (Ver Tabla 32).

Plazo

También se considera un estimador positivo en la variable cuantitativa Plazo, se define como el número de años en el que se hace el reembolso de la deuda,

En cuanto a la duración del préstamo; basándonos en la investigación de Van Gool, Bart , y Woute, (2009), "Un Análisis de la Aplicabilidad del Credit Scoring para Microfinanzas", donde los autores afirman: "Una mayor duración esperada da señal de insuficiente capacidad a corto plazo, o de estar asociado con una mayor incertidumbre sobre la resolución en un futuro, causando un efecto de mayor riesgo" (p. 10).

La correlación bivariada de la variable Plazo con la variable explicada es significativa a un nivel de confianza del 99%; sin embargo, en el 2013 puede rechazarse toda relación causal entre las variables al no mantener concordancia lógica con el signo esperado. (Ver Tabla 33).

Tabla 32: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE MONTO DESEMBOLSADO

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONTODES
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.114(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
MONTODES	Correlación de Pearson	-.114(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONTODES
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.099(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
MONTODES	Correlación de Pearson	-.099(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONTODES
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.181(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
MONTODES	Correlación de Pearson	.181(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONTODES
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.103(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
MONTODES	Correlación de Pearson	-.103(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	MONTODES
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.166(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
MONTODES	Correlación de Pearson	.166(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tabla 33: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE PLAZO

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	PLAZO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.178(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
PLAZO	Correlación de Pearson	.178(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	PLAZO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.063(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
PLAZO	Correlación de Pearson	-.063(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	PLAZO
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.257(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
PLAZO	Correlación de Pearson	.257(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	PLAZO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.256(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
PLAZO	Correlación de Pearson	.256(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tasa Efectiva

Se espera un estimador positivo en las variables cuantitativas Tasa Efectiva anual (TEA) y a la Tasa Efectiva mensual (TEM); definido como el precio fijado al cliente en el préstamo.

Acerca de la variable tasa de interés; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "Cuanto mayor sea la tasa de interés de la operación, mayores serán las dificultades que el cliente tendrá para reembolsar el crédito, por lo que se considerará un estimador positivo en esta variable" (p. 104).

La Tabla 34, muestra la correlación de la variable Tasa efectiva con la variable dependiente, por ende, la prueba Chi cuadrado de Pearson demuestra que si existe relación entre la característica presente y la variable respuesta; sin embargo 2012 y 2013, se descarta toda relación causal al no mantenerse concordancia lógica con el signo esperado.

Calificación Final de Riesgos

Respecto a la Calificación Final de Riesgos se espera un estimador positivo o negativo en esta variable categórica dependiendo del criterio subjetivo del analista de crédito de la variable categórica de referencia, en función de las normas de la SBS; la variable categórica ordinal Calificación Final de Riesgos ha sido agrupada en Créditos sin problemas de pago y Créditos con dificultad en el reembolso, como una variable binaria o dummy.

Respecto a la calificación Normal; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "La expectativa es que un cliente clasificado como "normal" presente menor riesgo que un cliente que haya sufrido contratiempos con su plan de pago" (p. 101).

La relación de la característica Calificación final de riesgos con la variable explicada del modelo, recoge una fuerte correlación entre las variables. (Ver Tabla 35).

Tabla 34: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE TASA EFECTIVA

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	TEM
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.258(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
TEM	Correlación de Pearson	.258(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	TEA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.205(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
TEA	Correlación de Pearson	-.205(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	TEA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.079(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
TEA	Correlación de Pearson	-.079(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	TEA
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.068(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
TEA	Correlación de Pearson	.068(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	TEA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.047(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
TEA	Correlación de Pearson	.047(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tabla 35: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE CALIFICACIÓN FINAL DE RIESGOS

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	CALFIN
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.521(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
CALFIN	Correlación de Pearson	-.521(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	CALFIN
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.994(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
CALFIN	Correlación de Pearson	.994(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	CALFIN
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.856(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
CALFIN	Correlación de Pearson	.856(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	CALFIN
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.996(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
CALFIN	Correlación de Pearson	.996(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	CALFIN
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.996(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
CALIFIN	Correlación de Pearson	.996(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Moneda

Se espera un signo positivo o negativo en la variable categórica Tipo de Moneda dependiendo del criterio subjetivo del analista en la variable de referencia; la variable dummy Moneda, ha sido agrupada en créditos concedidos en moneda local y en moneda extranjera.

Respecto a la variable moneda; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "A un microcrédito propuesto en moneda local no le afecta el riesgo cambiario como sí podría a un préstamo en moneda extranjera" (p. 104).

Se detecta una relación estadísticamente significativa entre la variable dependiente e independiente con un nivel de confianza del 99% y del 95%. (Ver Tabla 36).

Ubicación y Oficina

Se espera un signo positivo o negativo en la variable categórica Ubicación y Oficina dependiendo del criterio subjetivo del analista de crédito en la variable de referencia; esta variable localiza la agencia en la que se ha solicitado el crédito e identifica las sucursales de mayor riesgo; estas se agrupan en una variable dummy de aquellas sucursales céntricas donde opera la institución y de las agencias del extrarradio.

En cuanto a esta variable geográfica; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "Se considera que los clientes que viven y desarrollan su actividad productiva en una zona céntrica generalmente presentan menos riesgos que los clientes ubicados en una zona rural" (p. 101).

Tabla 36: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE MONEDA

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONEDA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.047(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
MONEDA	Correlación de Pearson	.047(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONEDA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.020(*)
	Sig. (bilateral)		0.011
	N	15,352	15,352
MONEDA	Correlación de Pearson	.020(*)	1
	Sig. (bilateral)	0.011	
	N	15,352	15,352

* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	MONEDA
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.031(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
MONEDA	Correlación de Pearson	.031(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	MONEDA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.020(**)
	Sig. (bilateral)		0.003
	N	22,454	22,454
MONEDA	Correlación de Pearson	.020(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.003	
	N	22,454	22,454

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

La prueba Chi-cuadrado de Pearson indica que si existe relación estadísticamente significativa entre la característica ubicación y oficina con la variable respuesta, (Ver Tabla 37 y 38). Sin embargo, es posible que estas características reporten una información similar a pesar que la correlación sea altamente significativa; para ello se espera al diseño de la aplicación final de regresión logística para determinar si presenta el fenómeno de la multicolinealidad, y si así fuera se procede a suprimir la información duplicada.

Tabla 37: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE UBICACIÓN

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	UBIC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.229(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
UBIC	Correlación de Pearson	.229(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	UBIC
TIPCL	Correlación de Pearson	1	-.374(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
UBIC	Correlación de Pearson	-.374(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	UBIC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.318(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
UBIC	Correlación de Pearson	-.318(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tabla 38: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE OFICINA

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	OFIC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.253(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
OFIC	Correlación de Pearson	-.253(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	OFIC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.368(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
OFIC	Correlación de Pearson	.368(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	OFIC
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.116(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
OFIC	Correlación de Pearson	.116(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	OFIC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.213(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
OFIC	Correlación de Pearson	-.213(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Días de Atraso y de Gracia

Se considera un estimador positivo o negativo a la variable categórica Días de Atraso dependiendo del criterio subjetivo del analista en la variable de referencia; la variable dummy Días de Atraso máximo se agrupa en aquellos clientes que poseen menos de 30 días y más de 30 días de atraso, esto también se aplica a la variable Días de Gracia.

En la Tabla 39, muestra fuerte correlación de los Días de Atraso con la dependiente, y en la Tabla 40, se aprecia que en los resultados de todos los años existe correlación entre la variable explicada y los Días de Gracia, menos en el año 2011; sin embargo, se debe tener cautela a la hora de desechar variables que a priori no muestran correlación con la dependiente, ya que, en combinación con otras en el modelo global, pueden aportar información.

Tabla 39: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE DÍAS DE ATRASO

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	ATRASO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.978(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
ATRASO	Correlación de Pearson	.978(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	ATRASO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.378(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
ATRASO	Correlación de Pearson	-.378(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	ATRASO
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.840(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
ATRASO	Correlación de Pearson	.840(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	ATRASO
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.834(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
ATRASO	Correlación de Pearson	.834(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tabla 40: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE DÍAS DE GRACIA

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	DIASGRACIA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	0.021
	Sig. (bilateral)		0.445
	N	1,328	1,328
DIASGRACIA	Correlación de Pearson	0.021	1
	Sig. (bilateral)	0.445	
	N	1,328	1,328

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	DIASGRACIA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.090(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
DIASGRACIA	Correlación de Pearson	-.090(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	DIASGRACIA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.133(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
DIASGRACIA	Correlación de Pearson	.133(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	DIASGRACIA
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.109(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
DIASGRACIA	Correlación de Pearson	.109(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	DIASGRACIA
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.156(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
DIASGRACIA	Correlación de Pearson	.156(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Cuota, Apalancamiento y Riesgo de Sobreendeudamiento

Se considera un estimador positivo o negativo en la variable categórica Cuota según el criterio subjetivo del analista de crédito en la variable de referencia; la variable dummy Cuota se agrupa en aquellos clientes que posean créditos con menos de 24 meses y créditos con más de 24 meses en las Cuotas

En cuanto a la variable Cuota; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman: "En el caso de la CMAC, los créditos PYME tienen plazo de 6 hasta 60 meses- hasta 24 para capital de trabajo y hasta 60 para activo fijo" (p. 432).

Esto también se aplica al Apalancamiento, esta se agrupa en un ratio de deuda sobre saldo de capital menor a 2 y mayor a 2. Por otro lado, respecto al Riesgo de Sobreendeudamiento (RDS), se agrupa en una variable dummy: clientes que no usan o usan tarjetas de crédito o líneas de crédito, siendo el estimador esperado según el criterio del analista en la variable de referencia.

A la vista de los resultados, se resalta la existencia de correlación entre la variable dependiente y la característica Cuota, no siendo así para el año 2011; sin embargo, se debe ser cauteloso a la hora de desechar variables que a priori no muestren una fuerte correlación con la dependiente, ya que, en combinación con otras en el modelo global, pueden llegar a aportar información al modelo. (Ver Tabla 41). Respecto a la variable Apalancamiento, se observa que esta variable tiene cierta correlación con la variable dependiente; y la variable Riesgo de Sobreendeudamiento presenta una mayor correlación con el fenómeno a explicar. (Ver Tabla 42).

Tabla 41 : CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE CUOTA

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	CUOTAS
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-0.033
	Sig. (bilateral)		0.231
	N	1,328	1,328
CUOTAS	Correlación de Pearson	-0.033	1
	Sig. (bilateral)	0.231	
	N	1,328	1,328

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Correlaciones			
		TIPCLI	CUOTAS
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	-.152(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	15,352	15,352
CUOTAS	Correlación de Pearson	-.152(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	15,352	15,352

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Correlaciones			
		TIPCLI	CUOTAS
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.154(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	22,454	22,454
CUOTAS	Correlación de Pearson	.154(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	22,454	22,454

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	CUOTAS
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.160(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
CUOTAS	Correlación de Pearson	.160(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Correlaciones			
		TIPCL	CUOTAS
TIPCL	Correlación de Pearson	1	.177(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	19,390	19,390
CUOTAS	Correlación de Pearson	.177(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	19,390	19,390

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Tabla 42: CORRELACIÓN BIVARIADA DE LA VARIABLE APALANCAMIENTO Y RIESGO DE SOBREENDEUDAMIENTO

2012			
Correlaciones			
		TIPCLI	APALANC
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.069(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	12,696	12,696
APALANC	Correlación de Pearson	.069(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	12,696	12,696

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2011			
Correlaciones			
		TIPCLI	RDS
TIPCLI	Correlación de Pearson	1	.261(**)
	Sig. (bilateral)		0.000
	N	1,328	1,328
RDS	Correlación de Pearson	.261(**)	1
	Sig. (bilateral)	0.000	
	N	1,328	1,328

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

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

3.3 Variables

Se usó del historial de crédito para el diseño del modelo de regresión logística 117 variables exploratorias, entre variables categóricas binarias, variables categóricas ordinales y variables cuantitativas (Ver Tabla 43); para cada variable categórica ordinal fue necesario seleccionar una

categoría de referencia y convertirla en una variable binaria o dummy con el propósito de manipular con mayor facilidad los datos; como se mencionó en el apartado anterior las variables categóricas que fueron agrupadas son: Ubicación (zona departamental céntrica y rural), Oficina (zona distrital céntrica y rural), y Calificación Final de Riesgos (Clientes con problemas de pago y sin problemas en reembolso de la deuda).

Finalmente se seleccionaron 13 variables; de las cuales las variables dummy fueron: Moneda, Oficina, Días de Atraso, Calificación Final de Riesgos, Días de Gracia, Apalancamiento, Cuotas, Ubicación y Riesgo de Sobreendeudamiento; mientras las variables cuantitativas fueron: Monto Desembolsado, Plazo, Tasa Efectiva Anual, Tasa Efectiva Mensual.

En la totalidad de casos de variables dummy se optó por seleccionar aquella categoría que contiene el mayor número de clientes, como variable de referencia para interpretar el riesgo de impago de acuerdo al signo esperado.

En cuanto al criterio para seleccionar la categoría de referencia, basándonos en la investigación de Escalona Cortés (2011), "El Uso de los Modelos en Microfinanzas", donde el autor afirma:

Este criterio para seleccionar la categoría de referencia indica las preferencias, conscientes o inconscientes, del asesor en la aprobación de créditos. Así como también la aplicación de las políticas de la empresa en la concesión de créditos. Por tanto, es en esa categoría donde se encuentra la experiencia del asesor y su buen ojo para seleccionar clientes buenos. Así, es razonable esperar que la categoría de referencia en cada variable presente el menor riesgo. (p. 25).

Tabla 43: VARIABLES INDEPENDIENTES CMAC 2011-2015

Concepto de las Variables Explicativas. 2011-2015	
MONTODES	Monto desembolsado o saldo del crédito. Variable cuantitativa
PLAZO	Plazo del crédito en años. Variable cuantitativa
TEA	Tasa efectiva anual. Variable cuantitativa
TEM	Tasa Efectiva Mensual. Variable cuantitativa
MONEDA	Tipo de moneda (Nuevos soles) que consigue el crédito. Variable dummy de referencia
	Tipo de moneda (Dólares) que consigue el crédito. Variable categórica. Variable dummy de referencia
OFIC	Oficina de zona céntrica. Variable dummy de referencia
	Oficina de zona rural. Variable dummy de referencia
OFIC(1)	AG. 13 DE NOVIEMBRE. Variable categórica.
OFIC(2)	AG. ABANCAY - LIMA. Variable categórica.
OFIC(3)	AG. ACOBAMBA. Variable categórica.
OFIC(4)	AG. AGUAYTIA. Variable categórica.
OFIC(5)	AG. ATALAYA. Variable categórica.
OFIC(6)	AG. AV. HUANCAVELICA - EL TAMBO. Variable categórica.
OFIC(7)	AG. AYACUCHO. Variable categórica.
OFIC(8)	AG. BARRANCA. Variable categórica.
OFIC(9)	AG. BRUNO TERREROS - CHUPACA. Variable categórica.
OFIC(10)	AG. CANTO GRANDE. Variable categórica.
OFIC(11)	AG. CAÑETE. Variable categórica.
OFIC(12)	AG. CARABAYLLO. Variable categórica.
OFIC(13)	AG. CARHUAMAYO. Variable categórica.
OFIC(14)	AG. CHILCA. Variable categórica.
OFIC(15)	AG. CHINCHA. Variable categórica.
OFIC(16)	AG. CHOSICA. Variable categórica.
OFIC(17)	AG. CHUPACA. Variable categórica.
OFIC(18)	AG. CIUDAD UNIVERSITARIA. Variable categórica.
OFIC(19)	AG. COMAS. Variable categórica.
OFIC(20)	AG. CONCEPCION. Variable categórica.
OFIC(21)	AG. EL TAMBO. Variable categórica.
OFIC(22)	AG. HUACHIPA. Variable categórica.
OFIC(23)	AG. HUACHO. Variable categórica.
OFIC(24)	AG. HUANCAS. Variable categórica.
OFIC(25)	AG. HUANCAVELICA. Variable categórica.
OFIC(26)	AG. HUANTA. Variable categórica.
OFIC(27)	AG. HUANUCO. Variable categórica.
OFIC(28)	AG. HUANUCO II. Variable categórica.
OFIC(29)	AG. HUARAL. Variable categórica.
OFIC(30)	AG. HUAYCAN. Variable categórica.
OFIC(31)	AG. ICA. Variable categórica.

Fuente: Elaboración Propia

Concepto de las Variables Explicativas. 2011-2015

OFIC(32)	AG. JAUJA. Variable categórica.
OFIC(33)	AG. JUNÍN. Variable categórica.
OFIC(34)	AG. LA MERCED. Variable categórica.
OFIC(35)	AG. LA OROYA. Variable categórica.
OFIC(36)	AG. LIMA - ATE. Variable categórica.
OFIC(37)	AG. LIRCAY. Variable categórica.
OFIC(38)	AG. LOS OLIVOS. Variable categórica.
OFIC(39)	AG. MARISCAL CÁCERES(AYACUCHO). Variable categórica.
OFIC(40)	AG. MAZAMARI. Variable categórica.
OFIC(41)	AG. MERCADO. Variable categórica.
OFIC(42)	AG. MIRAFLORES. Variable categórica.
OFIC(43)	AG. OXAPAMPA. Variable categórica.
OFIC(44)	AG. PAMPAS. Variable categórica.
OFIC(45)	AG. PANGOA. Variable categórica.
OFIC(46)	AG. PARQUE LOS HÉROES. Variable categórica.
OFIC(47)	AG. PASCO. Variable categórica.
OFIC(48)	AG. PERENE. Variable categórica.
OFIC(49)	AG. PICHANAKI. Variable categórica.
OFIC(50)	AG. PUCALLPA. Variable categórica.
OFIC(51)	AG. PUERTO BERMUDEZ. Variable categórica.
OFIC(52)	AG. REAL. Variable categórica.
OFIC(53)	AG. REAL-CAJAMARCA. Variable categórica.
OFIC(54)	AG. REAL-HUANUCO. Variable categórica.
OFIC(55)	AG. SAN FRANCISCO. Variable categórica.
OFIC(56)	AG. SAN JUAN (PASCO). Variable categórica.
OFIC(57)	AG. SAN JUAN DE LURIGANCHO. Variable categórica.
OFIC(58)	AG. SAN JUAN DE MIRAFLORES. Variable categórica.
OFIC(59)	AG. SAN MARTIN DE PORRES. Variable categórica.
OFIC(60)	AG. SAN RAMÓN. Variable categórica.
OFIC(61)	AG. SAN SEBASTIAN. Variable categórica.
OFIC(62)	AG. SANTA ANITA. Variable categórica.
OFIC(63)	AG. SATIPO. Variable categórica.
OFIC(64)	AG. SURQUILLO. Variable categórica.
OFIC(65)	AG. TARMA. Variable categórica.
OFIC(66)	AG. TINGO MARIA. Variable categórica.
OFIC(67)	AG. TOCACHE. Variable categórica.
OFIC(68)	AG. VILLA EL SALVADOR. Variable categórica.
OFIC(69)	AG. VILLA RICA. Variable categórica.
OFIC(70)	AG. WANCHAQ. Variable categórica.
OFIC(71)	AG. ABANCAY - APURIMAC. Variable categórica.

Concepto de las Variables Explicativas. 2011-2015

OFIC(72)	AG. CARAPONGO. Variable categórica.
OFIC(73)	AG. CERRO COLORADO. Variable categórica.
OFIC(74)	AG. ESPINAR - CUSCO. Variable categórica.
OFIC(75)	AG. HUANCVELICA - SANTA ANA. Variable categórica.
OFIC(76)	AG. HUANTA II- AYACUCHO. Variable categórica.
OFIC(77)	AG. J.L. BUSTAMANTE Y RIVERO - AREQUIPA. Variable categórica.
OFIC(78)	AG. JICAMARCA. Variable categórica.
OFIC(79)	AG. JORGE CHAVEZ - JULIACA. Variable categórica.
OFIC(80)	AG. MANCHAY. Variable categórica.
OFIC(81)	AG. MONTENEGRO. Variable categórica.
OFIC(82)	AG. PARCONA - ICA. Variable categórica.
OFIC(83)	AG. PICHARI - CUSCO. Variable categórica.
OFIC(84)	AG. PILLCO MARCA - HUANUCO. Variable categórica.
OFIC(85)	AG. SAN JERONIMO - CUSCO. Variable categórica.
OFIC(86)	AG. SAN JUAN BAUTISTA- AYACUCHO. Variable categórica.
OFIC(87)	AG. SAN MARTIN - JULIACA. Variable categórica.
OFIC(88)	AG. SICUANI. Variable categórica.
ATRASO	Número de días de atraso menor a 30. Variable dummy de referencia
ATRASO(1)	Número de días de atraso mayor a 30. Variable dummy de referencia
CALFIN	Calificación sin problemas de pago. Variable dummy de referencia
	Calificación con problemas de pago. Variable dummy de referencia
CALFIN(1)	Calificación final normal, sin retrasos. Variable categórica.
CALFIN(2)	Calificación final con problemas potenciales, con retrasos de hasta 30 días. Variable categórica.
CALFIN(3)	Calificación final deficiente, con retrasos de hasta 90 días. Variable categórica
CALFIN(4)	Calificación final dudoso, con retrasos de hasta 120 días. Variable categórica
CALFIN(5)	Calificación final pérdida, con retrasos de más de 120 días. Variable categórica
DIASGRACIA	Número de día de gracia (días que no paga el cliente para su primera cuota), menor a 30. Variable categórica de referencia
DIASGRACIA(1)	Número de día de gracia (días que no paga el cliente para su primera cuota), mayor a 30. Variable categórica de referencia.
APALANC	Ratio: Endeudamiento/ Saldo de capital, menor a 2. Variable dummy de referencia
APALANC(1)	Ratio: Endeudamiento/ Saldo de capital, mayor a 2. Variable dummy de referencia
CUOTAS	Número de Cuotas menor a 24 meses. Variable dummy de referencia.
CUOTAS(1)	Número de Cuotas mayor a 24 meses. Variable dummy de referencia.
UBIC	Oficina de zona céntrica. Variable dummy de referencia.
	Oficina de zona céntrica. Variable dummy de referencia.
UBIC(1)	AYACUCHO. Variable categórica.
UBIC(2)	CUSCO. Variable categórica.
UBIC(3)	HUANCVELICA. Variable categórica.
UBIC(4)	HUANUCO. Variable categórica.
UBIC(5)	ICA. Variable categórica.
UBIC(6)	JUNIN. Variable categórica.
UBIC(7)	LIMA. Variable categórica.
UBIC(8)	PASCO. Variable categórica.
UBIC(9)	SAN MARTIN. Variable categórica.
UBIC(10)	UCAYALI. Variable categórica.
UBIC(11)	APURIMAC. Variable categórica.
UBIC(12)	AREQUIPA. Variable categórica.
UBIC(13)	PUNO. Variable categórica.

Fuente: Elaboración Propia

3.4 Muestra

La base de datos de la cartera contiene créditos de consumo y de la pequeña empresa, esta información es el pago histórico de clientes en el periodo 2011-2015, que se dispuso de un sistema electrónico de gestión de créditos con características de tipo cuantitativo y cualitativo en la fecha de la concesión del crédito de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo; esta información fue descargada a una base de datos en los libros de Excel.

En la base de datos se dispuso de información que no siempre constituían variables explicativas, pero que eran necesarias para su definición. Después de seleccionada la muestra de la cartera de consumo y pequeña empresa, se eliminaron los créditos que no tenían completa información y al final se construyó una muestra con 71,220 créditos que corresponden al periodo 2011-2015, (Ver Tabla 44).

El procedimiento usado para la selección de la muestra es el siguiente:

- La base de datos es resultado de la tecnología crediticia aplicada por la CMAC Huancayo desde la evaluación de las solicitudes de crédito y seguimiento de los créditos otorgados hasta la recuperación de los créditos.
- La muestra seleccionada final tiene aproximadamente el número de casos pagados igual al número de casos impagados para evitar una estimación sesgada.
- Se quiere conseguir que la muestra aporte la mayor información posible del cliente sea en términos cuantitativos como cualitativos.
- Se eliminan las variables analizadas de todos los casos de clientes que no aportan información.
- Los datos de las variables categóricas binarias estarán codificados tanto para los buenos clientes (pagan) como para los malos clientes.

.

Tabla 44: NÚMERO MICROCRÉDITOS 2011-2015

2011			
Resumen del procesamiento de los casos			
Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	1,328	100.0
	Casos perdidos	0	0.0
	Total	1,328	100.0
Casos no seleccionados		0	0.0
Total		1,328	100.0

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Resumen del procesamiento de los casos			
Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	19,390	100.0
	Casos perdidos	0	0.0
	Total	19,390	100.0
Casos no seleccionados		0	0.0
Total		19,390	100.0

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Resumen del procesamiento de los casos			
Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	22,454	100.0
	Casos perdidos	0	0.0
	Total	22,454	100.0
Casos no seleccionados		0	0.0
Total		22,454	100.0

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Resumen del procesamiento de los casos			
Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	12,696	100.0
	Casos perdidos	0	0.0
	Total	12,696	100.0
Casos no seleccionados		0	0.0
Total		12,696	100.0

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Resumen del procesamiento de los casos			
Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	15,352	100.0
	Casos perdidos	0	0.0
	Total	15,352	100.0
Casos no seleccionados		0	0.0
Total		15,352	100.0

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

3.5 Instrumentos de investigación

Los datos son recogidos por los analistas de crédito de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo; están almacenados en libros de Excel por cada año, conteniendo información en general de variables financieras, sociodemográficas y de comportamiento según el código del deudor.

3.6 Procedimientos de recolección de datos

Las recolecciones de los historiales de crédito fueron conseguidos mediante una entrevista personalizada con el gerente de la CMAC Huancayo; en el estudio empírico, en la ciudad de Huancayo.

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 Plan de análisis

Se indicó en el apartado anterior que el diseño del modelo logit se realizó en base a las características de la tecnología crediticia utilizada de la CMAC, en un estudio del mercado microfinanciero de Huancayo; realizado por Galarza & Alvarado (2004) explicada detalladamente en el marco teórico. Es a partir de este diseño que se determina las variables individualmente en cada fase de la tecnología crediticia de la CMAC Huancayo referente a la Selección, Visita, Condiciones del crédito y Recuperación.

Entonces para analizar los resultados no se pueden utilizar los procedimientos jerárquicos del SPSS para la permanencia o exclusión de las variables; es por ello que, en la contrastación de hipótesis, el signo del estimador debe coincidir con el signo esperado para cada variable;

especialmente en las variables cuantitativas; ya que el signo esperado de las variables dummy corresponde según la variable de referencia que escoge el analista de crédito. Por lo tanto, para excluir a una variable en el proceso del diseño, esta resultará ser no significativa y que el signo sea diferente al esperado en cada fase de la Tecnología crediticia utilizada de la CMAC referente a la Selección, Visita, Condiciones del crédito y Recuperación.

Selección

Es la fase de la investigación y promoción del crédito que se realiza en la ubicación geográfica de la actividad microfinanciera de clientes que residan o trabajen en la zona. En este proceso de promoción del crédito, se diseñan productos financieros para personas de más difícil acceso a un crédito; y los analistas están capacitados para ofertar créditos, productos y servicios financieros y para captar o fidelizar al cliente, por ejemplo, el analista de marketing se especializa en el diseño de la investigación de mercado.

En la recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito, se determina los requisitos para la obtención de un crédito y se verifica al cliente en las centrales de riesgo, y según la verificación se condiciona el proceso de solicitud del crédito si hay impedimento en su expediente de aprobación hasta que subsane el problema, y si existe incidencia se verifica otra vez en las centrales de riesgos.

En los resultados obtenidos en el diseño del modelo logit, la variable categórica Calificación de Riesgos que interviene en el proceso de “Selección” de la Tecnología Crediticia de la CMAC, respecto al uso de centrales de riesgos y que esta agrupada en una variable dummy: Calificación con problemas de pago y sin problemas de pago (CALFIN); resulta significativa, dado la variable de referencia asignada por el analista. Por otro lado, la variable dummy Oficina y Ubicación, agrupada igualmente en una variable dummy: oficinas de zona céntrica y oficinas de zona rural

(OFIC), también resultó ser significativa según la variable de referencia asignada. (Ver Tabla 45).

Tabla 45: CARACTERÍSTICA SELECCIÓN DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015.

2011			
CARACTERÍSTICA DE LA TECNOLOGÍA CREDITICIA CMAC	VARIABLE	CONTRASTE	MOTIVO DE RECHAZO
Selección	OFIC(1)	ACEPTA	
	UBICA(4)	RECHAZA	No significativa
	CALIFIN(1)	ACEPTA	
2012			
Selección	OFIC(1)	ACEPTA	
	CALIFIN	RECHAZA	
2013			
Selección	CALFIN	RECHAZA	No significativa
2014			
Selección	OFIC(1)	ACEPTA	
	UBIC	ACEPTA	
	CALFIN	RECHAZA	No significativa
2015			
Selección	OFIC(1)	RECHAZA	No significativa
	UBIC	ACEPTA	
	CALFIN	RECHAZA	No significativa

Fuente: Elaboración Propia.

Visita

En la visita al cliente se evalúa las características escasas en información del cliente del microcrédito respecto a sus estados financieros de los negocios. En esta segunda característica de la Tecnología Crediticia de la CMAC, se determinó la variable relativa al Apalancamiento (APALANC) y el Riesgo de Sobreendeudamiento (RDS), para construir los estados financieros relevantes sobre la capacidad de pago del solicitante; que resultó ser estadísticamente significativa en la primera variable (APALANC) y no en la segunda. (Ver Tabla 46).

Tabla 46: CARACTERÍSTICA VISITA DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2012

2011			
CARÁCTERÍSTICA DE LA TECNOLOGÍA CREDITICIA CMAC	VARIABLE	CONTRASTE	MOTIVO DE RECHAZO
La Visita	RDS(1)	RECHAZA	No significativa
2012			
La Visita	APALANC(1)	ACEPTA	

Fuente: Elaboración Propia.

Condiciones de los créditos

Según los límites de crédito se sustenta el monto del crédito ante el comité de créditos mediante la identificación el nombre del solicitante, la actividad empresarial, el plan de inversión, la cantidad, plazo, cuota, días de gracia y ratios financieros. Luego se da la aprobación o rechazo del monto del crédito de acuerdo con los límites de la cantidad del crédito por parte de gerencia.

Esta característica de la Tecnología Crediticia de la CMAC en el diseño del modelo presenta las siguientes variables cuantitativas: Tasa efectivas (TEA, TEM), el Monto del crédito (MONTDES), y Plazo del crédito (PLAZO); junto con las variables dummy: Cuotas menores y mayores a 24 meses (CUOTAS), Moneda nuevo sol y el dólar americano (MONEDA), los Días de gracia menor y mayor a 30 días (DIASGRACIA). En vista de los resultados todas las variables cuantitativas resultan ser significativas y concuerdan con el signo esperado; y respecto a las variables dummy resultaron ser estadísticamente significativas según la variable de referencia asignada por el analista de crédito. (Ver Tabla 47).

Tabla 47: CARACTERÍSTICA DE LAS CONDICIONES DE LOS CRÉDITOS DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015

2011			
Las condiciones de los créditos	TEM	ACEPTA	
	MONTDES	ACEPTA	
	CUOTAS	RECHAZA	No significativa
	DIASGRACIA	RECHAZA	No significativa
2012			
Las condiciones de los créditos	MONEDA(1)	ACEPTA	
	CUOTAS(1)	ACEPTA	
	PLAZO	ACEPTA	
	TEA	RECHAZA	No significativa, Signo del estimador
	DIASGRACIA(1)	ACEPTA	
	MONTDES	ACEPTA	
2013			
Las condiciones de los créditos	CUOTA(1)	ACEPTA	
	DIASGRACIA(1)	ACEPTA	
	PLAZO	RECHAZA	No significativa, Signo del estimador
	MONEDA(1)	RECHAZA	No significativa
	MONTDES	ACEPTA	
	TEA	RECHAZA	No significativa, Signo del estimador
2014			
Las condiciones de los créditos	CUOTAS(1)	ACEPTA	
	PLAZO	ACEPTA	
	DIASGRACI(1)	ACEPTA	
	MONEDA	RECHAZA	No significativa
	MONTDES	RECHAZA	No significativa
	TEA	ACEPTA	
2015			
Las condiciones de los créditos	MONTDES	RECHAZA	No significativa, Signo del estimador
	CUOTAS(1)	ACEPTA	
	PLAZO	ACEPTA	
	TEA	ACEPTA	
	DIASGRACIA(1)	ACEPTA	
	MONEDA	RECHAZA	No significativa

Fuente: Elaboración Propia.

Recuperación

En esta fase se mide el comportamiento pasado de la persona natural o jurídica que marcará el comportamiento futuro, incluyen las variables de morosidad que serán predictoras de retrasos futuros en el pago, obtenidas de los historiales de crédito o de las Centrales de Riesgo. En la esta última característica de la Tecnología Crediticia de la CMAC, la variable número de Días de Atraso (ATRASO) resultó ser significativa según la variable asignada por el analista de crédito. (Ver Tabla 48).

Tabla 48: CARACTERÍSTICA DE LA RECUPERACIÓN DEL DISEÑO DEL MODELO DE LA CMAC 2011-2015

CARÁCTERÍSTICA DE LA TECNOLOGÍA CREDITICIA CMAC	2012		
	VARIABLE	CONTRASTE	MOTIVO DE RECHAZO
La recuperación	ATRASO	RECHAZA	No significativa
2013			
La recuperación	ATRASO	ACEPTA	
2014			
La recuperación	ATRASO	RECHAZA	No significativa
2015			
La recuperación	ATRASO	RECHAZA	No significativa

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 49: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2011

2011									
Variables en la ecuación									
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95.0% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1(a) MONTODES	-0.071	0.036	3.929	1	0.047	0.931	0.868	0.999	
TEM	0.784	0.121	42.363	1	0.000	2.191	1.730	2.775	
OFIC(1)	-1.326	0.144	84.520	1	0.000	0.265	0.200	0.352	
CALFIN(1)	-3.292	0.213	238.496	1	0.000	0.037	0.024	0.056	
Constante	0.536	0.489	1.201	1	0.273	1.708			

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: MONTODES, TEM, OFIC, CALFIN.

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 50: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2012

2012									
Variables en la ecuación									
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95.0% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1(a) OFIC(1)	2.029	0.058	1,227.904	1	0.000	7.609	6.793	8.524	
MONTODES	-0.017	0.004	23.511	1	0.000	0.983	0.976	0.990	
APALANC(1)	0.278	0.040	49.434	1	0.000	1.321	1.222	1.427	
PLAZO	0.190	0.033	32.879	1	0.000	1.209	1.133	1.290	
DIASGRACIA(1)	0.322	0.077	17.309	1	0.000	1.380	1.186	1.606	
CUOTAS(1)	0.225	0.105	4.631	1	0.031	1.252	1.020	1.537	
MONEDA(1)	2.224	0.376	35.047	1	0.000	9.244	4.427	19.304	
Constante	-2.129	0.074	825.284	1	0.000	0.119			

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: OFIC, MONTODES, APALANC, PLAZO, DIASGRACIA, CUOTAS, MONEDA.

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 51: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2013

2013									
Variables en la ecuación									
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95.0% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1(a) MONTODES	-0.036	0.004	82.004	1	0.000	0.964	0.957	0.972	
CUOTAS(1)	-0.272	0.068	16.121	1	0.000	0.762	0.667	0.870	
ATRASO(1)	-4.851	0.207	547.577	1	0.000	0.008	0.005	0.012	
DIASGRACIA(1)	-0.806	0.082	96.887	1	0.000	0.447	0.381	0.525	
Constante	4.828	0.208	538.805	1	0.000	124.923			

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: MONTODES, CUOTAS, ATRASO, DIASGRACIA.

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 52: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2014

2014									
Variables en la ecuación									
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95.0% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1(a) CUOTAS(1)	1.564	0.133	138.216	1	0.000	4.777	3.681	6.200	
PLAZO	1.388	0.045	945.383	1	0.000	4.007	3.668	4.377	
TEA	0.223	0.012	320.772	1	0.000	1.250	1.220	1.281	
DIASGRACIA(1)	2.395	0.185	168.270	1	0.000	10.967	7.637	15.749	
OFIC(1)	1.430	0.088	265.248	1	0.000	4.180	3.519	4.965	
UBIC(1)	-1.738	0.035	2,482.173	1	0.000	0.176	0.164	0.188	
Constante	-4.180	0.200	436.733	1	0.000	0.015			

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: CUOTAS, PLAZO, TEA, DIASGRACIA, OFIC, UBIC.

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 53: VARIABLES DE LA ECUACIÓN EN EL MODELO FINAL PARA LA CMAC 2015

2015									
Variables en la ecuación									
	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95.0% para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1(a) CUOTAS(1)	1.766	0.117	229.445	1	0.000	5.849	4.654	7.350	
PLAZO	1.391	0.040	1,193.769	1	0.000	4.019	3.714	4.349	
TEA	0.135	0.009	234.615	1	0.000	1.145	1.125	1.165	
DIASGRACIA(1)	2.299	0.201	130.425	1	0.000	9.961	6.714	14.779	
UBIC(1)	-1.450	0.031	2,193.761	1	0.000	0.234	0.221	0.249	
Constante	-2.929	0.157	346.437	1	0.000	0.053			

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: CUOTAS, PLAZO, TEA, DIASGRACIA, UBIC.

Fuente: Elaboración Propia.

4.1.1 Comprobación de hipótesis específica.

4.1.1.1 Variables de la ecuación en el modelo final.

Los resultados muestran que incrementos en la Tasa efectiva (TEA, TEM), y el Plazo del crédito (PLAZO); son variables cuantitativas que incrementan la Probabilidad de Default Crediticio o la probabilidad de que un cliente sea moroso, es decir cuando el signo del estimador es positivo significa que, cuando la variable independiente aumenta en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente moroso aumenta en el valor del coeficiente respectivo. Los resultados también señalan que variables en el Monto del crédito (MONTDES) reduce la

probabilidad de default crediticio, es decir cuando el signo del estimador es negativo significa que, cuando la variable independiente aumenta en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente moroso disminuye en el valor del coeficiente respectivo. (Ver Tabla 54).

A continuación, se realizará la interpretación de los parámetros de las variables cuantitativas del modelo, estas se interpretan como el cambio en el logit correspondiente a un cambio unitario en la variable independiente.

En cuanto a la definición del logit; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma: "La inversa de la función logística, que es el logit o logaritmo de las odds o ventaja de que el suceso ocurra, se interpreta como la preferencia de elegir la alternativa uno de la variable respuesta, frente a la alternativa cero" (p.164).

En la Tabla 54, observamos el valor del coeficiente de regresión o parámetro (β) y el valor de $1-EXP(\beta)$ de las variables cuantitativas que viene a ser el cambio en logit, estos valores indican que tener una unidad más de tasa efectiva mensual aumenta la probabilidad relativa del impago ($y=1$) frente al pago ($y=0$) en 119%; y tener una unidad más de tasa efectiva anual, aumenta la probabilidad del impago frente al pago en máximo 25%.

Por otro lado, tener una unidad más de plazo, aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 302%. Por último, tener una unidad más de monto desembolsado, disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 7%. (Ver Tabla 54).

Tabla 54: SIGNIFICADO ESTADÍSTICO DE LAS VARIABLES CUANTITATIVAS DEL MODELO LOGIT

Beta	Exp(beta)	1- Exp(Beta)	Significado Estadístico
0.784	2.191	-119%	Tener una unidad más de más de Tasa efectiva mensual (TEM), aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 119%.
0.223	1.250	-25%	Tener una unidad más de más de Tasa efectiva anual (TEA) , aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 25%.
1.391	4.019	-302%	Tener una unidad más de plazo (PLAZO) , aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 302%.
-0.071	0.931	7%	Tener una unidad más de más de Monto Desembolsado (MONTDES) , disminuye la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 7%.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Para el caso de las variables dummy, los parámetros de las variables dummy del modelo, se interpretan como el cambio en el logit (de razón de probabilidades), correspondiente a cada categoría frente a su categoría de referencia de la variable independiente.

Por lo tanto, la primera variable dummy Ubicación (UBIC) aceptada en el modelo global, cuya interpretación estadística significa que tener colocaciones en las Oficinas de zona departamental céntrica frente a una zona departamental rural disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago como máximo en 82%. (Ver Tabla 55).

La segunda variable dummy aceptada en el modelo es la Cuota (CUOTAS), cuya interpretación significa que tener Cuotas mayores a 24 meses respecto a cuotas menores de 24 meses, aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 485%. (Ver Tabla 55).

La tercera variable dummy que aporta al modelo global es el Apalancamiento (APALANC), cuya interpretación estadística significa que tener Apalancamiento de un ratio mayor a 2 respecto a uno menor a 2, aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en 32%. (Ver Tabla 55).

La cuarta variable dummy que aporta al modelo global es Día de Gracia (DIASGRACIA), cuya interpretación estadística significa que tener Días de gracia mayores a 30 días respecto a los días de gracia menores de 30, aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 997%. (Ver Tabla 55).

La quinta variable dummy que aporta al modelo global es la Calificación final de Riesgos (CALFIN), cuya interpretación estadística significa que tener Calificación sin problemas de pago frente, a la Calificación con problemas de pago, disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en 96%. (Ver Tabla 55).

La sexta variable dummy que aporta al modelo global es Oficina (OFIC), cuya interpretación estadística significa que tener colocaciones en las Oficinas de zona distrital rural, frente a Oficinas de zona distrital céntrica aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 661%. (Ver Tabla 55).

La última variable dummy que aporta al modelo global son Días de Atraso (ATRASO), cuya interpretación estadística significa que tener Días de atraso menor a 30 días respecto a los días mayores de 30, disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en máximo 99%. (Ver Tabla 55).

Tabla 55: SIGNIFICADO ESTADÍSTICO DE LAS VARIABLES DUMMY DEL MODELO LOGIT

Beta	Exp(beta)	1- Exp(Beta)	Significado Estadístico
-1.738	0.176	82%	Tener colocaciones en una zona departamental céntrica (UBIC(1)), frente a una zona departamental rural disminuye la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 82%.
1.766	5.849	-485%	Tener Cuotas mayores a 24 meses (CUOTAS(1)) respecto a cuotas menores de 24 meses, aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 485%.
0.278	1.321	-32%	Tener Apalancamiento de un ratio mayor a 2 (APALANC(1)) respecto a uno menor a 2, aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 32%.
2.395	10.967	-997%	Tener Días de gracia mayores a 30 días (DIASGRACIA(1)) respecto a los días de gracia menores de 30, aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 997%.
-3.292	0.037	96%	Tener Calificación sin problemas de pago (CALIFIN(1)), frente a la Calificación con problemas de pago, disminuye la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 96%.
2.029	7.609	-661%	Tener colocaciones en las Oficinas de zona distrital rural (OFIC(1)), frente a Oficinas de zona distrital céntrica aumenta la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 661%.
-4.851	0.008	99%	Tener Días de atraso menor a 30 días (ATRASO(1)) respecto a los días mayores de 30, disminuye la probabilidad relativa de y=1 frente a y=0 en 99%.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.2 Prueba de razón de verosimilitud con la constante.

Para evaluar el modelo de regresión logística, primero se comprueba si las variables explicativas incluidas en el modelo están estadísticamente relacionadas con la variable respuesta. Para ello el modelo realiza una comparación entre los valores observados y los valores estimados tomando como base el logaritmo de la función de verosimilitud.

En cuanto a la verosimilitud; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma: "Al ser la verosimilitud un número demasiado pequeño, suele ofrecerse menos dos veces el logaritmo neperiano de la verosimilitud (-2LL) " (p.411).

En la Tabla 56, se observa que el valor de verosimilitud estimada con solo la constante, se incrementa en el periodo de estudio debido a que se utiliza tamaños de muestra más grandes año tras año; el historial de crédito se compone inicialmente con 1,328 clientes y la base de datos final presenta 22,454 clientes; esto se debe a la consolidación de los historiales de crédito de la CMAC en los últimos años y por la mayor demanda de clientes que solicita un crédito. Los resultados concluyen que el ajuste de los datos considerando solo la constante, es correcto en todos los años al ser el valor de la verosimilitud estadísticamente significativo al 95% de confianza.

Tabla 56: VEROSIMILITUD DEL MODELO CON SOLO LA CONSTANTE

2011		
Historial de iteraciones(a,b,c)		
Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes Constant
Paso 0	1,840.999	0.000

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 1840.999

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012		
Historial de iteraciones(a,b,c)		
Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes Constant
Paso 0	17,600.393	0.000

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 17600.393

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013		
Historial de iteraciones(a,b,c)		
Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes Constant
Paso 0	21,282.391	0.000

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 21282.391

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014		
Historial de iteraciones(a,b,c)		
Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes Constant
Paso 0	26,880.248	0.000

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 26880.248

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015		
Historial de iteraciones(a,b,c)		
Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes Constant
Paso 0	31,127.854	0.000

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 31127.854

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.3 Estadístico de Wald

En cuanto al estadístico de Wald; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma:

El test de Wald, definido como el cuadrado del cociente del estimador de máxima verosimilitud del parámetro, y una desviación típica, obtenida a partir de la matriz de variancias y covarianzas para contrastar la hipótesis nula $H_0: \hat{\beta}_j = 0$ frente a la alternativa $H_1: \hat{\beta}_j \neq 0$. (p.165).

A continuación, se estima la significación estadística de los coeficientes del modelo a través del estadístico de Wald. En la Tabla 57, se observa que todas las variables consideradas contribuyen significativamente a la construcción del modelo con altos estadísticos de Wald significativos al 95% de confianza en cada año del periodo de estudio.

Tabla 57: ESTADÍSTICO DE WALD

2011					
Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	MONTODES	17.356	1	0.000
		TEM	88.119	1	0.000
		OFIC(1)	85.031	1	0.000
		CALFIN(1)	361.146	1	0.000
	Estadísticos globales		478.573	4	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013					
Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	MONTODES	151.511	1	0.000
		CUOTAS(1)	352.420	1	0.000
		ATRASO(1)	2,194.466	1	0.000
		DIASGRACIA(1)	125.493	1	0.000
	Estadísticos globales		2,566.021	4	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015					
Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	CUOTAS(1)	609.402	1	0.000
		PLAZO	1,279.218	1	0.000
		TEA	89.779	1	0.000
		DIASGRACIA(1)	471.199	1	0.000
		OFIC(1)	260.177	1	0.000
		UBIC(1)	2,711.474	1	0.000
	Estadísticos globales		4,294.560	6	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012					
Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	OFIC(1)	1,717.318	1	0.000
		MONTODES	134.655	1	0.000
		APALANC(1)	60.882	1	0.000
		PLAZO	403.183	1	0.000
		DIASGRACIA(1)	150.799	1	0.000
		CUOTAS(1)	324.368	1	0.000
		MONEDA(1)	27.702	1	0.000
	Estadísticos globales		2,072.254	7	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014					
Variables que no están en la ecuación					
			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	CUOTAS(1)	609.402	1	0.000
		PLAZO	1,279.218	1	0.000
		TEA	89.779	1	0.000
		DIASGRACIA(1)	471.199	1	0.000
		OFIC(1)	260.177	1	0.000
		UBIC(1)	2,711.474	1	0.000
	Estadísticos globales		4,294.560	6	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.4 Prueba de razón de verosimilitud con todas las variables

El siguiente paso será valorar la validez del modelo en su conjunto mediante la bondad de ajuste, el objetivo es analizar las desviaciones entre los valores observados y los valores estimados, a través del valor de la verosimilitud mencionada en el apartado anterior, cuya reducción es más importante conforme se vayan incorporando todas las variables del modelo.

En la Tabla 58, los resultados concluyen que el ajuste de los datos es correcto en cada año al disminuir el valor de la verosimilitud conforme se van incorporando las variables, teniendo en cuenta que los historiales de crédito recogen una base más amplia de préstamos con el pasar de los años.

Tabla 58: PRUEBA DE VEROSIMILITUD CON TODAS LAS VARIABLES

2011							
Historial de iteraciones(a,b,c,d)							
Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes				
			Constant	MONTODES	TEM	OFIC(1)	CALFIN(1)
Paso 1	1	1,310.552	0.449	-0.042	0.462	-0.871	-2.185
	2	1,266.527	0.510	-0.065	0.698	-1.231	-2.980
	3	1,263.689	0.532	-0.071	0.777	-1.321	-3.263
	4	1,263.667	0.536	-0.071	0.784	-1.326	-3.292
	5	1,263.667	0.536	-0.071	0.784	-1.326	-3.292

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 1840.999

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012										
Historial de iteraciones(a,b,c,d)										
Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes							
			Constant	OFIC(1)	MONTODES	APALANC(1)	PLAZO	DIASGRACIA(1)	CUOTAS(1)	MONEDA(1)
Paso 1	1	15,386.401	-1.702	1.658	-0.012	0.234	0.155	0.255	0.200	1.509
	2	15,322.377	-2.083	1.987	-0.017	0.276	0.187	0.317	0.223	2.108
	3	15,321.632	-2.128	2.029	-0.017	0.278	0.190	0.322	0.225	2.221
	4	15,321.632	-2.129	2.029	-0.017	0.278	0.190	0.322	0.225	2.224
	5	15,321.632	-2.129	2.029	-0.017	0.278	0.190	0.322	0.225	2.224

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 17600.393

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013							
Historial de iteraciones(a,b,c,d)							
Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes				
			Constant	MONTODES	CUOTAS(1)	ATRASO(1)	DIASGRACIA(1)
Paso 1	1	18,418.301	2.130	-0.013	-0.427	-2.238	-0.544
	2	18,069.934	3.308	-0.031	-0.316	-3.351	-0.740
	3	17,993.879	4.156	-0.036	-0.277	-4.182	-0.797
	4	17,981.464	4.655	-0.036	-0.272	-4.678	-0.805
	5	17,980.722	4.814	-0.036	-0.272	-4.838	-0.806
	6	17,980.718	4.828	-0.036	-0.272	-4.851	-0.806
	7	17,980.718	4.828	-0.036	-0.272	-4.851	-0.806

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 21282.391

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014									
Historial de iteraciones(a,b,c,d)									
Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes						
			Constant	CUOTAS(1)	PLAZO	TEA	DIASGRACIA(1)	OFIC(1)	UBIC(1)
Paso 1	1	22,140.495	-2.124	1.040	0.726	0.038	0.861	1.006	-1.448
	2	21,568.337	-3.287	1.371	1.137	0.101	1.659	1.335	-1.678
	3	21,426.306	-3.928	1.524	1.336	0.175	2.212	1.414	-1.729
	4	21,408.937	-4.149	1.561	1.383	0.216	2.381	1.428	-1.737
	5	21,408.552	-4.179	1.564	1.388	0.223	2.395	1.430	-1.738
	6	21,408.552	-4.180	1.564	1.388	0.223	2.395	1.430	-1.738

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 26880.248

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015								
Historial de iteraciones(a,b,c,d)								
Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes					
			Constant	CUOTAS(1)	PLAZO	TEA	DIASGRACIA(1)	UBIC(1)
Paso 1	1	26,799.990	-1.558	1.219	0.829	0.035	0.840	-1.260
	2	26,371.187	-2.461	1.623	1.230	0.082	1.633	-1.418
	3	26,308.108	-2.837	1.745	1.368	0.120	2.154	-1.447
	4	26,304.301	-2.922	1.765	1.390	0.134	2.291	-1.450
	5	26,304.274	-2.929	1.766	1.391	0.135	2.299	-1.450
	6	26,304.274	-2.929	1.766	1.391	0.135	2.299	-1.450

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 31127.854

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.5 Prueba Chi- cuadrado de Pearson

La Prueba Chi- cuadrado también se denomina cambio o evolución de la verosimilitud (-2LL) bajo la hipótesis nula de que el coeficiente de la variable explicativa, es cero; que resulta de comparar el valor estadístico de la verosimilitud con solo la constante y el valor estadístico de verosimilitud con todas las variables incorporadas.

En la Tabla 59, se muestra el valor de la Chi-cuadrado con tres salidas informativas: Salida, Paso y Modelo. Se observa que el valor de la Chi-cuadrado, que viene hacer la diferencia entre el valor de la verosimilitud del modelo que considera únicamente la constante y el valor de la verosimilitud que tiene en cuenta todas las variables explicativas (evolución de verosimilitud), es significativa en cada año, con un nivel de confianza del 95%, este valor puede observarse en la Salida (Modelo) del SPSS. Para una muestra que varía de 1,328 clientes en el año 2011 hasta 22,454 clientes en el 2015.

Se observa también el valor de la Chi-cuadrado que evalúa la hipótesis nula donde los coeficientes del modelo excepto la constante sean cero, es significativo en cada año con un nivel de confianza del 95%, y puede observarse en la Salida (Paso) del SPSS.

Por último, se observa el valor de la Chi-cuadrado que contrasta la hipótesis nula de los coeficientes del modelo de las variables incorporadas o bloques de entrada al modelo sean cero; es significativa en cada año con un nivel de confianza del 95%, y puede observarse en la Salida (Bloque) del SPSS.

Tabla 59: PRUEBA CHI-CUADRADO DE PEARSON

2011				
Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	577.332	4	0.000
	Bloque	577.332	4	0.000
	Modelo	577.332	4	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012				
Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	2,278.761	7	0.000
	Bloque	2,278.761	7	0.000
	Modelo	2,278.761	7	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013				
Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	3,301.674	4	0.000
	Bloque	3,301.674	4	0.000
	Modelo	3,301.674	4	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014				
Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	5,471.695	6	0.000
	Bloque	5,471.695	6	0.000
	Modelo	5,471.695	6	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015				
Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	4,823.579	5	0.000
	Bloque	4,823.579	5	0.000
	Modelo	4,823.579	5	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.6 Bondad del ajuste. Pseudo-R².

Otra medida de bondad de ajuste además de estadístico Chi-cuadrado, son los coeficientes similares al R² de regresión lineal, estos son: el R² de Cox y Snell y el R² de Nagelkerke; que indican el porcentaje de variación de la variable dependiente explicada por las variables independientes.

Respecto al coeficiente de determinación; basándonos en el libro de Gujarati (2010), "Econometría", donde el autor afirma: "La medida convencional de la bondad de ajuste, R², no es particularmente significativa para los modelos con regresada binaria" (p. 562).

En la Tabla 60, dentro del periodo estudiado, se observa en cuanto al R² de Cox y Snell, un ajuste entre 16.4% y 35.3%, y respecto al R² de Nagelkerke, un ajuste entre 21.9% a 47.0%; valores aceptados en regresión logística.

Tabla 60: BONDAD DE AJUSTE DEL MODELO

2011			
Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	1263.667(a)	0.353	0.470

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	17980.718(a)	0.194	0.258

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	26304.274(a)	0.193	0.258

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	15321.632(a)	0.164	0.219

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	21408.552(a)	0.246	0.328

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.7 Prueba de Hosmer-Lemeshow y Tabla de contingencias.

La Prueba de Hosmer –Lemeshow es otra prueba de contraste de hipótesis derivada de la comparación entre los valores observados y estimados.

Acerca de la prueba de Hosmer y Lemeshow; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "Otro elemento estadístico utilizado para valorar la bondad de ajuste del modelo, es la prueba de Hosmer y Lemeshow, para lo cual se agrupan las observaciones para cada uno de los dos grupos definidos por la variable dependiente, según una tabla de contingencia" (p. 107).

En la Tabla 61, se observa que existe un parecido o ajuste entre los valores observados y los pronosticados por el modelo, y se observa que el valor de la bondad de ajuste es estadísticamente significativo a un 95% para todos los años, y a un 93.4% de confianza para el año 2012 debido a que está muy condicionado al tamaño de la muestra.

Tabla 61: PRUEBA DE HOSMER Y LEMESHOW PARA EL MODELO

2011			
Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	19.425	8	0.013

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2011						
Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		TIPCLI = BUENO		TIPCLI = MALO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	118	119.188	11	9.812	129
	2	109	112.169	27	23.831	136
	3	112	102.882	22	31.118	134
	4	100	98.722	34	35.278	134
	5	73	67.872	49	54.128	122
	6	59	52.790	55	61.210	114
	7	46	52.873	75	68.127	121
	8	24	39.456	110	94.544	134
	9	14	12.755	119	120.245	133
	10	9	5.293	162	165.707	171

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012			
Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	14.654	8	0.066

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013			
Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	327.589	7	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012						
Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		TIPCLI = BUENO		TIPCLI = MALO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	1,112	1,120.763	156	147.237	1,268
	2	1,049	1,067.960	221	202.040	1,270
	3	747	697.917	519	568.083	1,266
	4	636	614.339	634	655.661	1,270
	5	571	579.189	700	691.811	1,271
	6	551	540.632	720	730.368	1,271
	7	518	526.651	756	747.349	1,274
	8	484	502.973	786	767.027	1,270
	9	417	422.428	854	848.572	1,271
	10	263	275.148	1,002	989.852	1,265

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013						
Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		TIPCLI = BUENO		TIPCLI = MALO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	1,194	1,205.534	341	329.466	1,535
	2	1,053	1,013.279	483	522.721	1,536
	3	1,093	974.455	627	745.545	1,720
	4	803	895.990	870	777.010	1,673
	5	675	885.675	1,011	800.325	1,686
	6	626	718.098	757	664.902	1,383
	7	1,254	1,225.557	1,126	1,154.443	2,380
	8	964	736.757	571	798.243	1,535
	9	14	20.655	1,890	1,883.345	1,904

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014			
Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	408.731	8	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015			
Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	505.712	8	0.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014						
Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		TIPCL = BUENO		TIPCL = MALO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	1,445	1,616.183	485	313.817	1,930
	2	1,695	1,501.762	295	488.238	1,990
	3	1,787	1,649.469	536	673.531	2,323
	4	1,461	1,416.451	653	697.549	2,114
	5	1,149	1,176.757	791	763.243	1,940
	6	590	797.584	1,347	1,139.416	1,937
	7	795	686.761	1,386	1,494.239	2,181
	8	402	507.243	1,545	1,439.757	1,947
	9	337	316.923	1,602	1,622.077	1,939
	10	34	25.866	1,055	1,063.134	1,089

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015						
Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow						
		TIPCLI = BUENO		TIPCLI = MALO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	1,620	1,777.738	626	468.262	2,246
	2	1,822	1,626.232	443	638.768	2,265
	3	1,587	1,540.334	658	704.666	2,245
	4	1,450	1,414.555	683	718.445	2,133
	5	1,456	1,402.652	789	842.348	2,245
	6	710	1,053.795	1,534	1,190.205	2,244
	7	1,004	823.157	1,241	1,421.843	2,245
	8	582	722.581	1,610	1,469.419	2,192
	9	738	632.063	1,507	1,612.937	2,245
	10	258	233.893	2,136	2,160.107	2,394

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.8 Correlación de las variables explicativas.

En la matriz de correlaciones puede apreciarse la correlación de las variables explicativas que forman parte del modelo final y se comprueba que no existe relación entre variables en cuanto a información se refiere. En la Tabla 62, se observa que el valor de correlación de las distintas variables explicativas es inferior a 1, por lo tanto, no existe correlación entre ellas.

Tabla 62: MATRIZ DE CORRELACIONES

		2011				
		Matriz de correlaciones				
		Constant	MONTODES	TEM	OFIC(1)	CALFIN(1)
Paso 1	Constant	1.000	-0.290	-0.879	-0.194	-0.311
	MONTODES	-0.290	1.000	0.146	-0.055	0.020
	TEM	-0.879	0.146	1.000	-0.017	-0.113
	OFIC(1)	-0.194	-0.055	-0.017	1.000	0.238
	CALFIN(1)	-0.311	0.020	-0.113	0.238	1.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

		2012							
		Matriz de correlaciones							
		Constant	OFIC(1)	MONTODES	APALANC(1)	PLAZO	DIASGRACIA(1)	CUOTAS(1)	MONEDA(1)
Paso 1	Constant	1.000	-0.692	-0.279	-0.329	-0.529	0.053	0.378	-0.029
	OFIC(1)	-0.692	1.000	0.122	0.007	-0.028	0.023	0.027	0.048
	MONTODES	-0.279	0.122	1.000	-0.010	0.002	0.012	-0.007	-0.087
	APALANC(1)	-0.329	0.007	-0.010	1.000	0.019	-0.074	0.022	-0.004
	PLAZO	-0.529	-0.028	0.002	0.019	1.000	-0.167	-0.834	-0.001
	DIASGRACIA(1)	0.053	0.023	0.012	-0.074	-0.167	1.000	-0.038	0.000
	CUOTAS(1)	0.378	0.027	-0.007	0.022	-0.834	-0.038	1.000	0.009
	MONEDA(1)	-0.029	0.048	-0.087	-0.004	-0.001	0.000	0.009	1.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013						
Matriz de correlaciones						
		Constant	MONTODES	CUOTAS(1)	ATRASO(1)	DIASGRACIA(1)
Paso 1	Constant	1.000	-0.116	0.050	-0.994	-0.076
	MONTODES	-0.116	1.000	-0.651	0.062	0.038
	CUOTAS(1)	0.050	-0.651	1.000	-0.039	-0.200
	ATRASO(1)	-0.994	0.062	-0.039	1.000	0.063
	DIASGRACIA(1)	-0.076	0.038	-0.200	0.063	1.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014								
Matriz de correlaciones								
		Constant	CUOTAS(1)	PLAZO	TEA	DIASGRACIA(1)	OFIC(1)	UBIC(1)
Paso 1	Constant	1.000	-0.847	-0.768	-0.351	-0.036	-0.431	0.000
	CUOTAS(1)	-0.847	1.000	0.698	0.128	0.017	0.006	-0.054
	PLAZO	-0.768	0.698	1.000	0.290	-0.005	0.035	-0.108
	TEA	-0.351	0.128	0.290	1.000	0.053	0.028	-0.055
	DIASGRACIA(1)	-0.036	0.017	-0.005	0.053	1.000	0.032	-0.048
	OFIC(1)	-0.431	0.006	0.035	0.028	0.032	1.000	-0.090
	UBIC(1)	0.000	-0.054	-0.108	-0.055	-0.048	-0.090	1.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015							
Matriz de correlaciones							
		Constant	CUOTAS(1)	PLAZO	TEA	DIASGRACIA(1)	UBIC(1)
Paso 1	Constant	1.000	-0.941	-0.841	-0.361	-0.017	-0.036
	CUOTAS(1)	-0.941	1.000	0.705	0.140	0.016	-0.063
	PLAZO	-0.841	0.705	1.000	0.305	-0.011	-0.107
	TEA	-0.361	0.140	0.305	1.000	0.036	-0.057
	DIASGRACIA(1)	-0.017	0.016	-0.011	0.036	1.000	-0.036
	UBIC(1)	-0.036	-0.063	-0.107	-0.057	-0.036	1.000

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.9 Capacidad o eficacia predictiva.

La capacidad o eficacia predictiva, es la precisión con la que el modelo consigue discriminar los casos entre los clientes que pagan y los clientes incumplidores mostrada en una tabla de clasificación para la muestra del modelo.

En cuanto a la tabla de clasificación; basándonos en la investigación de Lara Rubio (2010), "La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas", donde el autor afirma: "La tabla de clasificación resulta del cruce de los valores observados de la variable dependiente con una variable dicotómica cuyos valores se derivan de las probabilidades que han sido predichas en la estimación del modelo" (p.166).

En la Tabla 63, se observa que en el año 2011 la proporción de buenos conocidos que se predicen como buenos⁷; es decir existe una probabilidad de 75.60% de clasificar correctamente a los clientes que atienden el pago de sus deudas. También se observa la proporción de malos conocidos que se predicen como malos⁸, es decir existe una probabilidad de 79.80% de clasificar correctamente a los clientes con un atraso en el pago.

En el año 2012 existe una probabilidad de 43.7% de clasificar correctamente a los clientes que atienden el pago de sus deudas. También se observa que existe un 88.2% de capacidad de detectar a los impagados.

⁷ Se debe aclarar que la proporción de buenos conocidos que se predicen como buenos, es la proporción de créditos desembolsados que nunca caen en atrasos sobre el total de los mismos más los créditos desembolsados que caen en atrasos (Indicador de la Sensibilidad).

⁸ También se debe aclarar que la proporción de malos conocidos que se predicen como malos es la proporción de créditos rechazados que de haberse aprobado hubiera caído en atrasos sobre el total de los mismos más los créditos rechazados que haberse aprobado no hubiera caído en atrasos.

En el año 2013 existe una proporción de 99.7% de clientes buenos conocidos que se predicen como buenos. También se observa que existe una proporción de 25.8% de clientes malos conocidos que se predicen como malos.

En el año 2014 existe una probabilidad de 78.1% de clasificar correctamente a los clientes que atienden el pago de sus deudas. También se observa que existe una probabilidad de 70.8% de clasificar correctamente a los clientes con un atraso en el pago.

En el año 2015 existe una probabilidad de 72.9% de clasificar correctamente a los clientes que atienden el pago de sus deudas. También se observa que existe una probabilidad de 67.7% de clasificar correctamente a los clientes con un atraso en el pago.

Por último se muestra que el porcentaje correcto de clasificación para el modelo de regresión logística se encuentra alrededor de 62.7% y 77.7% en el periodo estudiado, cabe resaltar que la diferencia de la capacidad de predicción en cada año es debido a la limitación en los historiales de crédito por insuficiente información para identificar los factores de riesgo; sin embargo gracias al desarrollo tecnológico, los historiales de crédito se están regularizando con información más completa con el pasar de los años.

En las Figuras del 23 al 25, se encuentra la representación gráfica obtenida de las tablas de clasificación de todos los años.

Tabla 63: TABLA DE CLASIFICACIÓN PARA LA MUESTRA

2011					
Tabla de clasificación(a)					
Observado			Pronosticado		
			TIPCLI		Porcentaje correcto
			BUENO	MALO	
Paso 1	TIPCLI	BUENO	502	162	75.6
		MALO	134	530	79.8
Porcentaje global					77.7

a. El valor de corte es .500

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013					
Tabla de clasificación(a)					
Observado			Pronosticado		
			TIPCLI		Porcentaje correcto
			BUENO	MALO	
Paso 1	TIPCLI	BUENO	7,652	24	99.7
		MALO	5,697	1,979	25.8
Porcentaje global					62.7

a. El valor de corte es .500

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2012					
Tabla de clasificación(a)					
Observado			Pronosticado		
			TIPCLI		Porcentaje correcto
			BUENO	MALO	
Paso 1	TIPCLI	BUENO	2,773	3,575	43.7
		MALO	751	5,597	88.2
Porcentaje global					65.9

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014					
Tabla de clasificación(a)					
Observado			Pronosticado		
			TIPCL		Porcentaje correcto
			BUENO	MALO	
Paso 1	TIPCL	BUENO	7,567	2,128	78.1
		MALO	2,829	6,866	70.8
Porcentaje global					74.4

a. El valor de corte es .500

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015					
Tabla de clasificación(a)					
Observado			Pronosticado		
			TIPCLI		Porcentaje correcto
			BUENO	MALO	
Paso 1	TIPCLI	BUENO	8,188	3,039	72.9
		MALO	3,621	7,606	67.7
Porcentaje global					70.3

a. El valor de corte es .500

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

4.1.1.10 CURVA COR.

La curva COR es otra medida de capacidad de discriminación, que consigue discriminar los casos entre los clientes que pagan y los clientes incumplidores.

Sobre el valor de la curva COR; basándonos en la investigación de Rayo, Lara, y Camino (2010), "Un Modelo de Credit Scoring para IMF en el Marco de Basilea II", donde los autores afirman: "El valor de esta curva oscila entre 0.5 y 1, donde 1 indica discriminación perfecta y 0.5 indica que la clasificación que se alcanza no es mejor que la que se obtendría clasificando casos al azar" (p.108).

En la Figura 26, recoge la significatividad de esta prueba a un nivel de confianza del 95% en el año 2011, donde el área bajo la curva COR en el modelo de regresión binaria alcanza el valor del 87,5% y se confirma la correcta discriminación entre los 2 grupos de clientes. De acuerdo con la significación de la prueba, se rechaza entonces la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5.

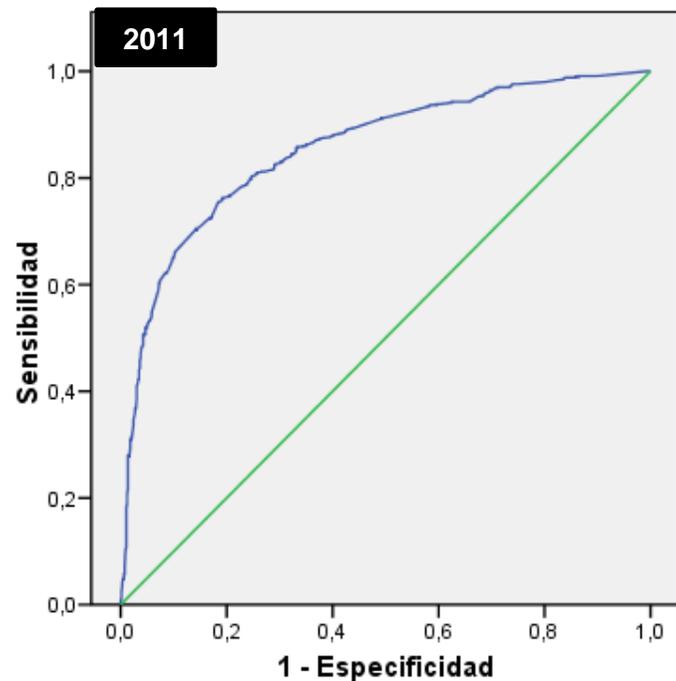
En el año 2012, se observa que el área bajo la curva COR, representa un grado de acierto del 72.8%, y que al acercarse a la frontera donde la probabilidad de acierto es mayor, se confirma la correcta discriminación entre los 2 grupos de clientes. De acuerdo con la significación de la prueba, se rechaza entonces la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5. (Ver Figura 26).

En el año 2013, se observa que el área bajo la curva COR alcanza el valor del 68.7% y que al acercarse la curva COR a la esquina superior izquierda se confirma la correcta discriminación entre los 2 grupos de clientes. De acuerdo con la significación de la prueba, se

rechaza entonces la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5. (Ver Figura 27)

En el año 2014, se observa que el área bajo la curva COR alcanza el valor del 79.9% y que al acercarse la curva COR a la esquina superior izquierda se confirma la correcta discriminación entre los 2 grupos de clientes. De acuerdo con la significación de la prueba, se rechaza entonces la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5. (Ver Figura 27)

En el año 2015, se observa que el área bajo la curva COR alcanza el valor del 75.7% y que al acercarse la curva COR a la esquina superior izquierda se confirma la correcta discriminación entre los 2 grupos de clientes. De acuerdo con la significación de la prueba, se rechaza entonces la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5. (Ver Figura 27).

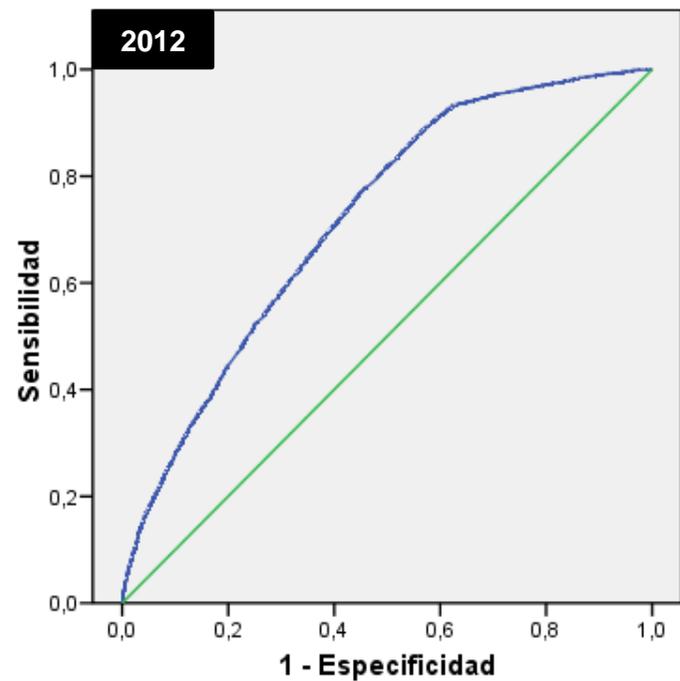


Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2011				
Área bajo la curva				
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada				
Área	Error típ.	Sig. Asintótica	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite superior	Límite inferior
0.855	0.010	0.000	0.835	0.875

Fuente SPSS. Elaboración Propia.



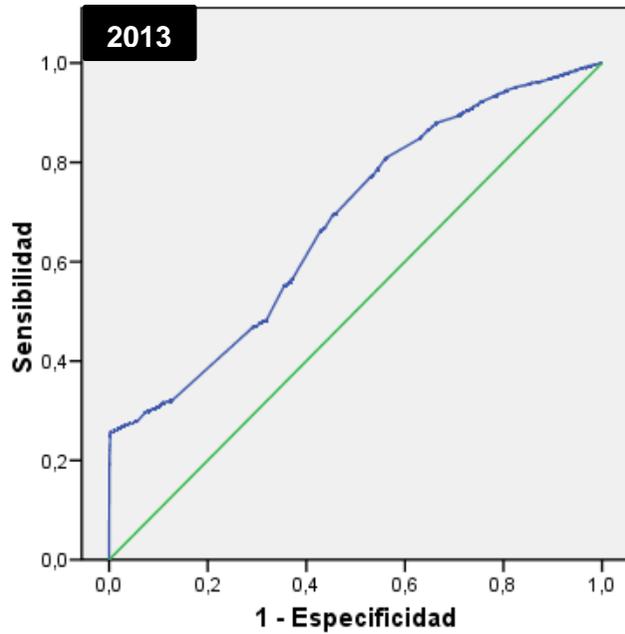
Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

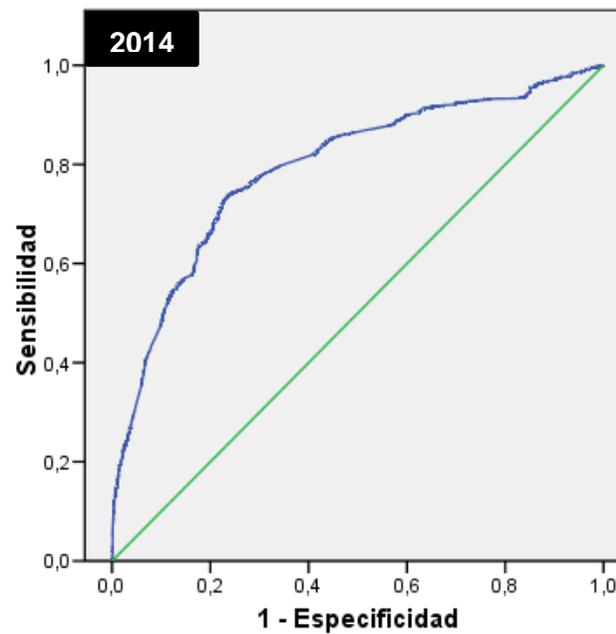
2012				
Área bajo la curva				
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada				
Área	Error típ.	Sig. Asintótica	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite superior	Límite inferior
0.720	0.004	0.000	0.711	0.728

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

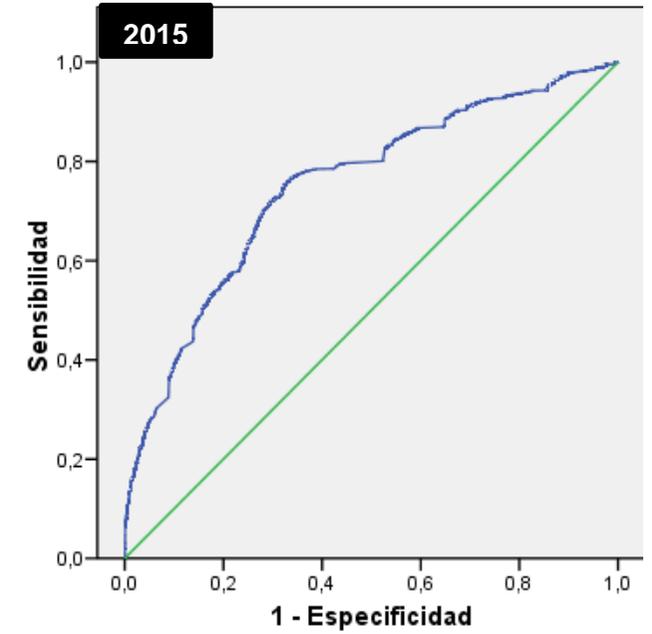
Figura 26: CURVA COR Y ÁREA BAJO LA CURVA, 2011-2012.



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.
Fuente SPSS. Elaboración Propia.



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.
Fuente SPSS. Elaboración Propia.



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.
Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2013				
Área bajo la curva				
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada				
Área	Error típ.	Sig. Asintótica	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite superior	Límite inferior
0.679	0.004	0.000	0.670	0.687

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2014				
Área bajo la curva				
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada				
Área	Error típ.	Sig. Asintótica	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite superior	Límite inferior
0.793	0.003	0.000	0.786	0.799

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

2015				
Área bajo la curva				
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada				
Área	Error típ.	Sig. Asintótica	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite superior	Límite inferior
0.751	0.003	0.000	0.745	0.757

Fuente SPSS. Elaboración Propia.

Figura 27: CURVA COR Y ÁREA BAJO LA CURVA, 2013-2015.

4.1.1 Comprobación de hipótesis general

En este acápite se comprueba que la aplicación o implementación del modelo de regresión binaria como metodología crediticia con tecnología avanzada, permite mejorar la administración del riesgo de crédito en la CMAC de Huancayo, en el periodo 2011-2015.

En primer lugar, comenzaremos a analizar el modelo no sofisticado, para luego compararlo con modelo de predicción logit que a diferencia del modelo no sofisticado se estima las probabilidades de impago de cada crédito, (Ver anexo adjunto CD-ROOM: PROBABILIDADES).

Por lo tanto, se considera para el modelo no sofisticado, que los créditos vencidos o la cartera crítica, fueron aquellos que poseían categoría igual a 1, con más de 30 días de atraso (variable dummy: Clientes con problemas de pago).

En cuanto a la definición de cartera vencida o cartera de alto riesgo; basándonos en la investigación de Galarza y Alvarado (2004), "Estudio del Mercado Microfinanciero de Huancayo", donde los autores afirman:

De la información publicada por la SBS, se evidencia el reporte de tres indicadores de calidad de cartera que cuantifican en valores relativos, el nivel de cartera morosa o de mayor riesgo crediticio. Los indicadores son cartera atrasada, cartera de alto riesgo y cartera pesada. (p. 211).

En segundo lugar, se asume para el modelo sofisticado o de predicción, que el riesgo o umbral que considera la CMAC es de un 70%, es decir que los créditos cuya probabilidad de impago fue superior a 70% serán considerados en default, esto implica que la organización le presta a una mayor cantidad de clientes. Sin embargo, este indicador de validez de la separación de clientes aprobados y desaprobados depende de los objetivos de la organización. (Ver anexo adjunto CD-ROOM: PROBABILIDADES).

En las figuras del 28 al 33, se muestran los resultados del riesgo de crédito del modelo no sofisticado respecto al modelo estadístico logit,

donde el ratio en mora o ratio de cartera crítica disminuye en todos los años. En el 2011 se reduce de un 74.41% a un 24.64%; en el 2012 se reduce de un 42.88% a un 9.18%; en el 2013 se reduce de un 41.02% a 14.35%; en el 2014 se reduce de 48.92% a 47.24% y finalmente en el 2015 se reduce de 42.64% a 40.25%. La variación de reducción en cada año, está condicionado al tamaño de la muestra y a limitación del historial de crédito, al no recoger una amplia información de las características del cliente en algunos años. (Ver anexo adjunto CD-ROOM: PROBABILIDADES).

De esta manera se demuestra como el riesgo de crédito disminuye aplicando el modelo de regresión logística binaria en cada año. La reducción es especialmente importante en el indicador de mora porque el modelo sofisticado de predicción, considera clientes buenos a los clientes considerados como malos, pero que en lapso de tiempo establecido han cumplido con el pago o amortización de sus créditos.

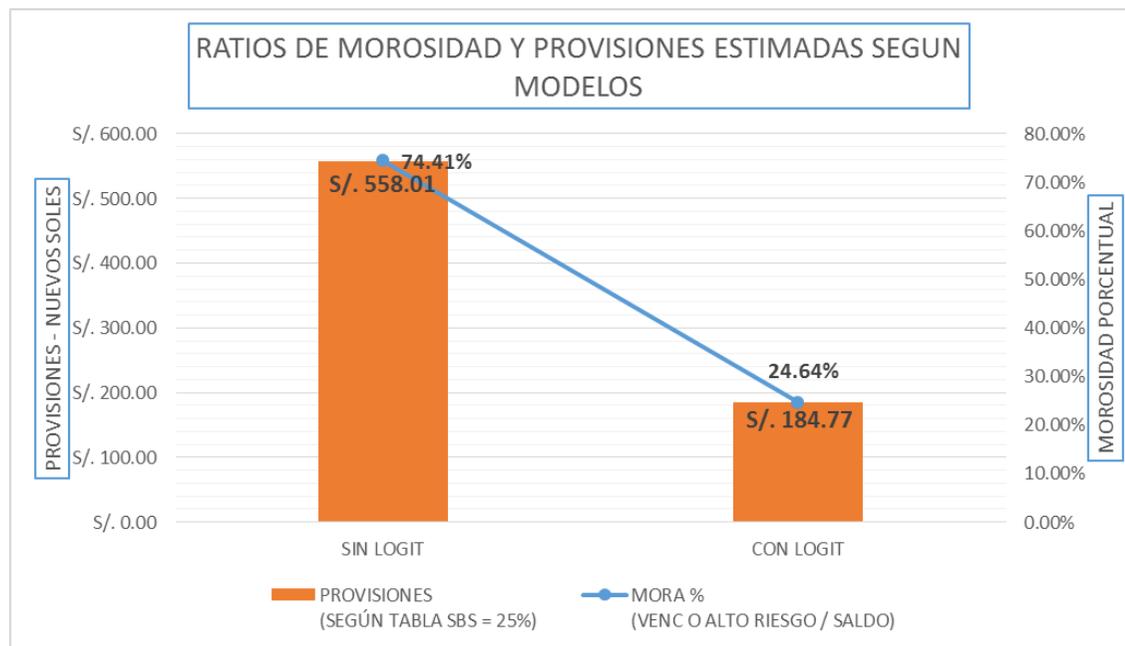
Finalmente estimamos una tabla de provisiones como aproximación de la estimación de máximas pérdidas esperadas; basándonos en la publicación de la SBS (2008), "Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones, donde la entidad afirma:

Las tasas mínimas de provisiones específicas que las empresas deben constituir sobre los créditos directos y la exposición equivalente a riesgo crediticio de los créditos indirectos, de deudores clasificados en una categoría de mayor riesgo que la Normal es de 25% para la categoría deficiente. (p.19).

De acuerdo a la base de datos obtenida el porcentaje aplicable a la cartera de cliente con problemas de pago; será de 25%. (Ver anexo ADJUNTO CD-ROOM)

En las Figuras del 28 al 32, se observa que utilizando el modelo logit, existe un ahorro notorio en cuanto a provisiones en todos los años respecto al modelo no sofisticado de la CMAC.

En el año 2011 el monto de las provisiones disminuye de 558.01 miles de nuevos soles a 184.77 miles de nuevos soles; en el año 2012 el monto de las provisiones disminuye de 6,118.37 miles de nuevos soles a 1,309.66 miles de nuevos soles; en el año 2013 el monto de las provisiones disminuye de 8,357.45 miles de nuevos soles a 2,924.19 miles de nuevos soles; en el año 2014 el monto de las provisiones disminuye de 6,930.80 miles de nuevos soles a 6,691.88 miles de nuevos soles, finalmente en el año 2015 el monto de las provisiones disminuye de 6,195.94 miles de nuevos soles a 5,847.68 miles de nuevos soles. Presentando así un ahorro del nivel de provisiones en cada año; esto significa para la institución un nivel de provisiones menor sin que ello conlleve a un posible detrimento patrimonial situación que favorece y justifica la realización de la presente investigación.

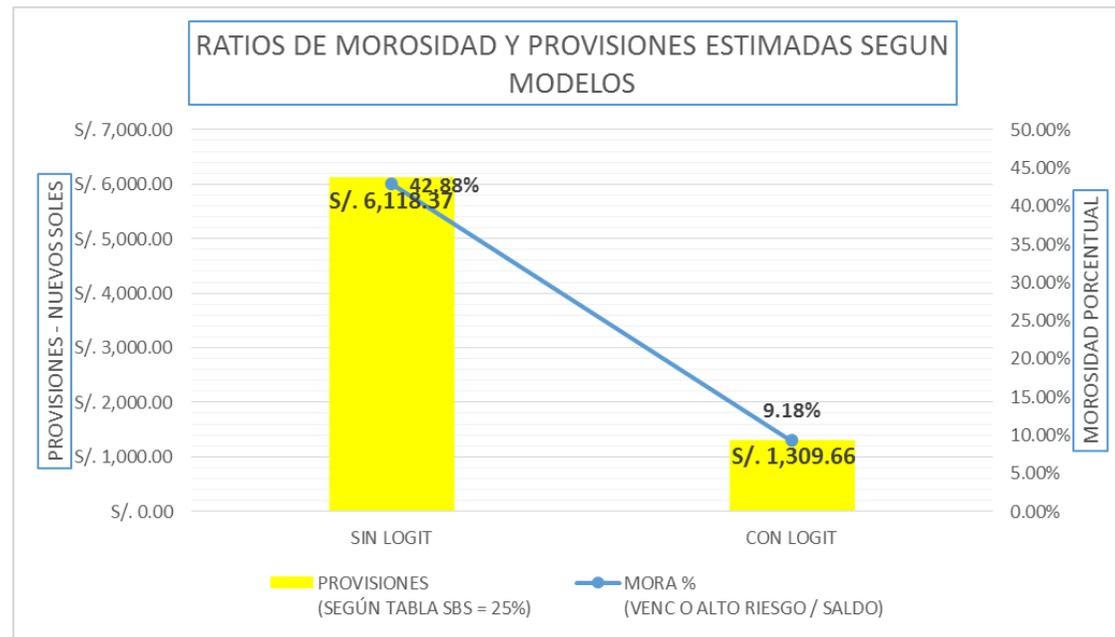


Fuente SPSS. Elaboración Propia

2011		
ESTIMADOS SEGÚN MODELOS	SIN LOGIT	CON LOGIT
MORA % (VENC O ALTO RIESGO / SALDO)	74.41%	24.64%
PROVISIONES (SEGÚN TABLA SBS = 25%)	S/. 558.01	S/. 184.77

Fuente SPSS. Elaboración Propia

Figura 28: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2012.

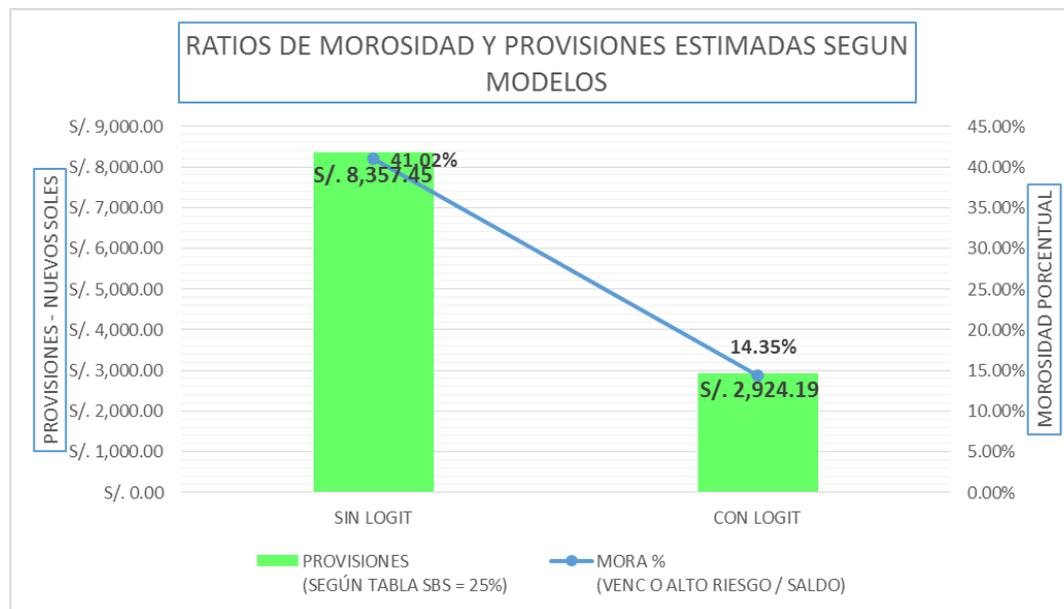


Fuente SPSS. Elaboración Propia

2012		
ESTIMADOS SEGÚN MODELOS	SIN LOGIT	CON LOGIT
MORA % (VENC O ALTO RIESGO / SALDO)	42.88%	9.18%
PROVISIONES (SEGÚN TABLA SBS = 25%)	S/. 6,118.37	S/. 1,309.66

Fuente SPSS. Elaboración Propia

Figura 29: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2012.

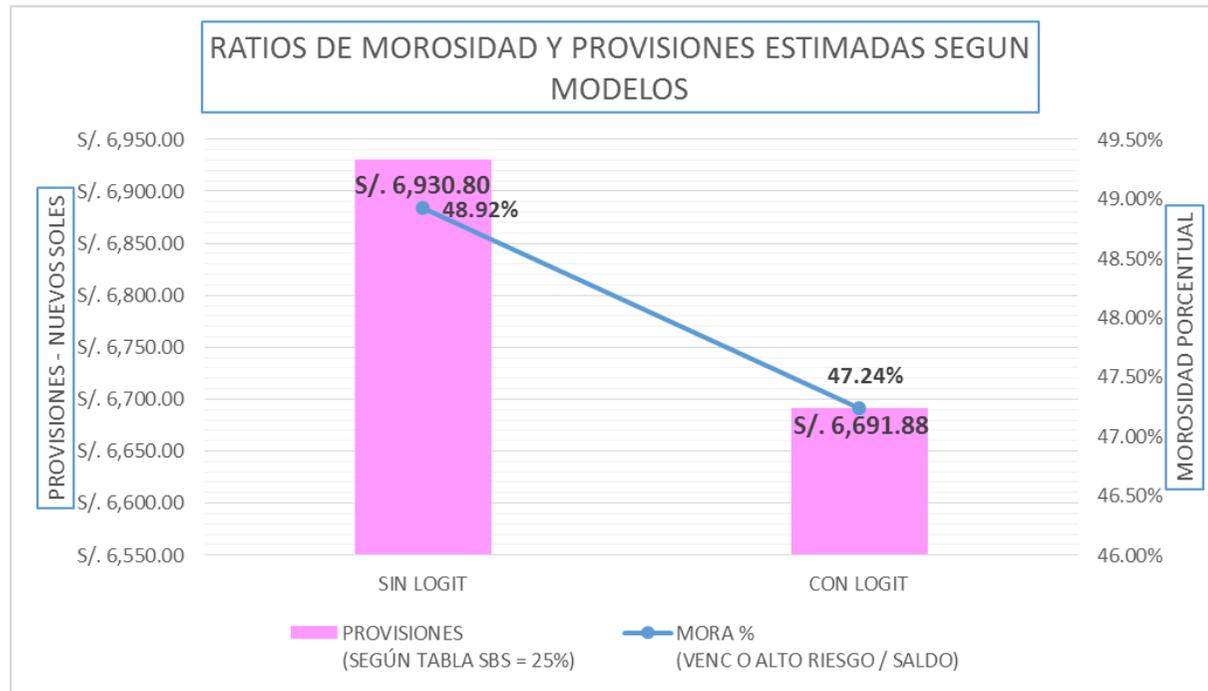


Fuente SPSS. Elaboración Propia

2013		
ESTIMADOS SEGÚN MODELOS	SIN LOGIT	CON LOGIT
MORA % (VENC O ALTO RIESGO / SALDO)	41.02%	14.35%
PROVISIONES (SEGÚN TABLA SBS = 25%)	S/. 8,357.45	S/. 2,924.19

Fuente SPSS. Elaboración Propia

Figura 30: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2013.

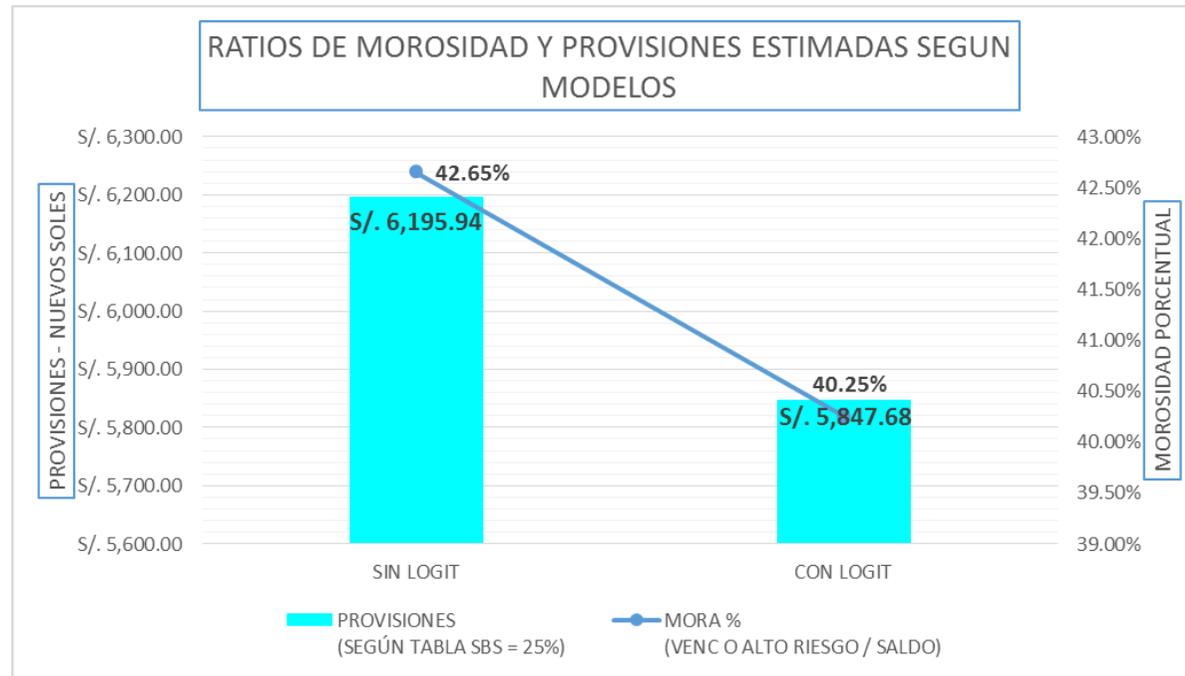


Fuente SPSS. Elaboración Propia

2014		
ESTIMADOS SEGÚN MODELO:	SIN LOGIT	CON LOGIT
MORA % (VENC O ALTO RIESGO / SALDO)	48.92%	47.24%
PROVISIONES (SEGÚN TABLA SBS = 25%)	S/. 6,930.80	S/. 6,691.88

Fuente SPSS. Elaboración Propia

Figura 31: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2014.



Fuente SPSS. Elaboración Propia

2015		
ESTIMADOS SEGÚN M	SIN LOGIT	CON LOGIT
MORA % (VENC O ALTO RIESGO / SALDO)	42.65%	40.25%
PROVISIONES (SEGÚN TABLA SBS = 25%)	S/. 6,195.94	S/. 5,847.68

Fuente SPSS. Elaboración Propia

Figura 32: RATIOS DE MOROSIDAD Y PROVISIONES ESTIMADAS SEGÚN MODELOS. EN MILES DE SOLES 2015.

4.1.2 Contrastación hipótesis específica

En este apartado contrastamos los resultados obtenidos con el resultado de los autores latinoamericanos citados como referencia en la bibliografía.

El programa crediticio propuesto basado en un modelo de regresión logística binaria para la medición del riesgo de crédito, es capaz de predecir correctamente los créditos de la cartera de la CMAC analizada en cada año del periodo estudiado, alcanzando hasta como máximo 77.7%; corroborando de esta forma los resultados obtenidos en los Modelos Logit para una institución microfinanciera realizado en el Perú por Rayo, Lara, y Camino (2010) realizado para una EDPYME.

Se corrobora los resultados obtenidos en el modelo realizado para una IMF en España por un porcentaje similar en el proceso de validación del modelo en un estudio de la morosidad realizado por los autores, Mures, Gallego y Vallejo (2005), en México el modelo de Cabrera (2014) para una Entidad Oaxaqueña, en Ecuador a su vez Jácome y Vitores (2012), para una entidad en Guayaquil y mejora los resultados de la investigación de una entidad microfinanciera realizada por Escalona (2011) en México.

Además, se corrobora que se pueden establecer las variables explicativas como: Tasa efectiva (TEA, TEM), según Rayo, Lara, y Camino (2010); el Plazo del crédito (PLAZO); incrementan la Probabilidad de Default Crediticio o la probabilidad de que un cliente sea moroso y el Monto del crédito (MONTDES) que disminuye la Probabilidad de incumplimiento.

Además se corrobora que se pueden establecer las variables explicativas dummy que aportan al modelo o sirven como guía para el diseño, referente a la inclusión de variables independientes, estas fueron: Tipo de Moneda (MONEDA), nuevo sol frente al dólar, la Ubicación (UBIC) y Oficina (OFIC) de los clientes que viven y desarrollan su actividad productiva en una zona céntrica frente a una zona rural, según Rayo, Lara, y Camino (2010); junto con los Días de gracia (DIASGRACIA), las Cuotas menores a 24 meses respecto a cuotas mayores de 24 meses (CUOTAS) según Galarza y Alvarado (2004); la Categoría Final de Riesgo, Apalancamiento (APALANC), Días de atraso (ATRASO) y el Riesgo de Sobreendeudamiento según Rayo, Lara, y Camino (2010), y Jácome y Vitores (2012).

Respecto a la bondad de ajuste, el software calcula coeficientes similares al R^2 calculado en regresión lineal, concretamente el R^2 de Cox y Snell y el R^2 de Nagelkerke. Estos resultados pueden ser corroborados en el trabajo de Cabrera (2014), Jácome y Vitores (2012). Sin embargo, se mejora los resultados de Escalona (2011).

Si bien la prueba de Hosmer-Lemeshow no ofrece un resultado satisfactorio; sin embargo, es significativo en casi todos los años; según Lara (2010), se debe tomar en cuenta que este dato estadístico solamente brinda pistas sobre la calidad del ajuste del modelo, aunque también se debe recordar que está muy condicionado por el tamaño de la muestra. Este resultado mejora los estudios realizados por Cabrera (2014) y corrobora los resultados de la prueba de Hosmer-Lemeshow en la aplicación de Jácome y Vitores (2012).

Se ha determinado un punto de corte óptimo situado en 0,5 para el modelo de regresión logística binaria, que separa mejor los créditos solventes de los incumplidores que se estimó tras el cálculo de los valores de sensibilidad y especificidad, ya que constituye la frontera donde la probabilidad de acierto es mayor. Este resultado es

corroborado en la tesis de Spognardi (2002), con los estudios de Nieto, Pérez y Soriano (2012); Cabrera (2014) tomará en cuenta también el criterio de Nieto et al. (2012).

4.1.3 Contrastación hipótesis general

Con respecto a la aplicación o implementación del modelo logit se comprueba que esta metodología crediticia sistematizada contribuye a reducir los niveles de riesgo de crédito en las CMACs, en cada año del periodo estudiado; y por ende a un ahorro en el nivel de provisiones estimadas, esto se corrobora en una investigación realizada en Colombia, por Támara, Aristizábal y Velásquez (2010), en la que la aplicación del modelo logit constituye en una alternativa que debe ser considerada para la provisión que realicen las entidades financieras ya que generaría para la institución un nivel de provisiones menor sin que ello conlleve a un posible detrimento patrimonial.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En la investigación, se diseñó un modelo de calificación estadística para una cartera minorista de créditos de la CMAC Huancayo, aplicando la técnica de regresión logística binaria para datos individuales, en la que se obtuvo un poder moderado de calificación, capaz de predecir correctamente como máximo un 77.7% de los créditos de la cartera, mejorando la capacidad de predicción obtenido en modelos de regresión logística para IMF ya publicados en Latinoamérica y corroborado por un porcentaje similar de capacidad de predicción por estudios anteriores en la diversas instituciones de microfinanzas en el ámbito internacional. A este respecto, las medidas de valoración del modelo globalmente indican un ajuste aceptable en la regresión logística y las variables explicativas que incrementan o reducen la probabilidad de impago del cliente han sido agrupadas en tres: variables sociodemográficas, variables de comportamiento (variables cualitativas) y variables financieras.

Además, se corrobora que esta metodología crediticia sistematizada contribuye a reducir los niveles de riesgo de crédito en una CMAC, generando un menor nivel de provisiones. Entonces comprendemos que el Modelo Logit obtenido es una herramienta adicional que le posibilite al analista de crédito abreviar un conjunto de información cada vez más engorrosa de analizar, sin limitar las funciones que realiza el analista de crédito, sirviendo de referencia para la mejora de la administración de gestión de riesgos en otras CMAC, que busquen al igual que la CMAC Huancayo mayor participación de mercado y rentabilidad, ofreciendo asistencia técnica de calidad.

Terminada esta investigación, éste deja un campo abierto a futuras investigaciones sobre el riesgo de crédito en las entidades de microfinanzas, como las Financieras y las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito. Una verificación de la literatura sobre la aplicación del Modelo Logit para instituciones de

microfinanzas revela la escasez de investigaciones en este campo de estudio para las instituciones microfinancieras en general, lo que permite afirmar la necesidad de investigaciones futuras que planteen este tema y establezcan sugerencias de modelos eficientes de la medición del riesgo de impago para la toma de decisiones. Se reitera en la necesidad del estudio de la realidad económica y financiera de cada una de las IMF ya que la definición de incumplimiento no resulta ser la misma para todas y el riesgo de crédito no son iguales. Existe la necesidad de investigar la Tecnología crediticia (metodología tradicional) por cada institución microfinanciera.

Otro desafío abierto al campo consiste en las estimaciones internas del incumplimiento con el objeto de introducir un ajuste en la pérdida, a través de métodos basados en calificaciones internas en su versión avanzada en estas IMF.

En vista del importante rol y de la relevancia de las CMAC tanto en la economía nacional como en el desarrollo del sector microfinanzas en el Perú, y con la finalidad de asegurar el crecimiento sostenible en el largo plazo de dichas instituciones microfinancieras (IMF), también es de vital importancia analizar el impacto del incremento de la competencia en el mercado de microcréditos en la calidad de cartera de las cajas municipales de ahorro y crédito; para ello se necesita una metodología para obtener indicadores refinados de riesgo, mediante un análisis de la cartera segmentada de créditos, en lugar de la cartera total que combina créditos antiguos y nuevos; con el objetivo de comprobar el efecto negativo del aumento de la competencia en los últimos años en la morosidad de los deudores de microcréditos.

BIBLIOGRAFÍA

- Banco Central de Reserva del Perú. (2011). *Reporte de Estabilidad Financiera Noviembre 2011*. Obtenido de:
<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/Reporte-Estabilidad-Financiera-Noviembre-2011.pdf>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2012). *Reporte de Estabilidad Financiera Noviembre 2012*. Obtenido de:
<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2012.pdf>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2013). *Reporte de Estabilidad Financiera Noviembre 2013*. Obtenido de:
<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2013.pdf>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2014). *Reporte de Estabilidad Financiera Noviembre 2014*. Obtenido de:
<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-noviembre-2014.pdf>
- Banco Central de Reserva del Perú. (2015). *Reporte de Estabilidad Financiera Mayo 2015*. Obtenido de:
<http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Estabilidad-Financiera/ref-mayo-2015.pdf>
- Cabrera Cruz, A. M. (2014). *Diseño de credit scoring para evaluar el riesgo crediticio en una Entidad de Ahorro y Crédito Popular*. (Título de maestría, Universidad Tecnológica de la Mixteca). Obtenido de:
<http://docplayer.es/1516201-Universidad-tecnologica-de-la-mixteca.htm>
- Camargo, G., & Aguilar, G. (2004). *Análisis de la morosidad en las instituciones microfinancieras del Perú*. Lima: Consorcio de Investigación Económica y Social.
- Class & Asociados S.A. (2016). *La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A.* Obtenido de: <http://www.classrating.com/Huancayo.PDF>
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (2006). *Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital*. Obtenido de:
http://www.bis.org/publ/bcbs128_es.pdf
- Consultora M&S Consultores. (2005). *Plan Estratégico de la CMAC Huancayo S.A.* Lima: Consorcio de Investigación Económica Social.
- De Miguel Domínguez, J. C., Miranda Torrado, F., Pallas Gonzales, J., & Peraza Fandiño, C. (2003). *La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de*

- Capital del Comité de Basilea*. Obtenido de:
<http://www.uv.es/asepuma/XI/31.pdf>
- Diallo, B. (2006). *Un modele de "credit scoring" pour une institution de microfinance Africaine: Le cas de Nyesigiso au Mali*. Obtenido de: <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00069163/document>
- Dinh, T., & Kleimeier, S. (2007). *A Credit Scoring Model for Vietnam's Retail Banking Market*. Obtenido de:
<http://digitalarchive.maastrichtuniversity.nl/fedora/get/guid:e6403f8b-4e2a-410b-9c1d-53559a7141ec/ASSET1>
- Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A. (2016). *Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Huancayo S.A*. Obtenido de:
<http://www.equilibrium.com.pe/CmacHuanca.pdf>
- Escalona Cortés, A. (2011). *El uso de los modelos en Microfinanzas*. (Tesis de Maestría, Colegio de Posgrado: Institución de enseñanza e investigación en ciencias agrícolas) Obtenido de:
http://www.biblio.colpos.mx:8080/xmlui/bitstream/10521/414/1/Escalona_Cortes_A_MC_Estadistica_2011.pdf
- Galarza, F., & Alvarado, J. (2004). Estudio del mercado microfinanciero de Huancayo. En Consorcio de Investigación Económica y Social, *En Mercado y Gestión del microcrédito en el Perú* (pp. 372-460). Lima: Instituto de Estudios peruanos.
- Gujarati, D. N. (2010). *Econometría*. 5a. México: McGraw-Hill.
- Jácome Jácome, M., & Vitores Sánchez, S. (2012). *Diseño de un Sistema de Calificación de clientes de la cartera de microcrédito de una institución bancaria ecuatoriana*. (Título de maestría, Instituto de Ciencias Matemáticas Escuela de Graduados). Obtenido de:
https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/25005/1/_DISE%C3%91O.pdf
- Kim, J. (2005). *A Credit Risk Model for Agricultural Loan Portfolios under the New Basel Capital Accord*. (Degree of Doctor, Korea University). Obtenido de:
<http://oaktrust.library.tamu.edu/bitstream/handle/1969.1/2276/etd-tamu-2005A-AGEC-Kim.pdf?sequence=1>
- Lara Rubio, J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas*. (Tesis doctoral, Universidad de Granada). Obtenido de:
<http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>
- Mendiola, A., Aguirre, C., Aguilar, J., Chauca, P., Dávila, M., & Palhua, M. (2015). *Sostenibilidad y rentabilidad de las cajas municipales de ahorro y crédito (CMAC) en el Perú*. Obtenido de:
<http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2015/04/22/Cajas%20Municipales%20de%20Ahorro.pdf>

- Mures Quintana, M. J., García Gallego, A., & Vallejo Pascual, M. E. (2005). *Aplicación del Análisis Discriminante y Regresión Logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras*. Revista Pecunia 1, 175-199. Obtenido de: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/1281700.pdf>
- Nieto Murillo, S. Pérez Salvador, B.R. y Soriano Flores, J.F. (2012). *Crédito al consumo: La estadística aplicada a un problema de riesgo crediticio*. (Tesis de Grado, Universidad Autónoma Metropolitana). Obtenido de: <http://mat.izt.uam.mx/mcmai/documentos/tesis/Gen.07-O/Nieto-S-Tesis.pdf>
- Pacif Credit Rating. (2013). *Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco S.A.* Obtenido de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cmac_pisco-201312-fin.pdf
- Pacific Credit Rating. (2014). *Caja Rural y de Crédito Señor de Luren*. Obtenido de: <http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/cracluren-201406-fin.pdf>
- Pacific Credit Rating. (2014). *Financiera Qapaq S.A.* Obtenido de: <http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/qapaq-201406-fin.pdf>
- Pacific Credit Rating. (2014). *Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero*. Obtenido de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/sector_financiero_0914-fink2.pdf
- Pacific Credit Rating. (2016). *Informe Sectorial, Perú: Sector Financiero*. Obtenido de: http://www.ratingspcr.com/uploads/2/5/8/5/25856651/pe-201606-fin_financiero_v01.pdf
- Portocarrero Maisch, F. (1999). *Microfinanzas en el Perú: experiencias y perspectivas*. Lima: Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico-PROMPYME.
- Portocarrero Maisch, F., & Tarazona Soria, A. (2004). *Determinantes de la rentabilidad en las cajas rurales de ahorro y crédito*. Lima: Consorcio de investigación económica y social.
- Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., & Camino Blasco, D. (2010). *Un modelo de credit scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II*. Journal of Economics, Finance and Administrative Science, (15)28, 90-124. Obtenido de: <http://www.scielo.org.pe/pdf/jefas/v15n28/a05v15n28.pdf>
- Reyes Maldonado, N. M. (2012). *El uso de la contabilidad y la calificación para facilitar la gestión de la microempresa y su acceso al microcrédito*. (Tesis doctoral, Universidad de Zaragoza): Obtenido de: <https://zaguan.unizar.es/record/9914/files/TESIS-2012-147.pdf>
- Schreiner, M. (1999). *Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia*. Obtenido de:

http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Bolivia_Scoring_Mora.pdf

Schreiner, M. (2002). *Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas*. Obtenido de:
http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring_Ventajas_De_sventajas.pdf

Schreiner, M. (2008). *¿Podría el scoring atraer a inversionistas con fines de lucro al microcrédito?* Obtenido de:
http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring_Atraer_Inversion_Fines_Lucro.pdf

Sotomayor Ruiz, S. A. (2012). *Estimación de la pérdida esperada para una cartera de microcrédito basada en calificaciones internas*. (Título de maestría, Escuela Politécnica Nacional). Obtenido de:
<http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/4668/1/CD-4301.pdf>

Spognardi, M. A. (2002). *Calidad Crediticia de los usuarios de una tarjeta de crédito regional. Un análisis empírico en base a información limitada*. (Título de Grado, Universidad Nacional de Mar del Plata). Obtenido de:
http://nulan.mdp.edu.ar/583/1/spognardi_ma.pdf

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. (2008). *Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones. Resolución SBS N° 11356-2008*. Obtenido de: <https://es.scribd.com/doc/39930447/resolucion-sbs-11356-2008>

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. (2009). *Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito. Resolución S.B.S.N° 14354-2009*. Obtenido de:
https://www.banbif.com.pe/Portals/0/BIFPrincipal/basilea2/articulo_01.pdf

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. (2014). *SBS Intervino la Caja Municipal de Ahorro y Crédito Pisco*. Obtenido de:
<http://www.sbs.gob.pe/principal/noticias/noticia/sbs-intervino-la-caja-municipal-de-ahorro-y-credito-pisco/128>

Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. (2015). *SBS Interviene Caja Rural Señor de Luren*. Obtenido de:
<http://www.sbs.gob.pe/principal/noticias/noticia/sbs-interviene-caja-rural-senor-de-luren/160>

Talledo Sánchez, J. (2014). *La morosidad de la cartera de créditos a la microempresa de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito y su relación con la competencia*. (Título de maestría, Universidad ESAN). Obtenido de:
<http://docplayer.es/6346644-La-morosidad-de-la-cartera-de-creditos-a-la-microempresa-de-las-cajas-rurales-de-ahorro-y-credito-y-su-relacion-con-la-competencia-1.html>

- Támara Ayús, A. L., Aristizába, R. E., & Velásquez Ceballos, H. (2010). *Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera utilizando modelos logit y probit*. *Revista Ciencias Estratégicas*, 18(24), 259-270. Obtenido de:
<https://revistas.upb.edu.co/index.php/cienciasestrategicas/article/view/710>
- Tello, M. (1995). *Promesas de progreso: cajas municipales de ahorro y crédito del Perú*. Lima: Federación Peruana de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.
- Van Gool, J., Bart, B., & Woute, V. (2009). «*An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance*». Obtenido de:
<http://www.aabri.com/OC09manuscripts/OC09042.pdf>
- Vogelgesang, U. (2003). *Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behaviour*. Obtenido de: <http://www.vwl.uni-mannheim.de/gk/wp/gkwp-2001-06.pdf>

ANEXOS

ANEXO N°1: MATRIZ DE CONSISTENCIA

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES	INDICADORES	METODOLOGIA	
Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variables dependientes (y)		Tipo de investigación	
<p>La CMAC Huancayo, segmento institucional importante dentro del sistema de las IMF, muestra un elevado nivel de riesgo crediticio, medido por su ratio de mora, dada sus actual metodología o tecnología crediticia utilizada en la evaluación y otorgamiento de créditos.</p>	<p>Contribuir a la innovación y por ende a la reducción de los niveles de riesgo de crédito de la CMAC Huancayo, una IMF representativa en el sistema de las cajas municipales, dada su actual metodología crediticia.</p>	<p>La implementación de una metodología crediticia con tecnología avanzada en la CMAC de Huancayo, IMF mayor representatividad en el sistema de las cajas municipales, contribuye a reducir los niveles de riesgo crediticio.</p>	Probabilidad de default o incumplimiento	Niveles de mora	<p>El trabajo de investigación será del tipo explicativa o causal, en las que se analizan causas y efectos de la relación entre variables, a partir del cual se demostrara las hipótesis planteadas.</p>	
			Variables independientes (x)			
			<p>Variables Financieras:</p> <p>Monto Desembolsado</p> <p>Tasa Efectiva Mensual</p> <p>Tasa Efectiva Anual</p> <p>Plazo</p> <p>Variables Socio Demográficas:</p> <p>Ubicación Geográfica</p>	Probabilidades de default		
Problemas Específicos	Objetivos Específicos	Hipótesis Específicos	Oficina			Muestra:
<p>¿Actualmente es adecuada la metodología o tecnología crediticia usada por la CMAC de Huancayo para la evaluación de créditos, y por ende para su gestión de riesgo crediticio?</p>	<p>Proponer un modelo logit como mecanismo para la mejora de la administración del riesgo de crédito a través de la estimación de probabilidad de impago de los clientes de la CMAC de Huancayo, IMF representativa en el segmento institucional de las cajas.</p>	<p>La aplicación de un modelo logit sobre una muestra histórica de datos, como metodología crediticia permite estimar las probabilidades de impago o predecir el riesgo de crédito de los clientes de la CMAC Huancayo, IMF representativa del sistema de las cajas municipales.</p>	<p>Variables de Comportamiento:</p> <p>Calificación de riesgos</p> <p>Riesgo de Sobreendeudamiento</p> <p>Cuotas</p> <p>Días de Gracia.</p> <p>Días de Atraso</p> <p>Tipo de moneda</p> <p>Apalancamiento</p>	Scoring		- 1 Caja Municipal de Ahorro y Crédito
			Provisiones	- 71,220 clientes, 50% de Clientes en situación de default y el 50% de clientes buenos pagadores.		

**ANEXO N°2: ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (A
SEPTIEMBRE DE 2012. MILLONES DE S/.)**

	Activos	Activos	Participación (%) Créditos	Depósitos	Número de Entidades
Total Sistema	268 830	100,00	100,00	100,00	62
No Banca	27 720	10,31	13,11	10,17	45
Cajas Rurales	3 043	1,13	1,32	1,37	11
Nuestra Gente	971	0,36	0,42	0,37	
Señor de Luren	842	0,31	0,36	0,40	
Credinka	345	0,13	0,17	0,16	
Profinanzas	284	0,11	0,12	0,14	
Prymera	174	0,06	0,07	0,10	
Los Andes	124	0,05	0,06	0,05	
Chavín	101	0,04	0,05	0,06	
Cajamarca	88	0,03	0,03	0,04	
Sipán	50	0,02	0,02	0,02	
Libertadores de Ayacucho	42	0,02	0,02	0,02	
IncaSur	23	0,01	0,01	0,01	

Fuente: BCR (2012, p.11)

**ANEXO N°3: ACTIVOS FINANCIEROS Y PARTICIPACIÓN DE MERCADO (A
SEPTIEMBRE DE 2013. MILLONES DE S/.)**

	Activos	Activos	Participación (%) Créditos	Depósitos	Número de entidades
Total Sistema	308 994	100,00	100,00	100,00	60
No Banca	31 092	10,06	12,43	9,62	43
- Cajas Rurales	2 290	0,74	0,83	0,87	9
Señor de Luren	1 087	0,35	0,39	0,42	
Credinka	472	0,15	0,20	0,17	
Prymera	211	0,07	0,06	0,09	
Los Andes	164	0,05	0,07	0,05	
Chavín	131	0,04	0,03	0,06	
Cajamarca	88	0,03	0,03	0,03	
Sipán	53	0,02	0,02	0,02	
Libertadores de Ayacucho	54	0,02	0,02	0,02	
Incasur	29	0,01	0,01	0,01	

Fuente: BCR (2013, p.9).

ANEXO 4: ANEXO SALIDAS SPSS PERIODO 2012-2015 (ADJUNTO CD-ROOM).