



TESIS DOCTORAL

**Evaluación de proyectos de inversión de la Banca de Desarrollo,
mediante modelos *credit scoring* destinados a pymes. El caso de la
provincia de Pichincha (Ecuador)**

Nelson Alberto Cerda Prado

Programa Doctorado Desarrollo Territorial Sostenible (Código R015)

2020

**Tesis realizada en el Programa Doctorado Desarrollo Territorial Sostenible
(Código R015) de la Universidad de Extremadura**

Conformidad del director y codirector

“La conformidad del director-es de la tesis consta en el original en papel de esta tesis doctoral”

Dr. Marcelo Sánchez-Oro Sánchez
Director

Dr. Antonio Jurado Málaga
Codirector

CONTENIDO

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN Y METODOLOGÍA.....	21
1.1. INTRODUCCIÓN.....	21
1.2. EL PROBLEMA.....	22
1.3. OBJETIVOS DE LA TESIS.....	25
1.4. ALCANCE.....	26
1.5. METODOLOGÍA.....	26
1.5.1. ETAPAS METODOLÓGICAS EN LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO.....	28
1.5.2. PROCESO DE CONSTRUCCIÓN DEL MODELO.....	30
CAPÍTULO 2. EL ESTADO DE LA CUESTIÓN.....	33
2.1. MOTIVACIÓN.....	33
2.2. EL RIESGO.....	38
2.3. <i>CREDIT SCORING</i>	44
2.4. LOS MODELOS <i>CREDIT SCORING</i> Y LOS ACUERDOS DE BASILEA.....	49
2.5. EL MARCO NORMATIVO DEL SISTEMA FINANCIERO ECUATORIANO.....	54
2.6. LA BANCA DE DESARROLLO DEL ECUADOR.....	65
2.7. LAS PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS (PYMES) Y SU ACCESO AL CRÉDITO.....	68
2.8. PRINCIPALES MODELOS <i>CREDIT SCORING</i>	74
2.8.1. <i>Modelos credit scoring que usan técnicas no paramétricas</i>	76
2.8.2. <i>Modelos credit scoring que usan técnicas paramétricas</i>	82
CAPÍTULO 3. ANÁLISIS DE VARIABLES EN EL PROCESO DE CONCESIÓN DE CRÉDITO	88
3.1. APROXIMACIÓN AL CONTEXTO DEL SISTEMA FINANCIERO DE ECUADOR.....	91
3.2. USO DE VARIABLES CUANTITATIVAS.....	101
3.3. CRITERIOS PARA LA SELECCIÓN DE VARIABLES.....	102
3.4. DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES QUE FORMAN PARTE DEL MODELO.....	107
3.5. DESCRIPCIÓN DE LAS DIMENSIONES DEL MODELO EN EL CASO DE LAS PYMES DE LA PROVINCIA DE PICHINCHA.....	114
3.5.1. <i>Dimensión 1: análisis de gestión del negocio</i>	117
3.5.2. <i>Dimensión 2: análisis de mercado</i>	120
3.5.3. <i>Dimensión 3: operacionales del negocio (estudio técnico)</i>	127
3.5.4. <i>Dimensión 4: impacto ambiental generado por el negocio</i>	133
3.5.5. <i>Dimensión 5: aspecto financiero y económico del negocio</i>	134
CAPÍTULO 4. DESARROLLO DEL MODELO <i>CREDIT SCORING</i> DESTINADOS A PYMES.....	142
4.1. ANTECEDENTES.....	142
4.2. ETAPAS METODOLÓGICAS EN LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO.....	144
4.2.1. <i>Lectura</i>	145
4.2.2. <i>Coherencia y depuración</i>	145
4.2.3. <i>Descriptiva de las variables</i>	145
4.2.4. <i>Definición de la variable objetivo</i>	147

4.2.5.	<i>Asociación con la variable objetivo</i>	147
4.2.6.	<i>Tipo funcional del modelo: árboles de decisión y modelo logit</i>	147
4.2.7.	<i>Poder predictivo del modelo</i>	151
4.2.8.	<i>Análisis preliminar de la información disponible</i>	152
4.2.9.	<i>Análisis descriptivo de las variables</i>	159
4.2.10.	<i>Construcción de variables compuestas</i>	219
4.2.11.	<i>Estimación del modelo</i>	227
4.2.11.1.	<i>Resultados de la aplicación del modelo</i>	231
4.2.11.2.	<i>Análisis de los estadísticos de adecuación del modelo</i>	233
4.2.11.3.	<i>Prueba ómnibus: el estadístico “-2 veces el logaritmo de la verosimilitud”</i>	233
4.2.11.4.	<i>Prueba de Hosmer y Lemeshow</i>	236
4.2.11.5.	<i>Prueba de Ajuste Global</i>	238
4.2.12.	<i>Implementación del modelo bajo el concepto de elegibilidad</i>	242
4.2.13.	<i>Cadenas de valor del proceso de elegibilidad del modelo</i>	245
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES		247
5.1.	<i>Sobre las variables en el proceso de concesión de crédito</i>	248
5.2.	<i>Sobre las dimensiones</i>	248
5.3.	<i>Sobre el modelo desarrollado</i>	253
5.4.	<i>Conclusiones secundarias</i>	255
5.5.	<i>Límites de la tesis y futuras líneas de investigación</i>	259
6. BIBLIOGRAFÍA		262
ANEXOS		271
1.	MAPA DE ECUADOR Y DE LA PROVINCIA DE PICHINCHA.....	272
2.	TABLAS MARGINALES CON VALORES DESCRIPTIVOS DE LAS EMPRESAS QUE COMPONEN LA MUESTRA .	273

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Descripción de variables utilizadas para la creación de un modelo credit scoring destinados a pymes.....	108
Tabla 2. Información general – Provincia de Pichincha. 2018.....	115
Tabla 3. Provincias con mayor PIB per cápita en año 2017.....	116
Tabla 4. Estructura del capital del negocio.....	117
Tabla 5. Tipo de administración del negocio.....	117
Tabla 6. Experiencia en la administración del negocio.....	118
Tabla 7. Formación académica de la administración del negocio.....	119
Tabla 8. Antigüedad en la administración del negocio.....	119
Tabla 9. Existencia de manuales y procedimientos en el negocio.....	120
Tabla 10. Clasificación del producto o servicio.....	120
Tabla 11. Ciclo de vida del producto.....	121
Tabla 12. Diferenciación del producto o servicio.....	121
Tabla 13. Usos del producto.....	122
Tabla 14. Tipo del producto.....	122
Tabla 15. Competencia.....	122
Tabla 16. Estacionalidad de las ventas.....	123
Tabla 17. Tendencia de la demanda.....	123
Tabla 18. Canales de distribución.....	124
Tabla 19. Diversificación de ingresos por producto.....	126
Tabla 20. Publicidad y promoción.....	126
Tabla 21. Ubicación del negocio.....	127
Tabla 22. Disponibilidad de servicios básicos.....	128
Tabla 23. Disponibilidad de proveedores.....	128
Tabla 24. Disponibilidad de materias primas.....	129
Tabla 25. Capacidad utilizada.....	129
Tabla 26. Infraestructura.....	130
Tabla 27. Existencia de maquinaria y equipos.....	130
Tabla 28. Antigüedad de la maquinaria y equipo.....	131
Tabla 29. Existencia de certificados de calidad.....	131
Tabla 30. Mano de obra.....	132
Tabla 31. Existencia de sistemas informáticos.....	132
Tabla 32. Categoría de impacto ambiental.....	133
Tabla 33. Destino del financiamiento recibido.....	134
Tabla 34. Calificación de riesgo A1.....	135
Tabla 35. Calificación de riesgo A2.....	136
Tabla 36. Calificación de riesgo A3.....	137
Tabla 37. Calificación de riesgo B1.....	137
Tabla 38. Calificación de riesgo B2.....	138
Tabla 39. Calificación de riesgo C1.....	138
Tabla 40. Calificación de riesgo D.....	138
Tabla 41. Calificación de riesgo E.....	139
Tabla 42. Riesgo macroeconómico.....	140
Tabla 43. Clasificación del cliente.....	153
Tabla 44. Balanceo de la muestra - cliente.....	154
Tabla 45. Codificación – Dimensión 1 – Gestión del Negocios.....	155

Tabla 46. Codificación - Dimensión 2 - Análisis de mercado.....	156
Tabla 47. Codificación - Dimensión 3: operación del negocio (estudio técnico).....	157
Tabla 48. Codificación - Dimensión 4 - Impacto ambiental generado por el negocio.....	158
Tabla 49. Codificación - Dimensión 5 - Aspecto financiero y económico del negocio.....	158
Tabla 50. Recodificación de clientes.....	159
Tabla 51. Cliente - tipo de empresa – morosidad.....	160
Tabla 52. Cliente - administración de la empresa – morosidad.....	163
Tabla 53. Cliente - experiencia de la administración - morosidad.....	164
Tabla 54. Cliente – formación de la administración - morosidad.....	166
Tabla 55. Cliente – antigüedad de la administración - morosidad.....	168
Tabla 56. Cliente – manuales y procedimientos - morosidad.....	170
Tabla 57. Cliente – clasificación económica del producto o servicio - morosidad.....	171
Tabla 58. Cliente – ciclo de vida del producto o servicio - morosidad.....	173
Tabla 59. Cliente – ciclo de vida del producto o servicio – morosidad – reporte de validación	173
<i>Tabla 60. Cliente – diferenciación del producto o servicio – morosidad.....</i>	<i>174</i>
Tabla 61. Cliente – usos del producto o servicio – morosidad.....	176
Tabla 62. Cliente – tipo de producto o servicio – morosidad.....	178
Tabla 63. Cliente – estacionalidad de las ventas – morosidad.....	180
Tabla 64. Cliente – tendencia de la demanda – morosidad.....	182
Tabla 65. Cliente – canales de distribución – morosidad.....	184
Tabla 66. Cliente – competencia – morosidad.....	186
Tabla 67. Cliente – diversificación de ingresos – morosidad.....	188
Tabla 68. Cliente – promoción – morosidad.....	190
Tabla 69. Cliente –ubicación del negocio – morosidad.....	192
Tabla 70. Cliente –ubicación del negocio – morosidad – reporte de validación.....	192
Tabla 71. Cliente – servicios básicos – morosidad.....	193
Tabla 72. Cliente – proveedores – morosidad.....	195
Tabla 73. Cliente – disponibilidad de materias primas – morosidad.....	197
Tabla 74. Cliente – capacidad utilizada – morosidad.....	199
<i>Tabla 75. Cliente – infraestructura – morosidad.....</i>	<i>201</i>
Tabla 76. Cliente – maquinaria y equipo – morosidad.....	203
<i>Tabla 77. Cliente – antigüedad de la maquinaria y equipo – morosidad.....</i>	<i>205</i>
<i>Tabla 78. Cliente – antigüedad de la maquinaria y equipo – morosidad - reporte de validación</i>	<i>205</i>
Tabla 79. Cliente – certificaciones de calidad – morosidad.....	206
Tabla 80. Cliente – mano de obra – morosidad.....	208
Tabla 81. Cliente – sistemas informáticos – morosidad.....	210
Tabla 82. Cliente – categoría ambiental – morosidad.....	212
Tabla 83. Cliente – destino del financiamiento – morosidad.....	214
Tabla 84. Cliente – riesgo macroeconómico – morosidad.....	216
Tabla 85. Cliente – sector económico – morosidad.....	217
Tabla 86. Cliente – construcción de la variable compuesta 1 – morosidad.....	221
Tabla 87. Cliente – análisis de la variable compuesta 1 – morosidad.....	221
Tabla 88. Cliente – construcción de la variable compuesta 2 – morosidad.....	222
Tabla 89. Cliente – análisis de variable compuesta 2 – morosidad.....	224
Tabla 90. Cliente – construcción de variable compuesta 3 – morosidad.....	225
Tabla 91. Cliente – análisis de variable compuesta 3 – morosidad.....	227

Tabla 92. Estimación del modelo (1/2)	228
Tabla 93. Estimación del modelo (2/2)	229
Tabla 94. Análisis de punto de corte: 0,50	230
Tabla 95. Tabla de clasificación	231
Tabla 96. Tabla de distribución del modelo	232
Tabla 97. Análisis de verosimilitud del modelo	235
Tabla 98. Prueba omnibus del modelo	236
Tabla 99. Contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow	237
Tabla 100. Contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow	238
Tabla 101. Resumen del modelo	241

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Cadena de valor del proceso de investigación	31
Gráfico 2. Evolución del empleo nacional (Porcentaje de la PEA).....	69
Gráfico 3. Tasa de desempleo a nivel nacional 2007-2017	70
Gráfico 4. Distribución de firmas según su tamaño	71
Gráfico 5. Distribución sectorial de las firmas. Años 2009 y 2015	72
Gráfico 6. Clasificación de técnicas paramétricas y no paramétricas de modelos de credit scoring.....	75
Gráfico 7. Marco Institucional de las políticas de financiamiento a las pymes en los principales países de América Latina	89
Gráfico 8. Distribución global de las operaciones crediticias en el período 2013-2016.....	93
Gráfico 9. Créditos entregados por provincia	94
Gráfico 10. Créditos entregados en la Provincia de Pichincha.....	96
Gráfico 11. Porcentaje de operaciones crediticias por cada segmento económico	98
Gráfico 12. Destino final del financiamiento.....	99
Gráfico 13. Distribución de calificaciones en 2016	100
Gráfico 14. Tendencia del canal de distribución propio	125
Gráfico 15. Árbol de decisión cliente - tipo de empresa – morosidad	161
Gráfico 16. Árbol de decisión cliente – administración empresa – morosidad.....	163
Gráfico 17. Árbol de decisión - cliente – experiencia de la administración – morosidad.....	165
Gráfico 18. Árbol de decisión cliente – formación de la administración – morosidad	167
Gráfico 19. Árbol de decisión cliente – antigüedad de la administración – morosidad.....	169
Gráfico 20. Árbol de decisión cliente – manuales y procedimientos – morosidad.....	170
Gráfico 21. Árbol de decisión cliente – clasificación económica del producto o servicio – morosidad.....	172
Gráfico 22. Árbol de decisión cliente – diferenciación del producto o servicio – morosidad.....	175
Gráfico 23. Árbol de decisión cliente – usos del producto o servicio – morosidad.....	177
Gráfico 24. Árbol de decisión cliente – tipo de producto o servicio – morosidad.....	179
Gráfico 25. Árbol de decisión cliente estacionalidad de las ventas – morosidad	181
Gráfico 26. Árbol de decisión – cliente- tendencia del mercado – morosidad.....	183
Gráfico 27. Árbol de decisión – canales de distribución – morosidad	185
Gráfico 28. Árbol de decisión – competencia – morosidad	187
Gráfico 29. Árbol de decisión – diversificación de ingresos – morosidad	189
Gráfico 30. Árbol de decisión – promoción – morosidad	191
Gráfico 31. Árbol de decisión –servicios básicos – morosidad.....	194
Gráfico 32. Árbol de decisión – proveedor – morosidad.....	196
Gráfico 33. Árbol de decisión – disponibilidad de materias primas – morosidad.....	198
Gráfico 34. Árbol de decisión – capacidad utilizada – morosidad.....	200
Gráfico 35. Árbol de decisión – infraestructura – morosidad	202
Gráfico 36. Árbol de decisión – maquinaria y equipo – morosidad.....	204
Gráfico 37. Árbol de decisión – certificaciones de calidad – morosidad	207
Gráfico 38. Árbol de decisión – mano de obra – morosidad	209
Gráfico 39. Árbol de decisión – sistemas informáticos – morosidad	211
Gráfico 40. Árbol de decisión – categoría ambiental – morosidad.....	213
Gráfico 41. Árbol de decisión – destino del financiamiento – morosidad.....	215

Gráfico 42. Árbol de decisión – riesgo macroeconómico – morosidad	216
Gráfico 43. Árbol de decisión – sector económico – morosidad.....	218
Gráfico 44. Árbol de decisión – compuesta 1 – morosidad	220
Gráfico 45. Árbol de decisión – compuesta 2 – morosidad.....	223
Gráfico 46. Árbol de decisión – compuesta 3 – morosidad	226
Gráfico 47. Dimensión 1	242
Gráfico 48. Dimensión 2.....	243
Gráfico 49. Resultado.....	243
Gráfico 50. Árbol de decisión – compuesta 3 – morosidad	245

INDICE DE ECUACIONES O FÓRMULAS

Ecuación 1. Fórmula para establecer el scoring de una solicitud de crédito.....	149
Ecuación 2. Probabilidad de respuesta de un modelo binario.....	150
Ecuación 3. G (z).....	150
Ecuación 4. Fórmula de la función logística	151
Ecuación 5. Prueba de ajuste global.....	238
Ecuación 6. Fórmula del coeficiente de Cox y Snell	240
Ecuación 7. Fórmula del coeficiente de Nagelkerke	240

SIGLAS Y ACRÓNIMOS

ARCH	Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models,
ARMA	Auto Regressive Moving Average Models,
BP	Banco de Desarrollo del Ecuador B.P. (Banecuador)
CEPAL	Comisión Económica para América Latina
CFN B.P.	Corporación Financiera Nacional
CIIU	Clasificación Industrial Internacional Uniforme
FDA	Función de Distribución Acumulada
G-10	Grupo de los Diez
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models,
IFD	Instituciones Financieras de Desarrollo
INEC	Instituto Nacional de Estadísticas y Censos
MPL	Modelo de Probabilidad Lineal
PEA	Población Económicamente Activa
PIB	Producto Interno Bruto
RAE	Real Academia de la Lengua
RNA's	Redes Neuronales Artificiales
TIR	Tasa Interna de Retorno
VAB	Valor Añadido Bruto Nacional
VAN	Valor Actual Neto

Agradecimientos

El transitar por este camino académico, para alcanzar un reto tan importante como esta tesis doctoral, me ha enseñado que el lograr un objetivo es tan gratificante como la vida misma, porque se compone de: reflexiones profundas, muchos días de soledad tan necesaria para el descubrimiento íntimo como ser humano, imprescindible para el estudio y la lectura, viajes a lugares poco terrenales con la ilusión del corazón y la mente.

Me permitió también encontrar personas buenas, que me apoyaron con total desinterés, de las cuales recibí gestos de cariño, atención, apoyo y compañía para superar momentos difíciles lejos de casa; gracias a Auxi y a toda su familia.

La guía académica es imprescindible para el desarrollo de este trabajo; los artífices fueron Marcelo Sánchez-Oro Sánchez, como director, y Antonio Jurado Málaga como codirector. Muchas gracias a ustedes por su apoyo.

Dedicatoria

El interés permanente por la superación profesional, académica y personal nunca debe alejarse del ser humano. En mi caso está sustentado en el respaldo, el amor, la confianza y el apoyo permanente de mi familia.

¡Cómo no dedicarte a ti este logro Julia María! Que me hiciste un hombre de bien, que me aconsejaste y enseñaste hasta el último día, día en el cual nos despedimos con un interminable abrazo y beso que durará hasta el último minuto de mi vida.

Mi sístole y diástole son mi esposa y mis dos pequeñas hijas. A ustedes les dedico este objetivo alcanzado, porque son la verdadera inspiración de mi vida, junto a un ser extraordinario, ejemplo a seguir por su capacidad, sencillez y honradez: a mi padre.

Resumen

La elaboración y evaluación de proyectos de inversión crediticia se orienta a determinar la factibilidad del mismo, para de esta manera mitigar el riesgo al fracaso en su ejecución; al asociarlo con su financiamiento, se incorpora el riesgo que asume la institución financiera. Adicionalmente se ha identificado que los indicadores tradicionales como la tasa interna de retorno (TIR), el valor actual neto (VAN), coeficiente beneficio-costos, período de recuperación de la inversión (PRI), entre otros, solo consideran variables cuantitativas en su determinación.

La presente tesis pretende contribuir con un modelo *credit scoring* que utilice criterios complementarios de evaluación de proyectos de inversión, considerando variables cualitativas en el ámbito de mercado, ingeniería y financiero, para el proceso de concesión de crédito, en el caso específico de la banca de desarrollo al sector pymes de la provincia de Pichincha (Ecuador). Se trata con ello de aportar una herramienta que busca mitigar el riesgo tanto para la institución financiera como para las pequeñas y medianas empresas.

Las pymes en el Ecuador constituyen un segmento que dinamiza la economía, es así, que en el año 2016 aportaron con el 26 % del Producto Interno Bruto, generando un ingreso aproximado de US \$ 25 962 millones y utilidades (beneficios distribuidos) por US \$ 1 366 millones. Sus principales actividades son el comercio al por mayor y menor, manufactura, agricultura, ganadería, silvicultura y pesca; así lo mencionó Efraín Viera, presidente ejecutivo del Banco del Pacífico. De igual manera, el ingeniero Santiago León, presidente en ese momento del Directorio de la Corporación Financiera Nacional sostuvo que “en Ecuador dos millones de personas trabajan en pequeñas empresas. Además, que uno de los grandes problemas ha sido el acceso al financiamiento por lo que fue necesario crear productos ágiles”. Estos criterios se dieron en el marco del foro sobre pymes en el Ecuador organizado por la Universidad Espíritu Santo y detallado en el artículo publicado el 28 de septiembre de 2017 en *El Telégrafo*.

Esta falta de financiamiento de alguna manera es solventada por la Corporación Financiera Nacional (CFN B.P.), la cual, de alguna manera, orienta sus productos financieros y no financieros al sector pymes como Banca Pública de Desarrollo.

Para iniciar la investigación es indispensable conceptualizar el término riesgo asociado a las actividades crediticias, que es el potencial incumplimiento de los deudores a sus obligaciones contraídas para actividades empresariales o de consumo.

Los modelos de análisis de riesgo crediticio adquieren una gran importancia a partir de los Acuerdos de Basilea II y III, como resultado del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, entidad adscrita al grupo de los Diez (G-10), donde se incorpora definitivamente el término *credit scoring*.

Credit scoring como definición, según algunos autores, es la clasificación como buenos o malos pagadores a los potenciales clientes de la banca, sean estas personas naturales o empresas; por otro lado, también se lo define como algoritmos que permiten calificar a clientes, utilizando métodos estadísticos con técnicas paramétricas y no paramétricas para medir el riesgo.

Las técnicas paramétricas sustentan su análisis en una función de distribución conocida, estimando criterios que permitan explicar la variable dependiente y las técnicas no paramétricas no requieren información acerca de la función de distribución (redes neuronales, árboles de decisión, algoritmos de búsqueda e inteligencia artificial).

Las técnicas paramétricas se clasifican en modelos lineales y no lineales. Los modelos lineales se subclasifican en modelos de análisis discriminante y modelos de probabilidad lineal; a su vez los modelos no lineales se subclasifican en modelos logit y probit.

El sistema financiero ecuatoriano se encuentra normado por el Código Orgánico Monetario Financiero, las resoluciones vigentes de la Junta Monetaria y se encuentra bajo la supervisión de la Superintendencia de Bancos; el marco normativo señalado contempla actividades relacionadas al riesgo crediticio y a la aplicación de metodologías para su determinación.

En el proceso de investigación se analizan estadísticamente 33 variables agrupadas en 5 dimensiones de 315 empresas, con lo cual, a través del uso de dos técnicas, una no paramétrica (árboles de decisión) y otra paramétrica (logit), se construyó un modelo *credit scoring*.

El modelo *credit scoring* diseñado fue validado con resultados favorables a través de las pruebas: ómnibus por medio del procedimiento de máxima verosimilitud seleccionando las estimaciones de los parámetros que hagan posible que los resultados observados sean adecuados, Hosmer Lemeshow, ajuste global e índice de Negelkerke.

Palabras Claves: pymes, crédito, *credit scoring*, banca de desarrollo, riesgo de crédito.

Abstract

The preparation and evaluation of projects aim at determining the feasibility of it in order to mitigate the risk of failure in its execution; when associated with its financing, the risk assumed by the financial institution is incorporated. Additionally, it has been identified that traditional indicators, such as the internal rate of return (IRR), the net present value (NPV), cost benefit coefficient, investment recovery period (PRI), among others, only consider quantitative variables in their determination.

The present work intends to contribute with a *credit scoring* model that uses complementary criteria of evaluation of investment projects, in the field of market, engineering and financial, for the process of credit granting of development banking to the sector pymes of the province of Pichincha Ecuador and in this way mitigate the risk for both the financial institution and small and medium enterprises.

The pymes in Ecuador constitute a segment that boosts the economy; in 2016 they contributed with 26% of the Gross Domestic Product, generating an approximate income of US \$ 25 962 million and profits (distributed benefits) for US \$ 1 366 million. Its main activities are wholesale and retail trade, manufacturing, agriculture, livestock, forestry and fishing, as mentioned by Efraín Viera, Executive President of the Pacific Bank, as well as the engineer Santiago León, President, at that time, of the Board of Directors of the Corporación Financiera Nacional said that “in Ecuador, two million people work in small businesses. In addition, that one of the big problems has been access to financing, so it was necessary to create agile products ”; these criteria were given in the framework of the forum on SMEs in Ecuador organized by the Espiritu Santo University and detailed in the article published on September 28, 2017 in *El Telégrafo*.

This lack of financing is somehow solved by the National Financial Corporation (CFN B.P.), which, in some way, orients its financial and non-financial products to the SME sector as public development banks.

To start this research it is essential to conceptualize the term risk associated with credit activities, and it is the potential default of the debtors to their obligations contracted for business or consumer activities.

The models of credit risk analysis acquire great importance from the Basilea II and III Accords, where the term *credit scoring* is definitively incorporated.

Credit scoring as a definition, according to some authors, is classify as good or bad payers to potential customers of the bank, whether they are individuals or companies. On the other hand, is also defined as algorithms that allow customers to qualify, using statistical methods with techniques parametric and nonparametric to measure the risk.

Parametric techniques support their analysis in a known distribution function, estimating criteria that explain the dependent variable and nonparametric techniques do not require information about the distribution function (neural networks, decision trees, search algorithms and artificial intelligence).

Parametric techniques are classified into linear and non-linear models. Linear models are subclassified in discriminant analysis models and linear probability models. In turn, non-linear models are subclassified into logit and probit models.

The Ecuadorian financial system is regulated by the Monetary Financial Code, the resolutions of the Monetary Board and is under the supervision of the Banks Superintendence, all the regulatory framework includes activities related to credit risk and the application of methodologies to your determination

In the research process, 33 variables grouped in 5 dimensions were analyzed statistically of 315 companies, which through the use of two techniques, one non-parametric (decision trees) and another parametric (logit), a *credit scoring* model was built.

The *credit scoring* model was validated with favorable results through the following tests: omnibus using the maximum likelihood procedure, selecting the parameter

estimates that allow the observed results to be adequate, Hosmer Lemeshow, global adjustment and Negelkerke index.

Keywords: SMEs, credit, credit scoring, development banking, credit risk.

Capítulo 1. Introducción y metodología

Capítulo 1. Introducción y metodología

1.1. Introducción

Determinar la factibilidad de un negocio para su financiamiento, a través de instituciones especializadas como la banca de desarrollo, por su naturaleza está expuesta a diversos riesgos, debido principalmente al alto nivel de apalancamiento con el que trabaja este sector; las pérdidas inesperadas que se pueden presentar es una de las principales preocupaciones del nivel gerencial y del gobierno corporativo.

La entrega de recursos por parte de la banca de desarrollo al sector pymes es fundamental para el fortalecimiento del mismo. Es así que el incorporar un modelo *credit scoring*, como indicadores complementarios de evaluación, permite mitigar el riesgo tanto para el sector empresarial como para el sector financiero.

Las instituciones reguladoras, de supervisión y de control, conscientes de que la exposición al riesgo es cada vez mayor en las instituciones de servicios financieros y en especial la banca de desarrollo, han emprendido la generación de una serie de instrumentos que les permitan identificar, medir y gestionar dicha exposición; así como establecer metodologías adecuadas de evaluación para la entrega de recursos, a través de crédito a las pequeñas y medianas empresas del Ecuador.

La Superintendencia de Bancos del Ecuador, en su calidad de ente regulador del sistema financiero ecuatoriano, busca preservar la liquidez en las instituciones reguladas, tal como lo expresa el Código Orgánico Monetario y Financiero aprobado por la Asamblea Nacional de la República del Ecuador en 2014, y resoluciones emitidas por la Junta Bancaria, donde se busca establecer niveles de liquidez global que garanticen adecuados márgenes de seguridad financiera.

Los fundamentos expuestos justifican la creación del modelo que permita el cumplimiento de las disposiciones legales y alinee a la banca de desarrollo en las prácticas recomendadas por el Comité de Basilea en materia de Gestión del Riesgo de Crédito.

1.2. El problema

El problema que aborda esta tesis es que la evaluación de proyectos de inversión para pymes en el proceso de concesión de créditos de la banca de desarrollo del Ecuador, en la actualidad, no considera un análisis profundo de criterios complementarios en el campo del estudio de mercado, de ingeniería y financieros.

En tal sentido, la presente tesis doctoral analiza, y propone diferentes criterios complementarios que podrán mejorar la concesión de créditos en el proceso de evaluación de proyectos de inversión de pymes, a través de un modelo *credit scoring*. Como fundamento del modelo se ha considerado un universo de estudio de 315 operaciones de crédito concedidas a otras tantas empresas que son catalogadas como pequeñas y medianas empresas (pymes), de acuerdo con la normativa legal vigente en el Ecuador.

Estos criterios de evaluación complementarios, para ser incorporados al proceso de decisión y, obviamente, estudiados, son:

- Criterios en el área de la administración de la pyme o futuro negocio, orientados a determinar las potenciales fortalezas o debilidades y su influencia en el desarrollo de la actividad, utilizando insumos obtenidos del análisis de la capacidad para establecer:
 - a. La definición del tipo de organización.
 - b. La estructura del patrimonio y su influencia en la administración del negocio (capital social perteneciente a grupos familiares, grupos gremiales, estatales, entre otros).
 - c. Potenciales perfiles de los administradores, su experiencia en negocios similares, generación de manuales y procedimientos.

- Criterios complementarios en la validación del estudio de mercado, sustentados en el análisis de la clasificación económica del producto a generarse o mejorarse:
 - a. Usos del mismo, tipo de producto (almacenable o perecedero),
 - b. Ventas (permanente o cíclicas).
 - c. Alcance de los canales de distribución propiedad del negocio, diversidad de productos o servicios (si depende exclusivamente de un producto o el potencial negocio tendrá la capacidad de generar varios productos o servicios).
 - d. Análisis de la disponibilidad de proveedores de materias primas y su ubicación.

- Criterios que podrán complementar al estudio técnico, que parten del análisis de factores tales como:
 - a. Flexibilidad de la maquinaria y equipo para adaptarse a los cambios normales de un mercado dinámico.
 - b. Capacidad máxima instalada.
 - c. Capacidad real y la proyección de la capacidad a utilizarse.
 - d. Posibilidades reales con los procesos productivos (elaboración de productos) u operacionales (servicios) definidos en el estudio para la obtención de certificaciones internacionales que permitan al futuro negocio, ingresar o mantenerse en mercados atractivos,
 - e. Certificaciones de buenas prácticas ambientales.

- Criterios en el ámbito del área financiera que podrán ser fruto de un análisis cuantitativo de:
 - a. La capacidad de consecución de fuentes de financiamiento internas y externas, sustentadas en la solvencia para garantizar a dichas fuentes de financiación (garantías de tipo hipotecarios, prendario, pignoración de mercaderías, inventarios, avales bancarios, entre otros).

- b. Porcentajes de combinación mínimo entre tipos de garantías que podrá depender del tipo de proyecto (proyectos nuevos, ampliaciones, reubicaciones, *outsourcing*, reconversión industrial).
- c. Comportamiento histórico del promotor del proyecto frente a sus obligaciones crediticias en el sistema financiero y comercial del Ecuador, análisis de riesgos sectoriales (betas sectoriales).
- d. Validación del costo de oportunidad específico del proyecto.
- e. Validación y comparación de los indicadores globales de evaluación financiera de proyectos (tir, van, beneficio costo, rentabilidad), a través de la incorporación de estos criterios se podrá obtener un análisis integral.

1.3. Objetivos de la tesis

1.3.1. Objetivo general

Diseñar un modelo *credit scoring* que utilice criterios complementarios de evaluación de los proyectos de inversión, utilizando para ello variables cualitativas, en el ámbito de mercado, ingeniería y financiero, del proceso de concesión de crédito de banca de desarrollo al sector pymes de la provincia de Pichincha (Ecuador). De esta manera, mitigar el riesgo, tanto para la institución financiera como para las pequeñas y medianas empresas.

1.3.2. Objetivos específicos

- Definir el marco conceptual existente y desarrollado en el tema de *credit scoring*.
- Identificar y analizar las variables que determinan el proceso de concesión de crédito a proyectos de inversión, recogidas estadísticamente por la Banca Pública de Desarrollo del Ecuador para el sector de las pymes.
- Desarrollar un modelo *credit scoring* para el proceso de concesión de créditos para proyectos de inversión de pequeñas y medianas empresas ecuatorianas.
- Evaluar la validez del modelo *credit scoring*, a través de técnicas estadísticas aplicables al caso de estudio.

1.4. Alcance

La presente tesis realizará un análisis de la situación de la cuestión, hasta el diseño y construcción de un modelo *credit scoring* para la banca de desarrollo, como herramienta complementaria para la evaluación de proyectos de inversión para pymes. Para ello se propone la utilización de variables cualitativas, con sustento en una base de datos de créditos comerciales otorgados por la Corporación Financiera Nacional (Banco de Desarrollo) desde el 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del año 2015, orientados al financiamiento de negocios de inversión en la provincia de Pichincha, en el segmento pymes. Se trata de empresas dedicadas a actividades de producción, servicios y comercial, las mismas constituyen 315 operaciones durante el período indicado.

1.5. Metodología

Esta tesis sigue un conjunto de etapas metodológicas que se describen a continuación y que buscan determinar el diseño y desarrollo de modelos *credit scoring* para evaluación de proyectos de inversión de la banca de desarrollo, mediante modelos *credit scoring* destinados a pymes; caso provincia de Pichincha (Ecuador).

No obstante, previamente es necesario precisar un concepto que resulta central en esta tesis, el de “variable cualitativa”. Se puede afirmar, siguiendo a Sierra Bravo (1998), que las variables son esenciales en el método científico, ya que la investigación científica gira alrededor de ellas. La finalidad del trabajo científico no es otra que descubrir la existencia de variables y su magnitud y, en los casos de las investigaciones inferenciales, probar las relaciones que las unen. Pero, tal como consideramos en esta tesis, las variables no son un fin en sí mismas, sino que forman también objeto de la investigación, en cuanto se opera con ellas en todas las fases de la investigación, en la observación, la clasificación, análisis y explicación, de las que constituyen los elementos claves y los términos operativos.

Efectivamente, como señala Sierra Bravo (1998), con las variables se trabaja en todas las fases principales de una investigación:

- a. En la observación, se las descubre y se miden.
- b. En la clasificación, se las agrupa.
- c. En la tabulación (codificación), se las relaciona.
- d. En el análisis, se las estudia e interpreta.

En toda variable cabe distinguir cuatro elementos:

- Su nombre o denominación.
- Alguna especie de definición, o, de modo más preciso, de operacionalización.
- Un conjunto de categorías que sirve, por ejemplo, para determinar si la variable es cualitativa o cuantitativa.
- Un procedimiento para realizar la clasificación de las unidades de observación en categorías.

De ahí, la ya clásica definición de variable Linton C. Freeman (1971): “son características observables de algo que son susceptibles de adoptar distintos valores o de ser expresadas en varias categorías”.

Siguiendo a Sierra Bravo (1998) es posible afirmar que las variables pueden ser tipificadas de diversas formas. Aquí nos interesa destacar la clasificación que realiza de las variables según su naturaleza. Con base en esta tipología podemos distinguir entre variables cualitativas y cuantitativas. Para este autor, las primeras, sobre las que nosotros hemos construido este modelo, son las que tienen elementos de variación de carácter cualitativo o no numérico, al contrario de las segundas en las que dichos elementos tienen un carácter cuantitativo o numérico. Sin embargo, las variables cualitativas si admiten la operacionalización para poder trabajar con ellas en un procedimiento mensurable, como se lleva a cabo en esta tesis.

1.5.1. Etapas metodológicas en la construcción del modelo

La metodología ha de implicar poner a prueba el modelo reactivo de *scoring* para concesión de crédito, fundamentada en información histórica validada y certificada del comportamiento de las pymes en la provincia de Pichincha, frente a sus obligaciones con la banca de desarrollo del Ecuador. Todo ello implica seguir una serie de etapas, que se describen en este apartado.

Un modelo de *scoring* reactivo es un sistema automático de evaluación de solicitudes de crédito que discrimina a las pymes en estudio entre buenos pagadores y morosos potenciales, lo cual permitirá mitigar el riesgo.

Como se podrá apreciar, el modelo proporcionará una puntuación como función de un conjunto de variables exógenas cualitativas, considerando las cinco dimensiones establecidas en el presente estudio, que tiene como base el marco normativo ecuatoriano, que involucran las mismas variables, tanto del perfil del negocio como las asociadas a las características de la operación.

Este trabajo de investigación presentará un detalle de la metodología empleada en la realización del modelo *scoring* reactivo, así como un análisis de los resultados obtenidos en las distintas fases, desde la recepción de los datos hasta la consecución de los algoritmos fruto de los diversos análisis y tratamientos sobre los mismos.

1.5.1.1. Lectura de la base de datos

La lectura y análisis de la base de datos está estructurada a través de fuentes primarias, como son las pequeñas y medianas empresa de la provincia de Pichincha, la Corporación Financiera Nacional BP, que es la principal banca de desarrollo y proveedora de recursos financieros del Ecuador para el sector en estudio, y fuentes secundarias de información en bibliografía fiable.

Esta base de datos se ha construido en un archivo Excel el cual, para el manejo adecuado de la data, se ha convertido a un fichero de base de datos especializado.

1.5.1.2. Coherencia y depuración

Al trabajar con una cantidad de información aproximada a los 64 000 registros, el riesgo de inconsistencias de los datos está presente; en tal sentido se ha realizado un proceso de detección de errores de información para su posterior depuración. Se han seguido tres criterios en esta parte:

- a. Eliminación, en el caso de muchos registros erróneos.
- b. Depuración, en el caso de pocos registros erróneos.
- c. Para el caso de las variables con ausencia de información se asocia el código 0.

1.5.1.3. Descriptiva de las variables

Por las características de la presente tesis, y considerando el número de registros, se ha realizado un análisis unidimensional de las variables exógenas seleccionadas, procedimiento que tiene como objetivo conocer la estructura del riesgo el cual sustentará el modelo.

1.5.1.4. Definición de la variable objetivo

Considerando que la morosidad de las operaciones se define en buenos o malos pagadores, se ha diseñado el modelo *scoring*, que define la misma como una variable endógena que estará en base al riesgo presentado en el período de análisis.

1.5.1.5. Asociación con la variable objetivo

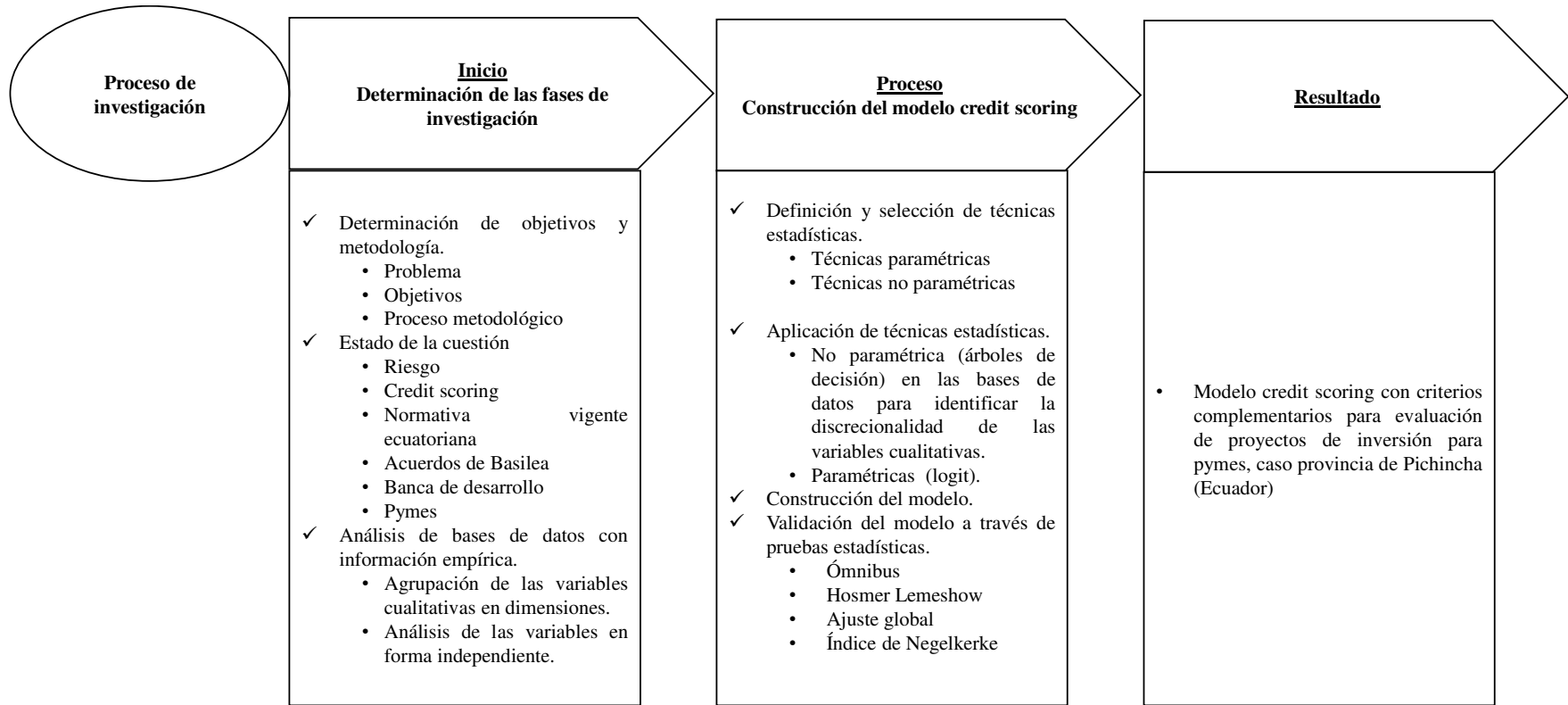
Se estudia el comportamiento de cada una de las variables que conforman las cinco dimensiones establecidas con respecto a la morosidad, con la finalidad de identificar aquellas variables que son más discriminantes, así como entender el signo con el que aparecería en el resultado final del modelo (positivo – negativo). Lo cual ha de permitir identificar las categorías o tramos de variables que tienen un

comportamiento más homogéneo respecto al incumplimiento de las obligaciones, para ello hemos utilizado el método basado en “árboles de decisión” que permite identificar la naturaleza de las variables y la morosidad, para concluir con la construcción del modelo *scoring* con regresión logística binaria (*logit*).

1.5.2. Proceso de construcción del modelo

Es importante establecer el proceso de investigación que cumplirá la presente tesis, razón por la cual se estructura gráficamente el mismo, a través de una cadena de valor de la siguiente manera (gráfico 1):

Gráfico 1. Cadena de valor del proceso de investigación



Fuente: elaboración Propia

Capítulo 2. El estado de la cuestión

Capítulo 2. El estado de la cuestión

El objetivo del presente capítulo es definir el marco conceptual existente y desarrollado en el tema estudio *credit scoring*.

2.1. Motivación

Efraín Viera (2017) presidente ejecutivo del Banco del Pacífico en el marco del foro sobre pymes organizado por la Universidad Espíritu Santo, y que se resume en un artículo publicado por *El Telégrafo* el 28 de septiembre de 2017, presenta información importante sobre las pequeñas y medianas empresas (pymes) en el Ecuador, indicando que constituyen un factor dinamizador de la economía nacional.

Estas unidades productivas aportaron en el 2016 con el 26 % al Producto Interno Bruto (PIB), generando ingresos por USD 25 962 millones y utilidades por USD 1 366 millones. El ámbito en el cual centran sus actividades es: comercio al por mayor y menor, manufacturas, agricultura, ganadería, silvicultura y pesca. Las pymes en el Ecuador concentran sus actividades principalmente en dos provincias: Guayas y Pichincha. En Guayas se localizan el 43 % de las pequeñas empresas y el 40 % de las medianas, en tanto que en Pichincha se encuentran el 39 % de las pequeñas y el 40,8 % de las medianas empresas.

Para Viera (2017) la principal barrera que deben enfrentar las pymes en el Ecuador es la dificultad al acceso de financiamiento debido al desinterés por parte de instituciones financieras privadas para canalizar crédito hacia actividades productivas de sectores que generan altos costos de transacción como es el caso de las pymes, así como por la incapacidad que tiene el sector financiero ecuatoriano para asumir riesgos al operar crediticiamente con este segmento productivo.

La falta de financiamiento de las pymes es solventada en alto grado por la Banca Pública de Desarrollo, cuya principal institución es la Corporación Financiera Nacional¹ (CFN B.P.), la misma que canaliza productos financieros y no financieros que mantienen relación con el Plan Nacional de Desarrollo del Ecuador (CFN B.P., 2017).

Si bien es cierto que el principal problema que tienen las pymes, no solo en Ecuador sino en toda América Latina, es la dificultad de acceder a financiamiento, también es cierto que existen otro tipo de problemas que van de la mano con la complejidad antes mencionada como es el bajo nivel tecnológico, altos costos de producción, baja calidad de la producción final, mano de obra poco cualificada, producción enfocada principalmente al mercado interno y operan por lo general sin normas internacionales. También es importante considerar, como limitación de las pymes, la poca o ninguna especialización en administración, finanzas o mercadeo y cuya dirección o gerencia suele concentrarse en una sola persona.

Sin embargo, muchas pymes después de sortear no pocos obstáculos (requisitos previos, garantías) acceden a un crédito formal pasando por varios filtros que tienen como objetivo minimizar el riesgo crediticio que presentan estas empresas, en poco tiempo tienen problemas para amortizar dicho crédito. ¿Qué pasó? ¿Cuál es la razón para tener problemas para cumplir con las obligaciones crediticias, si presentaron proyecciones financieras optimistas, datos históricos aceptables, valores actuales netos y tasas internas de retorno con niveles positivos conforme lo solicita la normativa legal del sistema financiero ecuatoriano y la técnica de evaluación de proyectos?

Cabe señalar que la normativa legal de la Superintendencia de Bancos del Ecuador (Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados

¹ La Corporación Financiera Nacional B.P. (CFN B.P.) nació en el año de 1955 como una entidad financiera cuyas principales atribuciones fueron comprar y vender títulos de crédito, cédulas hipotecarias, establecer bolsas de comercio y participar accionariamente con capital semilla. En la década de los noventa (siglo XX) la CFN cambió su orientación institucional y pasó de ser un banco de desarrollo y crédito industrial a convertirse en un banco de segundo piso. En el año de 2005 la CFN B.P. vuelve a operar como banco de primer piso con operaciones crediticias pequeñas. Finalmente, en el 2007 la CFN B.P. entra en un fuerte proceso de capitación que le permite seguir operando como banca de primer piso, pero con operaciones crediticias de mayor envergadura.

,2017), en lo referente a la administración del riesgo crediticio, expresa que las metodologías utilizadas deben tomar en cuenta criterios cuantitativos y cualitativos en la administración del portafolio de crédito.

Las preguntas arriba planteadas podrían ser aclaradas cuando se observa que, en el análisis tradicional del riesgo crediticio, las variables decisorias constituyen las variables cuantitativas exclusivamente.

Lo anteriormente dicho, permite observar que la calificación de riesgo de las pymes en el Ecuador fundamenta su análisis en variables cuantitativas, teniendo como resultado un incremento sistemático de la cartera vencida. Esta problemática permite analizar que el incremento de la cartera vencida en pymes a pesar de haber sido evaluadas positivamente podría ser la metodología utilizada.

La incapacidad de los flujos de caja en los proyectos nuevos o de las predicciones de ingresos históricos en proyectos existentes para generar información financiera certera, obliga a que las unidades de riesgo de las instituciones financieras revisen las variables utilizadas en sus modelos de *credit scoring*.

El uso y abuso de las variables cuantitativas como criterios fundamentales al momento de evaluar un crédito en el segmento pymes en el Ecuador debe ser puesto en duda considerando el incremento de la cartera vencida en el mencionado sector. Los márgenes de error en los flujos de caja netos producto de datos de dudosa certeza o elaboración, obligan a buscar otro tipo de variables cuyos medios de verificación sean más confiables. Por lo tanto, es necesario rediseñar los modelos *scoring* usando más variables cualitativas o dando una mayor ponderación a las mismas.

La normativa legal financiera ecuatoriana considera categorías cualitativas a ser evaluadas a la competencia de la administración, la estructura organizacional, tamaño y dependencia en el grupo o sector económico en el cual forme parte y la composición de la estructura accionarial. Lastimosamente, la incorporación de las mencionadas variables en un análisis de evaluación de riesgo crediticio puede ser orientada con un criterio de discrecionalidad; es decir, sí al momento de realizar la evaluación no se

cuenta con esta información las variables no son consideradas en el proceso de calificación.

La situación anteriormente descrita debe ser modificada; es decir, las variables cualitativas no pueden ser consideradas variables discrecionales, sino que deben formar parte obligatoria y fundamental de un modelo de *credit scoring*.

En tal sentido es imperativo diseñar un modelo de *scoring* para concesión de crédito direccionado hacia pequeños y medianos negocios. Su uso constituirá una herramienta de apoyo para el fortalecimiento de pymes; incorporando en el modelo, además, información cualitativa actualizada, con nuevas variables observadas en el período 2013-2017, de operaciones de crédito concedidas.

Con el desarrollo de los modelos y metodologías se cubrirán los requerimientos normativos; sin embargo, y considerando más allá del alcance de la norma, la banca de desarrollo podrá, a partir de la metodología de otorgamiento de crédito diseñada, incrementar sus niveles de eficiencia y eficacia en cuanto al aprovechamiento del tiempo, del talento humano y financiero.

El modelo propuesto permitirá determinar el umbral de endeudamiento y tolerancia a la mora, basada en el comportamiento histórico de los negocios, con lo cual la concesión o negación de una operación de crédito se apoyará en un análisis real, dejando de lado la subjetividad y el análisis netamente financiero, permitiendo el diseño de políticas de crédito que aporten al desarrollo de las pymes con un perfil coherente del riesgo.

En el libro I de las Normas Generales para las instituciones del Sistema Financiero; Título IX, de los activos y los límites del crédito; Capítulo II, calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones por parte de las instituciones financieras controladas por la Superintendencia de Bancos; Sección II, elementos de la calificación de activos de riesgo y su clasificación, se establece la metodología a aplicar para la calificación de créditos comerciales. En la mencionada metodología se definen los factores cuantitativos y cualitativos mínimos a evaluar.

Se consideran factores cuantitativos mínimos a ser evaluados a las siguientes variables:

- a) Flujo de caja proyectado
- b) Estado de flujo de efectivo
- c) Liquidez
- d) Apalancamiento
- e) Rentabilidad y eficiencia

Los factores cualitativos mínimos a ser evaluados son:

- a) Competencia de la administración
- b) Estructura organizacional
- c) Tamaño y dependencia en el grupo económico (si fuere el caso)
- d) Composición de la estructura accionarial

Es importante tomar en cuenta que la mencionada metodología tiene definida de forma clara los instrumentos cuantitativos a ser utilizados como son los estadísticos descriptivos de tendencia central, tablas de umbrales de indicadores financieros o análisis financieros de balances. Para proyectos nuevos se utiliza el Valor Actual Neto (VAN), Tasa Interna de Retorno (TIR), así como análisis de sensibilidad.

La inclusión de las variables cualitativas dentro del análisis de evaluación del riesgo crediticio es manejada con un criterio discrecional, en razón que si un proyecto no cuenta con la información “en el momento del otorgamiento o seguimiento de las operaciones, esta no será incluida en su evaluación, por lo que no será considerada como un factor de ponderación para la calificación de riesgo, hasta tanto se acumule información suficiente” (Junta Bancaria, 2011, p. 428).

Según las Normas Generales para las instituciones del Sistema Financiero Ecuatoriano la metodología para calificar créditos comerciales, tanto corporativos, empresariales, así como focalizados hacia las pymes según la legislación ecuatoriana debe al menos considerar los siguientes factores cuantitativos (variables): flujo de caja proyectado, estado de flujo de efectivo, liquidez, apalancamiento, rentabilidad y eficiencia, y, análisis horizontal y vertical de las cuentas de balance general y estado de resultados.

Estos indicadores financieros, según la normativa legal para las instituciones financieras ecuatorianas, deberán establecerse “en función de umbrales construidos con estadísticos descriptivos” (Junta Bancaria, 2011, pág. 427). Si una entidad financiera no ha desarrollado estos umbrales (límites máximos y mínimos) debe acogerse a los establecidos por la Superintendencia de Bancos.

En lo referente a la evaluación de proyectos, no se tomará en cuenta los factores arriba citados, sino que se usará como indicador de evaluación el Valor Actual Neto (VAN), la Tasa Interna de Retorno (TIR) y el análisis de sensibilidad como principales indicadores de evaluación de proyectos de rentabilidad económica.

En cuanto a los factores cualitativos a ser considerados al momento de evaluar un crédito, estos debe centrarse en la capacidad administrativa que tiene un negocio de mantenerse viable a nivel financiero y económico. Las variables cualitativas que mínimamente deben ser consideradas son: competencia de la administración, estructura organizacional, tamaño y dependencia en el grupo económico, si fuere del caso, y composición de la estructura accionarial.

En el caso de que existan proyectos que no cuenten con información de índole cualitativa al momento del otorgamiento o monitoreo de las operaciones crediticias,

[...] esta no será incluida en su evaluación, por lo que no será considerada como un factor de ponderación para la calificación de riesgo, hasta tanto se acumule información suficiente que le permita a la institución del sistema financiero efectuar una evaluación consistente de estos factores. (p. 428)

2.2. El riesgo

Como punto de partida del desarrollo de nuestro modelo, consideramos importante realizar una aproximación conceptual al término *riesgo*, el cual es un concepto central en esta tesis.

La definición del término riesgo, de acuerdo con la Real Academia de la Lengua (RAE, 2018), es:

1. m. “Contingencia o proximidad de un daño”.
2. m. “Cada una de las contingencias que pueden ser objeto de un contrato de seguro”.

Se define el término riesgo de la siguiente manera: “Posibilidad de un daño o suceso desafortunado”. Dicha posibilidad puede ser estimada con cierta precisión, como cuando se conoce la probabilidad de que ocurra alguna contingencia determinada, o puede ser completamente imprevisible. Todas las acciones humanas presentan algún tipo de riesgo. En economía, el concepto de riesgo tiene una especial importancia, porque permite comprender la forma en que se obtienen las ganancias de las empresas en un entorno competitivo. Cualquier forma de actividad empresarial implica una serie de riesgos, diferentes en su intensidad y en su grado de predictibilidad: en primer lugar, las estimaciones acerca de la demanda futura y de la oferta de la competencia nunca son precisas, y pueden ocasionar que las ventas fluctúen grandemente; tampoco es posible, en segundo lugar, prever con exactitud cuáles serán las condiciones económicas generales que rodearán las operaciones de la firma; sus actividades, por otra parte, podrán ser afectadas por una cantidad de riesgos no económicos de muy diversa naturaleza: catástrofes naturales, cambios en el clima, conflictos con el personal, incendios, robos. Algunos de estos riesgos serán asegurables, pues existen compañías especializadas que ya han calculado la probabilidad de que ocurran, y otros podrán ser estimados con cierta precisión. Pero, en conjunto será imposible evaluar *a priori* todos los riesgos posibles, dejando un margen más o menos amplio de incertidumbre respecto a los resultados de cada operación y de la marcha del negocio en su conjunto. Aquellos riesgos que el empresario no puede evitar ni transferir a otros tendrán que ser asumidos, obviamente, por él mismo. Normalmente ello ocurrirá si sus expectativas de beneficio superan las posibilidades estimadas de pérdidas aun cuando esta estimación, por lo regular, tenga que ser en definitiva subjetiva y basada en una buena medida en la intuición. Si un proyecto resulta a la postre exitoso, el empresario recibirá entonces la retribución por haber afrontado los riesgos implícitos que tenía; está retribución, la

ganancia, representará así el beneficio obtenido por haber invertido su capital en operaciones de riesgo (*risk*) (**Sabino, 1991, pág. 257**).

3. La RAE define al término riesgo asociado a crédito de la siguiente manera: “1. M. Econ. Riesgo que sufre una entidad financiera derivado de la no devolución en plazo de los créditos concedidos a sus clientes” (**Real Academia de la Lengua, 2018**).

En el artículo “Modelos para medir el riesgo de la banca”, el autor define el riesgo de crédito como: “es la probabilidad de que, a su vencimiento, no haga frente, en parte o en su totalidad, a su obligación de devolver una deuda o rendimiento, acordado sobre un instrumento financiero, debido a quiebra, iliquidez o alguna otra razón (Chorafas, 2000)” (Saavedra M. L. y Saavedra M. J., 2010, p. 297).

La Superintendencia de Bancos del Ecuador, en el Libro I, Normas de control para las entidades de los sectores financieros público y privado, título IX, en sus capítulos II, III, IV y V, clasifica al riesgo del mencionado sector en: riesgo de crédito, riesgo de mercado, riesgo de liquidez y riesgo operativo; y en el mismo cuerpo legal los define de la siguiente manera (Superintendencia de Bancos, 2017p.):

- “Capítulo II de la administración del riesgo de crédito, sección I. Alcance y definiciones, artículo 2, literal a), defina a riesgo de crédito de la siguiente manera:

Es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas.
- Capítulo III de la administración del riesgo de mercado, sección I. Alcance y definiciones, artículo 2: “Se entiende por riesgos de mercado, a la contingencia que una entidad controlada incurra en pérdidas por movimientos de los precios

del mercado como resultado de las posiciones que mantenga dentro y fuera del balance”.

- Capítulo IV de la administración del riesgo de liquidez, sección I. Alcance y definiciones, artículo 2:

[...] se entiende por riesgo de liquidez, cuando la entidad enfrenta una escasez de fondos para cumplir sus obligaciones y que por ello, tiene la necesidad de conseguir recursos alternativos o vender activos en condiciones desfavorables, esto es, asumiendo un alto costo financiero o una elevada tasa de descuento, incurriendo en pérdidas de valorización.

- Capítulo V. Norma de control para la gestión del riesgo operativo (Capítulo sustituido por la Res. N.º SB-2018-771 de 30 de julio de 2018; reformado por Res. N.º SB-2018-814 de 13 de agosto de 2018), sección I. Ámbito, definiciones y alcance, artículo 3:

[...] para efectos de la presente norma, el riesgo operativo se entenderá como la posibilidad de que se ocasionen pérdidas por eventos derivados de fallas o insuficiencias en los factores de: procesos, personas, tecnología de la información y por eventos externos.

Siguiendo con la definición de riesgo regulado por la Superintendencia de Bancos (Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados, 2019, págs. 6 y 7), el riesgo operativo incluye el riesgo legal, pero excluye los riesgos sistémicos, estratégico y de reputación.

El riesgo legal es la probabilidad de que las entidades controladas sufran pérdidas debido a que los activos y contingentes se encuentren expuestos a situaciones de mayor vulnerabilidad; que sus pasivos puedan verse incrementados más allá de los niveles esperados, o que el desarrollo de sus operaciones se enfrenten a la eventualidad de ser afectado negativamente, debido a error, negligencia, impericia, imprudencia o dolo, que deriven de la inobservancia, incorrecta o inoportuna aplicación de disposiciones legales o normativas, así como de instrucciones de carácter general o particular emanadas de los organismos de control, dentro de sus

respectivas competencias; o, en sentencias o resoluciones jurisdiccionales o administrativas adversas; o, de la deficiente redacción de los textos, formalización o ejecución de actos, contratos o transacciones, inclusive distintos a los de su giro ordinario de negocio, o porque los derechos de las partes contratantes no han sido claramente estipuladas”.

En relación con la empresa y las finanzas, Tamames y Gallego (2000) indican la existencia de hasta 21 tipos de riesgos, que en el siguiente cuadro se sintetizan.

TIPO DE RIESGO	BREVE DEFINICIÓN
Riesgo contable	En los mercados de derivados se llama así a que, por error, no se contabilice una opción de compra.
Riesgo crediticio	Es el tipo de riesgo que se estudia en de esta tesis. Para estos autores es la posibilidad de que los intereses o el principal, o ambos, de un crédito no sean repagados (Tamames & Gallego, 2000).
Riesgo de cambio	Posible generación de pérdida en el valor de activos pasivos o compromisos como resultado de las fluctuaciones en la cotización de divisas.
Riesgo de cobertura	Desviación de la cobertura perfecta de una posición mediante opciones o futuros, debida a la existencia de la base de futuros y su convergencia.
Riesgo de contrapartida	Es el que se corre que la contrapartida de un contrato de opciones, futuros o <i>swap</i> ² no cumpla su obligación.
Riesgo de incumplimiento	Cuando una de las partes no de un swap no cumple y queda la otra con su posición al descubierto.
Riego de interés	Al hacerse una inversión los tipos de interés puedan afectar el valor de los activos adquiridos.
Riesgo de liquidación	Derivado del incumplimiento de obligaciones en un contrato.

² Operación financiera por la cual dos partes convienen en intercambiarse los flujos de intereses o principal de una financiación real o ficticia (Tamames, R. y Gallego, S.: 2000: 414).

TIPO DE RIESGO	BREVE DEFINICIÓN
Riesgo de liquidez ³	Posibilidad de incurrir en pérdidas por no tener recursos líquidos suficientes para afrontar obligaciones asumidas.
Riesgo de mercado ⁴	Cuando los tipos de interés o cambio se mueven de manera inversa a la prevista en el momento del contrato de swap.
Riesgo de prepago	El que corre el inversor en un título de que se produzca el prepago del principal, reduciendo de este modo el rendimiento de la inversión.
Riesgo de transferencia	El de los acreedores extranjeros respecto del país que se declara incapaz de hacer frente a sus deudas.
Riesgo diversificable	El propio de una acción que desaparece al incluirla en una cartera diversificada.
Riesgo en curso	Relativo a la financiación total aportada por el banco...
Riesgo inmobiliario	Cuando en al disponer de activos inmobiliarios, al no existir un mercado continuo, no sea un mercado eficiente.
Riesgo país	Previsión de una eventual insolvencia comercial o financiera.
Riesgo sistémico	El que se adquiere al poseer una acción, y que no desaparece al diversificarse la cartera con otras muchas acciones.
Riesgo soberano	El que refleja la posibilidad de insolvencia de los Estados, o de instituciones o empresas públicas.
Riesgo de posición	Resumen de toda la financiación aportada por un banco a un cliente específico, con detalle de límites y dispuestos.
Riesgo operativo ⁵	Una situación determinada que podría derivar en una pérdida financiera para una determinada institución, y

³ Este tipo de riesgo es especialmente relevante en esta tesis pues es al que remitimos el modelo de *credit scoring* destinados a pymes. Puede consultarse las variables que incluyen este riesgo en la pg. 107.

⁴ Este tipo de riesgo es especialmente relevante en esta tesis pues es al que remitimos el modelo de *credit scoring* destinados a pymes. Puede consultarse las variables que incluyen este riesgo en la pg. 107.

⁵ Nos permitimos añadir este tipo de riesgo, ya que es considerado en esta tesis. Su definición proviene de la normativa Superintendencia de Bancos, Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos

TIPO DE RIESGO	BREVE DEFINICIÓN
	cuyas causas pueden atribuirse a las personas, procesos, tecnología de la información y eventos exógenos.

Fuente: elaboración propia a partir de Tamames, R. y Gallego, S (2000: 386 y 387)

En resumidas cuentas, como señalan Tamames, R. y Gallego, S (2000: 386 y 387): el riesgo es una contingencia o eventualidad de un daño o pérdida como consecuencia de cualquier clase de actividad, y cuyo aseguramiento puede ser objeto de contrato. En el lenguaje bancario, es la financiación total aportada por el banco y dispuesta por el cliente. Es la suma de créditos dispuestos, efectos descontados y pendientes de cobro, préstamos.

2.3. *Credit scoring*

“*Credit scoring* es un método de decisión, utilizado en banca [...], sobre el riesgo de solicitudes de crédito de particulares. Se basa en modelos matemáticos que operan en función de un conjunto de muestras. Utilícese en inglés” (Tamames, R. y Gallego, S., 2000: 133).

Hasta la primera mitad del siglo XIX no existe una gran cantidad de clientes en las instituciones financieras en el mundo, si comparamos con la situación actual. Sin embargo, esto cambia a partir de las primeras décadas del siglo XX.

Como señalan Seijas-Giménez, Vivel-Búa, Lado-Sestayo, y Fernández-López: p. [...] las técnicas de credit scoring se han analizado en el contexto de los microcréditos. Su diseño y aplicación es diferente respecto al sector bancario tradicional debido a las limitaciones existentes de los historiales de crédito. Por tanto, es relevante analizar la aplicabilidad de la utilización de las técnicas de credit scoring como herramienta de mitigación del riesgo de crédito en las IMFs⁶. Ello contribuye a abordar el problema de sostenibilidad financiera que afecta a este tipo de instituciones proveedoras de fondos a los sectores

y privados, (2017). Este tipo de riesgo es especialmente relevante en esta tesis pues es al que remitimos el modelo de *credit scoring* destinados a pymes. Puede consultarse las variables que incluyen este riesgo en la página. 107.
⁶ Nota del autor: Instituciones de Microfinanzas (IMFs)

más vulnerables de la sociedad. Debido a la creciente competencia, el sobreendeudamiento y las crisis económicas, las IMFs deben perseguir sus objetivos sociales y financieros en un entorno cada vez más restringido. En este sentido, desarrollar potentes herramientas de gestión de riesgos se vuelve más que nunca crucial para asegurar su sostenibilidad. (2017, p. 37)

Estas autoras señalan que los trabajos de Vigano (1993) se pueden considerar los primeros en las que se aplican metodologías de *credit scoring* a la industria de microfinanzas, en relación con la cartera de préstamos de micro y pequeñas empresas del sector rural.

Este modelo se aplicó a la cartera de préstamos del Caisse Nationale de Credit Agricole, banco de desarrollo de Burkina Faso creado en 1979 para promover el desarrollo financiero de la zona rural. El trabajo se aplicó a una muestra de 100 préstamos, con 53 variables explicativas, obtenidas a partir de cuestionarios y entrevistas directas con oficiales de préstamos. En particular, se aplicó un análisis discriminante múltiple para clasificar los préstamos entre buenos y malos (préstamos que registraran algún tipo de atrasos), e identificar los determinantes del riesgo de crédito. (Seijas-Giménez, Vivel-Búa, Lado-Sestayo, y Fernández-López, 2017, p. 37)

Así mismo, el desarrollo de las metodologías de *credit scoring* está marcada, según Seijas-Giménez, Vivel-Búa, Lado-Sestayo, y Fernández-López (2017) por aportaciones diversas, tales como:

- El riesgo a predecir definido por que el cliente se atrase por un período de 15 o más días (Schreiner, 2004).
- O que se registren atrasos de por lo menos 30 días (Dellien y Schreiner, 2005).
- Que se encuentre en incumplimiento de pagos (Reinke, 1998).
- O que registre algún tipo de atraso (Vigano, 1993).
- Por su parte, Vogelgesang (2003) analiza la probabilidad de que un préstamo registre atrasos (un día en promedio por lo menos) o que se encuentre en default (un promedio de 10 días de atrasos).

- Alternativamente, Schreiner (2003) utiliza un modelo *logit* para determinar la probabilidad de que un cliente no solicite un segundo préstamo luego de repagar el primero.

Es interesante el detalle de la diversificación geográfica de las publicaciones revisadas por estas autoras, en las que constatan que:

[...] provienen principalmente de Latinoamérica (44 %), con mercados de microfinanzas estables y maduros (especialmente, Bolivia y Perú), seguidos por África (33 %) y la región Asia-Pacífico (23 %). Al respecto, de acuerdo con *Microfinance Gateway* (2016), se prevé que esta última región experimente el porcentaje anual de crecimiento más relevante de su mercado de microfinanzas durante el año 2017. (Seijas-Giménez, Vivel-Búa, Lado-Sestayo, y Fernández-López, 2017, p. 38)

Una de las primeras definiciones para *credit scoring* fue realizada por Lewis (1992) en Falangis (2013, p. 3) la cual expresa que la calificación crediticia “es un proceso mediante el cual cierta información sobre un futuro o un cliente actual se convierte en números que luego se combinan para formar una puntuación”.

Los modelos *credit scoring*, como se ha señalado, son algoritmos que de forma automática evalúan el riesgo crediticio de un cliente que solicita un crédito. Constituye un análisis individual que analiza la posibilidad de incumplimiento de una persona física o jurídica al margen de lo que pase con la restante cartera de crédito (Gutiérrez, 2007).

Instrumentalmente, un modelo *credit scoring* es un método estadístico. Estos modelos recurren a técnicas paramétricas y no paramétricas en los cuales se utiliza información que consta en la solicitud de crédito de un determinado cliente a ser evaluado y cuyo resultado de una determinada evaluación se le asigna una puntuación o *score*. Bonilla, Olmeda y Puertas (2014: 835) definen al *credit scoring* como:

Todo sistema de evaluación crediticia que permite valorar de forma automática el riesgo asociado a cada solicitud de crédito. Riesgo que estará en función de la solvencia del deudor, del tipo de crédito, de los plazos, y de otras características propias del cliente

y de la operación, que van a definir cada observación, es decir, cada solicitud de crédito. Únicamente, no existirá riesgo en una operación de crédito, o este sería muy reducido, cuando la entidad que los instrumenta actúe como mediadora o intermediaria, o bien cuando el crédito se conceda con la garantía del Estado. (p. 835)

En la actualidad, las principales instituciones financieras basan su modelo de negocio en un número creciente de clientes, los cuales demandan productos financieros de muy diversa naturaleza. Por lo cual, con frecuencia es difícil realizar un análisis crediticio eficiente de los clientes solo basado en el conocimiento de un experimentado grupo de ejecutivos en el área, razón por la cual, cada vez, es más necesario la utilización de sistemas informáticos y estadísticos con capacidad de estudiar y valorar gran cantidad de información referida a los potenciales clientes.

En los últimos años se ha incrementado el uso de herramientas para la evaluación crediticia. Los modelos de análisis de riesgo crediticio adquieren una gran importancia a partir de los Acuerdos de Basilea II, en 2004, instando a las instituciones financieras a que desarrollen “sistemas internos de calificación de riesgo de crédito, es decir, construidos con información interna de la Entidad, dado la capacidad explicativa y la confiabilidad de estos sistemas” (Mallo Fernández, 2011, p. 5).

Estructuralmente, el sistema financiero contribuye, a través de su actividad, al crecimiento económico de un país, principalmente para el sector productivo privado, dentro del cual se encuentran las pymes que son actores fundamentales para incrementar dicho crecimiento. Sin embargo, en América Latina y particularmente en Ecuador este grupo heterogéneo de empresas aún no ha podido posicionarse como un motor de la economía, donde su aporte al PIB aún es bastante modesto.

En la actualidad, no existe una política concreta para la inclusión financiera de las pymes en el Ecuador. A pesar de esto, “el Plan Nacional del Buen Vivir 2013-2017, la Estrategia Nacional para el Cambio de la Matriz Productiva, la Agenda Sectorial de la Política Económica y la Agenda Sectorial para la Transformación Productiva cuentan

con varios lineamientos de política” (CEPAL⁷, 2016, p. 21), los cuales se hallan enfocados a la inclusión financiera de las pymes.

Para la Comisión Económica para América Latina, (CEPAL, 2016) el volumen de crédito colocado por el Sistema Financiero Nacional tanto público como privado en el período 2008-2015 tuvo un crecimiento sostenido. El aporte del sistema financiero nacional al PIB fue del 21 % en el año 2008, 28 % en el 2014 y 26 % en el año 2015. El volumen de crédito entregado por la banca privada en promedio representó el 22% del PIB. En tanto que la banca pública aportó al PIB en 0,9 % en el año 2008, 5 % en el año 2014 y 4,2 % en el año 2015.

Es importante precisar que las razones por las cuales las pymes no han logrado consolidar su presencia en la economía nacional obedecen a varios motivos, tales como: no disponer de un plan estratégico, sistemas de costeo inadecuados, desconocimiento de tratados comerciales internacionales⁸, desconocimiento de las líneas de crédito que dispone la banca de desarrollo, desconocimiento de las preferencias de sus clientes, bajo nivel de desarrollo tecnológico o alto nivel de endeudamiento en el corto plazo. Sin embargo, uno de los más importantes constituye la financiación para mejorar o incrementar sus respectivos procesos productivos. En términos concretos, las principales acciones para incrementar la inclusión financiera de las pymes en el acceso al crédito productivo han sido realizadas institucionalmente desde el Estado por la Corporación Financiera Nacional del Ecuador⁹.

⁷ La Comisión Económica para América Latina (CEPAL) es una de las cinco comisiones regionales de las Naciones Unidas y su sede está en Santiago de Chile. Se fundó para contribuir al desarrollo económico de América Latina, coordinar las acciones encaminadas a su promoción y reforzar las relaciones económicas de los países entre sí y con las demás naciones del mundo. Posteriormente, su labor se amplió a los países del Caribe y se incorporó el objetivo de promover el desarrollo social.

⁸ Por ejemplo, el Acuerdo Comercial Multipartes firmado entre la Unión Europea y Ecuador, el cual entró en vigencia el 1 de enero de 2017.

⁹ Corporación Financiera Nacional B.P. banca de desarrollo del Ecuador, es una institución financiera pública, cuya misión consiste en impulsar el desarrollo de los sectores productivos y estratégicos del Ecuador, a través de múltiples servicios financieros y no financieros alineados a las políticas públicas.

Lo anteriormente expuesto obliga al desarrollo de nuevas políticas crediticias principalmente desde la banca de desarrollo en beneficio de las pymes y de la economía ecuatoriana en general. Para lo cual uno de los instrumentos fundamentales constituye el uso de sistemas de *credit scoring* estructurados de forma diferente mediante el uso de variables cualitativas e introduciendo también sistemas de *behaviorial scoring* (puntajes para el seguimiento de créditos ya entregados a pymes), capaz de evaluar de mejor manera el proceso de concesión de crédito.

2.4. Los modelos *credit scoring* y los Acuerdos de Basilea

En la década de los cincuenta (siglo XX) aparecen los primeros sistemas de *scoring* en los Estados Unidos de Norteamérica, los cuales fueron denominados “puntajes internos de comportamiento”. Estos sistemas fueron usados por los bancos para el manejo de sus cuentas en base a información interna.

En una segunda etapa, aparecen los “puntajes de aceptación” con los cuales los bancos calificaban a los potenciales clientes en bueno o malos en base a información interna.

“El entorno cambiante del sistema financiero ha obligado al mercado crediticio a realizar una profunda transformación de sus estructuras para poder adaptarse a la creciente competencia. La globalización de los mercados es una realidad cierta que debe ser asumida por todos. La entrada, de España en la Unión Monetaria Europea, el 1 de enero de 1999, junto con la reducción de los tipos de interés y unido a la implantación del euro, ha intensificado el estrechamiento experimentado por los márgenes financieros con los que operan las entidades financieras españolas. La necesidad de incrementar la cuota de mercado es una realidad actual que no precisa justificación; cuanto mayor sea el volumen de crédito concedido por una entidad, mayor será su potencial de beneficios, aunque si bien hay que decir que dicha afirmación debe ir unida a un aumento de la calidad de los mismos, pues de cualquier otro modo el resultado sería un deterioro significativo de la cuenta de resultados. Todo ello justifica la necesidad de que las entidades incorporen calidad a sus créditos, utilizando para ello distintos modelos que faciliten y mejoren el proceso de concesión

de los mismos. Entre ellos cabría citar el modelo relacional (basado en el estudio exhaustivo de la información derivada de las relaciones pasadas y presentes que el cliente ha mantenido con la entidad), el modelo económico-financiero (mediante el cual se analiza la estructura financiera de la empresa y su capacidad para generar fondos), y por último, el que constituye el centro de nuestras investigaciones, el *credit scoring*.

Si bien *credit scoring* es todo sistema de evaluación crediticia que permite valorar de forma automática el riesgo asociado a cada solicitud de crédito. El concepto de riesgo estará en función de la solvencia del deudor, del tipo de crédito, de los plazos, y de otras características propias del cliente y de la operación, que van a definir cada observación, es decir, cada solicitud de crédito. Adicionalmente María Bonilla, Ignacio Olmeda y Rosa Puertas, señalan que los modelos *credit scoring* son “un problema de clasificación propiamente dicho, pues dado un conjunto de observaciones cuya pertenencia a una determinada clase es conocida a priori, se busca una regla que permita clasificar nuevas observaciones en dos grupos: los que con alta probabilidad podrán hacer frente a sus obligaciones crediticias, y los que, por el contrario, resultarán fallidos. Para ello se tendrá que realizar un análisis de las características personales del solicitante (profesión, edad, patrimonio...) y de las características de la operación (motivo del crédito, porcentaje financiado...), que permitirá inducir las reglas que posteriormente se aplicarán a nuevas solicitudes, determinando así su clasificación” (Bonilla, Olmeda, y Puertas, 2014, p. 836).

Lo indicado por la bibliografía mencionada se suma a que muchas instituciones financieras necesitan procesar gran cantidad de información inherente a sus solicitudes de crédito; en tal sentido, los sistemas *scoring* existentes eran insuficientes. Lo anteriormente expuesto permitió la creación de los “Sistemas nacionales de calificación crediticia” llamados *credit bureau scoring*.

Los sistemas internos de *scoring* se nutren de información generada por sus bases de datos propias, en tanto que, un sistema *scoring* de *credit bureau* necesita la ayuda de la información centralizada facilitada por todas las instituciones comerciales que otorgan créditos en un determinado país. Es así que a finales de los años 90 en Ecuador se reforma la Ley vigente a la época para la democratización de la

información de crédito tanto en el sistema financiero como comercial e industrial del país.

El uso generalizado de los actuales modelos *scoring* como instrumentos de evaluación del riesgo se inicia a partir de la década de los noventa del siglo pasado. Son diferentes los motivos de esta expansión:

- El acceso a hardware y software más potentes.
- La existencia de nuevos instrumentos estadísticos.
- Así como la necesidad del sector financiero de manejar de mejor forma la evaluación de riesgo de sus portafolios en base al Acuerdo de Capitales de Basilea I y II.

Actualmente el uso de modelos de *credit scoring* en el Sistema Financiero Ecuatoriano es incipiente a pesar del que el marco legal obliga el uso de estos modelos con el objeto de mitigar el riesgo y los montos de dinero que deben ser provisionados por parte de las instituciones financieras para garantizar créditos otorgados.

Con excepción de la calificación de riesgo de crédito “A” el resto de operaciones crediticias obliga a las instituciones financieras ecuatorianas a realizar provisiones monetarias, para cubrir situaciones de impago de créditos conforme es descrito en el Código Orgánico Monetario y Financiero.

Es indiscutible que para comprender los modelos *credit scoring* es fundamental realizar un análisis minucioso de los acuerdos de Basilea, que son el sustento fundamental de la creación de los modelos en mención.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Comité de Basilea) es una entidad adscrita al “Grupo de los Diez” (G-10) cuya función es “discutir y proponer líneas de actuación en el marco regulador de la actividad financiera nacional e internacional de los países miembros” (Barquero y Huertas, 2001, p. 289). En la actualidad el Comité

de Basilea se halla conformado por representantes de supervisión de los bancos centrales de Canadá, Bélgica, Alemania, Francia, Italia, Japón, Los Países Bajos, Suiza, Suecia, Reino Unido y Estados Unidos. Adicionalmente forman parte del Comité de Basilea España y Luxemburgo, los cuales no son parte del G-10.

El Acuerdo de Basilea I, fue publicado en el año de 1988. Este acuerdo tuvo como objetivo fortalecer la solvencia de los bancos, así como disminuir el riesgo del sistema financiero global. La crisis de los países emergentes a inicios de la década de los ochenta del siglo pasado contribuyó a su implementación. Uno de los aspectos más importantes de Basilea I fue el hecho que homologó las “condiciones de competencia para los bancos establecidos, en distintos países, hasta entonces distorsionadas por regulaciones muy dispares” (Martínez y Calvo, 2012, p. 85). Este acuerdo determinó principios generales sobre los cuales debía cimentarse el sector bancario como es el capital regulatorio, requisito de permanencia, capacidad de absorción de pérdidas, así como capacidad de protección ante posibles quiebras. En este acuerdo, también se definió que el capital debía tener la capacidad de enfrentar riesgos crediticios o cambiarios. La excesiva sencillez, así como el escaso nivel de distinción entre diferentes tipos de operaciones, se hicieron evidentes en el Acuerdo de Basilea I.

El Acuerdo de Basilea II, fue publicado inicialmente en el año 2004. El objetivo fue aumentar la solidez y seguridad del sistema financiero mundial, así como desarrollar nuevos instrumentos metodológicos para la administración de riesgo de forma integral. Para Martínez y Calvo (2012) el inicio de los Acuerdos de Basilea II es el Acuerdo de Capitales de Basilea I siendo la base de la regulación de instituciones bancarias en más de cien países. El Acuerdo de Basilea II estuvo fundamentado en “tres pilares”: requerimientos mínimos de capital, revisión de la entidad supervisora y disciplina de mercado.

El primer pilar hace referencia a los requerimientos de capital los cuales debían ajustarse a los riesgos financieros de forma más real. Basilea II incorpora el concepto de riesgo operacional. El segundo pilar asigna a los supervisores la evaluación del riesgo global de cada entidad financiera y “las herramientas, sistemas y procedimientos de los que dispone para gestionar el riesgo” (Martínez y Calvo, 2012, p. 86). Finalmente, el tercer pilar dio directrices para fortalecer la disciplina del

mercado poniendo énfasis en la transparencia del *reporting* (informe de gestión) del riesgo y del capital de cada entidad bancaria.

Según Mogrovejo (2015), la Unión Europea implementó Basilea II en enero del año 2008, cerca de seis meses después del comienzo de la crisis financiera. Por otro lado, en el epicentro de la crisis, Estados Unidos, jamás se lo implementó. Sin embargo, las críticas no solo van hacia el tiempo de implementación, también existen críticas que indican como culpable de la crisis a los modelos aplicados, particularmente a los utilizados en el manejo de portafolios de *trading* o al uso excesivo de modelos, los mismos que no consideraron adecuadamente las prácticas de tipo cualitativo expresadas en Basilea II.

Por otra parte, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Banco de Pagos Internacionales, 2010, p. 1) en referencia a la crisis financiera del año 2008, expresa lo siguiente:

La profundidad y seriedad de la crisis estuvieron agravadas por las deficiencias del sector bancario, por ejemplo, el excesivo apalancamiento, la escasez y mala calidad del capital, y la insuficiencia de las reservas de liquidez. La crisis se vio agravada por un proceso de desapalancamiento procíclico y por las interconexiones entre instituciones financieras de importancia sistémica. Para dar respuesta a estos fenómenos, las reformas del Comité se dirigen a mejorar la capacidad del sector bancario para absorber perturbaciones provocadas por tensiones financieras y económicas, sea cual sea su origen, reduciendo con ello su propagación hacia la economía real. (2010, p. 1)

El Acuerdo de Basilea III fue publicado en diciembre de 2010, y es producto de la crisis financiera del año 2008. En este acuerdo se endurecen ostensiblemente las regulaciones bancarias las mismas que deben ser implementadas entre el 1 de enero de 2013 y el 1 de enero de 2019. Dentro de las reformas de este acuerdo se halla la mejora de la captura de los riesgos en determinadas exposiciones (Martínez y Calvo, 2012). Las nuevas medidas de liquidez y capital definidas en Basilea III incluyen las siguientes consideraciones:

Aumento de la calidad del capital; mejora de la captura de los riesgos de determinadas exposiciones; aumento del nivel de los requerimientos de capital; constituciones de colchones de capital; introducción de una ratio de apalancamiento; mejora de la gestión de riesgo, del proceso supervisor y de la disciplina de mercado, e, introducción de un estándar de liquidez. (Martínez y Calvo, 2012, p. 86).

2.5. El Marco Normativo del Sistema Financiero Ecuatoriano

En septiembre del 2014 en Ecuador, a través del Registro Oficial N. 332 en el segundo suplemento, se publicó el Código Orgánico Monetario Financiero, cuya última modificación fue realizada el 21 de agosto del 2018, el mencionado cuerpo legal unifica 30 leyes que hasta esa fecha regulaban al sistema financiero y bancario.

Antes de su publicación y que entrara en vigencia del Código Monetario y Financiero, el marco regulatorio ecuatoriano se encontraba muy disperso en un grupo de leyes y reglamentos.

Hasta septiembre del 2014 el sistema financiero estaba formado por la Ley General de Instituciones Financieras del Ecuador, la cual tenía como ámbito de aplicación la regulación en la creación, organización, actividades, funcionamiento y extinción de las instituciones financieras (bancos) públicas y privadas, compañías de seguros y reaseguros, mutualistas, cooperativas de ahorros y crédito, así como en su órbita de competencia la organización y funcionamiento de la Superintendencia de Bancos. Esta Ley se complementaba con resoluciones emitidas por los organismos competentes.

Las operaciones activas, es decir, los créditos concedidos por las instituciones del sistema financiero se encontraban reguladas por la mencionada Ley, la cual se complementaba con las resoluciones emitidas por la Superintendencia de Bancos.

Adicionalmente, la Corporación Financiera Nacional, como banca de desarrollo público, se regía por su Ley Orgánica de creación, pero bajo la supervisión de sus actividades por la Superintendencia de Bancos.

En relación con el Código Orgánico Monetario y Financiero, en su Art. 1 expresa que el mismo “tiene por objeto regular los sistemas monetario y financiero, así como los regímenes de valores y seguros del Ecuador” (Asamblea Nacional, 2018, p. 3).

Este código en su Libro I: “Normas Generales para las Instituciones Financieras” delimita a las instituciones que se hallan bajo su control: Banco Central del Ecuador, instituciones financieras públicas y privadas, compañías de arrendamiento mercantil, compañías emisoras y administradoras de tarjetas de crédito y corporaciones de desarrollo de mercado secundario de hipotecas.

Es importante mencionar que el código en referencia, en sus principios establece la prevalencia del ser humano sobre el capital, busca la equidad e inclusión, fortalece la soberanía monetaria y financiera, pretende incrementar la confianza en el sistema financiero ecuatoriano, entre otros.

A continuación, se describen aspectos relevantes de la mencionada normativa que mantiene relación con esta tesis:

1º. En su artículo 13 de este código se crea la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, la misma que forma parte de la Función Ejecutiva del Estado en el artículo 14 numeral 2 textualmente establece la siguiente función de la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera: “Regular mediante normas la implementación de las políticas monetaria, crediticia, cambiaria y financiera, incluyendo la política de seguros y de valores, y vigilar su aplicación” (Asamblea Nacional, 2018, p. 7).

2º.- El organismo encargado del control del sistema financiero ecuatoriano es la Superintendencia de Bancos, su finalidad se encuentra detallada en el artículo 60 del Código Orgánico Monetario y Financiero de la siguiente manera: “La Superintendencia de Bancos efectuará la vigilancia, auditoría, intervención, control y supervisión de las actividades financieras que ejercen las entidades públicas y privadas del Sistema Financiero Nacional, con el propósito de que estas actividades

se sujeten al ordenamiento jurídico y atiendan al interés general” (Asamblea Nacional, 2018, p. 20).

3º. Es así que la Superintendencia de Bancos del Ecuador determina como su misión y visión las siguientes:

Misión: Supervisar y controlar las actividades que ejercen las entidades financieras y de seguridad social, públicas y privadas, con el propósito de proteger los intereses de la ciudadanía y fortalecer los sistemas controlados (Superintendencia de Bancos, Superintendencia de Bancos, Ecuador, 2019).

Visión: Ser una institución referente de supervisión y control que protege a la gente, promoviendo la estabilidad de los sistemas financiero y de seguridad social, con personal reconocido por su capacidad técnica que aplica procesos y tecnología eficientes (Superintendencia de Bancos, Superintendencia de Bancos, Ecuador, 2019).

4º.- En la codificación de las normas de la Superintendencia de Bancos del Ecuador en el Título VIII: De las operaciones. Capítulo II: Normas para las concesiones de crédito en cuenta corriente, contratada o no. En la sección primera se definen condiciones y plazos. En la sección segunda los límites de las operaciones crediticias. En la sección tercera, de las tasas de interés. En la sección cuarta, los registros contables, y en sección quinta, tipos de prohibiciones.

5º.- En el Título IX: De la gestión y administración del riesgo. Capítulo II: Se establece el marco conceptual para la gestión del riesgo de crédito, metodología y procesos de administración del riesgo de crédito y las respectivas disposiciones generales.

Adicionalmente la Superintendencia de Bancos del Ecuador (2019) realiza las siguientes definiciones que son pertinentes para el desarrollo de la presente tesis:

Crédito: Es el uso de un capital ajeno por un tiempo determinado a cambio del pago de una cantidad de dinero que se conoce como interés. Obtención de recursos financieros en el presente sin efectuar un pago inmediato, bajo la promesa de restituirlos en el futuro en condiciones previamente establecidas. Crédito bancario: es un contrato por el

cual una entidad financiera pone a disposición del cliente cierta cantidad de dinero, el cual deberá de devolver con intereses y comisiones según los plazos pactados.

Créditos Comerciales: Todos aquellos dirigidos al financiamiento de actividades productivas, las operaciones de tarjetas de crédito corporativas y los créditos entre instituciones financieras. **Crédito Corriente:** Préstamo concedido a través de una tarjeta de crédito donde el cliente realiza sus consumos y puede pagar sin recargo en el mes siguiente al estado de cuenta.

Créditos de Consumo: Los otorgados a personas naturales que tengan por destino la adquisición de bienes de consumo o pago de servicios; que generalmente se amortizan en función de un sistema de cuotas periódicas y cuya fuente de pago es el ingreso neto mensual promedio del deudor, entendiéndose por éste el promedio de los ingresos brutos mensuales del núcleo familiar menos los gastos familiares estimados mensuales.

Crédito diferido: Ingreso contabilizado antes de que el valor por lo que éste se reciba se entregue total o parcialmente. También conocido como ingreso diferido.

Crédito Hipotecario: Aquel en el que el deudor cuenta con el respaldo de una garantía de un bien inmueble hipotecado a la institución financiera. Por lo general, es de mediano o largo plazo y se otorga para la compra, ampliación, reparación o construcción de una vivienda, compra de sitios, oficinas o locales comerciales, o para libre disponibilidad; tales propiedades quedan como garantía del préstamo, a favor de la institución financiera que lo otorga, para asegurar el cumplimiento de su pago”.

Crédito Rotativo: Crédito a favor de tercero en el que una vez liquidada una operación o disposición, el crédito renace por el importe de ésta.

Créditos para la Vivienda: Los otorgados a personas naturales para la adquisición, construcción, reparación, remodelación y mejoramiento de vivienda propia, siempre que se encuentren amparados con garantía hipotecaria y hayan sido otorgados al usuario final del inmueble; caso contrario, se considerarán como créditos comerciales.

“Se entiende por créditos comerciales todos aquellos otorgados a personas naturales o jurídicas destinados al financiamiento de actividades de producción y comercialización de bienes y servicios en sus diferentes fases, cuya fuente de pago constituyen los ingresos

por ventas u otros conceptos redituables, directamente relacionados con la actividad financiada.

Asimismo, se incluirán los créditos concedidos a gobiernos seccionales y otras entidades del sector público.

Además, son las operaciones otorgadas a través de tarjetas de crédito con destino comercial, los créditos entre instituciones del sistema financiero y las operaciones de arrendamiento mercantil.

Los créditos comerciales se dividen en tres subsegmentos: corporativos, empresariales y a pequeñas y medianas empresas, cuyas características cualitativas y cuantitativas se detallan a continuación:

a. Comerciales corporativo. Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a gran escala, con ingresos por ventas u otros conceptos redituables anuales, directamente relacionados con la actividad productiva o de comercialización, que en conjunto sean iguales o superiores a cinco millones de dólares de los Estados Unidos de América (USD 5 000 000,00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad (Reformada con resolución No. JB-2011-2034 de 25 de octubre del 2011)

b. Comerciales empresariales. Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a una menor escala que las empresas corporativas, con ingresos por ventas u otros conceptos redituables anuales, directamente relacionados con la actividad productiva o de comercialización, que en conjunto sean mayor o igual a un millón de dólares de los Estados Unidos de América (USD 1 000 000.00) y menores a cinco millones de dólares de los Estados Unidos de América (USD 5 000 000.00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad.

c. Comerciales pymes. Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a una menor escala que el segmento empresarial, con ingresos por ventas u otros conceptos redituables anuales, directamente relacionados con

la actividad productiva o de comercialización, que en conjunto sean mayor o igual a cien mil dólares de los Estados Unidos de América (USD 100 000.00) y menor a un millón de dólares de los Estados Unidos de América (USD 1 000 000.00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad” (Junta Bancaria, 2011).

En esta sección también se halla la metodología aplicable para la calificación de créditos comerciales, la cual debe considerar como excepción los siguientes factores:

- a) Capacidad de pago y situación financiera del deudor
- b) Experiencia de pago
- c) Riesgo de entorno económico

Por otra parte la legislación ecuatoriana vigente, a través de las respectivas resoluciones de Junta Bancaria y Superintendencia de Bancos, establece la clasificación de riesgo para los créditos comerciales en el Sistema Financiero Ecuatoriano, las cuales se detallan a continuación:

- Créditos de riesgo normal
 - **Categoría A-1.** En esta categoría el cliente tiene un flujo de efectivo capaz de cubrir la operación de su negocio, así como la amortización del capital e intereses de la deuda. Posee también amplia experiencia en la administración del negocio. La evaluación del sector o industria es sobresaliente a nivel financiero y macroeconómico. En el último año el cliente no tiene morosidad alguna tanto en el sistema financiero como con otro tipo de acreedores.
 - **Categoría A-2.** Los créditos analizados en esta categoría tienen las mismas características que en la clasificación anterior excepto por las siguientes consideraciones:
 - a) Debilidades en la gestión y planificación financiera que inciden ligeramente en la administración del efectivo, pero que son superables.

b) En el último año tienen al menos un retraso de hasta 15 días en obligaciones crediticias con el sistema financiero o con otros acreedores.

○ **Categoría A-3.** Estos créditos poseen las características de la clasificación anterior, excepto por las siguientes condiciones:

a) Debilidad en la planificación financiera.

b) La gestión estratégica presenta algunas metas no cumplidas.,

c) En el último año ha tenido un retraso en sus obligaciones crediticias en un rango entre 16-30 días con el sistema financiero o con otros acreedores.

• Créditos de riesgo potencial

○ **Categoría B-1.** Estos créditos tienen las siguientes consideraciones:

a. El flujo de efectivo permite cubrir la totalidad de sus operaciones, pero no la totalidad de la deuda.

b. El flujo de caja proyectado en base a estimaciones históricas indica su capacidad para cubrir sus obligaciones crediticias; sin embargo, en las mismas se observan algunas inconsistencias.

c. La administración estratégica y financiera no está logrando los resultados esperados.

d. No tiene una rápida capacidad de respuesta ante cambios del mercado y de la competencia.

e. La evaluación de la industria tiene indicadores financieros estables.

f. Existen políticas públicas que afectan al crecimiento del sector.

g. En el último año el cliente ha tenido al menos un retraso de sus obligaciones crediticias con el sector financiero o con otros acreedores en un rango entre 31 y 60 días.

- **Categoría B-2.** Esta categoría presenta las siguientes características:
 - a) En el último año, el cliente presenta al menos un retraso en sus obligaciones con el sistema financiero nacional o con otros acreedores en un rango entre 61 y 90 días.
- **Créditos deficientes**
 - **Categoría C-1.** Esta categoría tiene las siguientes características:
 - a) El flujo de efectivo solo cubre la operación del negocio.
 - b) El flujo de caja proyectado ha sido realizado en base a información histórica insuficiente.
 - c) Existen problemas en la estructura organizacional de la empresa,
 - d) La viabilidad del negocio del cliente está en duda al menos que se den cambios en la administración y dirección.
 - e) La industria o sector de la que forma parte el negocio tiene una tendencia decreciente en sus indicadores financieros claves.
 - f) La industria se enfrenta a severos retos a nivel tecnológico, regulatorio o macroeconómico.
 - g) Las ventas y la producción son decrecientes.
 - h) En el último año el sujeto de crédito ha tenido al menos un retraso con el sistema financiero o con otros acreedores en un rango entre 91 y 120 días en el pago de sus obligaciones.
 - **Categoría C-2.** Esta categoría tiene las mismas características que la clasificación C-1 excepto porque en esta categoría la morosidad en el último año del sujeto de crédito presenta al menos un retraso entre 121 y 180 días en el pago de sus obligaciones con el sistema financiero o con otros acreedores.

- Créditos de dudoso cobro
 - **Categoría D.** Esta categoría presenta las siguientes características:
 - a) El flujo de efectivo no permite cubrir las operaciones de la empresa.
 - b) El flujo de caja proyectado es incorrecto.
 - c) La administración de la empresa es deficiente.
 - d) La viabilidad de la empresa es dudosa o se halla en proceso de quiebra.
 - e) La evaluación de la industria es igual que en la categoría C-2 con problemas adicionales que no se han solucionado con el paso del tiempo.
 - f) Existen acciones judiciales.
 - g) El sujeto de crédito presenta al menos un retraso con el sistema financiero nacional u otros acreedores en un rango entre 181 y 360 días en el pago de sus obligaciones crediticias.

- Pérdidas
 - **Categoría E.** En esta categoría se ubican los créditos considerados incobrables debido a la quiebra, deterioro irreversible de la solvencia o porque el patrimonio o garantía del cliente es mínimo frente al monto adeudado. En esta categoría la morosidad supera los 360 días.

Finalmente, como información adicional al capítulo segundo del presente Título IX se añade el Anexo n.º4 en el cual se dan las especificaciones técnicas para la calificación de créditos comerciales o créditos de desarrollo productivo (corporativo, empresarial y pymes).

En el mencionado anexo se expresa que "Las instituciones del sistema financiero podrán desarrollar metodologías o sistemas internos para realizar la calificación de

sus créditos comerciales (corporativo, empresarial y pymes), las cuales previo a su implementación deberán ser evaluadas por la Superintendencia de Bancos” (p.74).

Las consideraciones generales para la aplicación de modelos internos de calificación de seguimiento de créditos comerciales o de desarrollo productivo son las siguientes:

- a) Se deben establecer en base a segmentos o grupos de cartera.
- b) La calificación deberá reflejar el riesgo al que se expone la entidad, diferenciando los niveles de riesgo utilizando las categorías de clasificación de riesgo definida en la presente normativa.
- c) Es necesario definir criterios cualitativos y cuantitativos en cada categoría de cada segmento o grupo identificado.
- d) Es necesario definir límites de concentración de cartera por cada categoría de riesgo crediticio.
- e) Las calificaciones de riesgo deben mantener relación directa con las estimaciones de probabilidad de incumplimiento.
- f) La calificación debe proyectar la situación del sujeto de crédito en el futuro, y
- g) Las calificaciones deben ser realizados en base a modelos score estadístico, condición que no invalida o disminuye la experiencia humana al momento de realizar la calificación.

En el Título IX: De los activos y de los límites de crédito. Capítulo IV: Categorización y valoración de las garantías adecuadas se detalla acerca de la categorización de las garantías en la sección primera, en tanto que en la sección segunda se trata sobre la valoración de las garantías.

En el Título X, en el Capítulo I se define la gestión integral y control de riesgos. La primera sección expone el alcance y definición de los tipos de riesgos. En la sección segunda sobre la administración de riesgos. En la tercera sección se manifiestan las responsabilidades de la administración de riesgos.

En el Título X, Capítulo II se trata sobre la administración del riesgo de crédito. La sección segunda establece directrices para la administración del riesgo de crédito. En

el Art. 3 se expresa la necesidad de “establecer esquemas eficientes de administración y control del riesgo de crédito [...]” así como contar con procesos formales de administración de riesgo crediticio. En el Art. 4 se indica la obligatoriedad de “establecer fases de identificación, medición, control y monitoreo del riesgo [...]” como parte del proceso de administración de riesgo de crédito. Finalmente, en el Art. 5 se expresa que “El proceso que se implante en la institución controlada para la administración del riesgo de crédito deberá ser revisado y actualizado en forma permanente”.

La Sección Tercera trata sobre la metodología y procesos de administración del riesgo de crédito. En el Art. 6 de esta sección obliga a que las instituciones controladas “deberán contar con un sistema para monitorear los niveles del riesgo de crédito en forma permanente a través de las diferentes metodologías adoptadas por cada entidad para cada modalidad de crédito [...]”. El Art. 7 obliga a que las metodologías implementadas para control de riesgo crediticio deban “considerar la combinación de criterios cuantitativos y cualitativos, de acuerdo con la experiencia y las políticas estratégicas de la entidad; deben permitir monitorear y controlar la exposición crediticia de los diferentes portafolios [...]”.

Con los antecedentes del marco normativo de la actividad del sistema financiero público y privado del Ecuador, existe realmente un cambio importante desde septiembre 2014 cuando es promulgado el código Orgánico Monetario y Financiero.

A modo de síntesis, es necesario recordar que Ecuador, a finales del siglo anterior, se enfrentó a la peor crisis financiera en su historia, cuando gran parte del sistema financiero colapso. De acuerdo con el análisis de expertos en el tema, una de las causas fundamentales es la poca regulación existente, falta de supervisión de los organismos de control, entre otros. Es así que Mancero en su artículo *La Crisis Bancaria Ecuatoriana ¿Una Crisis Diferente?*, menciona:

En el área microeconómica, la debilidad de la regulación y supervisión ha sido "la causa favorita" de los analistas nacionales al comentar sobre la crisis bancaria ecuatoriana, atribuida básicamente a la promulgación en 1994 de la Ley General de Instituciones Financieras. Se dice que esta ley es el primer síntoma de la desregulación y liberalización financiera en este país, y que debilitó el control limitando las atribuciones de la Superintendencia de Bancos y del Banco Central. (Mancero, 2001, p. 128)

Algo similar a lo sucedido en Europa, que fue consecuencia de imitar la desregulación de EE.UU., que comienza en los años ochenta del siglo pasado, y aumentó manera progresiva.

Es así que el código Orgánico Monetario y Financiero, que marca el camino legal en este campo, reemplazó o agrupó a 30 cuerpos normativos dispersos lo cual es favorable, adicionalmente incorporó a un sector fundamental en el desarrollo económico que son las actividades denominadas “Economía Popular y Solidaria” que estaban a la deriva con una normativa muy incipiente.

Es indiscutible que los principios de este cuerpo legal orientan a que prevalezca el ser humano sobre el capital, que no exista conflicto de interés en la actividad crediticia, crear confiabilidad en el mercado, protección a los clientes, etc., principios que anteriormente no se contemplaron.

2.6. La Banca de Desarrollo del Ecuador

El origen de las Instituciones Financieras de Desarrollo (IFD) en América Latina, se remonta al Siglo XIX. Nacen con nombres tales como cajas rurales, bancos, institutos de fomento. El propósito de estas instituciones era impulsar la actividad económica de diversos sectores. Cronológicamente podemos observar que en los años treinta empiezan a operar las primeras IFD, posterior a la Gran Depresión de 1929. En una segunda etapa, en los años de la Segunda Guerra Mundial se alteran los flujos comerciales hacia América Latina, lo cual origina un nuevo planteamiento de desarrollo “hacia adentro” con políticas de sustitución de importaciones, que se extienden hasta la década de los cuarenta y cincuenta del siglo pasado. Es en este momento cuando se crean en América Latina los denominados bancos de fomento o de desarrollo. En los años ochenta y noventa, las IFD fueron cuestionadas debido a que se las consideraba como un obstáculo al desarrollo de los mercados de capitales (CEPAL, 2005).

En los últimos años se ha podido observar que los bancos de desarrollo han cambiado su perfil, poniendo mayor énfasis en la condición bancaria frente a la orientación centrada en temas de desarrollo, es decir, han diversificado sus operaciones, han mejorado la asignación de recursos, el monitoreo del riesgo y los criterios de evaluación (CEPAL, 2005).

Sin embargo, según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) la razón por las cuales nacen las IFD en América Latina es por:

[...] la ausencia o escaso desarrollo de los mercados de capitales que justamente satisfagan los requerimientos de inversión, esto es la financiación a mediano y largo plazo. Para llenar este vacío surgió la necesidad (al menos conceptualmente) de crear un sistema especializado para la intermediación de recursos en el mediano y largo plazo, y facilitar los servicios extrabancarios no cubiertos por la banca comercial tradicional. Este, quizás, es el fundamento sobre el cual descansa la creación de bancos de desarrollo en los años indicados, en la medida que se conciben a estas instituciones como contribuidoras al desarrollo de mercados de capitales por medio de la emisión de títulos –valores y estímulos de las empresas para que acudan a dichos mercados. (CEPAL, 2005, p.10)

Como se conoce, actualmente las IFD, fundamentan su actividad alrededor de las políticas públicas definidas por sus respectivos gobiernos. Se constituyen en actores directos del desarrollo socioeconómico de un país, que aparte de ser entidades de financiamiento, suelen actuar también en procesos de capacitación y asistencia técnica.

En el caso ecuatoriano, la banca de desarrollo está compuesta por las siguientes instituciones:

- Banco de Desarrollo del Ecuador B.P. Esta entidad financiera pública fue creada mediante Decreto Ejecutivo n.º 867 en el cual se establece que el objeto de esta entidad financiera es financiar programas y proyectos de pre inversión, inversión, servicios públicos y de vivienda, sobre todo de interés social que contribuyan al desarrollo económico y social del país, priorizando la ejecución de los proyectos de los gobiernos autónomos descentralizados. El Decreto

señala que la participación accionaria del Ministerio de Finanzas en el nuevo banco nunca será inferior al 51 %.

- Banecuador B.P fue creado según Decreto Ejecutivo n.º 677 (2015). Esta institución constituye un banco público que se rige por el Código Orgánico Monetario y Financiero. Forma parte del Sector Financiero Público. El objetivo de esta institución es la intermediación financiera de recursos públicos y privados enfocados hacia las pymes y empresas asociativas de actividades vinculadas a los agronegocios, comercio y servicio preferencialmente focalizados a clientes ubicados en sectores rurales y urbano marginales.
- Corporación Financiera Nacional B.P. (C.F.N) según Decreto Ejecutivo n.º 868 establece que esta entidad tiene por objeto financiar al sector productivo, de bienes y servicios, así como proyectos de desarrollo en el ámbito nacional e internacional. Buscará estimular la inversión productiva e impulsar el crecimiento económico sostenible. Esta entidad continúa siendo banca de primer y segundo piso¹⁰ para financiar actividades productivas. La Corporación Financiera Nacional B.P (CFN) es una institución de carácter público del Ecuador, orientada a realizar actividades de banca de desarrollo, a través de la canalización de recursos al aparato productivo del país.

Es importante mencionar que, de acuerdo con el patrimonio técnico, la Corporación Financiera Nacional es la segunda institución financiera más grande del Ecuador, considerando el sector privado y público. Adicionalmente, es una institución pionera a nivel de país y América Latina en procesos de evaluación de proyectos.

Para cumplir con su misión de banca de desarrollo ofrece al Ecuador, productos financieros como banca de primer y segundo piso, a través de créditos, actividades de tesorería, fondo de garantía, entre otros, adicionalmente mantiene productos no

¹⁰Los bancos de primer piso son instituciones que legalmente tienen capacidad para realizar operaciones de ahorro, financieras, hipotecarias y de capitalización. Este tipo de banca tiene relación directa con sus clientes. La banca de segundo piso es creada por los respectivos gobiernos para el desarrollo de determinados sectores productivos de la economía de un país y que requieren una institución financiera intermediaria para conceder crédito.

financieros, como asistencia técnica al empresario, capacitación al inversionista e instituciones financieras del país, servicios fiduciarios, manteniendo la fiduciaria más grande del Ecuador, entre otros productos.

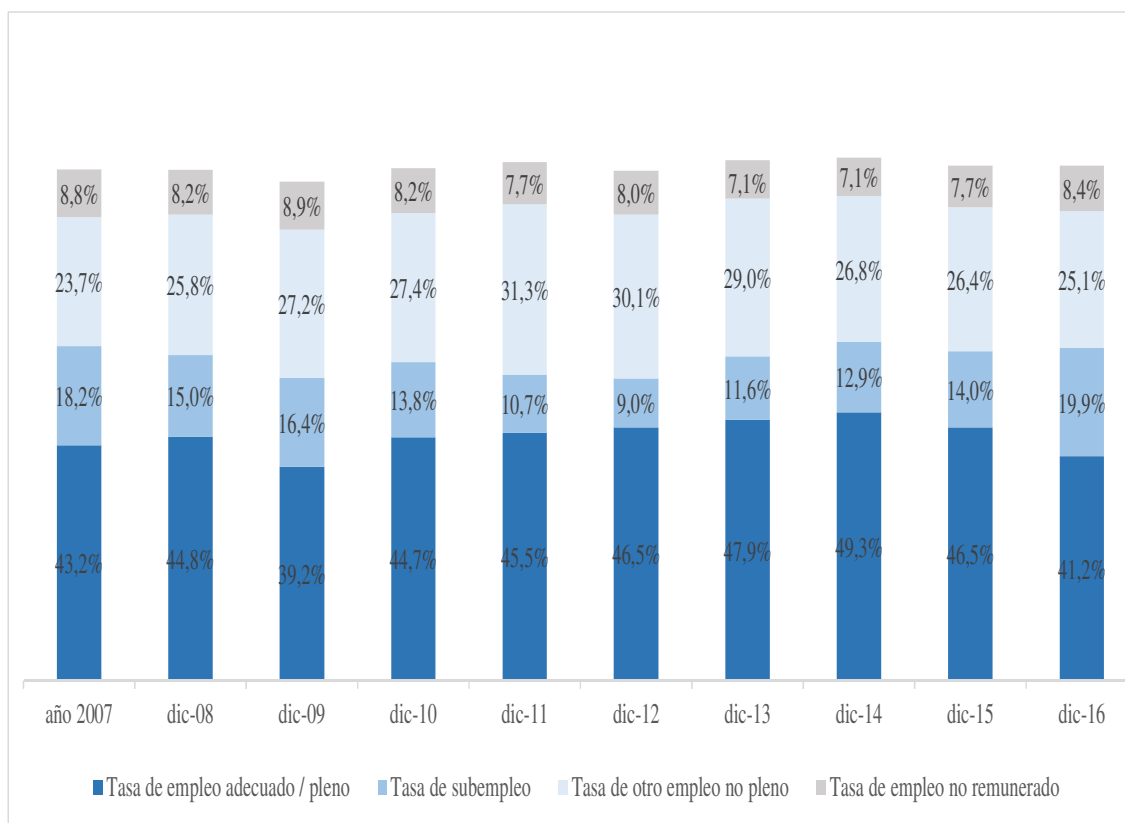
El principal producto de la CFN B.P. es el crédito directo, operando como banca de primer piso, por medio del cual se financian proyectos de inversión privada, pública o mixtos, en condiciones preferenciales relacionadas con montos de financiamiento, plazo, tasas de interés, garantía.

2.7. Las Pequeñas y Medianas Empresas (pymes) y su acceso al crédito

Antes de entrar a la descripción de la situación actual de las pymes en el Ecuador y su acceso al crédito, es importante conocer algunos indicadores estadísticos de la situación socio-laboral, así como la estructura empresarial ecuatoriana, para lo cual se ha utilizado información del Instituto Ecuatoriano de Estadísticas y Censos en su publicación sobre el panorama laboral y empresarial del Ecuador en el año 2017.

Con relación a los indicadores laborales, podemos observar que la tasa de empleo adecuado, a diciembre de 2016, fue de 41,2 % de la Población Económicamente Activa (PEA), frente al 46,5 % de diciembre de 2015. Por otra parte, el empleo inadecuado, se incrementó por el aumento del subempleo; es decir, a diciembre de 2016 la tasa de subempleo fue de 19,9 %, un aumento significativo de 5,9 puntos porcentuales con relación a diciembre de 2015. Lo anteriormente expuesto se observa en el siguiente gráfico (gráfico 2).

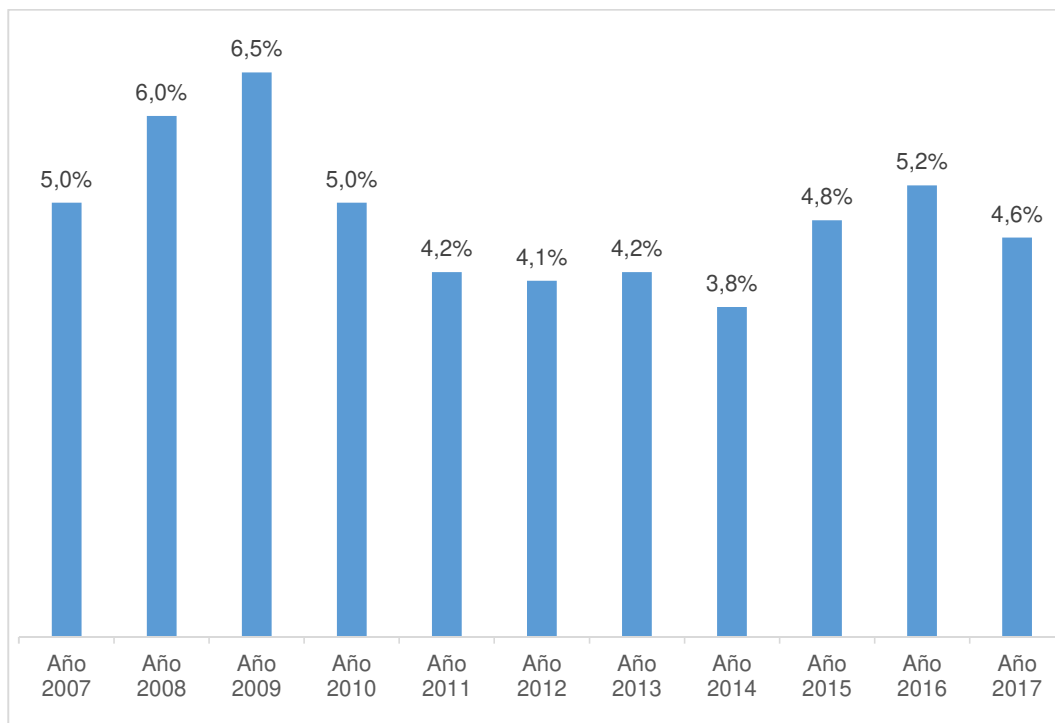
Gráfico 2. Evolución del empleo nacional (Porcentaje de la PEA)



Fuente: Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo, varios periodos

Entre diciembre de 2007 y diciembre de 2016 la tasa de desempleo ha variado alrededor de 1.5 puntos porcentuales, siendo su punto más alto en el año 2009 (crisis internacional de 2009), donde el desempleo fue de 6.5 % de la PEA. Por su parte, la tasa de desempleo más baja se obtuvo en el año 2014 (3.8 %). Lo anteriormente dicho se expone en el siguiente gráfico.

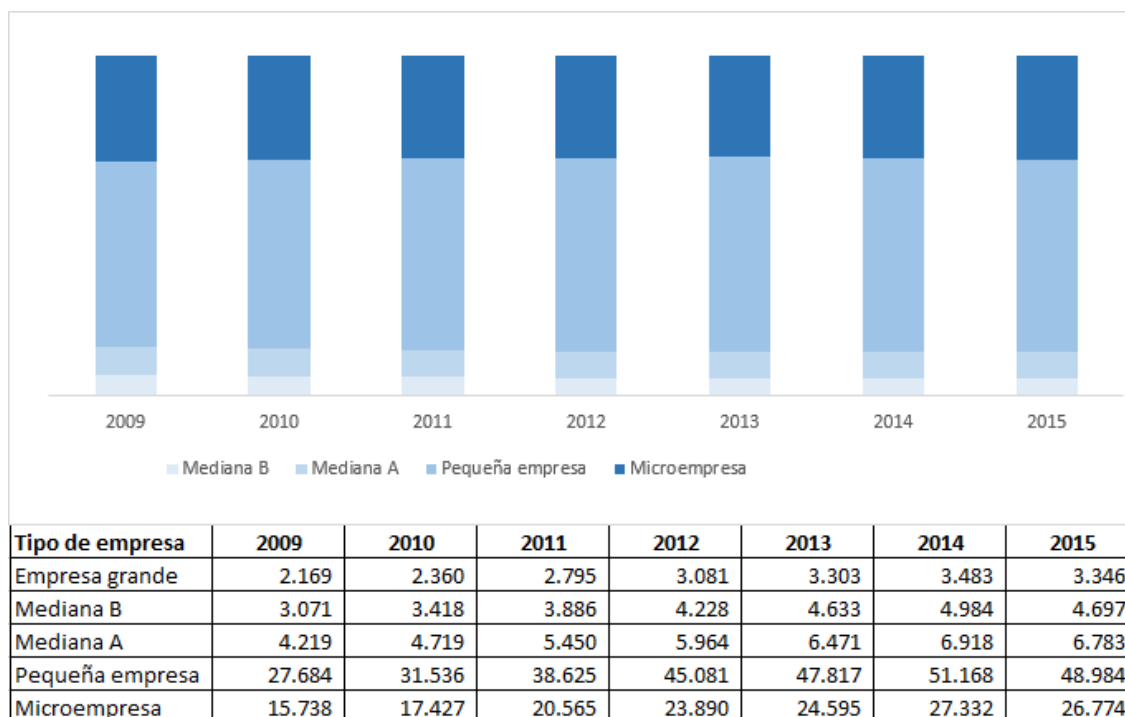
Gráfico 3. Tasa de desempleo a nivel nacional 2007-2017



Fuente: Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo, varios periodos

En lo referente a la estructura productiva del Ecuador, en el mismo informe, podemos observar que en el año 2015 se registraron 90 584 empresas que declararon ventas y generación de empleo. Se puede observar que las empresas de menor tamaño (microempresas y empresas pequeñas) concentran cerca del 80 % de todos los años analizados. Las empresas Medianas A, Medianas B y empresas grandes representan el 7.5 %, 5.2 % y 3.7 % del total de empresas respectivamente. La estructura empresarial por tamaño se ha mantenido estable desde el año 2009.

Gráfico 4. Distribución de firmas según su tamaño



Fuente: Laboratorio de Dinámica Laboral y Empresarial, INEC

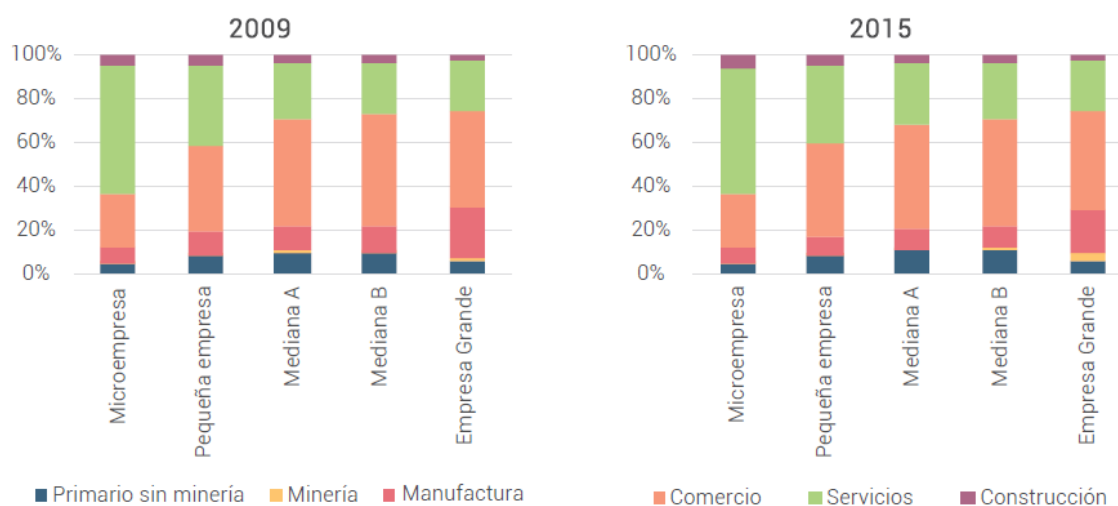
Por otra parte, las empresas de comercio son las que incorporan la mayor cantidad en todos los segmentos con excepción de las microempresas, las cuales se concentran en el sector servicios.

La concentración de empresas grandes en manufactura es la mayor, con alrededor del 20 % del total, en tanto que las empresas manufactureras de los demás tamaños no superan el 10 %. En contraposición, el sector de servicios posee mayor peso relativo entre las empresas de menor tamaño: para el año 2015, el 57.2 % de microempresas se hallan en el sector servicios, en este sector están el 35.4 % de las pequeñas, el 27.5 % de las Medianas A, el 25.4 % de las Medianas B y el 23.5 % de las empresas grandes. Lo contrario sucede con el sector de comercio.

Por su parte, el sector primario, sin incluir a la minería, está conformado fundamentalmente por empresas que centran su actividad en la agricultura, y representa menos del 11 % de las empresas de todos los tamaños.

Para el año 2015 existe igual proporción de empresas grandes en construcción y en minería; para el caso de las microempresas, su participación es mayor en actividades de construcción frente a la minería, que representa un porcentaje mínimo. De manera general, la estructura sectorial de las empresas no ha sufrido variaciones significativas entre los años 2009 y 2015, como se puede observar en las siguientes figuras:

Gráfico 5. Distribución sectorial de las firmas. Años 2009 y 2015



Fuente: Laboratorio de Dinámica Laboral y Empresarial, INEC

Como se hizo mencionó al inicio del capítulo, la Corporación Financiera Nacional B.P. (C.F.N) es la institución financiera que ha realizado mayores esfuerzos por acondicionar sus productos financieros a las necesidades de las pymes. Según la CEPAL (2016) a junio de 2016 la participación de las pymes en el portafolio global de la CFN asciende al 13 %. Con relación a los plazos, se observa de un total de 197 millones de dólares entregados a las pymes por concepto de crédito, el 79 % fueron

colocados a plazos mayores a 5 años y el 21 % fueron colocados en plazos entre 1 y 3 años.

La Corporación Financiera Nacional (CFN) 2017 concluye la existencia de una relación directa entre el nivel de desembolsos de la CFN BP y el aumento del Valor Añadido Bruto Nacional (VAB). También concluye en el documento a través de la evidencia empírica del papel contra cíclica que la CFN BP ha tenido en las recesiones durante el período de análisis.

La CEPAL, en la publicación *Inclusión financiera de las pymes en el Ecuador* (2016), estudia el contexto actual de la inclusión financiera de las pymes en el Ecuador. El análisis es realizado mediante una evaluación del acceso que tienen las pymes a los servicios y productos financieros. También se identifican y analizan los instrumentos financieros usados por los bancos nacionales de desarrollo y la forma en que se complementan con la banca privada, así como con la banca de desarrollo regional.

Para García y Villafuerte (2015) las pymes tienen problemas en su financiación que impiden su crecimiento, en razón que no siempre disponen de recursos propios para su expansión a pesar de que operan con modelos de gestión sencillos que permite tener flexibilidad en la toma de decisiones, así como adaptabilidad a los cambios que se den en su entorno económico.

En Ecuador, a parte del sistema financiero tradicional, existe una segunda fuente de financiación que es el mercado de valores, que debería funcionar como una fuente alternativa de financiamiento. Sin embargo, el mercado de valores ecuatoriano a nivel normativo no contempla la participación de las pymes en su proceso de asignación de recursos a largo plazo.

Según García y Villafuerte (2015, p.6), el problema de acceso al crédito privado de las pymes es producto de dos elementos: a) desconocimiento de estas empresas de los productos financieros existentes, y b) Exclusión de las pymes por parte de las entidades financieras privadas como objetivo de colocación de crédito, debido a que muchas llegan a un límite de riesgo.

En conclusión, el sistema financiero privado tiene carencias para hallar mecanismos óptimos de colocación de créditos “a los mejores proyectos por razones ajenas a la propia viabilidad comercial del proyecto”.

2.8. Principales modelos *credit scoring*

A partir del contexto normativo y socio-económico descrito, vamos a continuación los diferentes modelos *credit scoring* o modelos de medición de riesgo crediticio que han comenzado a ser utilizados de forma generalizada por instituciones bancarias y crediticias principalmente posterior a la publicación del Acuerdo de Basilea II, en 2004.

La literatura distingue entre modelos paramétricos y no paramétricos de *credit scoring*. A continuación se hace un análisis de ambos modelos y su relación con el objetivo de esta tesis.

Las técnicas paramétricas para modelos *credit scoring* son aquellas que usan una función de distribución conocida, estimando parámetros para explicar la variable dependiente. Constituyen técnicas útiles siempre y cuando las variables tengan una distribución definida. Si se dispone de información adecuada se pueden modelizar con técnicas cuantitativas tales como modelos *logit*, modelos *probit*, análisis discriminante o modelos logarítmicos lineales (Beltrán 2015).

Los modelos basados en técnicas paramétricas se originan de una función de distribución conocida y reducen el problema a estimar los parámetros que mejor ajusten las observaciones de la muestra. Dichos modelos resultan muy potentes cuando el proceso generador de datos sigue la distribución propuesta, aunque pueden llegar a ser muy sensibles frente a la violación de las hipótesis de partida cuando se utilizan muestras de reducido tamaño (Bonilla, Olmeda y Puertas, 2003).

Las técnicas no paramétricas, a diferencia de las anteriores, no necesitan la existencia de supuestos acerca de la distribución; es decir, no se hacen supuestos de la forma de la distribución. Las técnicas no paramétricas están relacionadas con el *datamining* (minería de datos) cuyos principales instrumentos son las redes

neuronales, arboles de decisión, algoritmos de búsqueda e inteligencia artificial. Bonilla et al. (2003) afirman lo siguiente en relación con las técnicas no paramétricas:

Presentan pocas restricciones, por lo que en ocasiones resultan, más fáciles de aplicar que los paramétricos y permiten «reconstruir» la función de clasificación en todo tipo de situaciones, incluidas aquellas en las que la función sea sencilla y conocida (por ejemplo, lineal). Ahora bien, si las variables no son de tipo cualitativo y la distribución de la muestra es normal, se ha comprobado que los métodos no paramétricos resultan menos eficientes que aquellos procedimientos paramétricos que presentan como hipótesis de partida la normalidad de las variables. (Bonilla et al., (2003, p. 840-841)

A continuación, se presenta un cuadro en el cual se puede observar las ventajas y desventajas que presentan tanto las técnicas paramétricas como no paramétricas

Gráfico 6. Clasificación de técnicas paramétricas y no paramétricas de modelos de credit scoring

			Ventajas	Inconvenientes
Técnicas Paramétricas	Lineales	Análisis discriminante	. Buen rendimiento para grandes muestras . Técnicamente conveniente en la estimación y mantenimiento	. Problemas estadísticos y estimadores ineficientes . No arroja probabilidades de impago
		Modelos de Probabilidad Lineal	. Buen rendimiento para grandes muestras . Sugieren probabilidad de impago . Parámetros fácilmente interpretables	. Estimaciones ineficientes . Las probabilidades estimadas podrían quedar fuera de 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 parámetros
		Modelos Probit	. Buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos . Muestran las probabilidades de impago	. Dificultad de interpretación de los parámetros . Proceso de estimación relativamente complicado
Técnicas no Paramétricas	Programación Lineal	. Apto para gran cantidad de variables . Modelos de gran flexibilidad . No requieren una especificación previa del modelo	. No estima parámetros ni probabilidades de impago . Dificil comprensión . Inexatitud en la predicción	
	Redes Neuronales	. Gran predicción en muestras pequeñas . Modelo de gran flexibilidad . No requieren una especificación previa del modelo	. No estima directamente parámetros ni probabilidades de impago . Dificil comprensión	
	Árboles de decisiones	. El mejor rendimiento para muchos autores . Modelo de gran flexibilidad . No requieren una especificación previa del modelo	. No estima parámetros ni probabilidades de impago . Dificil comprensión	

Fuente: Lara, R.J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de micro finanzas*. Tesis doctoral. Universidad de Granada

2.8.1. Modelos *credit scoring* que usan técnicas no paramétricas

Las técnicas no paramétricas carecen de una forma funcional determinada, por lo cual también se los identifica como métodos de libre distribución. En los métodos no paramétricos la relación funcional puede resultar desconocida, siendo importante su aplicación en modelos no lineales o en muestras de tamaño reducido.

Las técnicas más habituales de modelos no paramétricos utilizados en aplicaciones de *credit scoring* son:

1. Modelos de programación lineal
2. Redes neuronales
3. De decisión
4. Máquinas de vectores de soporte
5. Programación genética
6. Métodos híbridos
7. Multiclasificadores
8. Algoritmos evolutivos
9. Modelos de lógica borrosa
10. Redes bayesianas

Para Salazar (2013) los principales trabajos basados en redes neuronales y algoritmos evolutivos son: Frydman, Altman, y Kao (1985); matrices de transición Altman y Kao, (1992), máquinas de vectores de soporte Vapnik (1995); Moreno y Melo (2011), el esquema del valor en riesgo o VaR, Romero-Meza (2005); simulación histórica con crecimientos absolutos o logarítmicos Jori3n (2007). En tanto, para Beltr3n (2015) los principales trabajos basados en t3cnicas no param3tricas son: Ram3rez (2008), Lahsana, Aion, y Wah (2010), Abdou, Pointon, y El Masry (2008), Keramati y Yousefi (2011), y Sadatrasoul, Gholamian, Hajimohammadi, y Hosseini (2014).

En el artículo las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito se establece la siguiente definición: “Entre las definiciones más recientes de inteligencia artificial se expresa, en forma general, la inteligencia artificial como la capacidad que tienen las máquinas para realizar tareas que en el momento son realizadas por seres humanos; otros autores, como Nebendah (1988) y Delgado (1998) dan definiciones más completas y las definen como el campo de estudio que se enfoca en la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales basados en la experiencia y el conocimiento continuo del ambiente. Autores como Marr (1977), Mompin (1987), Rolston (1992), en sus definiciones involucran los términos de soluciones a problemas muy complejos” (Pérez Ramírez & Fernández Castaño, 2007).

El nacimiento de la inteligencia artificial se sitúa en los años cincuenta; en esa fecha la informática apenas se había desarrollado, y ya se planteaba la posibilidad de diseñar máquinas inteligentes. Hoy en día se habla de vida artificial, algoritmos genéticos, computación molecular o redes neuronales. En algunas de estas ramas los resultados teóricos van muy por encima de las realizaciones prácticas”.

Adicionalmente, en el artículo “Dos aplicaciones empíricas de las redes neuronales artificiales a la clasificación y la predicción financiera en el mercado español”, indica lo siguiente:

Ha sido ampliamente contrastada la efectividad que proporcionan los instrumentos de la denominada Inteligencia Artificial en diversas áreas del análisis financiero. Una de estas herramientas son las Redes Neuronales Artificiales (RNA's), basadas en la imitación de la estructura y actividades del cerebro humano. Dos de sus características más relevantes son su capacidad para aproximar funciones complejas, tal como muestran Hornick et. al. (1989), y su utilidad para agrupar elementos correctamente a partir de determinadas variables. Por ello, las RNA's pueden considerarse un instrumento alternativo a numerosos métodos multivariantes clásicos, lo que las hace aptas, tal como exponen Hawley et. al. (1990) y Serrano y Gallizo (1997), para ser aplicadas en un amplio espectro de problemas financieros. (Sánchez, 2003)

Por otro parte, tenemos “los árboles de decisión”.

Un árbol de decisión es una forma gráfica y analítica de representar todos los eventos (sucesos) que pueden surgir a partir de una decisión asumida en cierto momento. Nos ayudan a tomar la decisión más “acertada”, desde un punto de vista probabilístico, ante un abanico de posibles decisiones. Estos árboles permiten examinar los resultados y determinar visualmente cómo fluye el modelo. Los resultados visuales ayudan a buscar subgrupos específicos y relaciones que tal vez no encontraríamos con estadísticos más tradicionales. (Berlanga Silvente, Rubio Hurtado, y Vilà Baños, 2013, p. 65)

A su vez, Hillier y Lieberman (2015, p. 634) consideran que un “árbol de decisión proporciona una forma para desplegar visualmente el problema y después organizar el trabajo de cálculos”. En suma, constituye una técnica que permite tener más flexibilidad y rendimiento necesidad de información previa. Sin embargo, uno de sus principales inconvenientes lo constituye que no permite estimar probabilidades de no pago.

Los principales aportes de un” árbol de decisión en trabajos de *credit scoring* para Beltrán (2015) son:

- Friedman (1977) que desarrolló el modelo *Recursive Partitioning Algorithm*.
- Breiman, Friedman, Olshen, y Stone (1984) quienes aportaron mejoras al trabajo de Friedman.
- Primeros trabajos de *credit scoring* basados en árboles de decisión fueron realizados por: Makowski (1985), Coffman (1986), Carter y Carlett (1987) y Boyle, Crook, Hamilton, y Thomas (1992).
- Cardona (2004) realiza un trabajo de *credit scoring* basado en árboles de decisión con información de un banco latinoamericano para analizar probabilidades de incumplimiento. Interesa destacar que este trabajo fue posterior a los Acuerdos de Basilea II.

En cuanto a la técnica conocida como “redes neuronales”, centran su ventaja comparativa en la “capacidad de generalización a partir de observaciones reales. Además, son muy robustas cuando se presentan situaciones de falta de información

en los registros de las variables predictivas” (Beltrán, 2015, p. 36). Los modelos de redes neuronales mejoraron notablemente los modelos de *credit scoring*.

Según West (citado en Beltrán, 2015) las arquitecturas habitualmente usadas son:

- Mezcla de expertos (*Mixture of Expert*, MOE)
- Funciones de base radial (*Radial Basis Function*, RBF)
- Perceptrón Multicapa (*Multi-layer perceptron*, MLP)
- *Learning Vector Quantification* (LVQ)
- *Fuzzy Adaptive Resonance* (FAR)

Por otra parte, para Bonilla, Olmeda y Puertas (2014) las Redes Neuronales Artificiales (RNA):

Tratan de emular el sistema nervioso, de forma que son capaces de reproducir algunas de las principales tareas que desarrolla el cerebro humano, al reflejar las características fundamentales de comportamiento del mismo. Lo que realmente intentan modelizar las redes neuronales es una de las estructuras fisiológicas de soporte del cerebro, la neurona y los grupos estructurados e interconectados de varias de ellas, conocidos como redes de neuronas. De este modo, construyen sistemas que presentan un cierto grado de inteligencia. (Bonilla, Olmeda y Puertas (2014. p. 854)

La principal ventaja de los modelos de RNA es su capacidad de aprender tomando como base datos reales. Su principal desventaja es el sobre-aprendizaje, problema habitual en los modelos no paramétricos.

Importantes aportes de redes neuronales en modelos de *credit scoring* han sido realizados por Davis, Edelman, y Gammerman (1992), Ripley (1994), Rosenberg y Gleit (1994), West (2000), Hsieh (2005), Yu, Wang, y Lai (2009) o Jiang y Lin (2010). A estos hay que añadir la aportación según la cual se compara una red FUZZY ART con la regresión logística y lineal y la red MLP con información de créditos de consumo de un banco en China, realizado por Jian y Lin (2010): *A Study of Personal Credit Scoring Models Based on Fuzzy ART*.

Es necesario igualmente añadir las redes bayesianas, conocidas también como redes de creencia, sistemas probabilísticos, sistemas expertos, redes causales, sistemas expertos bayesianos, según Edwards (citado en Beltrán, Muñoz, y Muñoz, 2013, p. 4). Son “métodos estadísticos que representan la incertidumbre a través de las relaciones de independencia condicional que se establecen entre ellas”. Kadie *et al*, indican que “una red bayesiana es un conjunto de variables, una estructura gráfica conectada a estas variables y un conjunto de distribuciones de probabilidad” (Kadie, Hovel, & Hovitz, 2001).

Aportes de trabajos con redes bayesianas en modelos de *credit scoring* son: Pearl (1988), Henrion (1988), Morgan y Henrion (1990), Neapolitan (1990) y Jensen (1996)

Sarkar y Sriram (2001) crean clasificadores para alerta temprana en caso de quiebras bancarias. Sun y Shenoy (2007) elaboran una guía para el desarrollo de un clasificador Naïve Bayes¹¹ para la predicción de la bancarrota.

Para el uso del Teorema de Bayes en problemas de aprendizaje automático donde se necesitan estimar a posteriori las probabilidades de una hipótesis se suele utilizar el algoritmo de Naïve Bayes el cual se sustenta en su sencillez y rapidez. Este algoritmo está basado en el Teorema conocido como el de la probabilidad condicional.

Las redes neuronales pueden ser entendidas también como modelos que pretenden reproducir la conducta del cerebro humano. Es decir, estos modelos hacen “una simplificación, averiguando cuales son los elementos relevantes del sistema, bien porque la cantidad de información que se dispone es excesiva o bien porque es redundante” (Esteve López, 2005, p. 124).

Para Falangis (2013), las redes neuronales son menos restrictivas que los métodos estadísticos convencionales ya que no necesitan suposiciones sobre los datos usados para la construcción de un modelo. Sin embargo, este método presenta dificultades en el proceso de interpretación de los resultados.

¹¹ El desarrollo de este clasificador que se halla incluido en muchos paquetes informáticos; se lo encuentra en Duda y Hart (1973) así como en Langley *et al.* (1992). Información citada en Beltrán *et al.* (2013).

Actualmente se usan técnicas emergentes como es la “lógica difusa” para analizar la capacidad de pago y solvencia de quienes solicitan créditos. Estas técnicas permiten lograr resultados robustos mediante el uso de variables ambiguas. Para Gómez (2012), la “lógica difusa” nace como una nueva opción frente a la lógica convencional donde todo lo analizado está definido en blancos y negros. En la lógica difusa el análisis está enmarcado en una escala de grises, es decir, existe ambigüedad en los elementos analizados. El análisis se acerca de mejor manera a la forma habitual de pensamiento del ser humano.

A nivel de estudios doctorales es importante destacar el trabajo realizado por Shirzadi (2015) en su tesis *Credit risk modeling for multilateral lenders* de la Universidad de Glasgow en la cual expresa que la lógica difusa constituye una herramienta efectiva para analizar de mejor manera la situaciones de la vida real. En la vida real los procesos mentales de las personas son imprecisos principalmente porque los individuos no poseen toda la información necesaria de forma clara.

La lógica difusa puede utilizarse en combinación con otras técnicas no paramétricas como son las redes neuronales, algoritmos evolutivos, redes bayesianas, entre otros. A continuación, se exponen las principales aplicaciones de lógica difusa en modelos *credit scoring*:

1. Modelo ARTMAP Fuzzy, el cual fue usado en Australia (Sasu, 2010) demostrando su capacidad para calcular probabilidades de pago.
2. Modelo simple de puntuación difusa (FS-Score), el cual obtiene probabilidades muy cercanas a la realidad utilizado en la crisis financiera rusa de 1998.
3. Puntuación Crediticia difusa usado por la Bank Association of Taiwan (1987) para calcular el riesgo crediticio.
4. Lógica difusa y algoritmos evolutivos (Hoffmann, Baesens, Mues, Gestel, & Vanthienen, 2007).

Los modelos de lógica difusa han brindado resultados satisfactorios como instrumentos de evaluación de un *scoring* crediticio. Constituyen una opción válida como instrumentos de *credit scoring* para el sector bancario (Gómez, 2012).

Aportes con sistemas de inferencia difusa, utilizados para el análisis crediticio se los puede hallar en Malhotra y Malhotra (2002), Facchinetti, Bordoni, y Mastroleo (2000), y Bojadziev y Bojadziev (1997).

Un trabajo importante a ser destacado es el realizado por Rashmi Malhotra y D. K. Malhotra en el 2002: *Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems*, donde se evalúa el desempeño de un sistema artificial neuro-fuzzy (ANFIS) frente a un modelo de análisis discriminante múltiple para detectar posibles infractores en préstamos de consumo.

En síntesis, los árboles de decisión, las redes bayesianas y las redes neuronales han sido los métodos más comúnmente utilizados en procesos de aprendizaje automático en las últimas décadas. Son métodos que permiten un análisis cualitativo y cuantitativo de los atributos que forman parte de un problema.

2.8.2. Modelos *credit scoring* que usan técnicas paramétricas

Los modelos *credit scoring* basados en técnicas paramétricas usan modelos de regresión logística, el análisis discriminante y los modelos *probit*.

El análisis discriminante compara las diferencias entre dos o más grupos de personas establecidas previamente con relación a un grupo de variables de manera simultánea. El objetivo del análisis discriminante consiste en analizar la relación entre una variable dependiente categórica y un grupo de variables independientes en base de una serie de funciones discriminantes, las cuales son combinaciones lineales de las variables independientes que discriminan de mejor manera los grupos (Quintana, García y Vallejo, 2005).

Habitualmente los estudios sobre riesgo crediticio suelen utilizar mayoritariamente la regresión discriminante, la cual es estimada a través de modelos *logit* o *probit*. En el uso de estas técnicas podemos observar los trabajos de Lo (1986), Laffarga, Martín, y Vázquez (1987) y Lennox (1999). Es importante destacar que estos modelos fueron popularizados con la aplicación desarrollada por Altman (1968) para créditos comerciales, modelos que son conocidos como Z-score el cual fue utilizado para la medición de riesgo crediticio de personas físicas (Salazar, 2013)-

Según Salazar (2013), entre los principales trabajos desarrollados en base al análisis discriminante se hallan: Myers y Forgy (1963), Smith (1964), Reinsel y Brake (1966), Boggess (1967), Chatterjee y Barcun (1970), Harter (1973), Apilado, Warner y Dauten (1974), Sexton (1977) y Gau (1978).

Para Beltrán (2015) uno de los trabajos más actuales del uso de análisis discriminante y regresión logística constituye el trabajo de Mures, García, y Vallejo (2005). Estos autores utilizando un muestreo por conglomerados de las cooperativas de crédito, cajas de ahorros y bancos de las ciudades españolas de Castilla y León, a partir de una muestra de 70 clientes entre los conglomerados seleccionados, a los cuales les aplica el modelo conjunto de regresión logística y análisis discriminante. Lo interesante de este trabajo constituye el nivel predictivo: usando la regresión logística 98,08 % en pagadores y 94,44 % en fallidos. Usando el análisis discriminante: 100 % en pagadores y 94,44 % en fallidos.

Para Beltrán (2015), el precursor de modelos de probabilidad lineal en modelos *credit scoring* es Orgler (1970), donde las variables explicativas son ratios financieras. Posteriormente Orgler (1971) desarrolla un modelo de créditos para el consumo utilizando como variables la liquidez, la rentabilidad, el apalancamiento y la actividad. Como iniciador del uso de regresiones en modelos de *credit scoring*, Yair E. Orgler, usó esta técnica para desarrollar un modelo para créditos de consumo. En el modelo desarrollado por este investigador se evidencia la gran capacidad predictiva de las variables utilizadas sobre la conducta de los clientes. Las variables consideradas fueron: liquidez, rentabilidad, actividad y apalancamiento. (Orgler & Ami Arbel, , 1990)

Otros estudios que usan esta metodología son: Plotnicki (2005) y Avery, Calem, y Canner (2004). Estos modelos se han ido sustituyendo por otros con mayor capacidad predictiva. Los primeros trabajos, anteriores a los Acuerdos de Basilea, en los cuales ya se utilizaron técnicas estadísticas, son Durand (1941), Myers y Forgy (1963), Bierman y Hausman (1970), y Apilado, Warner, y Dauten (1974).

También se han desarrollado modelos econométricos en base a series temporales, con los cuales se han realizado diagnósticos sobre el riesgo crediticio. Dentro de este grupo existen modelos autoregresivos, modelos con medias móviles, los modelos llamados ARMA¹²; modelos autoregresivos de heteroscedasticidad condicional (ARCH)¹³ y los GARCH¹⁴ en los cuales la varianza de la serie de tiempo es generalizada al ser expresada como un ARMA (Salazar, 2013).

El modelo probit pertenece a los modelos de respuesta binaria. Se basa en el uso de la función de distribución normal acumulada según Gujarati (2003). La variable dependiente está en función de un índice de conveniencia no observable (variable latente) definida por una o varias variables explicativas. (Gujarati y Porter, 2010).

Los principales trabajos con técnicas probit han sido realizados por autores como Green (1992), el cual estableció un modelo para analizar el incumplimiento de préstamos de consumo y gastos de tarjetas de crédito. Falkenstein, Boral, y Carty (2000) en cambio desarrollaron un modelo para predecir el default de firmas privadas. El modelo analiza información de datos de los estados financieros para generar predicciones de probabilidades predeterminadas enfocados en deudores corporativos de mercados intermedios de Estados Unidos y Canadá.

Tsaih, Liu, Liu, y Lien (2004) elaboran un modelo *credit scoring* para préstamos a pequeñas empresas, en el cual se incorpora un análisis de la variable del ambiente de negocios. Jacobson y Rossbach (2003) aplican modelos *probit* para determinar la probabilidad de alcanzar un crédito.

¹² Auto Regressive Moving Average Models, abreviados ARMA

¹³ Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models, abreviados ARCH

¹⁴ Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models, abreviados GARCH

El modelo *logit* calcula la probabilidad de que un individuo forme parte o no de los grupos definidos a priori. Este modelo es de elección binaria donde la variable dependiente toma valores de 0 o 1, por lo que este valor estará en función al comportamiento de la persona con respecto a sus obligaciones de crédito. Para Trejo, Martínez, y Venegas (2017) los modelos probabilísticos lineales generan inconvenientes, situación que ha planteado la necesidad de establecer nuevas herramientas con mayores niveles de confiabilidad sobre todo cuando se trabaja con variables dicotómicas. Ante esa situación, la regresión *logit* es usada cuando se pretende predecir resultados binarios; por lo tanto la regresión *logit* tiene como variable dependiente una variable *dummy* (Fernández & Pérez, 2005).

En Beltrán (2015) se describen los principales trabajos de *credit scoring* utilizando modelos *logit* son:

- Wiginton (1980) que fue uno de los primeros autores en utilizar este tipo de regresiones.
- Posteriormente, Campell y Dietrich (1984) desarrollan un estudio acerca de los determinantes del crédito en préstamos hipotecarios.
- Gardner y Mills (1989) elaboran tres modelos *logit* para analizar el efecto paralelo de las variables utilizadas sobre la probabilidad de caer en morosidad.
- Steenackers y Goovaerts (1989) realizaron una modelización *logit* para préstamos personales.
- Hastie y Tibshirani (1996) desarrollaron modelos logísticos lineales híbridos de expansiones lineales por expansión de base.
- Lawrence y Arshadi (1995) realizan un estudio usando una regresión logística multivariante para analizar opciones de clientes que ya han caído en morosidad.
- Bellotti y Crook, (2007) incorporan variables del ciclo económico (tipo de interés, PIB, tasa de desempleo, inflación) en el modelo de *credit scoring* mediante el uso de la regresión *logit*; la inclusión de dichas variables mejoró la capacidad predictiva del modelo.

En China también se han realizado estudios para créditos comerciales usando el análisis *logit* con Yang, Motohashib, y Chenc (2009). Siddiqi (2006) elaboró una metodología basada en modelos *logit* agrupando atributos de las variables que explican el riesgo, desarrollando un instrumento de decisión denominado tarjeta de puntuación.

Realizando una síntesis sobre lo apuntado hasta ahora se puede señalar que son muchos los trabajos existentes sobre los modelos *credit scoring*; sin embargo, hemos observado que se ha analizado poco sobre la aplicabilidad a la banca de desarrollo, menos aún en lo referente a variables cualitativas.

Los acuerdos de Basilea I, II, III y la normativa ecuatoriana establecen un camino claro para la aplicabilidad de modelos de riesgo, que permitan mitigarlo, tanto para el financista como para las pequeñas y medianas empresas en estudio.

La variedad de modelos, tanto paramétricos como no paramétricos, presentan alternativas que, de acuerdo con los objetivos que se persigan, se pueden implementar, pudiendo establecerse una combinación robusta entre dos o más que permita estructurar un modelo con bajos niveles de error.

Capítulo 3. Análisis de variables en el proceso de concesión de crédito

Capítulo 3. Análisis de variables en el proceso de concesión de crédito

La segmentación de los mercados financieros en América Latina, donde existen diferenciales en las tasas de interés de los créditos dependiendo del tamaño de la empresa, constituye un grave problema para las pymes, así como en mayor o menor medida, una actitud discriminatoria a este tipo de empresas por parte de las instituciones financieras privadas.

El acceso de las empresas pequeñas y medianas al crédito privado es un problema reciente en el caso de América Latina. Entre las principales razones que suelen justificar la situación antes mencionada, según Ferraro (2011), están las siguientes:

[...] la existencia de fallas en el funcionamiento de los mercados de créditos, esencialmente, por la insuficiente información con que cuentan los bancos para realizar las evaluaciones de riesgo. La cantidad de recursos canalizados, también se ve influida por el método de selección de beneficiarios predominante; este depende, por un lado, de la información que se encuentra disponible, y, por el otro, de las características de las entidades que operan en el mercado. La experiencia indica que las empresas pequeñas tienen mayor facilidad para obtener financiamiento cuando: predominan los bancos públicos, la banca privada es de capital nacional, existen instituciones más chicas y con mayor flexibilidad y se dispone de un banco nacional de desarrollo. (p. 11)

Por otra parte, las pymes tienen grandes dificultades para poder cumplir con los requisitos exigidos por las instituciones financieras privadas que van desde la solicitud de préstamo, el diseño y elaboración del plan de negocios, la estrategia comercial o la falta de garantías reales.

Considerando que la presente tesis tiene una parte de sus objetivos centrados en el crédito entregado por la banca de desarrollo estatal hacia las pymes, es importante tener una idea general de cómo han estado funcionando algunas instituciones

financieras de desarrollo en América Latina. Se puede observar en el siguiente gráfico el marco institucional de las políticas de financiamiento a las pymes en los principales países de América Latina:

Gráfico 7. Marco Institucional de las políticas de financiamiento a las pymes en los principales países de América Latina

País	Instituciones involucradas en política de financiamiento	Tipo de Institución	Forma de Intervención	Segmento empresario de atención	Servicios Financieros			Servicios no financieros
					Créditos	Garantías	Otros	
Argentina	SEPYME	Agencia de promoción pyme del Ministerio de Industria	Primer y segundo piso	MIPYME	Sí	Sí	Sí	Sí
	Agencia de Promoción Científica y Tecnológica	Ministerio de Ciencia y Tecnología	Primer y segundo piso	Todas	Sí	No	No	Sí
	BNA	Banco público	Primer piso	Todas	Sí	Sí	Sí	No
	BICE	Banco público	Primer y segundo piso	Todas	Sí	Sí	No	No
Brasil	SEBRAE	Agencia de promoción pyme independiente	Segundo piso	MIPYME	No	Sí	Sí	Sí
	BNDES	Banco de desarrollo	Primer y segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	No
	FINEP	Institución del Ministerio de Ciencia y Tecnología	Primer piso	Todas	Sí	No	Sí	No
	Bancos federales	Bancos públicos	Primer piso	Todas	Sí	Sí	Sí	No
Chile	CORFO	Agencia para promoción del desarrollo productivo	Segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	No
	SERCOTEC	Agencia de servicios técnicos	Primer piso	Micro y pequeñas	No	No	Sí	Sí
	BancoEstado	Banco público	Primer piso	Todas	Sí	Sí	Sí	Sí
México	MexicoEmprende-Fondo PyME	Adscrito a la Spyme	Primer y segundo piso	MIPYME	No	Sí	No	Sí
	NAFINSA	Banco de desarrollo	Primer y segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	Sí
	BANCOMEXT	Banco de desarrollo	Primer y segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	Sí
Colombia	BANCOLDEX	Banco de desarrollo mixto	Segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	Sí
	FNG	Fondo mixto	Segundo piso	MIPYME	No	No	Sí	No
	Banca de las Oportunidades	Ministerio de Hacienda y BANCOLDEX	Segundo piso	MIPYME	Sí	Sí	No	Sí
El Salvador	BMI	Banco público	Segundo piso	Todas	Sí	Sí	Sí	Sí
	Banco Hipotecario	Banco público	Segundo piso	MIPYME	Sí	Sí	Sí	Sí
	Banco Agrícola	Banco público	Primer piso	MIPYME	Sí	Sí	Sí	Sí

FUENTE: Carlo Ferraro, 2011

Como se puede observar en el gráfico anterior, tanto la promoción, como el financiamiento de las pymes se realiza desde entidades estatales y la banca de desarrollo respectivamente. Por otra parte, por lo general los bancos de desarrollo (IFD) han funcionado como instituciones de segundo piso (la banca de segundo piso

es creada por los respectivos gobiernos para el desarrollo de determinados sectores productivos de la economía de un país y que requieren una institución financiera intermediaria para conceder crédito), situación que desde hace unas dos décadas ha cambiado. Actualmente las IFD trabajan fundamentalmente como banca de primer piso (los bancos de primer piso son instituciones que legalmente tienen capacidad para realizar operaciones de ahorro, financieras, hipotecarias y de capitalización), siendo un caso de análisis importante el de Ecuador, donde la Corporación Financiera Nacional (CFN BP) pasó de ser una IFD de segundo piso a una mixta; es decir, en la actualidad trabaja de las dos modalidades (indistintamente, como banca de primer o segundo piso).

Con lo indicado, es importante contextualizar el significado de una institución de primer piso, que son bancos o entidades legalmente establecidas en el Ecuador y autorizadas por la Superintendencia de Bancos para realizar operaciones de crédito directamente con sus clientes. Las instituciones de segundo piso son entidades que forman parte del sistema financiero ecuatoriano pero que necesitan de un intermediario para realizar operaciones de crédito con sus clientes.

En este contexto, podemos concluir que los sistemas de *credit scoring* implementados en América Latina en instituciones de apoyo a las pymes son, por lo general, bancos de desarrollo estatales, los mismos que operan en mercados financieros con distintos niveles dependiendo de la legislación en la cual realizan sus actividades.

El objetivo del presente capítulo es identificar y analizar las variables que influyen en el proceso de concesión de crédito a negocios de inversión, recogidas estadísticamente por la Banca Pública de Desarrollo del Ecuador para el sector de las pymes.

3.1. Aproximación al contexto del sistema financiero de Ecuador

Previo a la contextualización del sistema financiero ecuatoriano es fundamental hacer referencia a la crisis económica vivida por el Ecuador en la década de los 90, una de las consecuencias de esta crisis fue la dolarización del sistema económico ecuatoriano.

Larrea (2004) realiza un análisis integral de la crisis económica en la década indicada, inicia contextualizando a Ecuador en América Latina, lo cual permite señalar que para el período 1980 – 2001, Ecuador es el penúltimo país en relación con ingresos por habitante.

Larrea también apunta algunos de los factores que determinan la situación crítica del país en ese periodo:

1. Los fenómenos naturales (especialmente el Fenómeno del Niño del 1998).
2. La caída drástica en los precios del barril de petróleo para los años 1998 y 1999.
3. La poca competitividad de los productos ecuatorianos.
4. Los efectos internos de la crisis financiera internacional.

Todo ello se va a ver reflejado en una profunda crisis económica, social y política en el Ecuador. **(Larrera Maldonado, 2004)**

En 1999 y 2000 se presentó la peor crisis en el sistema financiero ecuatoriano, que tuvo como consecuencia el cierre y transferencia al Estado de las principales instituciones financieras.

La crisis se manifestó en una vertiginosa expansión del desempleo, el subempleo y la pobreza. El primero ascendió, en las tres principales ciudades del país (Quito, Guayaquil y Cuenca). Subió del 8 % en 1998 al 17 % a mediados de 1999, mientras la pobreza urbana pasó del 36 % al 65 % en el mismo período la crisis produjo también una masiva

migración internacional. Se estima que al menos 700.00 ecuatorianos han dejado el país a partir de 1998.

Ante la amenaza de hiperinflación y otros problemas generados por la inestabilidad y especulación, el Estado adoptó la dolarización oficial de la economía en enero de 2000. Aunque la medida precipitó la caída del régimen de Mahuad, el próximo gobierno la respaldó delineando una estrategia de estabilización y recuperación económica que ha mantenido hasta el presente (*Maldonado, 2004*).

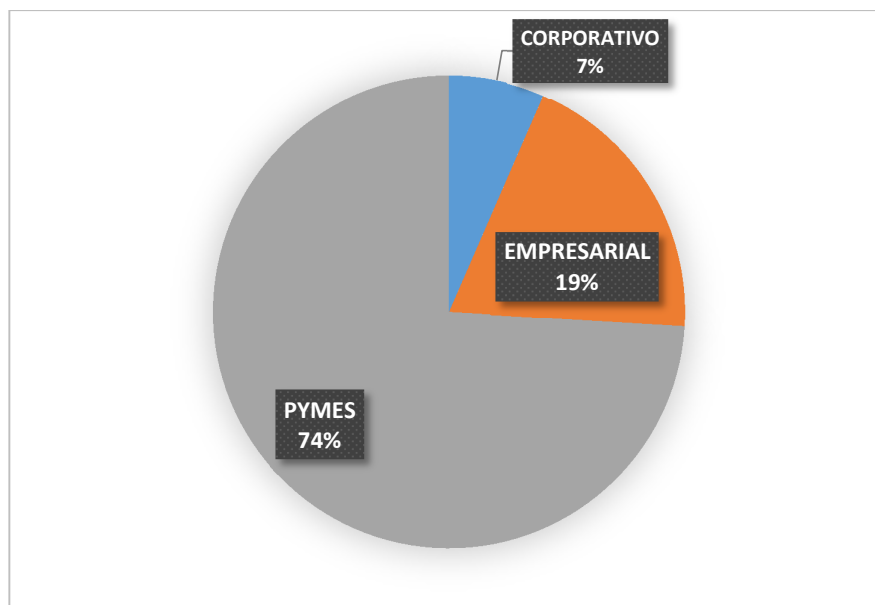
Con este antecedente es importante indicar que el periodo de referencia para el estudio va del 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del 2015. Se otorgaron por parte de la Corporación Financiera Nacional 2 246 operaciones de crédito, de las cuales el 85.53 % corresponde a los años 2005 hasta el año 2013, 11.84 % al 2014 y 2.63 % al año 2015. Es necesario mencionar que desde el año 2013 se inicia un proceso de evaluación cualitativa de riesgo el cual es exigido por los organismos de control del Ecuador (Superintendencia de Bancos), que involucran las operaciones concedidas y vigentes desde el año 2005.

Es importante realizar un análisis de la distribución de crédito por sus características, es decir por la cuantía y el subsegmento al cual fue destinado el recurso, referido a subsegmento a la clasificación de las empresas, en función a su nivel de ventas, que se encuentra descrito en la normativa legal vigente como “créditos comerciales” (resolución No. JB-2011-1897 de 15 de marzo del 2011) y que se analiza en páginas posteriores; es así que durante el período en estudio se otorgó en el Ecuador por parte de la Corporación Financiera Nacional a través de créditos de primer piso¹⁵ 2.246 operaciones de las cuales el 7 % a sector corporativo¹⁶, al 19 % empresarial y 74 % a pymes, como se describe a continuación (gráfico 8):

¹⁵ Las operaciones crediticias de los bancos de primer piso son de ahorro, financieras, de créditos hipotecarios, así como de capitalización.

¹⁶ El crédito corporativo constituye operaciones realizadas por empresas legalmente establecidas donde sus propietarios son los accionistas. Una corporación es una entidad la cual funciona legalmente separada de sus propietarios.

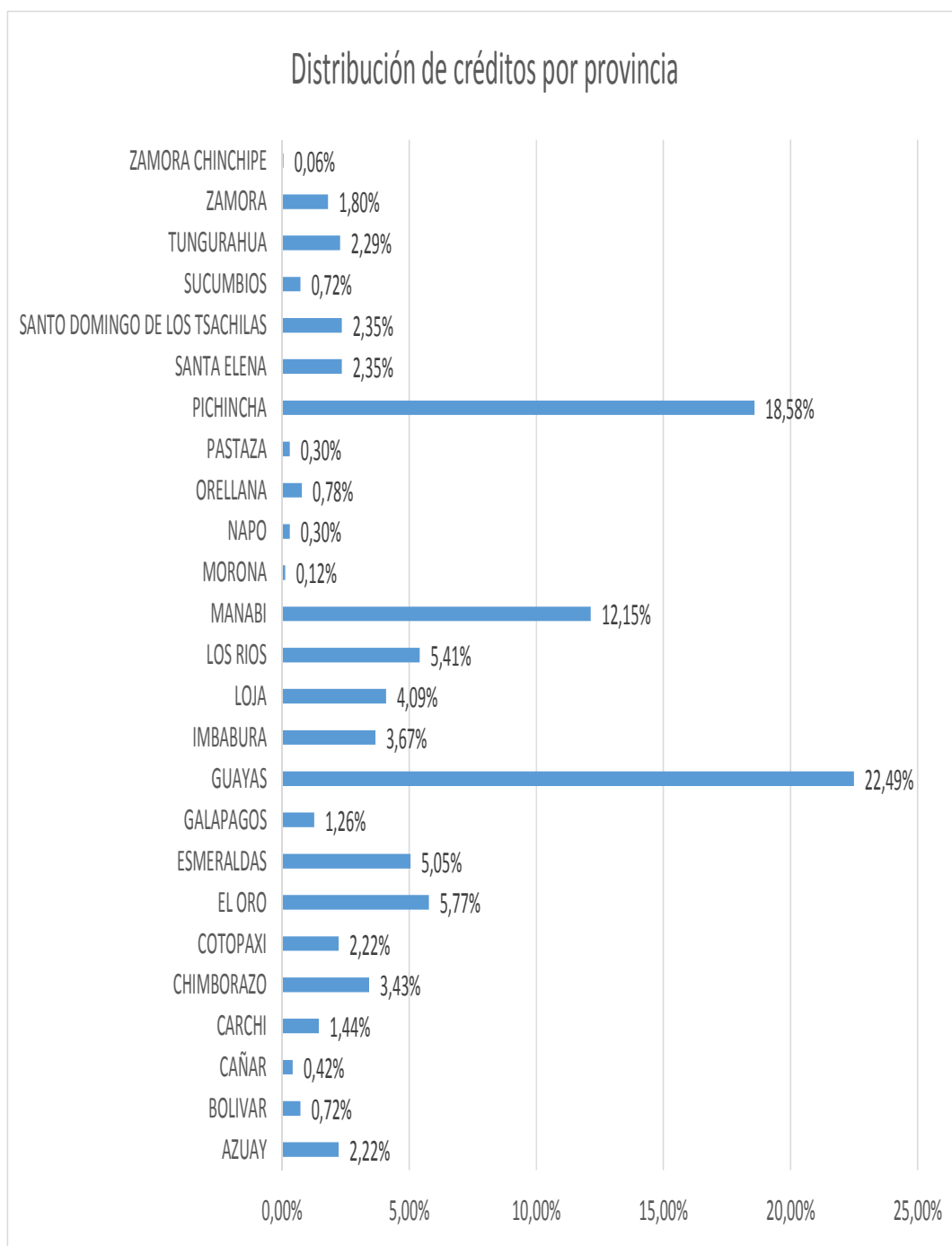
Gráfico 8. Distribución global de las operaciones crediticias en el período 2013-2016



Fuente: elaboración propia a partir de Corporación Financiera Nacional

Adicionalmente, el analizar la distribución de las operaciones de crédito a nivel nacional por la provincia en la cual se desarrollan sus actividades los negocios es fundamental, porque permite identificar la concentración de operaciones por sector geográfico, como se aprecia en el gráfico n.º 9, son las provincias de Guayas y Pichincha las que concentran la mayor parte de los créditos. La razón fundamental de esta distribución se sustenta en que son las zonas geográficas del Ecuador con mayor aporte a la economía del país, mayor número de empresas y con mayor número de habitantes:

Gráfico 9. Créditos entregados por provincia



Fuente: elaboración propia a partir de Corporación Financiera Nacional

El aporte empírico de esta tesis se circunscribe a la provincia de Pichincha, que es la segunda con mayor concentración de operaciones de crédito por parte de la banca de desarrollo, cuya capital es Quito, que a su vez es la capital del país. Adicionalmente, es el territorio que ofrece mayor facilidad para el proceso de recolección de información.

Para realizar un análisis de la distribución de operaciones de crédito es fundamental establecer que, en la normativa vigente contemplada en la resolución de Junta Bancaria N°. JB-2011-1897 de 15 de marzo del 2011, se indica lo siguiente:

CRÉDITOS COMERCIALES (sustituido con resolución No. JB-2011-1897 de 15 de marzo del 2011). Se entiende por créditos comerciales todos aquellos otorgados a personas naturales o jurídicas destinados al financiamiento de actividades de producción y comercialización de bienes y servicios en sus diferentes fases, cuya fuente de pago constituye los ingresos por ventas u otros conceptos redituables, directamente relacionados con la actividad financiada.

Los créditos comerciales se dividen en tres subsegmentos: corporativos, empresariales y a pequeñas y medianas empresas, cuyas características cualitativas y cuantitativas se detallaron en el capítulo anterior y que describen en forma de resumen a continuación:

Comerciales corporativo.- Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a gran escala, con ingresos por ventas que en conjunto sean iguales o superiores a cinco millones de dólares de los Estados Unidos de América (USD 5 000 000.00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad. (Reformada con resolución No. JB-2011-2034 de 25 de octubre del 2011)

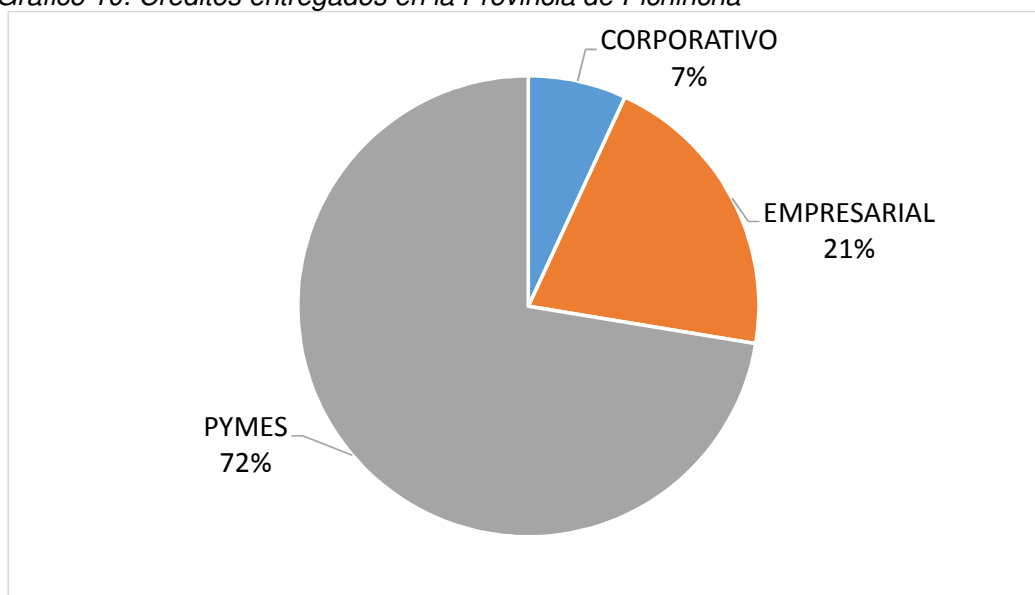
Comerciales empresariales.- Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a una menor escala que las empresas corporativas, con ingresos por ventas que en conjunto sean mayor o igual a un millón de dólares de los Estados Unidos de América (USD 1 000 000.00) y menores a cinco millones de dólares de los Estados

Unidos de América (USD 5 000 000.00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad.

Comerciales pymes - Pequeñas y medianas empresas.- Son créditos directos o contingentes otorgados a personas naturales o jurídicas, destinados a financiar diversas actividades productivas y de comercialización a una menor escala que el segmento empresarial, con ingresos por ventas anuales que en conjunto sean mayor o igual a cien mil dólares de los Estados Unidos de América (USD 1 000 000.00) y menor a un millón de dólares de los Estados Unidos de América (USD 1.000.000,00) y cuya fuente de pago provenga de dicha actividad.

Con la cita anterior podemos identificar los créditos de banca de desarrollo otorgados por segmentos; es así que el 72.41 % (315 operaciones) de las mismas han sido destinadas al sector de las pequeñas y medianas empresas (pymes) el 20,69 % (90 operaciones) al sector empresarial y 6,90 % (30 operaciones) al corporativo, como se demuestra en el siguiente gráfico:

Gráfico 10. Créditos entregados en la Provincia de Pichincha



Fuente: elaboración propia a partir de Corporación Financiera Nacional

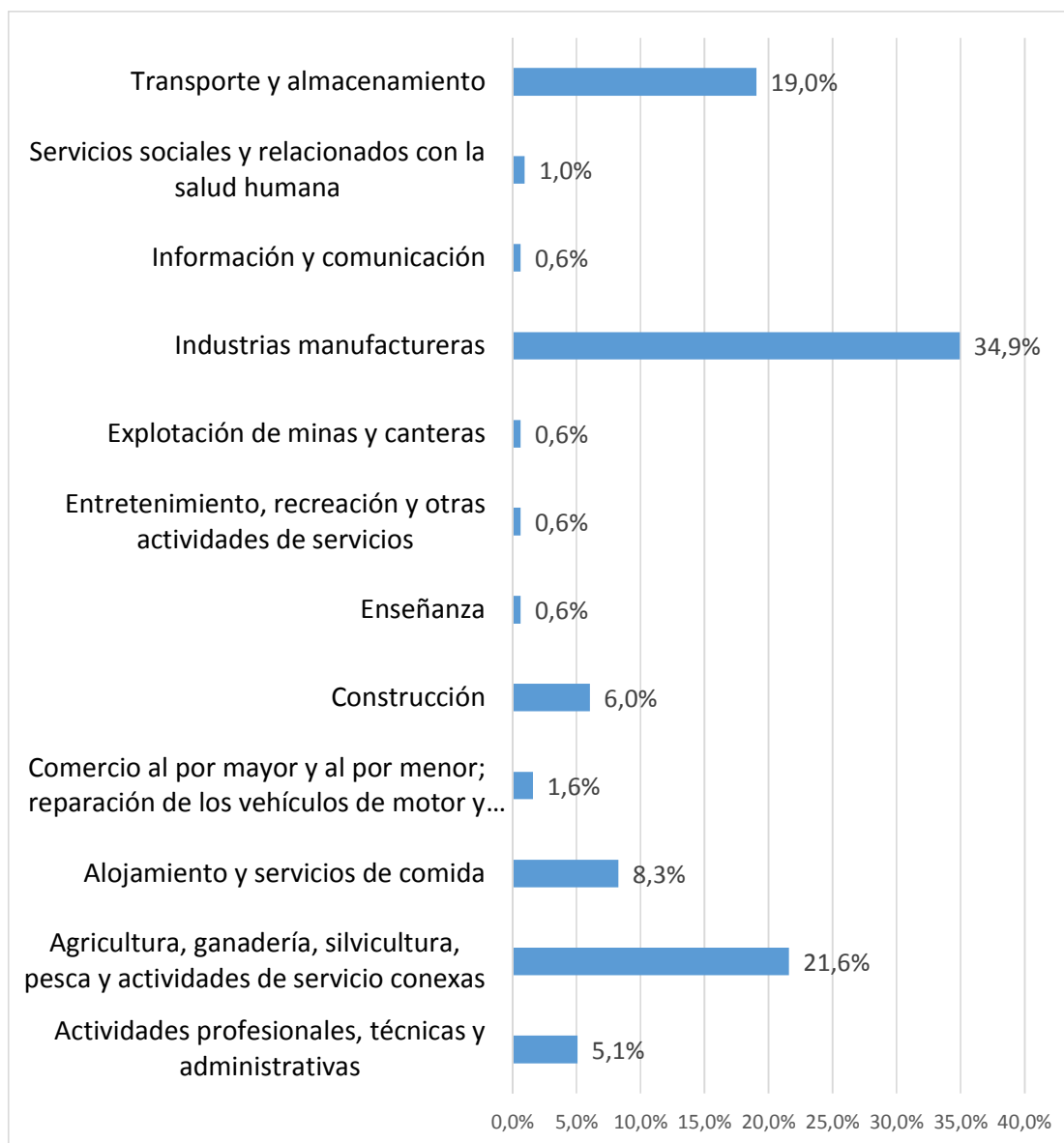
Con la explicación anterior, a continuación se realiza un análisis de la distribución de las operaciones de crédito, de acuerdo con las actividades económicas en función a la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU):

- Actividades profesionales
- Técnicas y administrativas.
- Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas
- Alojamiento y servicios de comida
- Construcción
- Enseñanzas
- Entretenimiento, recreación y otras actividades de servicios
- Explotación de minas y canteras
- Industrias manufactureras
- Información y comunicación
- Servicios sociales y relacionados con la salud humana
- Transporte y almacenamiento

En el siguiente gráfico, se expresa de forma porcentual el número de operaciones crediticias en base a la actividad económica, pudiéndose observar los segmentos económicos que mayoritariamente acceden a este tipo de operaciones:

- a. Las industrias manufactureras (34,9 %)
- b. La agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas (21,6 %)
- c. Transporte y almacenamiento (19 %)

Gráfico 11. Porcentaje de operaciones crediticias por cada segmento económico

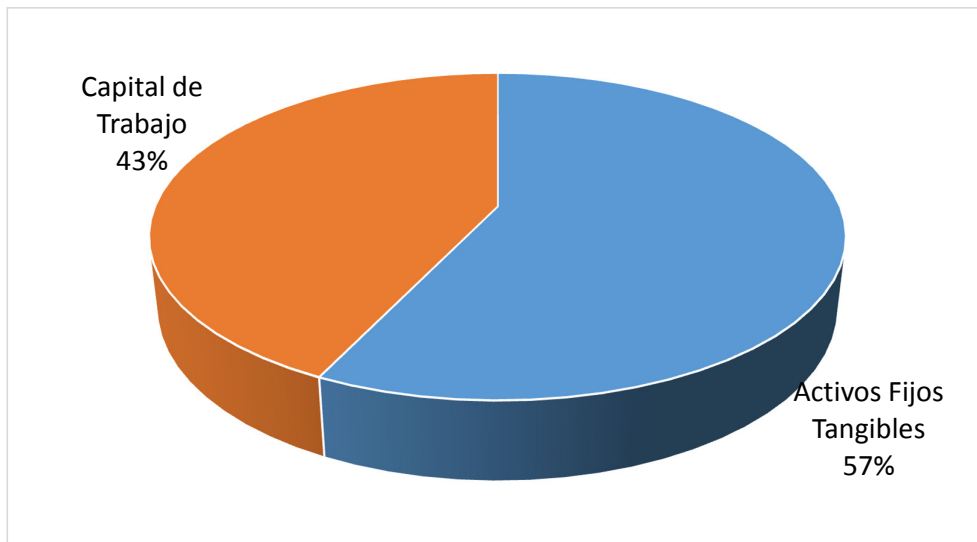


Fuente: elaboración propia

El destino del financiamiento se convierte en un análisis obligatorio; es así que el 57,14 % (180 operaciones de crédito) se han orientado a inversiones tangibles (activos fijos) y el 42,86 % (135 operaciones de crédito) a recursos financieros para cumplir obligaciones de corto plazo (capital de trabajo), denominado como tal a la necesidad de recursos financieros para cumplir obligaciones de corto plazo, hasta

que el negocio lo pueda hacer por sí solo; es decir, con los flujos de ingresos generados con la operación normal del mismo.

Gráfico 12. Destino final del financiamiento

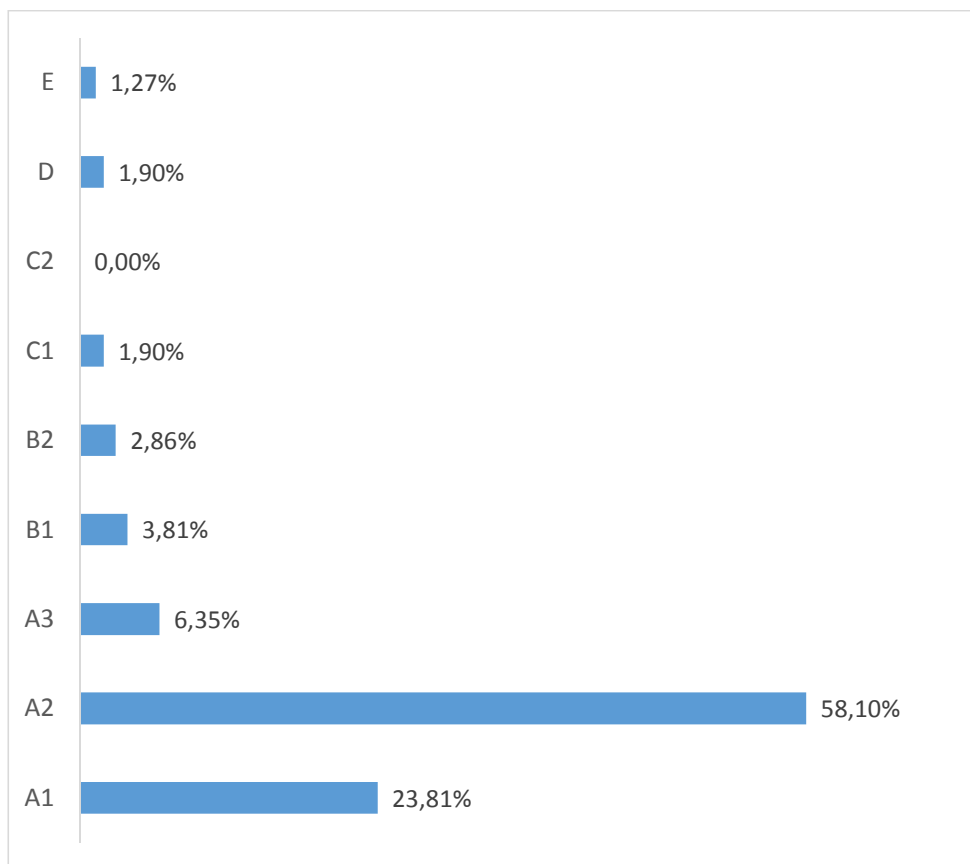


Fuente: elaboración propia a partir de la Corporación Financiera Nacional

Es importante indicar que “el fondo de maniobra” o “capital de trabajo” al que se refiere en el acápite anterior es la determinación de la necesidad de fondos para sostener las operaciones comerciales. En ocasiones, una empresa en su fase inicial de actividad comercial requiere un capital base para asegurar las operaciones en el largo plazo; a este capital circulante se le denomina “el fondo de maniobra” o “capital de trabajo” estructural. El monto total del mismo debe ser contemplado dentro del plan de inversión y financiamiento. Una empresa en marcha, que no altera su nivel de actividad, no requerirá de capital circulante adicional (Porlles Loarte, Quispe Atúncar, y Salas Colottar, 2013).

Una vez concedidos los créditos se debe realizar la respectiva calificación de activos de riesgo, que se elabora trimestralmente como establece la normativa legal vigente, en tal sentido las 315 operaciones de crédito en promedio se han calificado de la siguiente manera con calificación al 31 de marzo del 2016:

Gráfico 13. Distribución de calificaciones en 2016



Fuente: elaboración propia

Como se indicó en el capítulo I, las calificaciones responden al nivel de riesgo de la operación de crédito, es así que en el sector pymes el 58.10 % (183 operaciones) de las mismas se encuentran en un riesgo normal (A2); es decir, tienen debilidades en gestión y planificación financiera y al menos, en el último año, han tenido un retraso en sus obligaciones de 15 días. A su vez, el 23,81 % (75 operaciones) presentan un riesgo normal (A1). Finalmente, es necesario mencionar que el 1,27 % (4 operaciones) son consideradas como pérdidas (E), que significa una cartera que supera 360 días de mora, considerado como incobrables.

3.2. Uso de variables cuantitativas

En la normativa legal ecuatoriana la administración del riesgo crediticio debe considerar variables cualitativas y cuantitativas. Desafortunadamente, en dicha normativa no se incluyen criterios de ponderación. Adicionalmente, para las variables cuantitativas existen instrumentos definidos a nivel estadístico, de ingeniería económica, pero no así para el caso de las variables cualitativas.

Por lo tanto, la administración del riesgo crediticio, en el caso ecuatoriano, tiende a ponderar con los valores más altos de las variables cuantitativas frente a las cualitativas. Sobre todo, en relación de dos de estas: el Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR), los cuales son fácilmente adaptables para la obtención de resultados positivos, de forma que se han constituido en un requisito formal, más que un instrumento técnico frente a la obtención de un crédito.

En ese sentido, es importante la redefinición en la ponderación de las variables consideradas con el objetivo de diseñar modelos de *credit scoring* que se ajusten a la realidad y que sean capaces de obtener mejores indicadores predictivos.

Para realizar esta tesis se han considerado proyectos financiados, a través de créditos comerciales otorgados por la Corporación Financiera Nacional (Banco De Desarrollo) desde el 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del año 2015, orientados al financiamiento de negocios de inversión en la provincia de Pichincha, en el segmento pymes dedicadas a actividades de producción, servicios y comercial, las mismas que son 315 operaciones durante el período indicado; así mismo, se han considerado exclusivamente variables de carácter cualitativo.

Conviene resaltar aquí que la provincia de Pichincha constituye el motor económico del Ecuador. En base a datos del Banco Central del Ecuador (2015), el Valor Añadido Bruto (VAB) es igual 26 059 054.19 a miles de USD, seguida de la provincia del Guayas (Puerto Principal del Ecuador) cuyo VAB es igual a 24 902 461.01 miles de USD. El VAB de la provincia de Pichincha representa en 28.10 % del VAB total Nacional. Las principales actividades económicas de Pichincha en orden de

importancia son: a) administración pública, b) otros servicios, c) actividades financieras, y d) actividades profesionales e inmobiliarias.

Es importante mencionar que, en negocios financiados a través de banca de desarrollo del Ecuador, su análisis se sustenta en datos trimestrales generados en los procesos de calificación de cartera, los mismos que han sido recopilados desde el año 2013 al año 2016.

Las mencionadas variables se han agrupado en:

1. Gestión del negocio.
2. Análisis del mercado en el cual el negocio oferta sus productos o servicios.
3. Análisis de las características de la operación del negocio.
4. Análisis de aspectos financieros y de riesgos económicos.

3.3. Criterios para la selección de variables

Para justificar adecuadamente la elección de las variables es necesario en este apartado remitirse a dos referencias bibliográficas que, a nuestro juicio, aportan consideraciones relevantes respecto de la motivación y la justificación para el uso de las variables que hemos utilizado en la construcción del modelo *credit scoring* destinados a pymes que proponemos en esta tesis. Estas consideraciones de orden argumental son:

1º.- Un trabajo que ha usado técnicas *probit* es el realizado por Bonfim (2009). Este autor desarrolla diez modelos para obtener conclusiones inherentes a las probabilidades de no pago. Es interesante comprobar como las variables independientes son obtenidas de los estados financieros y se complementan con las siguientes variables auxiliares:

- a. Productividad del capital
- b. Años de antigüedad de la empresa
- c. Activos tangibles

- d. Volumen del negocio
- e. Garantías
- f. Sector económico de la empresa
- g. Tamaño de la compañía

La aportación de Bonfim (2009) es sumamente representativo ya que utiliza una muestra de 30 000 observaciones (empresas) lo que permiten inferir que, al tomar en cuenta el ciclo económico los resultados del modelo son más consistentes.

2º. Adicionalmente, es importante referir a Greene (1992). Este autor incorpora variables de información demográfica y socioeconómica de los individuos para su estrategia de evaluación de los riesgos crediticios. También incluye información del prestamista, así como variables macroeconómicas de la zona en donde la institución financiera tiene su mercado principal.

Según la Norma Jurídica de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados de la República del Ecuador¹⁷, que es el Código Orgánico Monetario y Financiero por el que se rige el país el riesgo de crédito es la posibilidad de pérdida producto del incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva al incumplimiento total o parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas. La misma normativa indica que una correcta administración del riesgo crediticio considerando las particularidades de cada caso, debe incorporar al menos los siguientes elementos:

- a) Estrategia del negocio en la cual se incluirán criterios de aceptación en base del mercado objetivo.
- b) Las características del portafolio de productos diseñados.

La selección de variables para ser incorporadas a esta tesis se sustenta, en consecuencia, en los siguientes aspectos:

¹⁷ Superintendencia de Bancos, Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados, (2017)

- a. Son variables que se encuentran detalladas en el marco jurídico ecuatoriano, que regulan el sistema financiero.
- b. Se establecen como variables recomendadas en los acuerdos de Basilea, en relación con el análisis de riesgo de crédito.
- c. Son congruentes a las variables establecidas en estudios académicos realizados, que se detallan en el capítulo correspondiente al “estado de la cuestión”.

Con estos antecedentes, y luego de haber realizado el respectivo análisis, considerando en el mismo los aspectos detallados, así como la particularidad del sector en estudio (pymes), el volumen de créditos otorgado por la banca de desarrollo ecuatoriana a la pequeña y mediana empresa, las variables determinadas para medir el riesgo crediticio en el modelo propuesto en esta tesis son las siguientes:

- a) Tipo de empresa
- b) Administración del negocio
- c) Experiencia en la administración
- d) Formación de la administración
- e) Antigüedad de la administración
- f) Manuales y procedimientos

Todas las variables antes mencionadas son cualitativas¹⁸, en tanto que solo admiten respuesta nominal y dicotómica.

En cuanto al factor “riesgo”, que debe ser medido bajo la Normativa Jurídica de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados de la República del Ecuador, hay que considerar para este caso el llamado “riesgo del mercado”¹⁹. Este tipo de “riesgo” puede ser entendido como las pérdidas que puede sufrir una entidad financiera producto de las variaciones de los precios en el mercado.

¹⁸ En el apartado metodológico se especifican las características que reúnen este tipo de variables.

¹⁹ En definición de Tamames y Gallego (2000:414), este tipo de riesgo también puede considerarse como “Cuando los tipos de interés o cambio se mueven de manera inversa a la prevista en el momento del contrato de swap (Operación financiera por la cual dos partes convienen en intercambiarse los flujos de intereses y/o principal de una financiación real o ficticia)”.

La medición de este tipo de riesgo según la mencionada normativa tiene una posición discrecional, dejando a la institución determinar su propia metodología de medición.

Las variables consideradas para medir el “riesgo de mercado” en esta tesis son:

- a. Clasificación del producto o servicio
- b. Ciclo de vida del producto
- c. Diferenciación del producto
- d. Usos del producto
- e. Tipo de producto
- f. Estacionalidad de las ventas
- g. Tendencia de la demanda
- h. Canales de distribución
- i. Competencia
- j. Diversificación de ingresos
- k. Promoción

Un tercer elemento a ser medido es el “riesgo operativo”, que según la normativa aplicada constituye una situación determinada que podría derivar en una pérdida financiera para una determinada institución, y cuyas causas pueden atribuirse a las personas, procesos, tecnología de la información y eventos exógenos.

En consecuencia, a la luz de los trabajos explicados con anterioridad, las variables que hemos considerado para medir el riesgo operativo en esta tesis son:

- a. Ubicación del negocio
- b. Servicios básicos
- c. Proveedores
- d. Disponibilidad de materias primas
- e. Capacidad utilizada
- f. Infraestructura
- g. Maquinaria y equipos
- h. Antigüedad de la maquinaria o equipos
- i. Certificaciones de calidad

- j. Mano de obra
- k. Sistemas informáticos

El “riesgo de liquidez” definido por la legislación para el sector financiero ecuatoriano es entendido como la escasez de recursos económicos para poder cumplir adecuadamente sus obligaciones, y tal situación obliga a conseguir recursos económicos con altos costos financieros.

En tal sentido las variables consideradas para valorar el riesgo por liquidez son las siguientes:

- a. Calificación del negocio en base a su nivel de cumplimiento crediticio
- b. Destino del financiamiento recibido
- c. Sector económico
- d. Riesgo macroeconómico del sector

Finalmente, el presente trabajo incorpora en su análisis un riesgo de importancia no considerado en la Normativa financiera ecuatoriana, que es el riesgo ambiental, el cual es la posibilidad que, a causa de un fenómeno natural o antrópico, una empresa tenga problemas de cumplir sus obligaciones.

Las variables consideradas como parte del análisis del riesgo ambiental son las categorías ambientales definidas por la autoridad ambiental de la República del Ecuador.

A continuación, se describen las variables con su detalle y que sustentan la parte empírica de esta tesis.

3.4. Descripción de las variables que forman parte del modelo

La base empírica de esta tesis la constituyen las operaciones de crédito otorgadas desde el 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del 2015, y calificadas con niveles de riesgo en el período del 1 de enero del 2013 hasta el 31 de diciembre del 2017.

En el mencionado período se realizó el respectivo seguimiento y como resultado del mismo se analizan 33 variables, agrupadas en 5 dimensiones y se obtienen 3 704 registros como resultado.

La tabla siguiente ofrece una visión de conjunto del modelo que se defiende en la presente tesis. Lo constituyen 33 variables que se encuentran agrupadas en 5 dimensiones. Las mencionadas variables están recogidas en la normativa legal vigente de Ecuador y son variables con las cuales el sistema financiero ecuatoriano califica sus operaciones de crédito trimestralmente para reportar a los organismos de control.

El modelo estructurado en la presente tesis se sustenta en el diseño de árboles de decisión y una función logística que son las técnicas que responden a la información disponible, como se explica en el capítulo posterior.

Tabla 1. Descripción de variables utilizadas para la creación de un modelo credit scoring destinados a pymes

Dimensión 1: relacionadas con el análisis de gestión del negocio

Dimensiones y variables	Descripción
VD1.1. Tipo de empresa	Conformación del patrimonio
	1. Abierta
	2. Familiar
VD1.2. Administración del negocio	3. Unipersonal
	Se describe el tipo de administración del negocio considerando la estructura de capital es decir si es externa o familiar.
	VD1.3. Experiencia de la administración
VD1.3. Experiencia de la administración	Se define la experiencia de la administración en la actividad del negocio en años:
	1. Ninguna
	2. Menos de 5 años
	3. Entre 5 – 10 años
VD1.4. Formación de la administración	4. Más de 10 años
	Se establece el nivel de formación de los responsables de la administración:
	1. Ninguna
	2. Primaria
V.D1.5. Antigüedad de la administración	3. Secundaria
	4. Superior
	Se establece en rangos hasta cinco años la antigüedad de la administración del negocio, los rangos son los siguientes:
	1. Menos de 2 años
VD1.6. Manuales y procedimientos	2. Entre 2 y 5 años
	3. Mayores a 5 años
	Se establece si el negocio cuenta con manuales y procedimientos:
VD1.6. Manuales y procedimientos	1. Posee
	2. No posee

Fuente: elaboración propia a partir de la regulación jurídica vigente en Ecuador.

Dimensión 2: relacionadas con el análisis de mercado

Dimensiones y variables	Descripción
VD2.1. Clasificación del producto o servicio	Se establece si el producto o servicio es: <ol style="list-style-type: none"> 1. Bien de capital 2. Consumo masivo 3. Intermedio 4. Suntuario
VD2.2. Ciclo de vida del producto	Se establece en qué etapa del ciclo de vida se encuentra el producto o servicio que brinda el negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Introducción 2. Crecimiento 3. Madurez 4. Declive
VD2.3. Diferenciación del producto	Identificación si el producto o servicio se encuentra posicionado en el mercado: <ol style="list-style-type: none"> 1. Marca conocida 2. Venta a granel
VD2.4. Usos del producto	Se determina los usos del producto o servicios en: <ol style="list-style-type: none"> 1. Alternativo 2. Único
VD2.5. Tipo de producto	Características del producto clasificado en: <ol style="list-style-type: none"> 1. Almacenable 2. Perecedero
VD2.6. Estacionalidad de las ventas	Se identifica si las ventas de productos o servicios son: <ol style="list-style-type: none"> 1. Permanentes 2. Cíclicas 3. Permanentes 4. Creciente 5. Decreciente 6. Estable
VD2.7. Tendencia de la demanda	<ol style="list-style-type: none"> 1. Creciente 2. Decreciente 3. Estable

Dimensiones y variables	Descripción
VD2.8. Canales de distribución	Se analiza el control del negocio en sus canales de distribución para los procesos comerciales considerando: <ol style="list-style-type: none"> 1. Intermediarios (externos) 2. Propios (internos del negocio)
VD2.9. Competencia	Se describe el tipo de competencia que tiene el producto o servicio del negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Agresiva 2. En crecimiento 3. Pasiva
VD2.10. Diversificación de ingresos	Se define si los ingresos del negocio son por un único o varios productos o servicios: <ol style="list-style-type: none"> 1. Un producto o servicio 2. De 2 – 3 productos o servicios 3. Más de tres productos o servicios (varios)
VD2.11. Promoción	Se define si el negocio realiza actividades de publicidad y promoción. <ol style="list-style-type: none"> 1. No realizará 2. Va a realizar

Fuente: elaboración propia a partir de la regulación jurídica vigente en Ecuador

Dimensión 3: Variables relacionadas con los aspectos operacionales del negocio (estudio técnico)

Dimensiones y variables	Descripción
VD3.1. Ubicación del negocio	Identificación de las características donde se desarrolla las operaciones del negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Adecuada 2. Deficiente 3. Estratégica
VD3.2. Servicios básicos	Se determina la provisión de servicios básico en el lugar donde se desarrolla el negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Adecuado 2. Deficiente 3. Esporádico
VD3.3. Proveedores	Se establece si los proveedores del negocio relacionado a suministros o materias primas son: <ol style="list-style-type: none"> 1. Concentrados en pocos proveedores (de do a tres) 2. Es único 3. Diversificado
VD3.4. Disponibilidad de materias primas	Se establece el grado de disponibilidad de materias primas o insumos para la operación normal del negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Alta 2. Baja
VD3.5. Capacidad utilizada	Se establece la capacidad utilizada versus la capacidad instalada con los siguientes rangos: <ol style="list-style-type: none"> 1. Menos del 40 % 2. Entre 40 % - 60 % 3. Más del 60 %
VD3.6. Infraestructura	Se establece las características de la infraestructura disponible para las operaciones normales del negocio: <ol style="list-style-type: none"> 1. Adecuada 2. No adecuada 3. Posibilidades de ampliación
VD3.7. Maquinaria y equipos	Se determina si los equipos y maquinaria son: <ol style="list-style-type: none"> 1. Especializada (solo se puede utilizar en una actividad)

Dimensiones y variables	Descripción
VD3.8. Antigüedad de la maquinaria o equipos	2. Flexible (se puede utilizar en varias actividades en forma total o parcial)
	Se identifica los años de uso de la maquinaria existente o por adquirir considerado los siguientes rangos:
	1. Menos de 5 años
	2. Entre 5 y 10 años
VD3.9. Certificaciones de calidad	Identificación de poseer certificaciones de calidad de sus procesos y por ende de sus productos, de la siguiente manera:
	1. Certificaciones internacionales.
	2. Certificaciones nacionales
	3. Certificaciones nacionales e internacionales
	4. No posee certificaciones
VD3.10. Mano de obra	Se identifica los requerimientos de mano de obra o talento humano para el desarrollo de las operaciones del negocio:
	1. Mano de obra cualificada
	2. Mano de obra semicualificada
	3. Mano de obra no cualificada
VD3.11. Sistemas informáticos	Se establece si el negocio utiliza sistemas informáticos:
	1. No posee
	2. Posee

Fuente: elaboración propia a partir de la regulación jurídica vigente en Ecuador.

Dimensión 4: Variables relacionadas con el impacto ambiental generado por el negocio

Dimensiones y variables	Descripción
VD4.1. Categoría ambiental	Se identifica la categoría ambiental según la normativa vigente ecuatoriana de la siguiente manera: <ol style="list-style-type: none"> 1. Categoría I 2. Categoría II 3. Categoría III 4. Categoría IV Siendo el impacto ambiental menor la categoría I

Fuente: elaboración propia a partir de la regulación jurídica vigente en Ecuador.

Dimensión 5: Variables relacionadas con el aspecto financiero y económico del negocio

Dimensiones y variables	Descripción
VD5.1. Calificación del negocio	Los negocios son calificados en función a sus cumplimientos crediticios o con sus acreedores en las siguientes categorías: <ol style="list-style-type: none"> 1. Riesgo normal: A1, A2, A3 2. Riesgo potencia: B1, B2 3. Créditos deficientes: C1, C2 4. Dudoso recaudo: D 5. Pérdidas: E
VD5.2. Destino del financiamiento recibido	Se establece el destino de los recursos obtenidos a través de financiamiento externo vía crédito en activos fijos o capital para operaciones (capital de trabajo)
VD5.3. Sector económico	Se determina el sector al que corresponde la actividad del negocio sustentado en la codificación internacional industrial uniformada (CIIU)
VD5.4. Riesgo macroeconómico del sector	Se identifica el riesgo existente en el sector económico en el cual se desarrolla el negocio en: <ol style="list-style-type: none"> 1. Tendencia creciente 2. Tendencia decreciente 3. Estable

Fuente: elaboración propia a partir de la regulación jurídica vigente en Ecuador.

3.5. Descripción de las dimensiones del modelo en el caso de las pymes de la provincia de Pichincha

Pichincha forma parte de las 24 provincias del Ecuador, se encuentra ubicada al norte del país, en el área conocida como “la mitad del mundo”: latitud 0 y longitud 0. La región geográfica de la Sierra cuenta con ocho cantones: Quito (capital provincial), Cayambe, Mejía, Pedro Moncayo, Pedro Vicente Maldonado, Puerto Quito, Rumiñahui y San Miguel de los Bancos.

Su extensión territorial es 9 612 km², y limita con las siguientes provincias: al norte Imbabura, al sur Cotopaxi, al este Sucumbíos y Napo; y al oeste Santo Domingo de los Tsáchilas.

Su población, según el censo nacional de población y vivienda año 2010, es de 2 576 287 habitantes, de los cuales su distribución por sexo es de 1 320 576 (51.25 %) hombre y 1.255.711 (48.75 %) mujeres, la proyección de habitantes para el año 2018 es de 3 116 111 establecida por el Instituto Nacional de Censos (INEC).

En relación con el clima, el Gobierno Descentralizado de la Provincia indica que Es variable de acuerdo a la altura. Existen zonas con clima tropical húmedo y monzón al occidente de la provincia. Los climas mesotérmicos húmedo y seco, semihúmedo, de páramo y gélido se encuentran en el centro y en el sector oriental, con una temperatura que oscila entre 8°C y 24°C”. (Prefectura de Pichincha, 2019)

A continuación, se presenta una tabla resumen de datos generales de la provincia de Pichincha:

Tabla 2. Información general – Provincia de Pichincha. 2018

Detalle	Valor
Número aproximado de empresas	200 695
Tasa de alfabetización	96.45 %
Tasa de analfabetismo	3.55 %
Población Económicamente Activa	1 309 182
Empleo Adecuado ²⁰	37.90 %
Desempleo	4.60 %
Pobreza por ingreso	23.20 %
Tasa de Pobreza Multidimensional	36.60 %
Índice General de la Construcción	0.27 %
Canasta Familiar en dólares	713.05
Inflación mensual a marzo de 2019	-0.21 %

Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC)

Adicionalmente, Zabala (2019) hace referencia a información proporcionada por el Banco Central del Ecuador e indica que para el año 2017, Pichincha es la segunda provincia con mayor PIB per cápita y la primera con mayor PIB a nivel del Ecuador. Es importante indicar que la provincia de Orellana que se encuentra localizada en el nororiente del país, es el centro de la producción petrolera ecuatoriana, con una densidad poblacional por kilómetro cuadrado pequeña, lo cual la posiciona en el primer lugar en PIB per cápita ecuatoriano, como se presenta en la siguiente tabla:

²⁰ De acuerdo con el Ministerio Coordinador de Desarrollo Social. Sistema Integrado de Conocimiento y Estadística Social del Ecuador (SICES)<http://www.conocimientosocial.gob.ec/pages/EstadisticaSocial/herramientas.jsf>, se puede decir que, en Ecuador la “Población con empleo adecuado”, es la condición en la cual las personas satisfacen condiciones laborales mínimas, desde un punto de vista normativo, y lo conforman aquellas personas con empleo que, durante la semana de referencia trabajan igual o más de 40 horas y que, en el mes anterior al levantamiento de la encuesta percibieron ingresos laborales iguales o superiores al salario mínimo, independiente del deseo y la disponibilidad de trabajar horas adicionales. También forman parte de esta categoría, las personas con empleo que, durante la semana de referencia, trabajan menos de 40 horas a la semana; que en el mes anterior al levantamiento de la encuesta percibieron ingresos laborales mensuales iguales o superiores al salario mínimo, pero no desean trabajar horas adicionales. (Sánchez-Oro Sánchez, 2017).

Tabla 3. Provincias con mayor PIB per cápita en año 2017

Ranking	Provincia	Población (miles de habitantes)	PIB dólares corrientes (miles de dólares)	PIB per cápita (dólares)
1	Orellana	155,45	3.935.351,28	25.315,38
2	Pichincha	3059,97	26.406.871,29	8.629,78
3	Galápagos	30,89	242.690,83	7.856,61
4	Sucumbios	215,5	1.508.820,53	7.001,52
5	Guayas	4207,61	25.815.766,35	6.135,49
6	Pastaza	105,49	634.613,71	6.015,64
7	Azuay	838,86	5.013.919,98	5.977,07
8	El Oro	689,76	3.467.436,23	5.027,02
9	Tungurahua	570,93	2.857.482,60	5.004,94
10	Esmeraldas	617,85	3.047.274,79	4.932,05
Total Ecuador		16.737,55	104.295.862,00	6.231,25

*Nota: cifras de población y PIB expresadas en miles, datos de PIB per cápita expresados el dólares

Fuente: Banco Central del Ecuador datos del PIB

Instituto de Estadísticas y Censos datos de la población por provincia

Elaboración: Victor Zabala - Revista EKOS

Una vez visto, en términos general, cuáles son las características económicas del territorio a que se pretende aplicar este modelo, es importante indicar que el análisis que se presenta a continuación es exclusivamente de las operaciones de crédito al sector pymes en la provincia de Pichincha con datos de la última calificación de cartera y no un análisis integral en el cual se utilizan todas la variables y la evolución de la cartera en el tiempo, datos fundamentales que son considerados en la construcción del modelo establecido en el capítulo siguiente.

El punto de partida para el diseño y elaboración del modelo es el análisis de las características generales de las pymes considerando las cinco dimensiones establecidas y sus respectivas variables, análisis que se presenta a continuación.

3.5.1. Dimensión 1: análisis de gestión del negocio

En relación con las variables que conforman esta dimensión se puede determinar en la tabla n.º 4 que el capital familiar representa el 66,03 %, la estructura de capital abierto (18,41 %) y de la estructura unipersonal (15,56 %). Lo cual permite inferir que la estructura de capital mayoritariamente utilizada en la provincia de Pichincha es la familiar.

Tabla 4. Estructura del capital del negocio

Tipo	N. Operaciones	Porcentaje
Abierta	58	18,41 %
Familiar	208	66,03 %
Unipersonal	49	15,56 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En relación con la administración del negocio, y en base a los datos analizados, se observa en la tabla n.º 5 que las pymes de la provincia de Pichincha que han obtenido crédito, su administración es de carácter interna (81,27 %) frente a la administración externa (18,73 %).

Es importante tomar en consideración que si la principal estructura de capital utilizada en las empresas es la familiar, esta se correlaciona con una administración de tipo interno.

Tabla 5. Tipo de administración del negocio

Tipo	N. Operaciones	Porcentaje
Externa	59	18,73 %
Familiar	256	81,27 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La experiencia de los responsables de la administración del negocio en actividades similares como se establece en la tabla n.º 6 mayor presencia tiene es aquella que supera los 10 años de experiencia

Tabla 6. Experiencia en la administración del negocio

Experiencia	N. Operaciones	Porcentaje
Entre 5 y 10 años	60	19,05 %
Más de 10 años	224	71,11 %
Menos de 5 años	31	9,84 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Formación académica del administrador del negocio en la tabla n.º 7 evidencia que la educación superior es la categoría mayoritaria (70,79 %) seguida de la formación de nivel secundario (27,62 %) y de la formación de nivel primario (1,59 %).

Es indispensable realizar un análisis de la formación académica del administrador del negocio en relación con la última calificación de riesgo de las operaciones de crédito; es así que los niveles de riesgo A1, A2 y A3 se concentra el 62,22 % de la formación académica superior, se trata de una variable potencialmente discriminante, lo cual será confirmado estadísticamente en la aplicación del modelo a través de árboles de decisión.

La formación académica constituye una variable que no necesariamente permite definir una calificación de riesgo.

Tabla 7. Formación académica de la administración del negocio

Experiencia	N. Operaciones	Porcentaje
Primaria	5	1,59 %
Secundaria	87	27,62 %
Superior	223	70,79 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En la tabla n.º 8, se observa que el 72,1 % de las pymes que han sido financiadas por crédito, la administración del negocio tiene una antigüedad superior a 5 años, el 20,6 % entre 2 y 5 años y finalmente del que tiene menos de 2 años de antigüedad (7,3 %).

Los niveles de riesgo A1, A2 y A3 corresponden a negocios con administración con más de 5 años y representa el 64,44 % en tanto que esta misma categoría en las calificaciones D y E representa apenas el 1,26 %.

Tabla 8. Antigüedad en la administración del negocio

Antigüedad	Porcentaje	N. Operaciones
Entre 2 y 5 años	20,6 %	65
Más de 5 años	72,1 %	227
Menos de 2 años	7,3 %	23
TOTAL	100,0 %	315

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La existencia de manuales y procedimientos permite que una organización racionalice en términos operativos sus objetivos, lo cual sintetiza la formación académica de sus administradores, su experiencia en calidad de administradores, el tipo de organización, así como su modelo de gestión empresarial. En la tabla n.º 9 se observa que el 75,2 % de las pymes tienen manuales y procedimientos, en tanto que el 24,8 % no los tienen.

Tabla 9. Existencia de manuales y procedimientos en el negocio

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Existe	237	75,2 %
No existe	78	24,8 %
Total	315	100,0 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

3.5.2. Dimensión 2: análisis de mercado

Esta variable está definida por cuatro posibles respuestas: a) bienes de capital, b) consumo masivo²¹, c) bienes intermedios y d) bienes suntuarios²². En la tabla n.º 10 se observa que las pymes que solicitan crédito principalmente se dedican a producir, comercializar, importar o exportar bienes de consumo masivo (60 %) la producción de bienes intermedios o insumos (26,03 %), bienes de capital (8,25 %) y finalmente bienes suntuarios (5,71 %).

Es importante destacar que en todas las calificaciones (A1...E) las empresas dedicadas a la producción, comercialización, importación o exportación de bienes de consumo masivo se hallan presentes, excepto en la calificación C1. Por otra parte, de la calificación B2 hasta la E no existen empresas dedicadas a la producción, comercialización, exportación o importación de bienes suntuarios. En la calificación C1 existen operaciones crediticias relacionadas con bienes de capital y bienes intermedios.

Tabla 10. Clasificación del producto o servicio

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Bien de Capital	26	8,25 %
Consumo Masivo	189	60,00 %
Intermedio	82	26,03 %
Suntuario	18	5,71 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

²¹ Los productos de consumo masivo son definidos como productos de alta demanda. Son productos requeridos por todos los estratos de la sociedad.

²² Bienes suntuarios, bienes de lujo o productos de lujo

El ciclo de vida del producto se relaciona con la demanda del mismo, así: a) en crecimiento, b) se mantiene estable, y c) se halla en una fase introductoria. En la tabla n.º 11 se observa que a criterio de las pymes el 53,97 % de sus productos o servicios afirma estar en una fase expansiva, el 43,81 % afirma estar en una etapa estable y el 2,22 % en una fase inicial o introducción en el mercado.

Tabla 11. Ciclo de vida del producto

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Crecimiento	170	53,97 %
Estable	138	43,81 %
Introducción	7	2,22 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En el análisis de la variable diferenciación del producto o servicios en el mercado se establece que las empresas que trabajan como marcas posicionadas representan el 48,89 % en tanto que las que operan con la modalidad de venta a granel representan el 51,11 %.

Tabla 12. Diferenciación del producto o servicio

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Marca Conocida	154	48,89 %
Venta a Granel	161	51,11 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Los productos o servicios de la mayoría de las pymes que han obtenido crédito son clasificados como de usos alternativos (61,5 %) frente a al 38,5 % clasificados como uso único.

Tabla 13. Usos del producto

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Alternativos	194	61,6 %
Único	121	38,4 %
TOTAL	315	100,0 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

El tipo de producto se relaciona con la durabilidad del mismo; la tabla n.º 14 indica que el 72,38 % de las operaciones crediticias provienen de empresas cuya producción es almacenable, en tanto que el 27,62 % provienen de empresas cuya producción es perecedera.

Tabla 14. Tipo del producto

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Almacenable	228	72,38 %
Perecedero	87	27,62 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

El conocer el tipo de competencia a la cual se enfrenta el negocio es fundamental para su desarrollo y orienta de manera clara el riesgo al cual se enfrenta el mismo. Por ello en la tabla n.º 15 se identifica que la mayoría de las operaciones crediticias son realizadas por pymes con una competencia en crecimiento (61,59 %), seguidas por empresas con una competencia pasiva (31,43 %) y finalmente se hallan las empresas que tienen una competencia agresiva en el mercado (6,98 %).

Tabla 15. Competencia

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Agresiva	22	6,98 %
En crecimiento	194	61,59 %
Pasiva	99	31,43 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La estacionalidad de las ventas se analiza en la tabla n.º 16 se identifica que el 91,11 % de las pymes sus ventas son permanentes o no estacionales, el 8,89 % tienen ventas estacionales o cíclicas.

Tabla 16. Estacionalidad de las ventas

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Cíclica	28	8,89 %
Permanente	287	91,11 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La tendencia de la demanda permite proyectar el potencial comportamiento del mercado en la tabla n.º 17 se observa que la mayoría de las pymes consideran que la demanda de su producto o servicio es creciente (57,78 %), seguida de una demanda estable (38,73 %) y una demanda decreciente (3,49 %).

Tabla 17. Tendencia de la demanda

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Creciente	182	57,78 %
Decreciente	11	3,49 %
Estable	122	38,73 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

El control de los canales de distribución o el conocimiento de ellos es fundamental en los negocios. En la tabla n.º 18 se establece que las pymes usan en el 81,90 % canales de distribución propio.

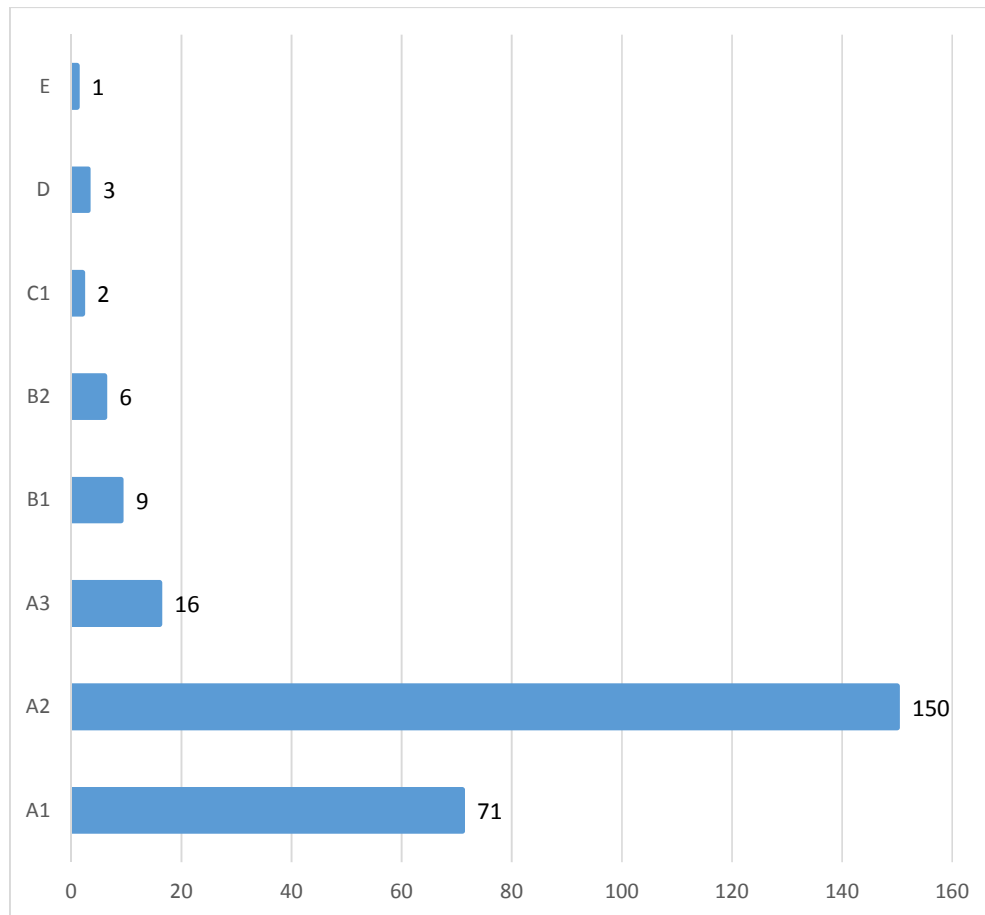
Tabla 18. Canales de distribución

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Intermediarios	57	18,10 %
Propios	258	81,90 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Al realizar un análisis de los canales de comercialización y los niveles de riesgo se identifica que, en las pymes que tienen un canal propio, su calificación de riesgo asociada es de A1 y A2, como se puede identificar en el siguiente gráfico:

Gráfico 14. Tendencia del canal de distribución propio



Fuente: elaboración propia

La diversificación de ingresos por concepto de ventas, las pymes en el 54.92 % comercializan varios productos o servicios, en tanto que el 24.13 % comercializan un solo producto o servicio y el 20.95 % ofertan entre dos y tres productos o servicios.

Tabla 19. Diversificación de ingresos por producto

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Dos - tres productos / servicio	66	20,95 %
Un producto / servicios	76	24,13 %
Varios productos / servicios	173	54,92 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Las pymes que no realizan actividades de publicidad y promoción son el 60.32 % y el 39.68 % tienen como objetivo la ejecución de planes de promoción y publicidad como se refleja en la tabla n.º 20.

Tabla 20. Publicidad y promoción

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
No realizará	190	60,32 %
Va a realizar	125	39,68 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

3.5.3. Dimensión 3: operacionales del negocio (estudio técnico)

En el proceso de evaluación de proyectos el estudio técnico debe responder a cinco preguntas básicas que son ¿cuánto? (tamaño del proyecto), ¿dónde? (localización óptima del proyecto), ¿cómo? (ingeniería del proyecto), ¿con qué? (infraestructura, maquinaria, tecnología, y aquello que requiera el proyecto para su operación normal) y ¿con quién? (estructura organizacional que involucra talento humano requerido), con este antecedente las variables que se analizan en esta dimensión están orientadas precisamente a responder los cuestionamientos planteados.

La ubicación o localización del negocio contribuye en gran medida al éxito o fracaso del mismo. En la tabla n.º 21 se observa que el 57,78 % de la pymes tiene una ubicación estratégica, el 41,27 % tiene una ubicación adecuada y apenas el 0,95 % tiene una ubicación deficiente; la definición de ubicación la realiza en actividades de supervisión en el sitio por parte del analista de supervisión quien es el responsable de realizar un seguimiento permanente al negocio que ha recibido crédito de desarrollo.

Tabla 21. Ubicación del negocio

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Adecuada	130	41,27 %
Deficiente	3	0,95 %
Estratégica	182	57,78 %
Total	315	100,0 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En la tabla n.º 22 se establece que el 95,87 % de las pymes tienen disponibilidad adecuada de servicios básicos en los cuales se incorpora telefonía móvil, internet, entre otros. En tanto que el 4,13 % tienen un servicio esporádico.

Tabla 22. Disponibilidad de servicios básicos

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Adecuado Suministro	302	95,87 %
Esporádico	13	4,13 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Los negocios deben realizar un análisis pormenorizado de sus proveedores y la disponibilidad de los mismos. La tabla n.º 23 indica que el 89.84 % de las empresas tienen proveedores diversificados, 8.25 % concentran en pocos proveedores la adquisición de materias primas o insumos y el 1.90 % tiene un solo proveedor.

Tabla 23. Disponibilidad de proveedores

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Concentrado	26	8,25
Diversificado	283	89,84
Único	6	1,90
Total	315	100,00

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Para las actividades de producción, servicios y actividades exclusivamente comerciales se analiza la disponibilidad y calidad de: materias primas, insumos y mercaderías respectivamente.

La tabla n.º 24 permite observar que el 95.24 % de las empresas analizadas poseen una alta disponibilidad de materias primas, insumos o mercaderías, en tanto que solo el 4.76 % tiene una baja disponibilidad.

Tabla 24. Disponibilidad de materias primas

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Alta	300	95,24 %
Baja	15	4,76 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En el proceso de evaluación de proyectos, y obviamente en procesos de concesión de crédito en banca de desarrollo, la determinación de la capacidad máxima instalada es fundamental; sin embargo, la identificación de la capacidad utilizada permite cuantificar la capacidad de producción y por ende de generación potencial de ingresos. La tabla n.º 25 indica que el 81.90 % opera a niveles superiores del 60 % de su capacidad instalada. El 14.29 % opera a niveles comprendidos entre el 40 y 60 % de su capacidad instalada, y solo el 3.81 % opera a niveles inferiores al 40 % de su capacidad instalada.

Tabla 25. Capacidad utilizada

Detalle	Porcentaje	N. Operaciones
Entre 40 % y 60 %	14,29 %	45
Más del 60 %	81,90 %	258
Menos del 40 %	3,81 %	12
Total	100,00 %	315

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En relación con la infraestructura utilizada por las pymes en análisis en la tabla n. 26 se puede identificar que el 48.9 % tiene infraestructura adecuada. El 47.3 % tiene una infraestructura con posibilidades de ampliación y el 3.8 % una infraestructura no adecuada.

Tabla 26. Infraestructura

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Adecuada	154	48,9 %
No Adecuada	12	3,8 %
Posibilidad de Ampliación	149	47,3 %
Total	315	100,0 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La existencia de maquinaria y equipos permite optimizar procesos y se encuentra estrechamente relacionada con la capacidad instalada de los negocios. La tabla n.º 27 indica que el 63.49 % de empresas tiene maquinarias y equipos especializados para sus actividades productivas. En tanto que el 36.51 % dispone de maquinarias con flexibilidad de uso.

Tabla 27. Existencia de maquinaria y equipos

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Especializada	115	36,51 %
Flexible	200	63,49 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

La antigüedad de la maquinaria y equipos, a más de contribuir a producir en forma óptima o brindar servicios de forma adecuada, permite visualizar en el tiempo la reposición o mejoramiento lo cual conlleva a que las pymes realicen sus provisiones financieras para ello. La tabla n.º 28 permite ver que el 75.9 % de la maquinaria y equipo analizada tiene una antigüedad inferior a los 5 años. El 22.5 % de las maquinarias analizadas tienen una antigüedad comprendida entre los 5 y 10 años, y el 1.6 % de las empresas analizadas tienen maquinarias y equipos con una antigüedad superior a los 10 años.

Tabla 28. Antigüedad de la maquinaria y equipo

Detalle	Porcentaje	N. Operaciones
Entre 5 y 10 años	22,5 %	71
Más de 10 años	1,6 %	5
Menos de 5 años	75,9 %	239
TOTAL	100,0 %	315

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Las certificaciones de calidad son la puerta a los mercados tanto nacionales como internacionales y contribuye al cumplimiento de las metas establecidas en el campo de las ventas, es decir, en la generación de ingresos. La tabla n.º 29 indica que el 45.40 % de las empresas calificadas disponen de estándares de certificación nacional. El 43.17 % disponen de certificaciones tanto nacionales como internacionales. El 9.52 % no posee certificación alguna. El 1.90 % sí dispone de certificaciones internacionales de calidad.

Tabla 29. Existencia de certificados de calidad

Detalle	Porcentaje	N. Operaciones
Estándares Internacionales	1,90 %	6
Estándares Nacionales	45,40 %	143
Estándares Nacionales / Internacionales	43,17 %	136
No posee	9,52 %	30
Total	100,00 %	315

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Los negocios requieren indiscutiblemente de talento humano y mano de obra, la cual debe ser analizada en función a su especialización y formación. La tabla n.º 30 indica que el 56.19 % de las pymes disponen de mano de obra cualificada. El 40 % de las empresas analizadas dispone de mano de obra semi-cualificada. Tan solo el 3.81 % utiliza mano de obra no cualificada. Al realizar un análisis social se puede establecer una hipótesis orientada al mejoramiento en el nivel de formación de la población en el país.

Tabla 30. Mano de obra

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Cualificada	177	56,19 %
No Cualificada	12	3,81 %
Semi Cualificada	126	40,00 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Las pymes en estudio requieren el uso de sistemas informáticos tanto para su gestión como para sus procesos productivos u operacionales. La tabla n.º 31 indica que el 73 % si dispone de sistemas informáticos, en tanto que el 27 % no dispone que potencialmente generaría complicaciones en el proceso gerencial.

Tabla 31. Existencia de sistemas informáticos

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
No posee	85	27,0 %
Posee	230	73,0 %
Total	315	100,0 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

3.5.4. Dimensión 4: impacto ambiental generado por el negocio

La dimensión relacionada con el impacto ambiental generado por el negocio es la categorización ambiental definida por el Ministerio del Ambiente del Ecuador. Esta categorización establece cuatro niveles. En la categoría I se encuentran los proyectos, obras o actividades cuyos impactos ambientales no son significativos. En la categoría II se encuentran catalogados los proyectos, obras o actividades cuyos impactos ambientales o riesgo ambiental son considerados de bajo impacto. En la categoría III se encuentran catalogados los proyectos, obras o actividades cuyo impacto ambiental o riesgo ambiental es considerado de mediano impacto. Finalmente, en la categoría IV se encuentran catalogados los proyectos, obras o actividades cuyos impactos o riesgos ambientales son considerados de alto impacto.

En la tabla n.º 32 se evidencia que el 51.43 % de las empresas calificadas se hallan en la categoría ambiental I. El 46.35 % se hallan ubicadas en la categoría ambiental III y el 2,22 % en la categoría ambiental IV.

Tabla 32. Categoría de impacto ambiental

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
I- Impacto medioambiental nulo	162	51,43 %
II- Impacto medioambiental bajo	0	0,00 %
III-Impacto medioambiental mediano	146	46,35 %
IV-Impacto medioambiental alto	7	2,22 %
Total	315,00	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

3.5.5. Dimensión 5: aspecto financiero y económico del negocio

El presente estudio tiene como objetivo central establecer un modelo *scoring* con criterios cualitativos complementarios en evaluación de proyectos para su financiamiento, en tal sentido al hablar de aspectos financieros y económicos no se establecen variables cuantitativas sino las siguientes: a) destino del financiamiento recibido, b) sector económico y, c) riesgo macroeconómico del sector.

El destino del financiamiento recibido por parte de las pymes fue analizado en el punto 2.8 del presente capítulo; sin embargo, es indispensable relacionarlo con las variables financieras establecidas en la presente dimensión. La tabla n.º 33 evidencia que el 57,14 % del destino del crédito sirva para financiar activos fijos, en tanto que el 42,86 % financia capital de trabajo (fondo de maniobra).

Tabla 33. Destino del financiamiento recibido

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Activos Fijos Tangibles	180	57,14 %
Capital de Trabajo	135	42,86 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

El sector económico del que forman parte las pymes que han sido objeto de financiamiento debe relacionarse con los respectivos niveles de riesgo es así que en las siguientes tablas se puede observar conforme a la calificación (A1, A2...E) el número y porcentaje de empresas que lo conforman:

Tabla 34. Calificación de riesgo A1

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Actividades profesionales, técnicas y administrativas	5	6,67 %
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	11	14,67 %
Alojamiento y servicios de comida	6	8,00 %
Industrias manufactureras	29	38,67 %
Transporte y almacenamiento	17	22,67 %
Comercio al por mayor y al por menor; reparación de los vehículos de motor y de las motocicletas	1	1,33 %
Construcción	5	6,67 %
Servicios sociales y relacionados con la salud humana	1	1,33 %
Total	75	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 35. Calificación de riesgo A2

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Actividades profesionales, técnicas y administrativas	9	4,92 %
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	38	20,77 %
Alojamiento y servicios de comida	17	9,29 %
Comercio al por mayor y al por menor; reparación de los vehículos de motor y de las motocicletas	3	1,64 %
Construcción	6	3,28 %
Enseñanza	1	0,55 %
Entretenimiento, recreación y otras actividades de servicios	1	0,55 %
Explotación de minas y canteras	1	0,55 %
Industrias manufactureras	70	38,25 %
Información y comunicación	2	1,09 %
Servicios sociales y relacionados con la salud humana	1	0,55 %
Transporte y almacenamiento	34	18,58 %
Total	183	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 36. Calificación de riesgo A3

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Actividades profesionales, técnicas y administrativas	1	5,00 %
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	3	15,00 %
Alojamiento y servicios de comida	1	5,00 %
Construcción	1	5,00 %
Industrias manufactureras	8	40,00 %
Servicios sociales y relacionados con la salud humana	1	5,00 %
Transporte y almacenamiento	5	25,00 %
Total	20	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 37. Calificación de riesgo B1

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	3	25,00 %
Alojamiento y servicios de comida	1	8,33 %
Construcción	1	8,33 %
Entretenimiento, recreación y otras actividades de servicios	1	8,33 %
Industrias manufactureras	3	25,00 %
Transporte y almacenamiento	3	25,00 %
Total	12	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 38. Calificación de riesgo B2

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	3	33,33 %
Construcción	3	33,33 %
Industrias manufactureras	2	22,22 %
Transporte y almacenamiento	1	11,11 %
Total	9	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 39. Calificación de riesgo C1

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	2	33,33 %
Construcción	2	33,33 %
Industrias manufactureras	2	33,33 %
Total	6	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 40. Calificación de riesgo D

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	2	33,33 %
Industrias manufactureras	3	50,00 %
Transporte y almacenamiento	1	16,67 %
Total	6	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Tabla 41. Calificación de riesgo E

Sector Económico	N. Operaciones	Porcentaje
Agricultura, ganadería, silvicultura, pesca y actividades de servicio conexas	2	50,0 %
Construcción	1	25,0 %
Explotación de minas y canteras	1	25,0 %
Total	4	100 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En las calificaciones A1...A3 las manufacturas tienen la mayoría de operaciones crediticias. El segmento B1...C1 es difuso en razón que interactúan compartiendo porcentajes manufactura, agricultura, transporte y construcción. En la calificación D nuevamente el principal actor son las industrias de manufacturas. En calificación (E) considerada como cartera en pérdida, la mayor cantidad de operaciones crediticias pertenece al sector primario de la economía.

Se observa que las principales calificaciones son actividades que incorporan valor añadido a sus mercancías.

El principal riesgo macroeconómico a nivel empresarial en el Ecuador se identifica cuando la economía entra en una etapa recesiva producto de una brusca disminución de los precios internacionales del barril de petróleo (WTI) o una disminución de la producción petrolera. En la tabla n.º 42 se observa que las empresas analizadas en un 85.40 % sienten que se desarrollan en una tendencia decreciente. Un 13,33 % en una tendencia estable, y tan solo el 1.27 % se desarrollan en un ámbito macroeconómico creciente.

Tabla 42. Riesgo macroeconómico

Detalle	N. Operaciones	Porcentaje
Tendencia Creciente	4	1,27 %
Tendencia Decreciente	269	85,40 %
Tendencia Estable	42	13,33 %
Total	315	100,00 %

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

En las conclusiones de esta tesis (punto 5.2.) se ofrece una síntesis detallada de los aspectos fundamentales, dimensiones y variables, que caracterizan la muestra de empresas de la provincia de Pichincha, en base a los datos que se han ofrecido anteriormente, los cuales sirven para ilustrar el modelo de *scoring* que se explica a continuación, en el capítulo 4.

Capítulo 4.

Desarrollo del modelo de *scoring*

Capítulo 4. Desarrollo del modelo *credit scoring* destinados a pymes

A lo largo de los capítulos anteriores se ha presentado el estado de la cuestión relativo a los *credit scoring* destinados a pymes, con especial énfasis en el marco normativo de Ecuador, la situación concreta de las pymes en ese contexto territorial específico, las teorías que desarrollan este tipo de créditos y los modelos que habitualmente encontramos derivados de esas teorías. Así mismo, en el capítulo 3 se ha dado a conocer el sistema financiero ecuatoriano y como surgen del mismo un conjunto de variables que son la base de la toma de decisiones financieras en este campo, para centrarse de forma muy particular en la situación de las pymes de la provincia de Pichincha, a partir de un detallado aporte de datos sobre las dimensiones relevantes, que caracterizan a este tipo de empresas. El objetivo de este capítulo 4, es desarrollar un modelo *credit scoring* para el proceso de concesión de créditos en banca de desarrollo en proyectos de inversión de pequeñas y medianas empresas, que a diferencia de otros modelos, tenga en consideración las variables cualitativas, bajo el presupuesto de que de este modo se permita mitigar el riesgo, tanto al financista como a las pymes.

4.1 Antecedentes

Determinar la factibilidad de un negocio para su financiamiento, tanto para el pequeño y mediano empresario como para la banca de desarrollo especializada que potencialmente financiará el proyecto, es fundamental considerando que por las características particulares de esta actividad se enfrentan a un nivel de riesgo considerable, por los altos niveles de apalancamiento que presenta el sector pymes. Se entiende que en este caso por apalancamiento financiero, utilizar algún mecanismo (como deuda) para aumentar la cantidad de dinero que podemos destinar a una inversión. Es la relación entre capital propio y el realmente utilizado en una operación financiera (Velayos Morales, 2019).

Los riesgos de pérdidas en los primeros ejercicios económicos de los pequeños negocios y las dificultades en la generación de flujos de ingresos que permitan cumplir

con sus obligaciones con terceros, son algunas de las preocupaciones que se presentan, en el proceso antes indicado.

Por otra parte, la entrega de recursos por la banca de desarrollo al sector pymes, es fundamental para el fortalecimiento del mismo; es así que al incorporar un modelo *credit scoring*, como indicadores complementarios de evaluación, permite mitigar el riesgo, tanto para el empresario como para el sector financiero.

Las instituciones reguladoras, de supervisión y de control, conscientes de que la exposición al riesgo es cada vez mayor en las instituciones de servicios financieros y en especial la banca de desarrollo, han emprendido en la generación de una serie de instrumentos que les permitan identificar, medir y gestionar dicha exposición, así como establecer metodologías adecuadas de evaluación para la entrega de recursos, a través de crédito a las pequeñas y medianas empresas del Ecuador.

La Superintendencia de Bancos del Ecuador, en su calidad de ente regulador del sistema financiero ecuatoriano, busca preservar la liquidez en las instituciones reguladas, tal como lo expresa en la Ley de Creación de la Red de Seguridad Financiera, publicada en el Registro Oficial Suplemento 498 del 31 de diciembre del 2008 y su última modificación realizada el 10 de mayo del 2011, donde busca establecer niveles de liquidez global que garanticen adecuados márgenes de seguridad financiera.

Los fundamentos expuestos, justifican la creación del modelo, que permita el cumplimiento de las disposiciones legales y alinean a la banca de desarrollo en las prácticas recomendadas por el Comité de Basilea en materia de Gestión del Riesgo de Crédito.

4.2. Etapas metodológicas en la construcción del modelo

Lo que pretendemos con este modelo es poner a prueba la capacidad reactiva de *scoring* para concesión de crédito, fundamentada en una información histórica validada y certificada del comportamiento de las pymes en la provincia de Pichincha frente a sus obligaciones con la banca de desarrollo del Ecuador.

Un modelo de *scoring* reactivo es un sistema automático de evaluación de solicitudes de crédito que discrimina a las pymes en estudio entre buenos pagadores y morosos potenciales, lo cual permitirá mitigar el riesgo.

El modelo proporciona una puntuación como función de un conjunto de variables exógenas cualitativas, considerando las cinco dimensiones establecidas en el presente estudio que involucran las mismas variables tanto del perfil del negocio y como las asociadas a las características de la operación (Seijas-Giménez, Vivel-Búa, Lado-Sestayo, y Fernández-López, 2017).

En esta tesis se presenta un detalle de la metodología empleada en la realización del modelo *scoring* reactivo, así como un análisis de los resultados obtenidos en las distintas fases, desde la recepción de los datos hasta la consecución de los algoritmos fruto de los diversos análisis y tratamientos sobre los mismos.

A continuación se explica el proceso en la construcción del modelo propuesto, a través de un análisis pormenorizado siguiendo estrictamente los protocolos de investigación científica.

4.2.1. Lectura

La base de datos que será analizada para la construcción de este modelo ha sido obtenida, a través de un proceso de investigación en fuentes primarias, como las pequeñas y medianas empresas de la provincia de Pichincha, la Corporación Financiera Nacional BP, que es la principal banca de desarrollo y proveedora de recursos financieros del Ecuador para el sector en estudio y fuentes secundarias en bibliografía segura.

A partir de la mencionada base se ha construido una matriz de datos en una hoja de cálculo. Para el manejo adecuado de la data se ha convertido a un fichero de base de datos especializado.

4.2.2. Coherencia y depuración

Al trabajar con una cantidad de información aproximada de 64 000 registros el riesgo de inconsistencias de los datos está presente, en tal sentido se ha llevado a cabo un proceso de depuración que implica la detección de errores de información para su posterior tratamiento, para lo cual se han considerado tres criterios:

- Eliminación en el caso de muchos registros erróneos.
- Depuración en el caso de pocos registros erróneos.
- Para el caso de las variables con ausencia de información se asocia el código 0.

4.2.3. Descriptiva de las variables

Ahondando en lo ya explicado en el apartado metodológico de esta tesis, resulta en este momento pertinente realizar una explicación conceptual bibliográfica de lo que son las variables en un proceso de modelización de un sistema de toma de decisiones.

Cauas (2015) En el artículo “Definición de las variables, enfoque y tipo de investigación” señala que existen varias formas de clasificar las variables, según las distintas funciones que cumplen dentro del proceso de investigación, sus propiedades o características. “Una primera clasificación, separa las variables según cómo se observan: cuantitativas y cualitativas.

- Variables cualitativas: reciben este nombre aquellas variables cuyos elementos de variación tienen un carácter cualitativo no susceptible de medición numérica, por ejemplo, el sexo (sólo hay dos clases: varón o mujer).
- Variables cuantitativas: en cambio, son aquellas en que las características o propiedades pueden presentarse en diversos grados o intensidad y tienen un carácter numérico o cuantitativo, como por ejemplo nivel de ingresos, deserción escolar, entre otros.

Otra forma de clasificarlas es según sus relaciones de causalidad: dependientes, independientes e intervinientes.

- Dependientes: reciben este nombre las variables a explicar, o sea, el objeto de la investigación, que se trata de explicar en función de otros elementos.
- Independientes: son las variables explicativas, o sea, los factores o elementos susceptibles de explicar las variables dependientes (en un experimento son las variables que se manipulan).
- Intervinientes: en algunos casos de análisis de relación causa efecto, se introducen una o más variables de enlace interpretativo entre las variables dependientes e independientes. Se trata de variables vinculadas funcionalmente a la variable dependiente y a la variable independiente y que producen un efecto en la relación existente entre esas variables.”

Por las características del presente estudio y considerando el número de registros, se realiza un análisis unidimensional de las variables exógenas seleccionadas, procedimiento que tiene como objetivo conocer la estructura del riesgo el cual sustentará el modelo.

4.2.4. Definición de la variable objetivo

La morosidad de las operaciones de crédito permite clasificar a los clientes de la banca de desarrollo en buenos o malos pagadores. Para la identificación de los mismos se diseña el modelo *scoring* de carácter predictivo, para lo cual se define como una variable endógena a la morosidad, que estará en base al riesgo presentado en el período de análisis.

4.2.5. Asociación con la variable objetivo

Se estudia el comportamiento de cada una de las variables que conforman las cinco dimensiones establecidas con respecto a la morosidad, con la finalidad de identificar aquellas variables que son más discriminantes, así como entender el signo con el que aparecería en el resultado final del modelo (positivo – negativo). Además, permite identificar las categorías o tramos de variables que tienen un comportamiento más homogéneo respecto al incumplimiento de las obligaciones, para lo cual se utilizará el método basado en “árboles de decisión” que permite identificar la naturaleza de las variables y la morosidad, para concluir con la construcción del modelo *scoring* con regresión logística binaria (*logit*).

4.2.6. Tipo funcional del modelo: árboles de decisión y modelo *logit*

Para la definición funcional del modelo que se propone es importante iniciar con una revisión bibliográfica de los modelos que se utilizarán como sustento técnico; estos son: árboles de decisión y *logit*.

4.2.6.1. Árboles de decisión

Uno de los principales problemas al momento de intentar diseñar un modelo de *credit scoring* para calcular la probabilidad de incumplimiento crediticio, es la selección de la metodología adecuada. Habitualmente los instrumentos más utilizados por el sector financiero son: la regresión logística, el análisis discriminante, análisis *probit*, redes neuronales, árboles de decisión, entre otros. La utilización de los árboles de decisiones como instrumento para calcular las probabilidades de incumplimiento de clientes de operaciones crediticias posee la ventaja de ser una técnica de fácil comprensión frente a otras técnicas que merecen tener conocimientos estadísticos.

Para Cardona (2004) el uso de árboles de decisiones binarios es un método no paramétrico que no necesita supuestos distribucionales. Detecta interacciones, configura relaciones no lineales y no tiene problema debido a la presencia de *outliers* y datos sin registro.

Los árboles de decisiones se basan en la generación de:

[...] particiones recursivas por reglas de clasificación hasta llegar a una clasificación final, tal que es posible identificar perfiles (nodos terminales) en los que la proporción de clientes malos es muy alta (o baja) y de esta forma asignar su probabilidad. (Cardona, 2004, p. 145)

Existen varias metodologías de árboles de decisión, entre las principales se pueden mencionar: Cart, Chaid, Chaid exhaustivo, C4.5, las cuales son metodologías aplicadas a árboles de decisión. Difieren entre ellas en la forma en que asignan las reglas de partición, así como los criterios de parada. Estas metodologías producen nodos terminales, así como una escala de probabilidades con “n” valores posibles, el cual es el resultado final y la probabilidad utilizada para validar el modelo, así como también para el cálculo de la pérdida esperada (Cardona, 2004, p. 145, 146).

La capacidad predictiva de los árboles de decisiones es similar a la generada por la regresión logística. Sin embargo, como afirma Cardona (2004) los árboles de decisión no permiten medir la magnitud en la que una determinada variable contribuye a la predicción del incumplimiento.

Finalmente, los árboles de decisiones son modelos simples, potentes y estables. Su simplicidad radica en su facilidad de comprensión para cualquier persona. Su potencia en cambio se fundamenta en su capacidad discriminatoria entre buenos y malos clientes. En tanto que la estabilidad es producto de que el modelo conserva su capacidad discriminatoria en el tiempo facilitando detectar fácilmente cambios en la estructura de la cartera crediticia.

4.2.6.2. Modelo Logit

Para la construcción del algoritmo de concesión de crédito se utilizó también el modelo regresión logística binaria (*logit*). Este instrumento nos proporciona una respuesta entre cero y uno, que representa la probabilidad de pertenecer a uno de los dos grupos definidos; es decir: buen pagador y moroso potencial, estableciendo una relación no lineal entre las variables explicativas (variables que conforman las cinco dimensiones establecidas para el estudio) y la variable explicada (morosidad). Cuanto mayor sea la puntuación mayor será la probabilidad de mora y, por el contrario, cuanto menor sea esta, menor será la probabilidad de incumplimiento.

La expresión que recoge la puntuación del *scoring* se sustenta en:

$$P_j = \left(\sum_{i=1}^n \beta_i * X_i \right) \pm K \quad (1)$$

Ecuación 1. Fórmula para establecer el scoring de una solicitud de crédito

Dónde:

- P_j es la puntuación para una solicitud cualquiera j .
- X_i son las n variables que entran en el modelo.
- B_i son los pesos o coeficientes asociados a cada variable.
- K es la constante del modelo.

El término constante no es más que un valor de escala que centra la función de puntuaciones, de forma que cuanto mayor sea esta más desplazadas hacia arriba están las puntuaciones en valor absoluto, siendo en términos relativos la ordenación de solicitudes de crédito de la misma.

Para Wooldridge (2009, p. 575), en el modelo de probabilidad lineal (MPL) se asume que “la probabilidad de respuesta es lineal en un conjunto de parámetros β_j ”. Para evitar estas limitaciones en el MPL se considera un tipo de modelo de respuesta binaria de la siguiente forma:

$$P(y=1/x) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_k X_k) = G(\beta_0 + x\beta) \quad (2)$$

Ecuación 2. Probabilidad de respuesta de un modelo binario

En donde G es la función que toma valores entre cero y uno para la totalidad de los números reales z (Wooldridge 2009). En este punto, es importante destacar que G es la función logística en el modelo **logit**:

$$G(z) = \exp(z)/[1 + \exp(z)] = A(z) \quad (3)$$

Ecuación 3. G (z)

$G(z)$ es una función que asume valores estrictamente entre cero y uno: $0 < G(z) < 1$, para todos los números reales z .

Esta función se halla entre 0 y 1 para todos los números reales z . “Esta es la función de distribución acumulada (FDA) para una variable aleatoria logística estándar” (Wooldridge, 2010).

La puntuación se incorpora a la fórmula de la regresión logística para dar la probabilidad de mora:

$$Pm_j = \frac{1}{1 + \exp(-P_j)} \quad (4)$$

Ecuación 4. Fórmula de la función logística

Si el valor Pm_j (probabilidad) es mayor que el punto de corte que se use en el modelo la solicitud se rechaza (cliente moroso); caso contrario se la acepta (buen cliente). Por lo tanto, Pm_j constituye la condición de decisión del modelo.

4.2.7. Poder predictivo del modelo

La validez de un modelo *scoring* se sustenta en el poder predictivo del mismo, es así que se debe comprobar la capacidad de pronóstico del mismo, para ello se utiliza en el presente estudio el Coeficiente de Gini (comparando el porcentaje de mora acumulada con respecto al total de buenas operaciones) cuya representación es la Curva de Lorenz.

El estadístico indicado, determina la bondad del modelo; así, cuanto mayor sea más discriminará entre clientes considerados como buenos pagadores y morosos potenciales.

4.2.8. Análisis preliminar de la información disponible

El proceso de carga de información se realiza utilizando los datos alimentados y descritos en el capítulo anterior que constituyen 33 variables agrupadas en cinco dimensiones, clasificadas como cualitativas, correspondientes a cada sujeto de crédito entendido como tal a las pymes de la provincia de Pichincha, por el período de 2013 a 2017, analizados de forma trimestral, disponiendo de un total de 315 registros correspondientes a igual número de operaciones es decir se utiliza el 100 % de los datos.

Para la determinación de la “población objetivo”, sometida al análisis y construcción del modelo, se excluyeron las operaciones que presentaron errores de codificación, los campos vacíos fueron codificados con 0.

Por otra parte, y como resultado del conocimiento y estudio pormenorizado realizado a las 315 pymes, se estableció que la calificación de riesgo son buenos y malos clientes que determina la variable relacionada con el riesgo del negocio.

4.2.8.1. La variable dependiente (C_CLIENTE)

Se debe resaltar la importancia de la variable **C_CLIENTE** (bueno, malo) construida en base a la variable **Cali_comité** (calificación de riesgo de comité de calificación), puesto que esta es la principal del estudio, categorizada como variable dependiente, predicha o endógena, con la que se relacionan las demás, y que permite discriminar al potencial cliente como beneficiario o no de un crédito de desarrollo. El criterio para la definición de cliente “malo” se establece como:

“Mal cliente es aquel que, en algún momento de la vigencia de la operación, tuvo una calificación de riesgo C1, C2, D o E” calificaciones ya descritas en el capítulo II

Es importante indicar que los organismos de control del sistema financiero ecuatoriano obligan a las instituciones de servicios financieros, entre la cuales se encuentra inmersa la banca de desarrollo, a mantener un comité de calificación de activos de riesgo (comité de calificación), quien trimestralmente deberá realizar la calificación de créditos otorgados y administrados por la institución.

Se analizaron 315 operaciones de las cuales 151 (47.9 %) son considerados buenos clientes; y 164 (52.1 %) han caído en mora considerando las calificaciones ya indicadas, por lo que se les considera malos clientes.

Como el objetivo de la variable en estudio es clasificar a un potencial cliente como “bueno” o “malo”, refiriéndose a la mora presentada en el período, entonces se enfrenta a un problema de variable dicotómica; para esto, debemos seleccionar una muestra aleatoria simple para proporciones, en razón que todas las operaciones tienen igual probabilidad de ser seleccionadas.

Tabla 43. Clasificación del cliente

		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	Bueno	151	47,9 %	47,9 %
	Malo	164	52,1 %	100,0 %
	Total	315	100,0 %	

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Luego del análisis y procesamiento de la información permite concluir que de las 315 operaciones que conforman la muestra el 47.9 % son consideradas como

operaciones “buenos” y el 52.1 % como operaciones “malas”, bajo el criterio establecido.

Aproximadamente una de cada dos operaciones es clasificada como mala. Este dato es importante a ser considerado en la modelización en razón que la técnica recomienda establecer 50 % de buenos y 50 % de malos; es decir, una muestra balanceada; también es posible trabajar con datos ponderados, de manera que se pueda establecer el equilibrio entre buenos y malos. En tal sentido se determina como camino adecuado a ser utilizado el segundo recurso.

Aplicando un peso adecuado (proceso de ponderación) a la base se tiene:

Tabla 44. Balanceo de la muestra - cliente

		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	Bueno	164	50,0 %	50,0 %
	Malo	164	50,0 %	100,0 %
	Total	315	100,0 %	

Fuente: elaboración propia, a partir de Corporación Financiera Nacional (CFN), 2017

Los pesos aplicados son: para los “malos” 1,000000; para los “buenos” 1,08609271523179 (164 clientes – pymes malas /151 clientes – pymes buenas). Este procedimiento generó 164 operaciones de “buenos clientes”, pero 13 son ficticios, puesto que solamente 151 son reales, obteniendo así una muestra equilibrada.

4.2.8.2. Variables independientes y su codificación

Para el desarrollo del modelo se utilizaron 34 variables predictores o independientes (31 simples y 3 compuestas) y 1 variable dependiente (potencial morosidad).

Las variables simples que se consideran en el modelo básicamente corresponden a datos cualitativos de las pymes, datos de comportamiento de pago y datos de

situación actual de la operación de crédito. En la siguiente tabla se presentan las variables y su codificación (descripción para su análisis):

Tabla 45. Codificación – Dimensión 1 – Gestión del Negocios

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÒDIGO
Tipo de empresa	TIPO_EMP	Abierta	1
		Familiar	2
		Unipersonal	3
		No contesta	0
Administración del negocio	ADMINISTRA	Externa	1
		Familiar	2
		No contesta	0
Experiencia de la administración	EXP_ADM	Menos de 5 años	1
		Entre 5 – 10 años	2
		Más de 10 años	3
		No contesta	0
Formación de la administración	FORM_ADM	Primaria	1
		Secundaria	2
		Superior	3
		No contesta	0
Antigüedad de la administración	ANT_ADM	Menos de 2 años	1
		Entre 2 y 5 años	2
		Mayores a 5 años	3
		No contesta	0
Manuales y procedimientos	MANUAL	No posee	1
		Posee	2
		No contesta	0

Fuente: elaboración propia

Tabla 46. Codificación - Dimensión 2 - Análisis de mercado

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÓDIGO
Clasificación del producto o servicio	CLAS_ECON	Bien de capital	1
		Consumo masivo	2
		Intermedio	3
		Suntuario	0
		No contesta	
Ciclo de vida del producto	CICLO_VIDA	Introducción	1
		Crecimiento	2
		Madurez	3
		Declive	4
		No contesta	0
Diferenciación del producto	DIF_PROD	Marca conocida	1
		Venta al granel	2
		No contesta	0
Usos del producto	USOS	Alternativo	1
		Único	2
		No contesta	0
Tipo de producto	TIPO_PROD	Perecedero	1
		Almacenable	2
		No contesta	0
Estacionalidad de las ventas	EST_VENT	Cíclicas	1
		Permanentes	2
		No contesta	0
Tendencia de la demanda	TEN_DEM	Decreciente	0
		Estable	1
		Creciente	2
Canales de distribución	CANAL_DIST	Intermediarios / externos	1
		Propios / internos	2
		No contesta	0
Competencia	COMPETENCIA	Agresiva	0
		En crecimiento	1
		Pasiva	2
Diversificación de ingresos	DIV_ING	Un producto o servicio	1
		De 2 – 3 productos o servicios	2
		Varios productos o servicios	3
		No contesta	0
Promoción	PROMOCIÓN	No realizará	1
		Va a realizar	2
		No contesta	0

Fuente: elaboración propia

Tabla 47. Codificación - Dimensión 3: operación del negocio (estudio técnico)

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÓDIGO
Ubicación del negocio	UBICACIÓN	Adecuada	1
		Deficiente	2
		Estratégica	3
		No contesta	0
Servicios básicos	SERV_BAS	Esporádico	1
		Adecuado	2
		No contesta	0
Proveedores	PROVEEDOR	Es único	1
		Concentrado (2 o 3 provee)	2
		Diversificado	3
		No contesta	0
Disponibilidad de materias primas	DISP_MAT_PRIM	Baja	1
		Alta	2
		No contesta	0
Capacidad utilizada	CAPACIDAD_UTI	Menos del 40%	1
		Entre 40% - 60%	2
		Más del 60%	3
		No contesta	0
Infraestructura	INFRAESTRUCTUR	No adecuada	0
		Adecuada	1
		Posibilidades de ampliación	2
Maquinaria y equipos	MAQ_EQUIP	Especializada (solo se utilizan en 1 actividad)	1
		Flexible (se utilizan en varias actividades)	2
		No contesta	0
Antigüedad de la maquinaria o equipos	ANT_MAQ	Más de 10 años	1
		Entre 5 y 10 años	2
		Menos de 5 años	3
		No contesta	0
Certificaciones de calidad	CERT_CALID	No posee certificaciones	1
		Nacionales	2
		Internacionales.	3
		Nacionales e internacionales	4
		No contesta	0
Mano de obra	MANO_OBRA	No calificada	1
		Semicalificada	2
		Calificada	3
		No contesta	0
Sistemas informáticos	SIST_INF	No utiliza	1
		Si utiliza	2
		No contesta	0

Fuente: elaboración propia

Tabla 48. Codificación - Dimensión 4 - Impacto ambiental generado por el negocio

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÒDIGO
Categoría ambiental	CAT_AMBIEN	Categoría IV.	1
		Categoría III	2
		Categoría II	3
		Categoría I	4
		No contesta	0

Fuente: elaboración propia

Tabla 49. Codificación - Dimensión 5 - Aspecto financiero y económico del negocio

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÒDIGO
Destino del financiamiento recibido	DEST_FINAN	Activos fijos	1
		Capital de trabajo	2
		No contesta	0
Riesgo macroeconómico del sector	RIESGO_MACRO	Tendencia creciente	0
		Estable	1
		Tendencia decreciente	2
Sector económico	SECTOR_ECON	Actividades profesionales, técnicas y administrativas	0
		Agricultura, ganadería, sivilicultura, pesca y actividades de servicio conexas	1
		Alojamiento y servicios de comida	2
		Comercio al por mayor y al por menor; reparación de los vehículos de motor y de las motocicletas	3
		Contrucción	4
		Enseñanza	5
		Entretenimiento, recreación y otras actividades de servicios	6
		Explotación de minas y canteras	7
		Industrias manufactureras	8
		Información y comunicación	9
		Servicios sociales y relacionados con la salud humana	10
Transporte y almacenamiento	11		

Fuente: elaboración propia

4.2.9. Análisis descriptivo de las variables

El criterio utilizado para agrupar las variables en estudio son las calificaciones crediticias detalladas y explicadas en los capítulos precedentes, a través de ello se determina la distribución y características principales de las mismas.

El modelo se sustenta en un análisis unidimensional por medio de árboles de decisión para identificar variables discriminantes a un cliente (pyme) como “buen” pagador.

En la siguiente tabla se recodifica a los clientes en función a su nivel de riesgo como “0” a un “buen” cliente y “1” a un cliente “malo”, utilizándolo de forma indistinta durante el estudio.

Tabla 50. Recodificación de clientes

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	VALOR	CÒDIGO
Calificación del negocio (buen cliente o mal cliente)	C_CLIENTE	Riesgo normal: A1, A2, A3	Bueno
		Riesgo potencia: B1, B2	Bueno
		Créditos deficientes: C1, C2	Malo
		Dudoso recaudo: D	Malo
		Pérdidas: E	Malo

Fuente: elaboración propia

A continuación, a través del uso de árboles de decisión, se agrupan entre sí las variables, conformando los respectivos nodos en función a su comportamiento histórico, a través de los cuales se puede identificar el grado de discriminación de las variables, entre clientes buenos y malos en función a la posibilidad de incumplimiento.

Este análisis permitirá identificar las variables discriminantes frente a la probabilidad de mora o incumplimiento de las pymes con sus obligaciones crediticias, lo cual es el primer paso para la construcción del modelo *scoring*.

A continuación se estructuran los diferentes árboles de decisión.

4.2.9.1. Tipo de empresa

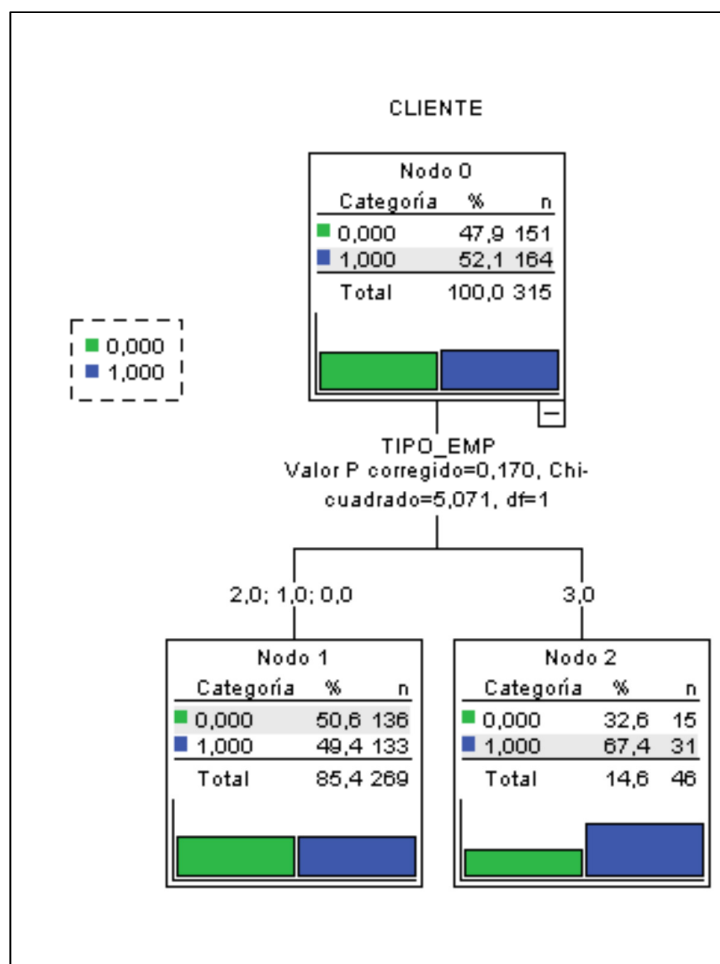
Variable utilizada para identificar la conformación del patrimonio de la empresa; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un Bueno cliente de uno malo; es decir, qué relación existe entre el cumplimiento de sus obligaciones o no con la conformación del patrimonio de las pymes. La frecuencia por tipo de empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 51. Cliente - tipo de empresa – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	59	18,7%	21,3%
	2	202	64,1%	85,4%
	3	46	14,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 15. Árbol de decisión cliente - tipo de empresa – morosidad



Elaboración: Propia – Generado en SPSS

El árbol de decisión presentado en el gráfico N. 15, se encuentra construido con la variable “tipo de empresa” y se establecen tres nodos, conformados de la siguiente manera:

- Nodo 0, compuesto por clientes buenos (código 0,00) 151 operaciones, que representan el 47.9 % del universo y malos (código 1,00) 164 proyectos, que a su vez representan el 52.1 % de la población en estudio.
- Nodo 1, estructurado por clientes buenos (0,00) 136 operaciones, que representan el 50.,6 % del universo y malos (1,00) 133 proyectos, que a su vez representan el 49.6 %, considerando un universo de 269 operaciones de crédito, concedidas a pymes, con tipo de empresa con estructura de

patrimonio abierta (código 1,0), familiar (código 2,0) y no determinada (código 0,0).

- Nodo 2, conformado por clientes buenos (código 0,00) 15 operaciones, que representan el 32.6 % del universo y malos (código 1.00) 31 proyectos, que a su vez representan el 67.4 %, considerando un universo de 46 operaciones de crédito, concedidas a pymes con tipo de empresa unipersonal (3.0).

Con los antecedentes expuestos se puede concluir que sí existe una prevalencia de otorgar créditos con un cierto tipo de empresa, especialmente cuando su estructura de patrimonio es unipersonal.

El término prevalencia se refiere al grado de discriminación de las variables, es decir no existe un porcentaje equilibrado entre clientes malos y buenos como se establece principalmente en el nodo 2.

Al asociar con el presente estudio, la definición del término “prevalencia” que realiza la Real Academia Española, se establece que es la porción de proyectos analizados que podrían ser buenos o malos con respecto al total de la población en estudio.

4.2.9.2. Administración de la empresa

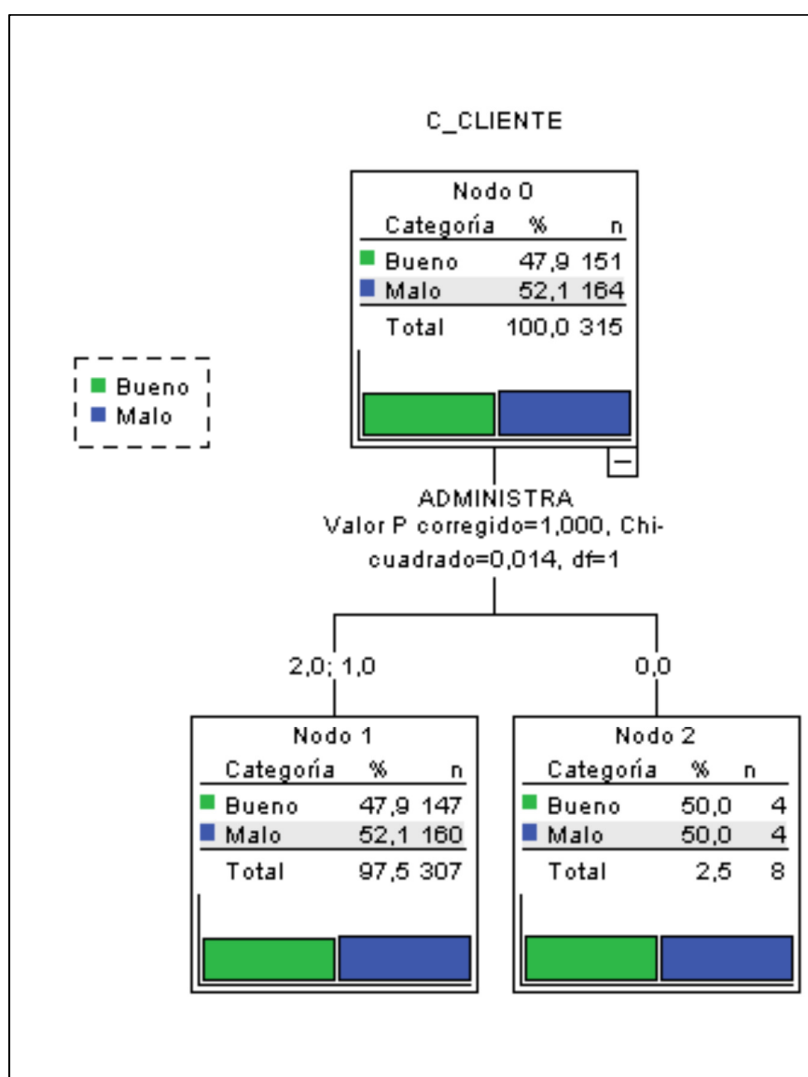
Variable utilizada para identificar el tipo de administración del negocio considerando la estructura de capital; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de administración de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 52. Cliente - administración de la empresa – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	61	19,4%	21,9%
	2	246	78,1%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 16. Árbol de decisión cliente – administración empresa – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de administración de la empresa.

4.2.9.3. **Experiencia de la administración**

Variable utilizada para identificar la experiencia de la administración en la actividad del negocio en años; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo experiencia de la administración de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

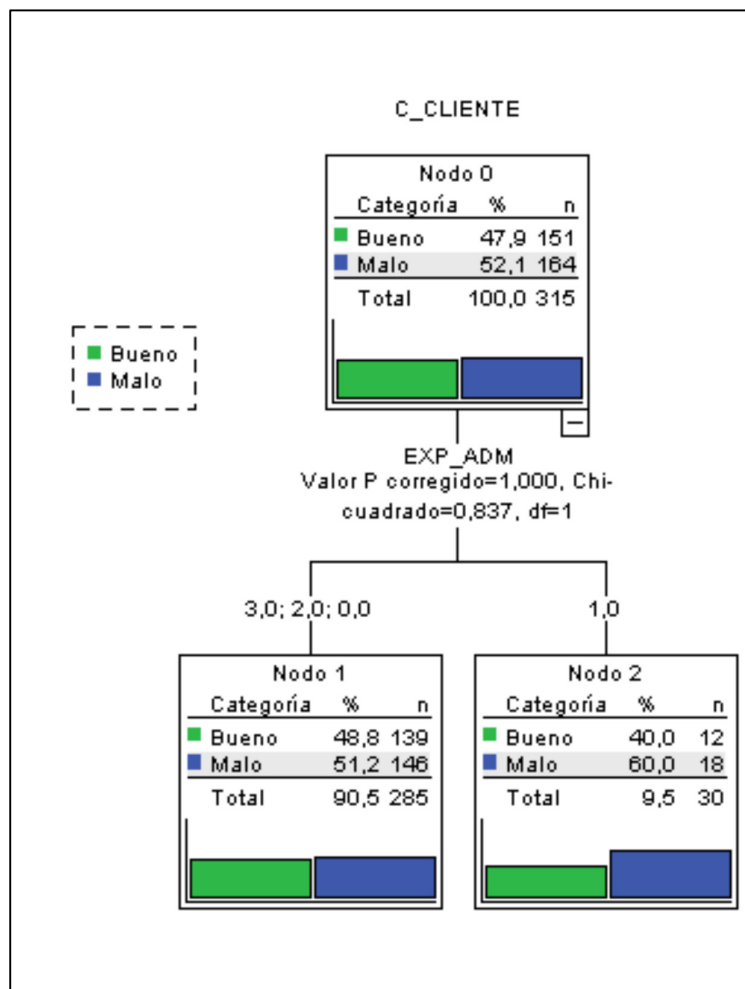
Tabla 53. Cliente - experiencia de la administración - morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	30	9,5%	12,0%
	2	61	19,4%	31,4%
	3	216	68,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

De la tabla y árbol de decisión se puede concluir que si existe una prevalencia de otorgar los créditos para una cierta experiencia específica en la administración o en la actividad del negocio.

Gráfico 17. Árbol de decisión - cliente – experiencia de la administración – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

4.2.9.4. Formación de la administración

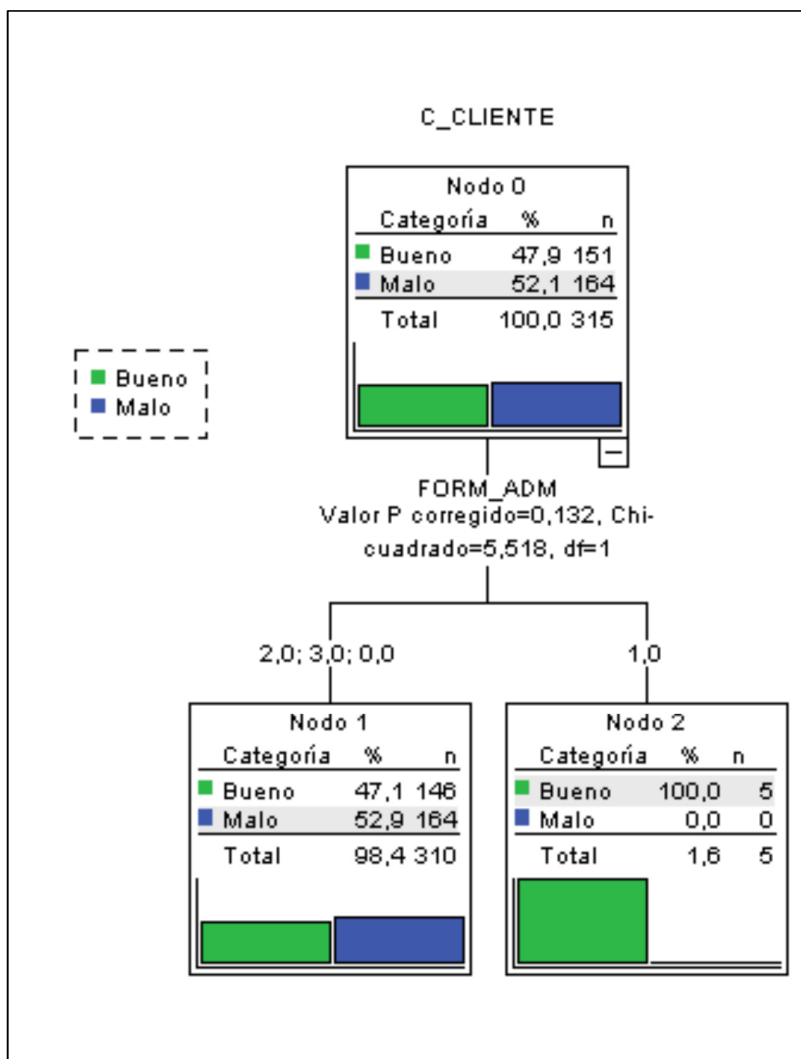
Variable utilizada para identificar el nivel de formación de los responsables de la administración de la empresa o negocio, se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de formación de los responsables de la administración de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 54. Cliente – formación de la administración - morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	83	2,5%	2,5%
	1	219	1,6%	4,1%
	2	61	26,3%	30,5%
	3	216	69,5%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 18. Árbol de decisión cliente – formación de la administración – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de formación de los responsables de la administración.

4.2.9.5. **Antigüedad de la administración**

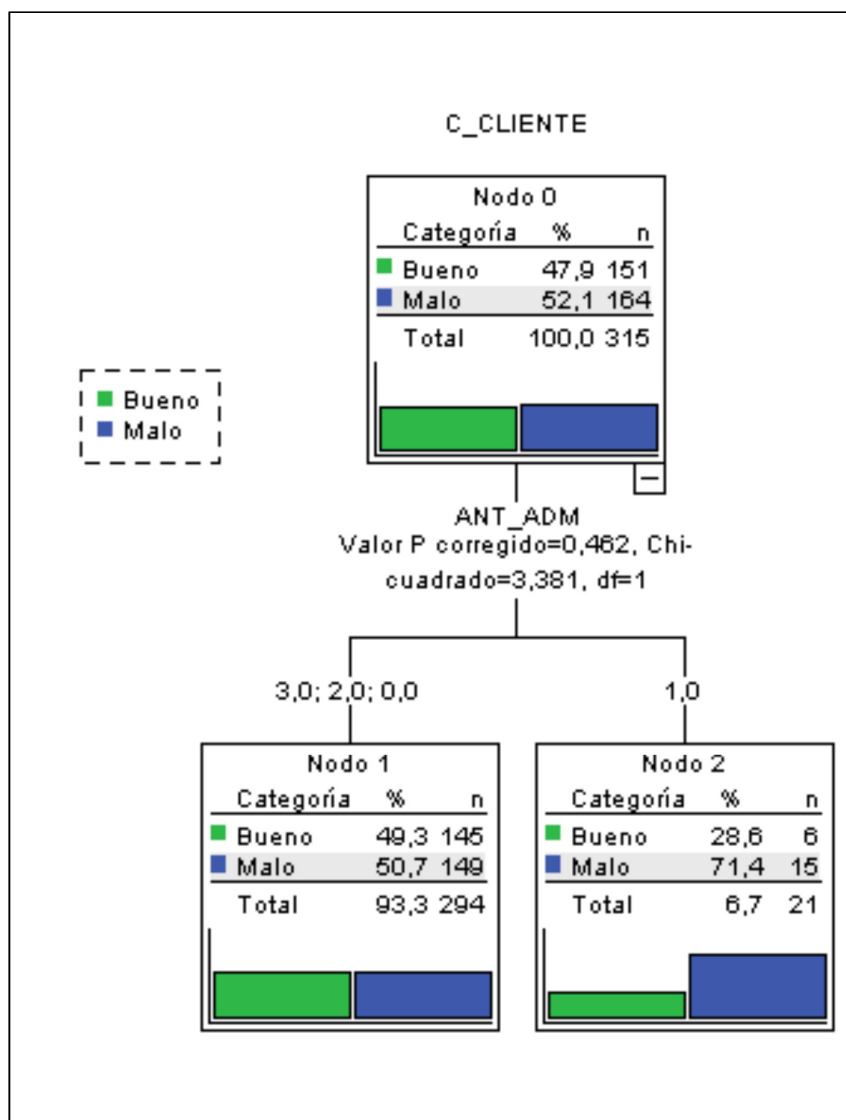
Variable utilizada para establecer en rangos hasta cinco años la antigüedad de la administración del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo antigüedad de la administración del negocio o de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 55. Cliente – antigüedad de la administración - morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	21	6,7%	9,2%
	2	59	18,7%	27,9%
	3	227	72,1%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 19. Árbol de decisión cliente – antigüedad de la administración – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de antigüedad de administración del negocio.

4.2.9.6. Manuales y procedimientos

Variable utilizada para identificar si el negocio cuenta con manuales y procedimientos; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por la tenencia o no de

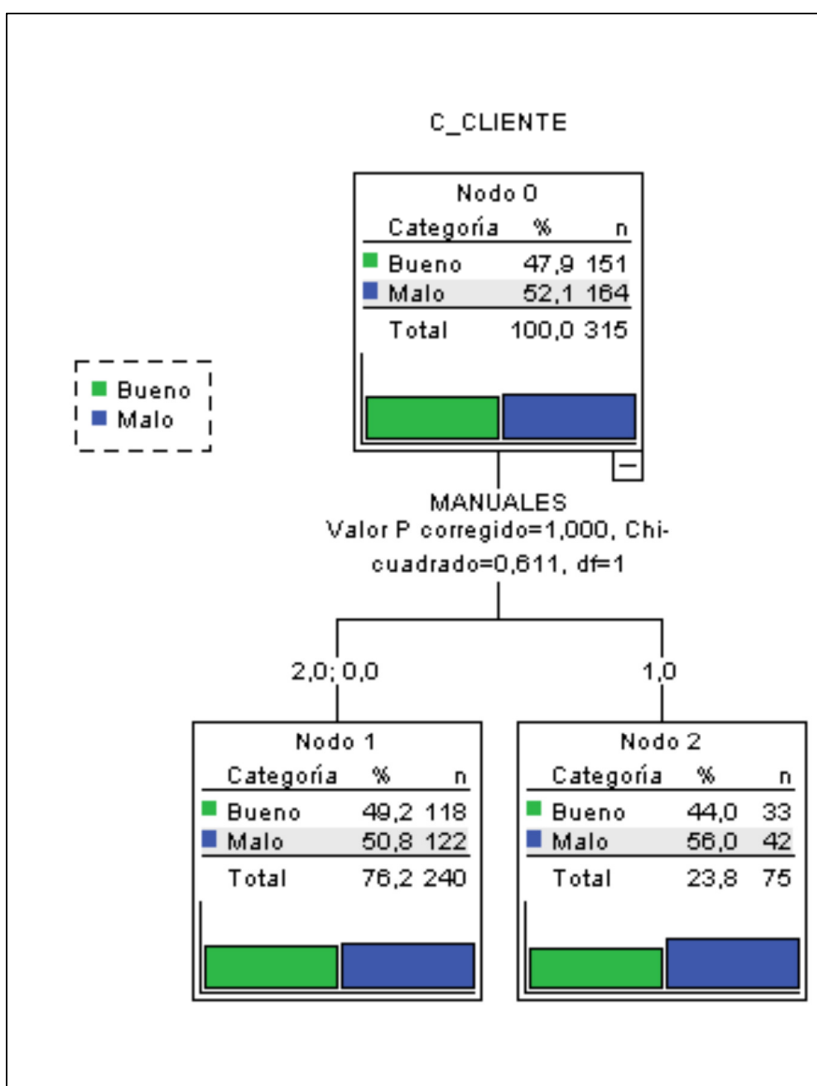
manuales en la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 56. Cliente – manuales y procedimientos - morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	75	23,8%
	2	232	73,7%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 20. Árbol de decisión cliente – manuales y procedimientos – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de manuales y procedimientos.

4.2.9.7. Clasificación económica del producto o servicio

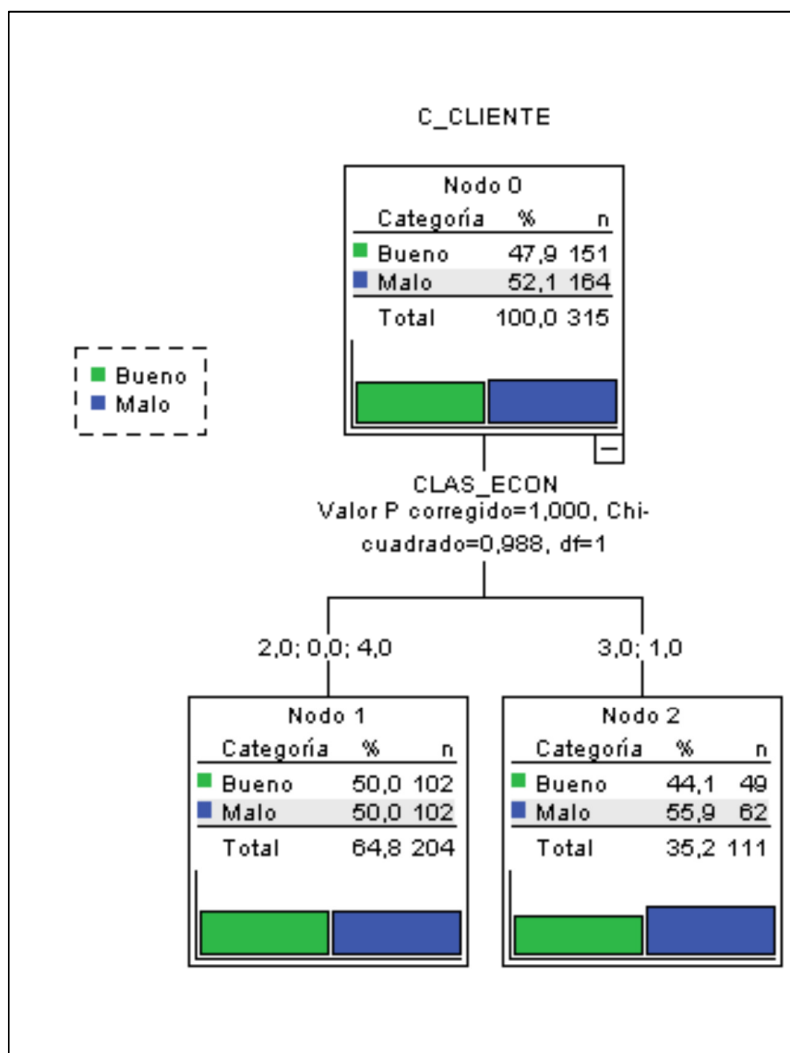
Variable utilizada para identificar la clasificación económica del producto o servicio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por clasificación económica del producto o servicio y su agrupamiento se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 57. Cliente – clasificación económica del producto o servicio - morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	27	8,6%	11,1%
	2	177	56,2%	67,3%
	3	84	26,7%	94,0%
	4	19	6,0%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 21. Árbol de decisión cliente – clasificación económica del producto o servicio – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de clasificación económica del producto o servicio.

4.2.9.8. **Ciclo de vida del producto**

Variable utilizada para establecer en qué etapa del ciclo de vida se encuentra el producto o servicio que brinda el negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por

ciclo de vida en la que se encuentra el producto o servicio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 58. Cliente – ciclo de vida del producto o servicio - morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	4	1,3%
	2	165	52,4%
	3	138	43,8%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Tabla 59. Cliente – ciclo de vida del producto o servicio – morosidad – reporte de validación

Especificaciones:	Método de crecimiento	CHAID
	Variable dependiente	C_CLIENTE
	Variable independiente	CICLO_VIDA
	Validación	Ninguno
	Máxima profundidad del árbol	3
	Casos mínimos en nodo padre	10
	Casos mínimos en nodo hijo	5
Resultados	Variables independientes incluidas	Sin variable independiente incluida
	Número de nodos	1
	Número de nodos terminales	1
	Profundidad	0

Fuente: elaboración propia con soporte SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de ciclo de vida del producto o servicio que brinda el negocio; y, además, se determina que la variable no debería ser considerada en el modelo.

4.2.9.9. **Diferenciación del producto**

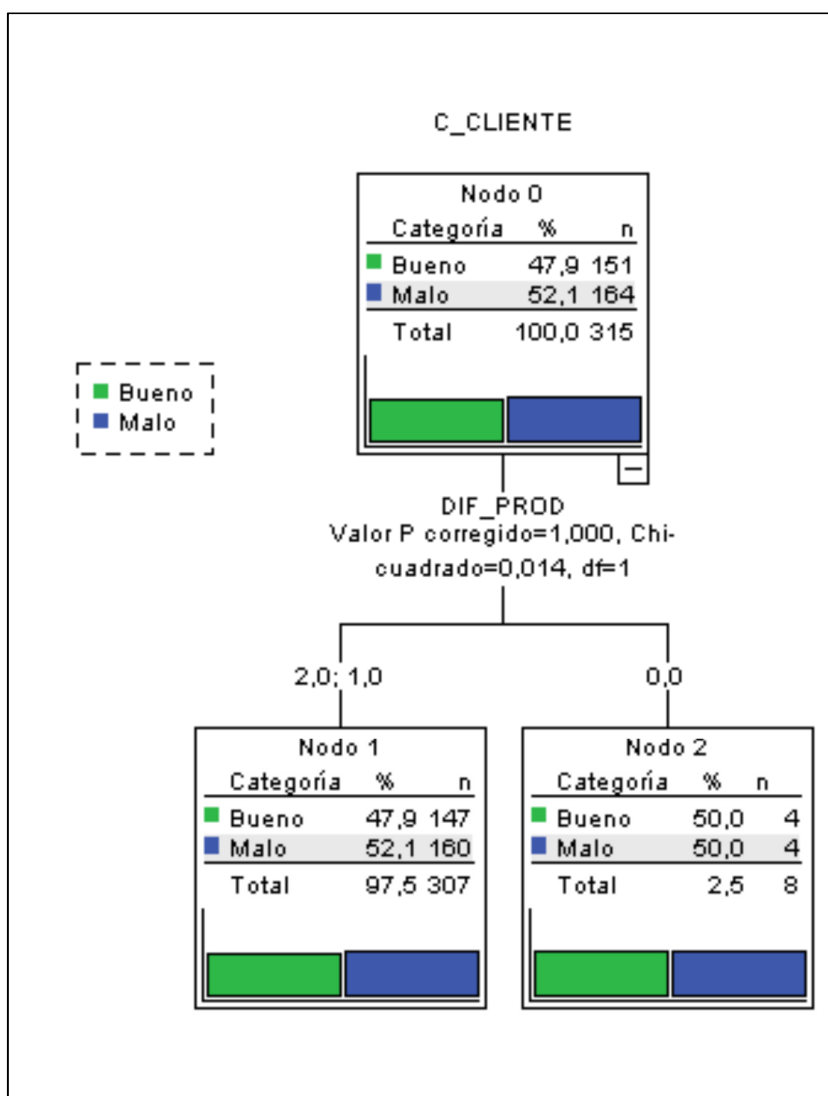
Variable utilizada para identificar si el producto o servicio se encuentra posicionado en el mercado; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por posicionamiento en el mercado del producto o servicio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 60. Cliente – diferenciación del producto o servicio – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	155	49,2%	51,7%
	2	152	48,3%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 22. Árbol de decisión cliente – diferenciación del producto o servicio – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de producto o servicio posicionado en el mercado.

4.2.9.10. Usos del producto

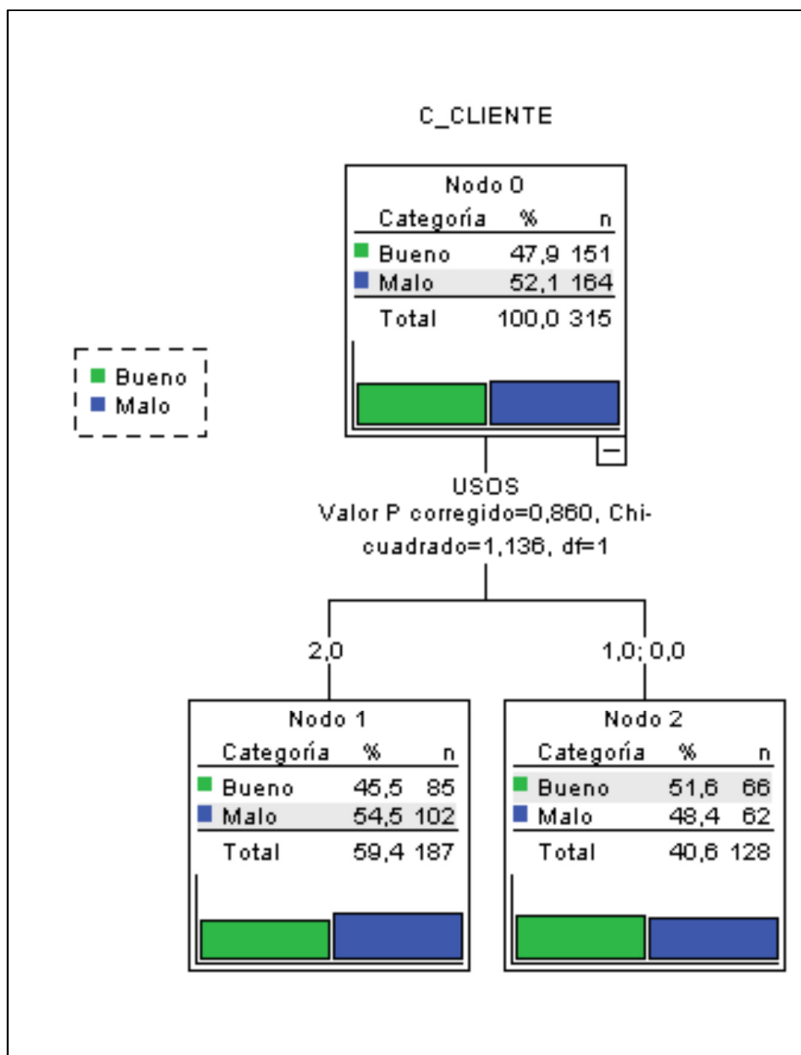
Variable utilizada para determinar los usos del producto o servicio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de un mal cliente. La frecuencia por usos del producto o servicio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 61. Cliente – usos del producto o servicio – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	120	38,2%	40,7%
	2	187	59,3%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 23. Árbol de decisión cliente – usos del producto o servicio – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de uso del producto o servicio.

4.2.9.11. Tipo de producto

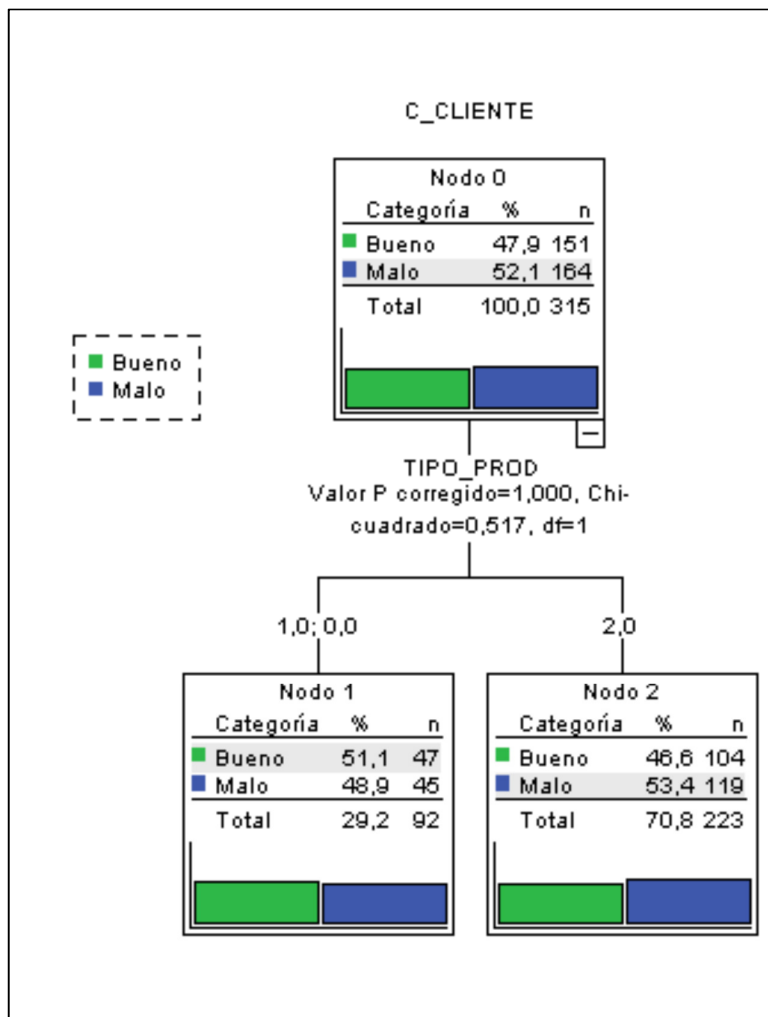
Variable utilizada para identificar la característica del tipo de producto; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de producto y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 62. Cliente – tipo de producto o servicio – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	84	26,7%	29,2%
	2	223	70,8%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 24. Árbol de decisión cliente – tipo de producto o servicio – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de producto.

4.2.9.12. **Estacionalidad de las ventas**

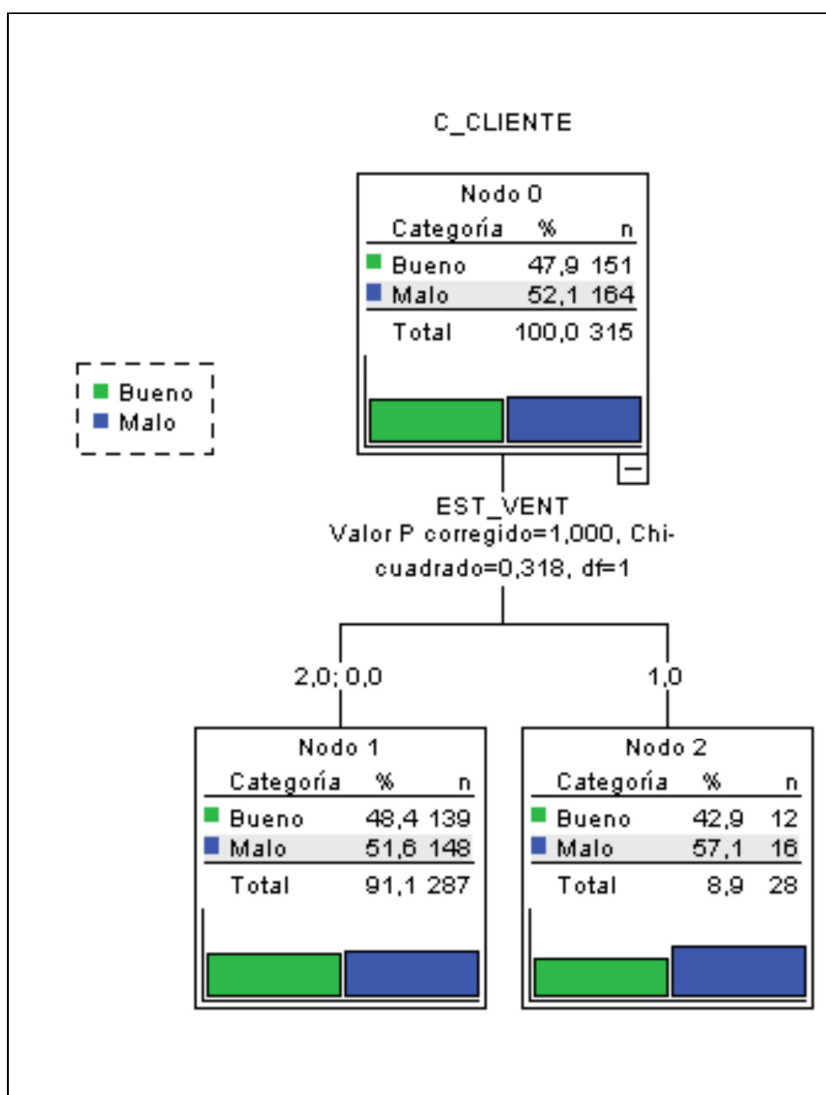
Variable utilizada para identificar la estacionalidad de las ventas de los productos o servicios; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por estacionalidad de ventas del producto o servicio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 63. Cliente – estacionalidad de las ventas – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	28	8,9%	11,4%
	2	279	88,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 25. Árbol de decisión cliente estacionalidad de las ventas – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de estacionalidad de las ventas de los productos o servicios.

4.2.9.13. *Tendencia de la demanda*

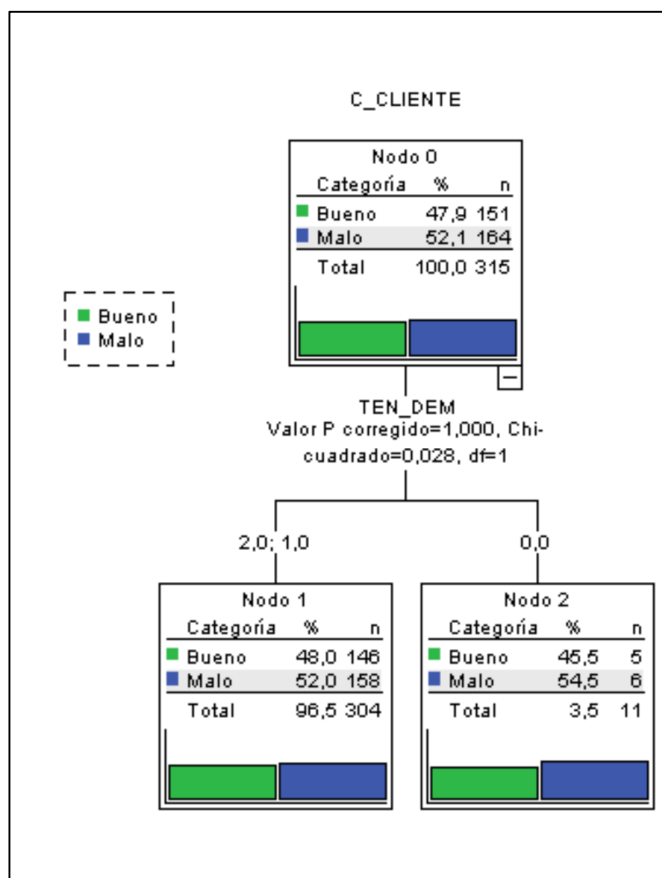
Variable utilizada para identificar la tendencia de la demanda de los productos o servicios; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tendencia de la demanda y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 64. Cliente – tendencia de la demanda – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	11	3,5%	3,5%
	1	122	38,7%	42,2%
	2	182	57,8%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 26. Árbol de decisión – cliente- tendencia del mercado – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de tendencia de la demanda de los productos o servicios.

4.2.9.14. Canales de distribución

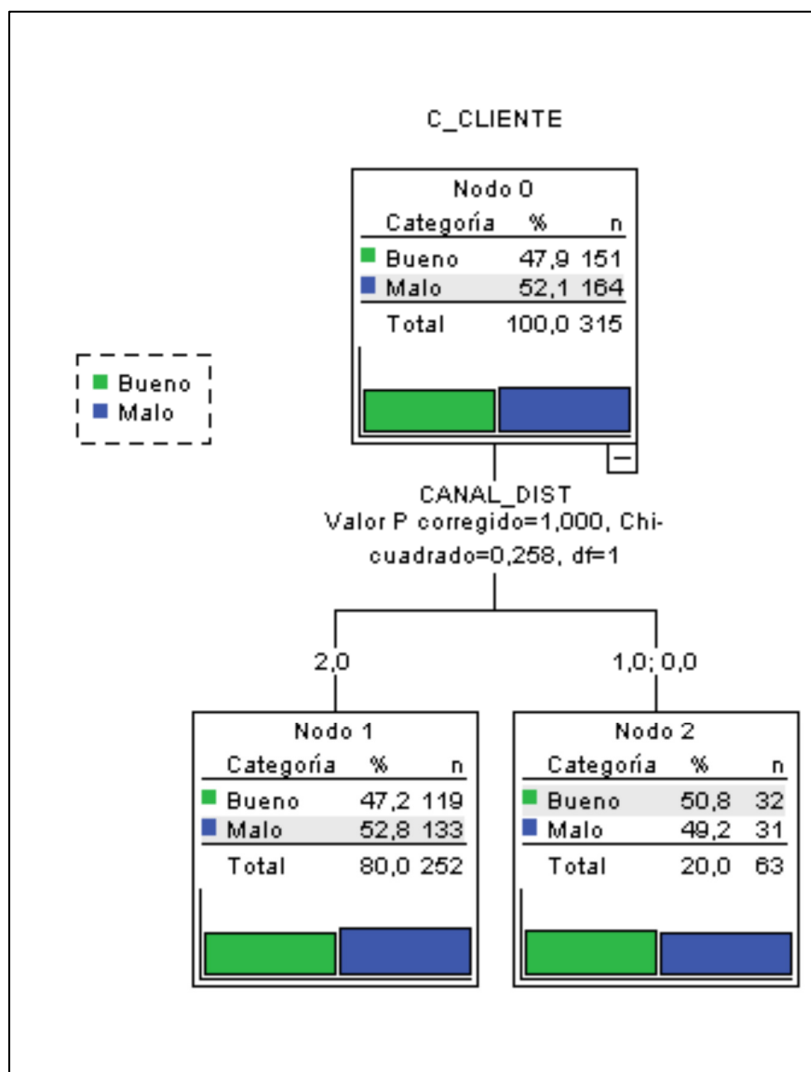
Variable utilizada para analizar el control del negocio en sus canales de distribución para los procesos comerciales; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por canal de distribución y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 65. Cliente – canales de distribución – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	55	17,5%	20,0%
	2	252	80,0%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 27. Árbol de decisión – canales de distribución – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de canales de distribución para los procesos comerciales.

4.2.9.15. Competencia

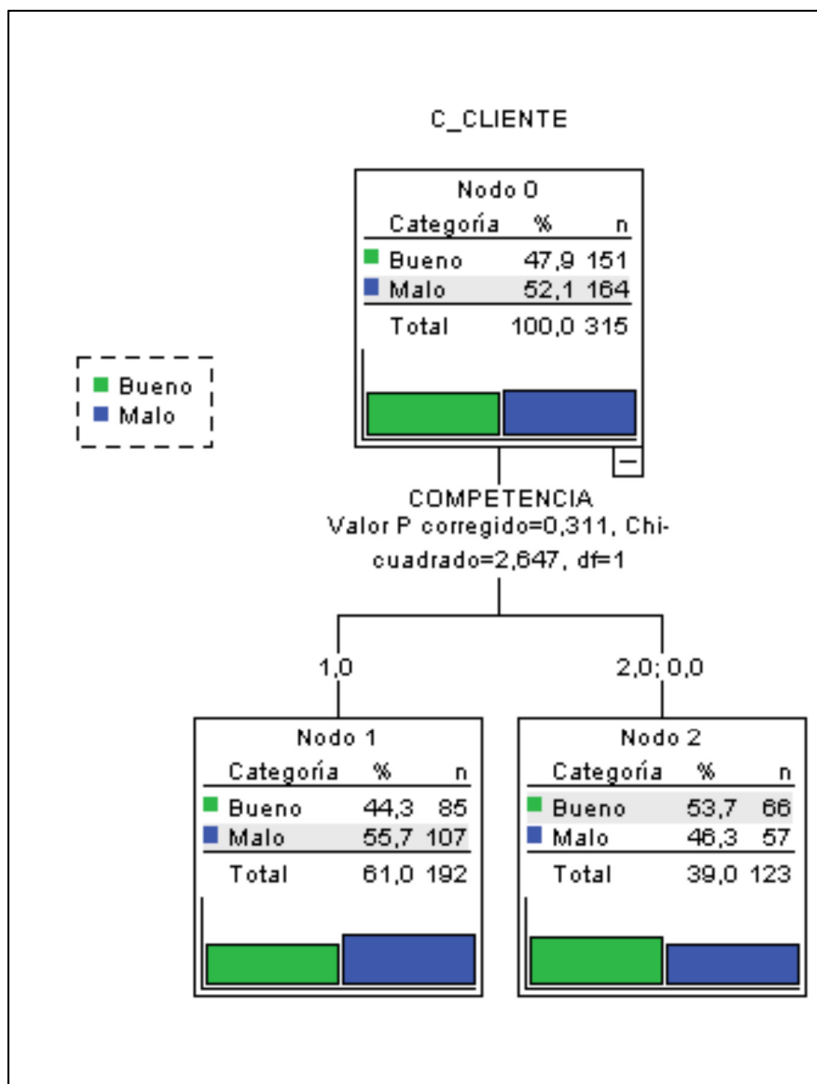
Variable utilizada para describir el tipo de competencia que tiene el producto o servicio del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 66. Cliente – competencia – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	22	7,0%	7,0%
	1	192	61,0%	68,0%
	2	101	32,0%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 28. Árbol de decisión – competencia – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de competencia del producto o servicio del negocio.

4.2.9.16. *Diversificación de ingresos*

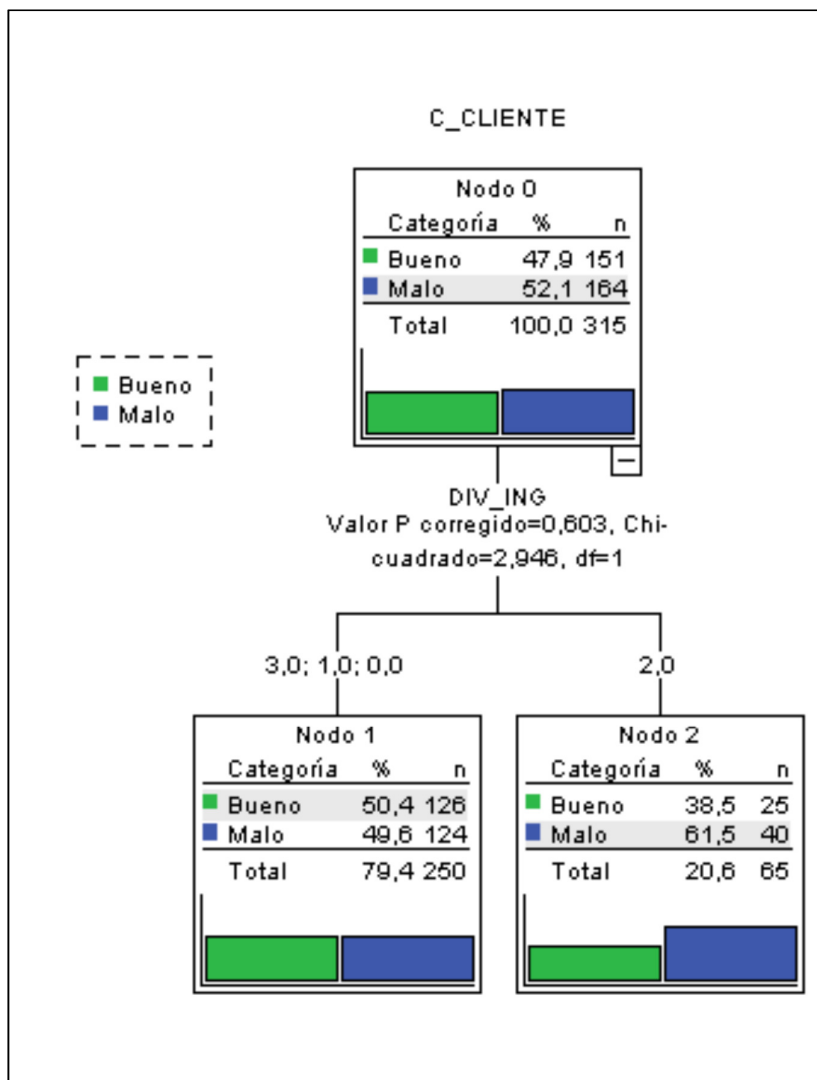
Variable utilizada para definir si los ingresos del negocio son por un único o varios productos o servicios; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por diversificación de ingresos y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 67. Cliente – diversificación de ingresos – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	77	24,4%
	2	65	20,6%
	3	165	52,4%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 29. Árbol de decisión – diversificación de ingresos – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de ingresos del negocio.

4.2.9.17. Promoción

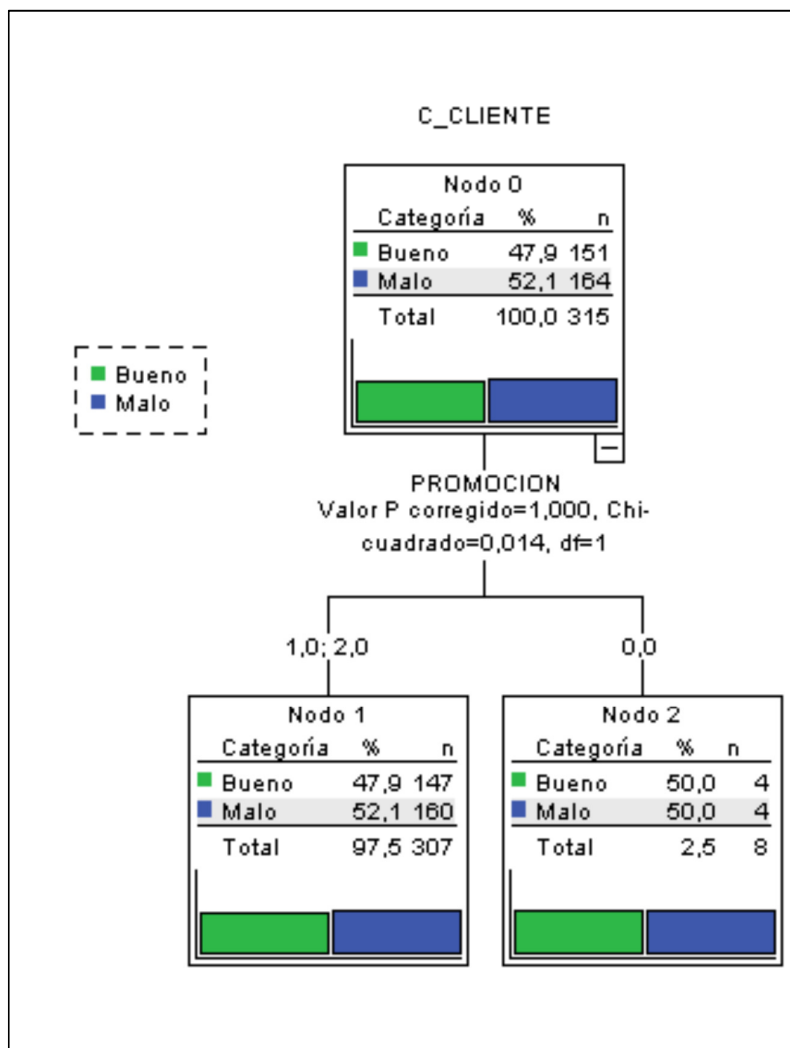
Variable utilizada para definir si el negocio realiza actividades de publicidad y promoción; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por si realiza o no actividades de promoción y publicidad, así como, su clasificación se presenta en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 68. Cliente – promoción – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	185	58,7%
	2	122	38,7%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 30. Árbol de decisión – promoción – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de negocio que realiza actividades de publicidad y promoción.

4.2.9.18. *Ubicación del negocio*

Variable utilizada para identificar las características del lugar donde se desarrollan las operaciones del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por la ubicación donde se desarrollan las operaciones del negocio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 69. Cliente –ubicación del negocio – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	3	1,0%	3,5%
	2	125	39,7%	43,2%
	3	179	56,8%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Tabla 70. Cliente –ubicación del negocio – morosidad – reporte de validación

Especificaciones:	Método de crecimiento	CHAID
	Variable dependiente	C_CLIENTE
	Variable independiente	UBICACIÓN
	Validación	Ninguno
	Máxima profundidad del árbol	3
	Casos mínimos en nodo padre	10
	Casos mínimos en nodo hijo	5
Resultados	Variables independientes incluidas	Sin variable independiente incluida
	Número de nodos	1
	Número de nodos terminales	1
	Profundidad	0

Fuente: elaboración propia, reporte SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de ubicación donde se desarrolla las operaciones del negocio; y, además, se determina que la variable no debería ser considerada en el modelo.

4.2.9.19. Servicios básicos

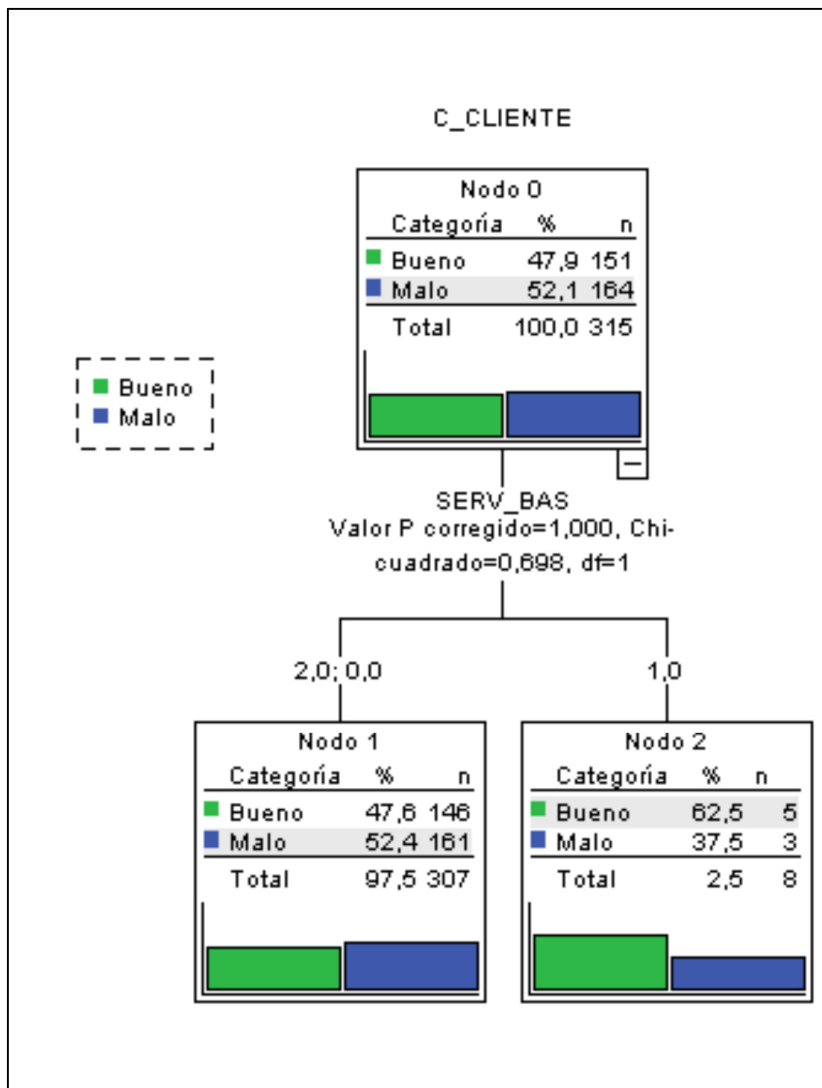
Variable utilizada para determinar la provisión de servicios básicos en el lugar donde se desarrolla el negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por provisión de servicios básicos en el lugar donde se desarrolla el negocio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 71. Cliente – servicios básicos – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	8	2,5%
	2	299	94,9%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 31. Árbol de decisión –servicios básicos – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de provisión de servicios básicos en el lugar donde se desarrolla el negocio.

4.2.9.20. Proveedores

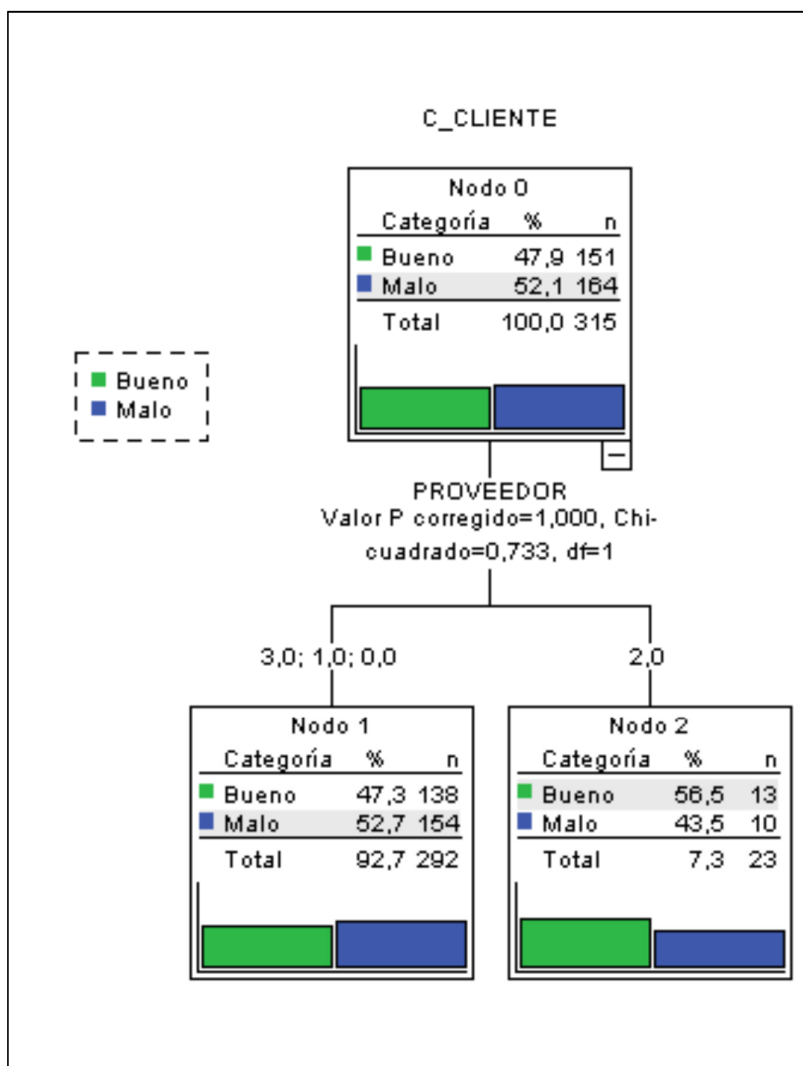
Variable utilizada para establecer si los proveedores del negocio relacionado a suministros o materias primas; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de proveedor y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 72. Cliente – proveedores – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	5	1,6%	4,1%
	2	23	7,3%	11,4%
	3	279	88,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 32. Árbol de decisión – proveedor – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de negocio en que el proveedor esté relacionado a suministros o materias primas.

4.2.9.21. Disponibilidad de materias primas

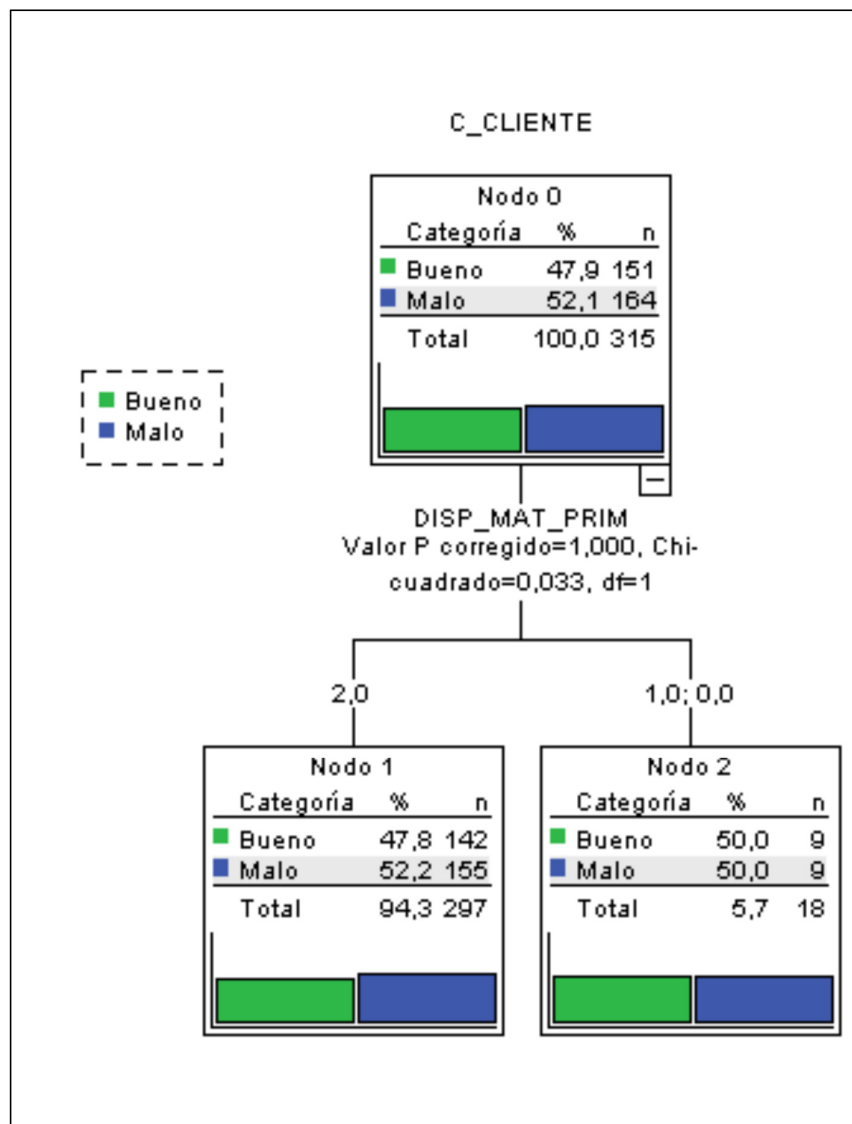
Variable utilizada para establecer el grado de disponibilidad de materias primas o insumos para la operación normal del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por grado de disponibilidad de materias primas o insumos para la operación normal del negocio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 73. Cliente – disponibilidad de materias primas – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	10	3,2%	5,7%
	2	297	94,3%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 33. Árbol de decisión – disponibilidad de materias primas – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de disponibilidad de materias primas o insumos para la operación normal.

4.2.9.22. Capacidad utilizada

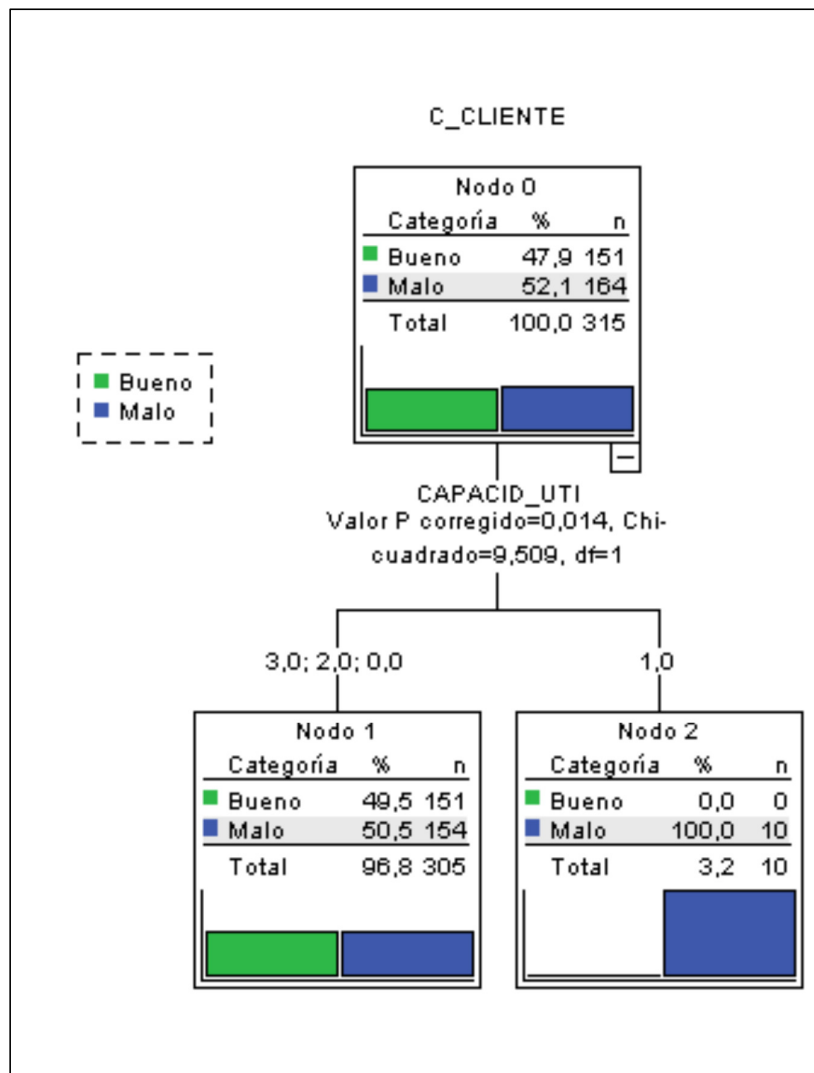
Variable utilizada para establecer la capacidad utilizada versus la capacidad instalada; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por capacidad utilizada versus la capacidad instalada de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 74. Cliente – capacidad utilizada – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	10	3,2%	5,7%
	2	40	12,7%	18,4%
	3	257	81,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 34. Árbol de decisión – capacidad utilizada – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de capacidad utilizada.

4.2.9.23. **Infraestructura**

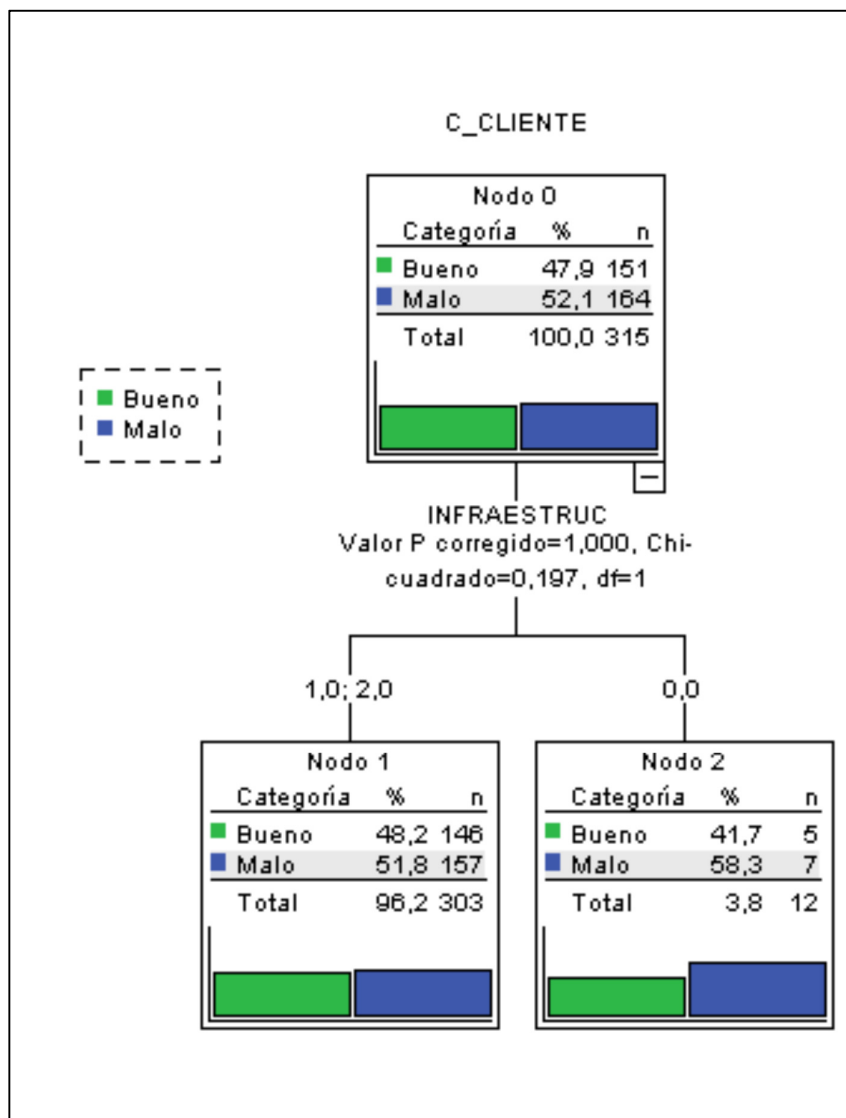
Variable utilizada para establecer las características de la infraestructura disponible para las operaciones normales del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por características de la infraestructura disponible y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 75. Cliente – infraestructura – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	12	3,8%	3,8%
	1	155	49,2%	53,0%
	2	148	47,0%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 35. Árbol de decisión – infraestructura – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos para un cierto tipo de infraestructura disponible para las operaciones del negocio.

4.2.9.24. **Maquinaria y equipos**

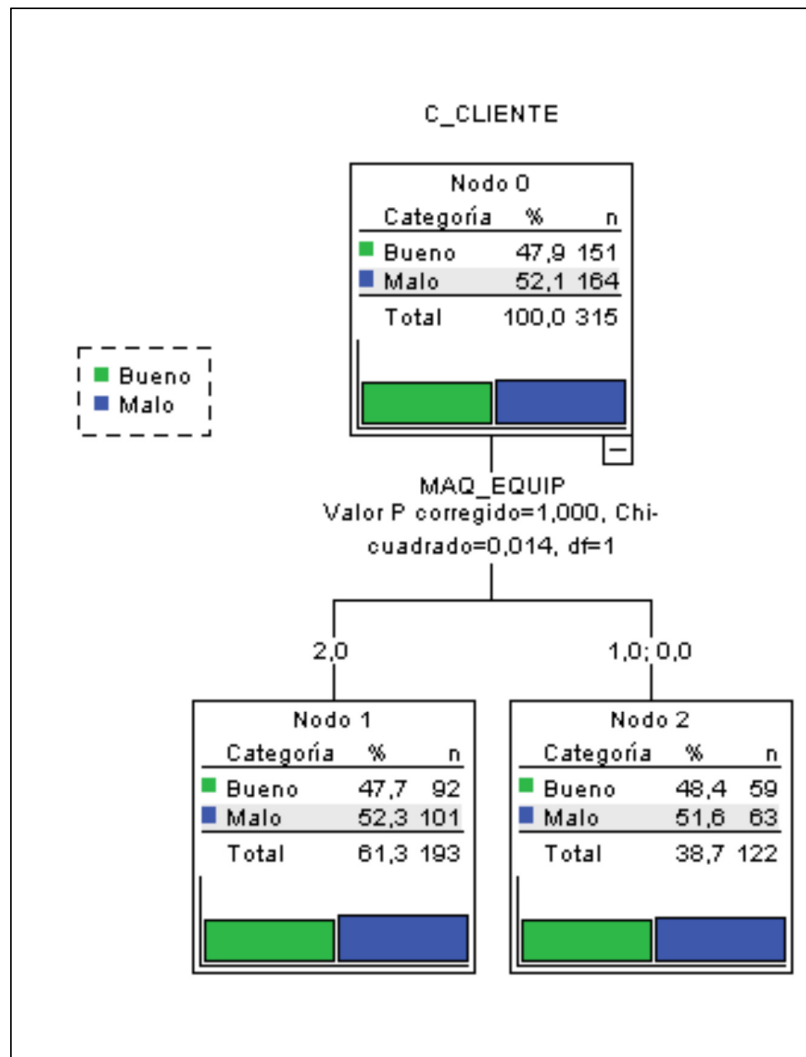
Variable utilizada para determinar si los equipos y maquinaria utilizados en el negocio son o no especializados; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por especialización o no de equipos y maquinaria utilizados en el negocio y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 76. Cliente – maquinaria y equipo – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	114	36,2%	38,7%
	2	193	61,3%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 36. Árbol de decisión – maquinaria y equipo – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de equipos y maquinaria utilizados en el negocio.

4.2.9.25. Antigüedad de la maquinaria o equipos

Variable utilizada para identificar los años de uso de la maquinaria existente o por adquirir en rangos; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por antigüedad de la maquinaria o equipos y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 77. Cliente – antigüedad de la maquinaria y equipo – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	4	1,3%
	2	71	22,5%
	3	232	73,7%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Tabla 78. Cliente – antigüedad de la maquinaria y equipo – morosidad - reporte de validación

Especificaciones:	Método de crecimiento	CHAID
	Variable dependiente	C_CLIENTE
	Variable independiente	ANT_MAQ
	Validación	Ninguno
	Máxima profundidad del árbol	3
	Casos mínimos en nodo padre	10
	Casos mínimos en nodo hijo	5
Resultados	Variables independientes incluidas	Sin variable independiente incluida
	Número de nodos	1
	Número de nodos terminales	1
	Profundidad	0

Elaboración: Propia - reporte de SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de años de uso de la maquinaria; y, además, se determina que la variable no debería ser considerada en el modelo.

En el caso de “Cliente – antigüedad de la maquinaria y equipo – morosidad”, al no existir estadísticamente una prevalencia no se puede estructurar un árbol de decisión, ya que su utilidad sería nula.

4.2.9.26. **Certificaciones de calidad**

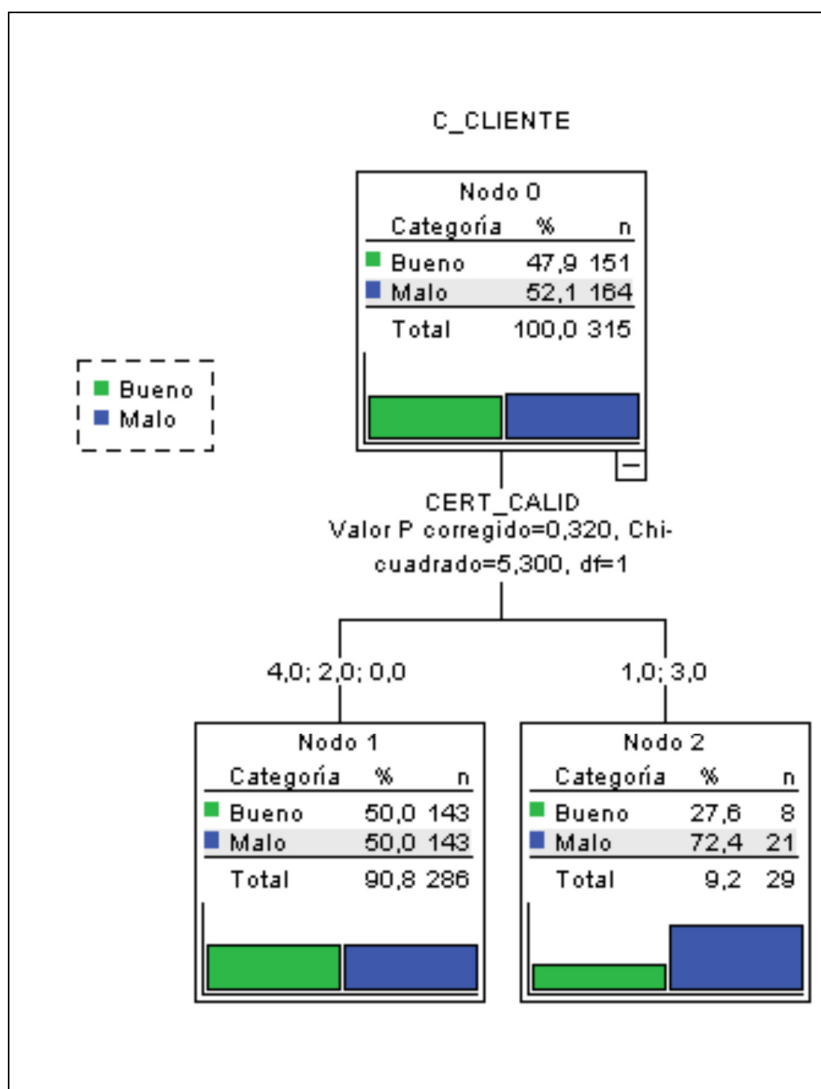
Variable utilizada para identificar las certificaciones de calidad de sus procesos y por ende de sus productos o servicios; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por tipo de certificados de calidad que posee la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 79. Cliente – certificaciones de calidad – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%
	1	23	7,3%
	2	141	44,8%
	3	6	1,8%
	4	137	43,5%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 37. Árbol de decisión – certificaciones de calidad – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de certificaciones de calidad.

4.2.9.27. *Mano de obra*

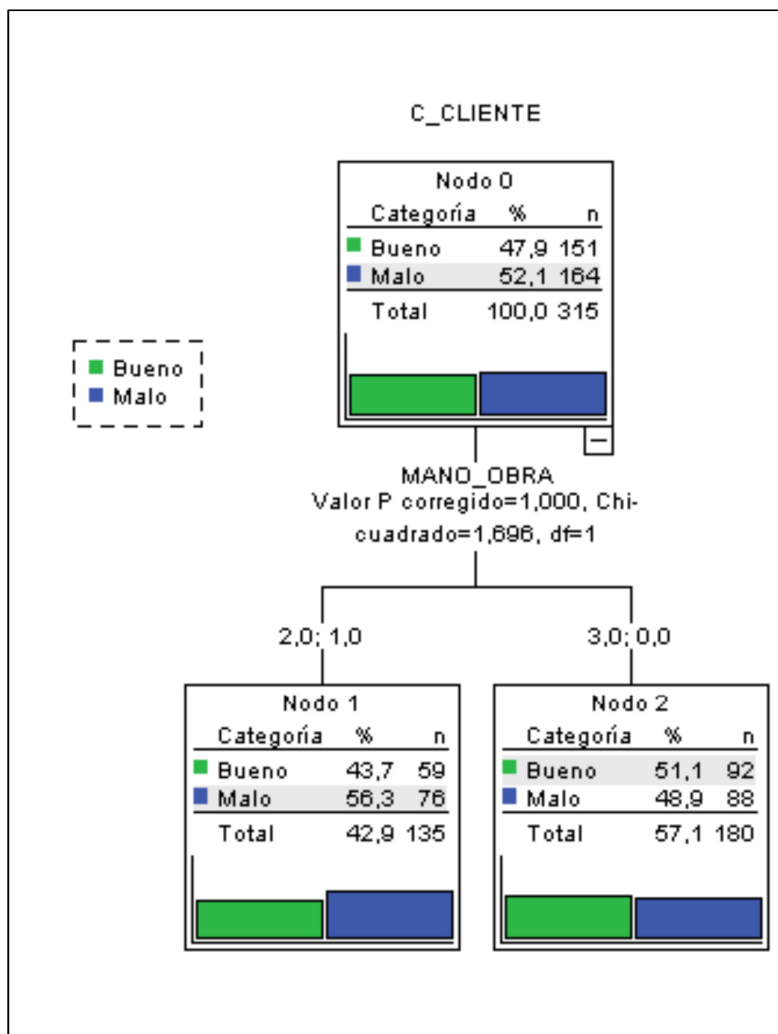
Variable utilizada para identificar los requerimientos de mano de obra o talento humano para el desarrollo de las operaciones del negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por requerimientos de mano de obra o talento humano para el desarrollo de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 80. Cliente – mano de obra – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	10	3,2%	5,7%
	2	125	39,7%	45,4%
	3	172	54,6%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 38. Árbol de decisión – mano de obra – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de mano de obra o talento humano para el desarrollo de las operaciones.

4.2.9.28. Sistemas informáticos

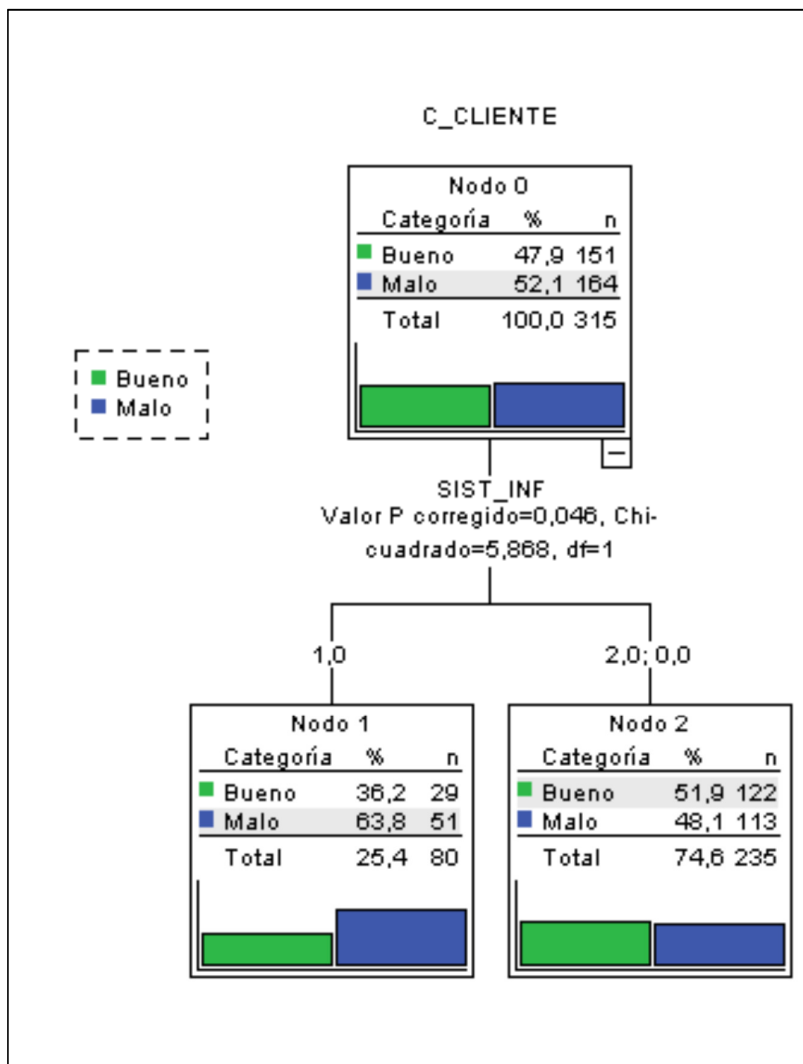
Variable utilizada para establecer si el negocio utiliza sistemas informáticos; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por si el negocio utiliza sistemas informáticos o no y su clasificación se presenta en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 81. Cliente – sistemas informáticos – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	9	2,9%	2,9%
	1	80	25,4%	28,3%
	2	226	71,7%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 39. Árbol de decisión – sistemas informáticos – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de sistemas informáticos del negocio.

4.2.9.29. **Categoría ambiental**

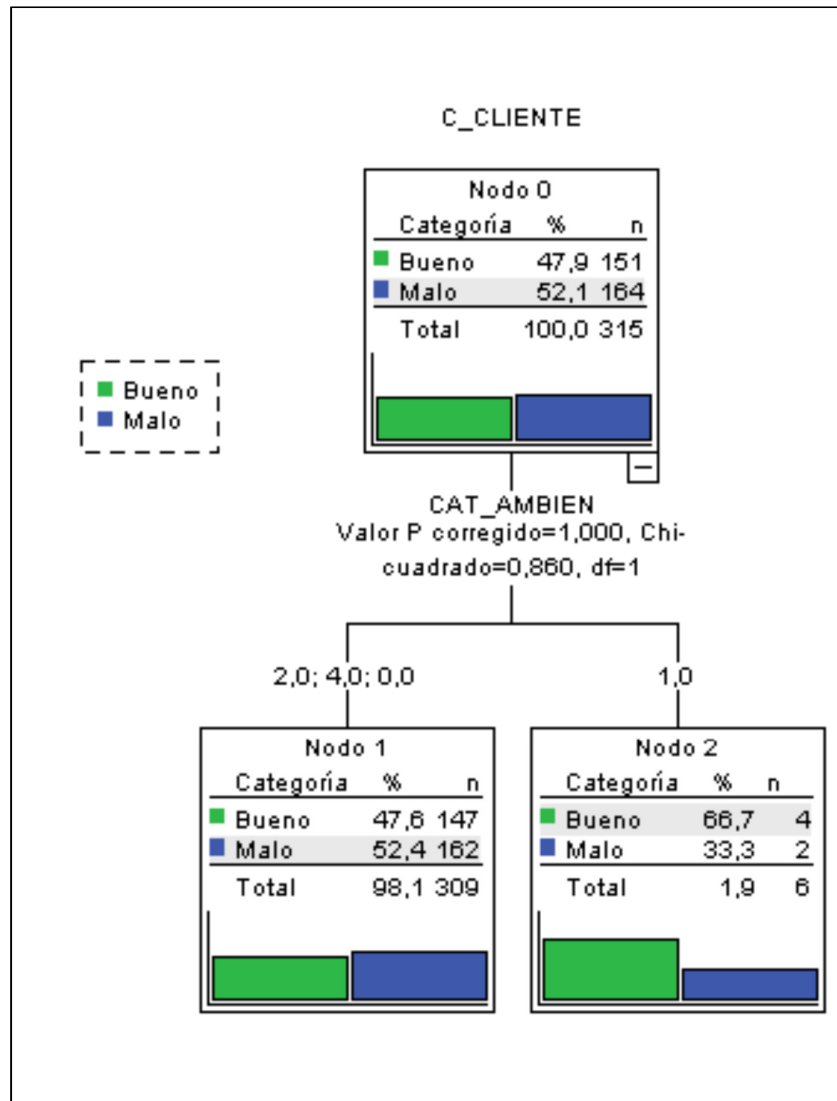
Variable utilizada para identificar la categoría ambiental según la normativa vigente ecuatoriana (la categoría I es la de menor impacto ambiental); se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por categoría de impacto ambiental de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 82. Cliente – categoría ambiental – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	8	2,5%	2,5%
	1	6	1,9%	4,5%
	2	145	46,0%	50,5%
	3	156	49,5%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 40. Árbol de decisión – categoría ambiental – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de la categoría ambiental.

4.2.9.30. Destino del financiamiento recibido

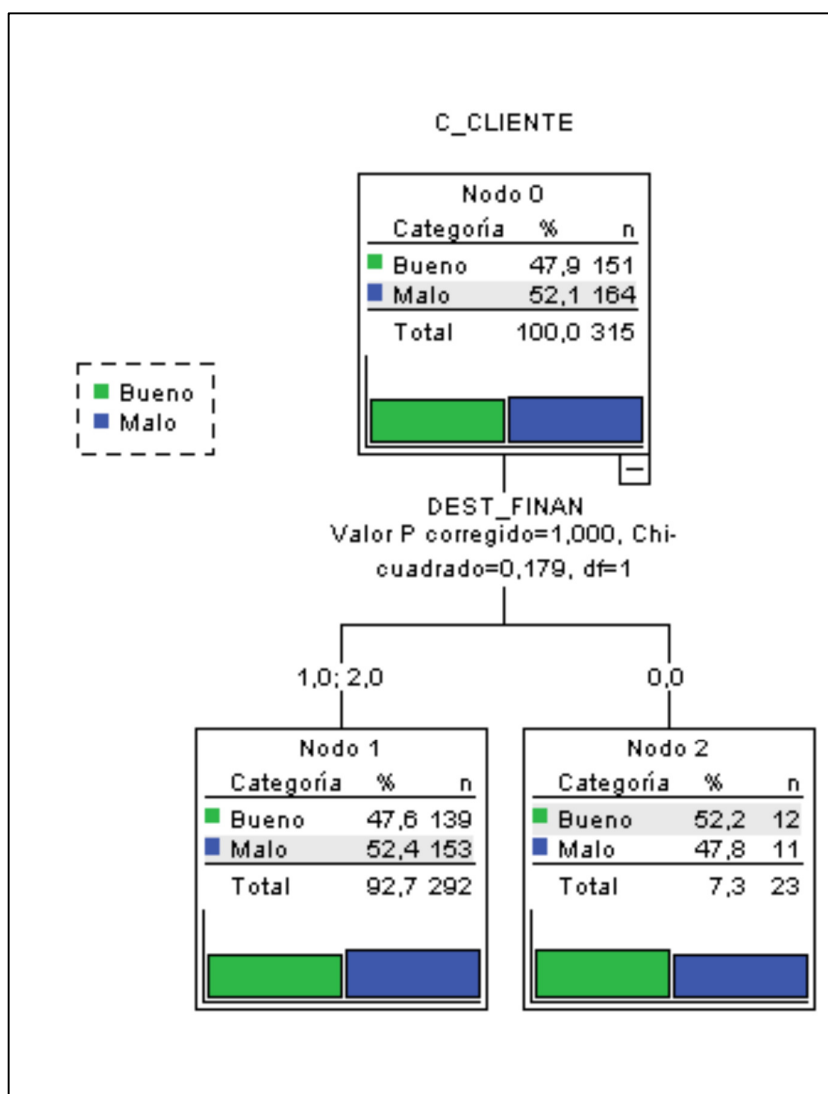
Variable utilizada para establecer el destino de los recursos obtenidos a través de financiamiento externo vía crédito; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por destino que se da al financiamiento y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 83. Cliente – destino del financiamiento – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	23	7,3%	7,3%
	1	156	49,5%	56,8%
	2	136	43,2%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 41. Árbol de decisión – destino del financiamiento – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de destino de los recursos de financiamiento externo.

4.2.9.31. Riesgo macroeconómico del sector

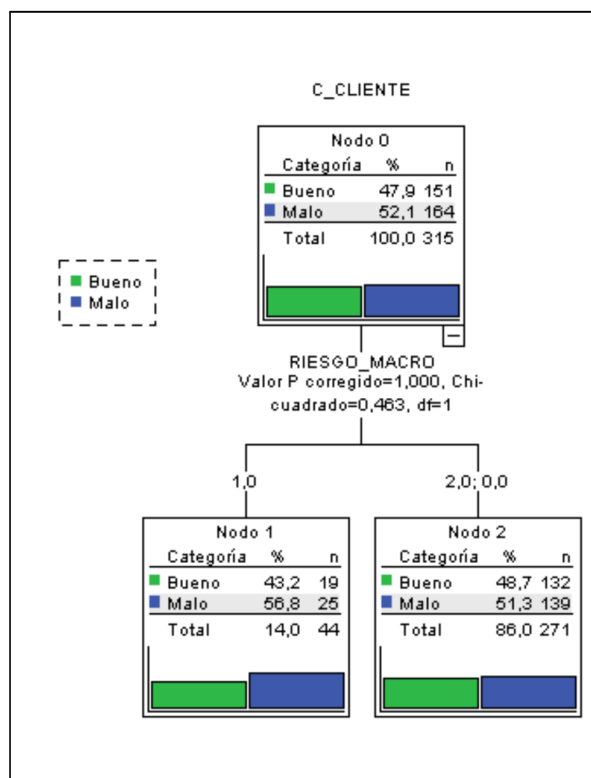
Variable utilizada para identificar el riesgo existente en el sector económico en el cual se desarrolla el negocio; se considera que puede existir algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo. La frecuencia por riesgo macroeconómico sector de la empresa y su clasificación se presentan en la siguiente tabla y gráfico, respectivamente.

Tabla 84. Cliente – riesgo macroeconómico – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	27	8,6%
	1	44	14,0%
	2	244	77,5%
Total	315	100,1%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 42. Árbol de decisión – riesgo macroeconómico – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de riesgo macroeconómico.

4.2.9.32. Sector económico

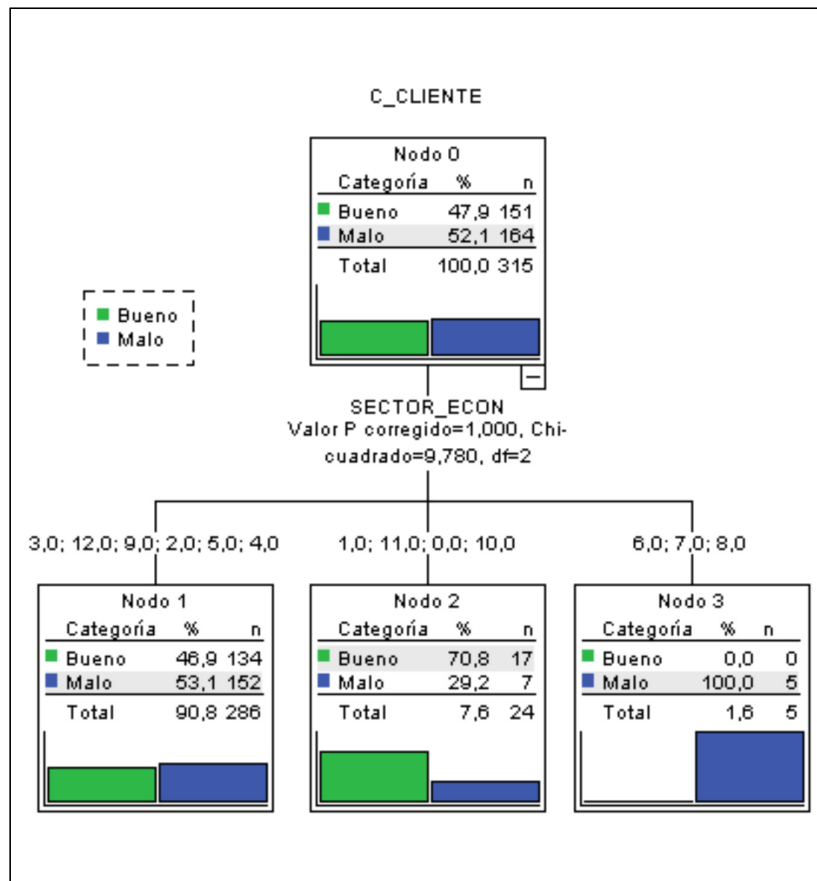
Variable utilizada para determinar el sector al que corresponde la actividad del negocio sustentado en la codificación internacional industrial uniforme CIIU; se considera que puede identificar algún tipo de comportamiento que discrimine a un buen cliente de uno malo.

Tabla 85. Cliente – sector económico – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	4	1,3%
	1	15	4,8%
	2	64	20,3%
	3	26	8,3%
	4	4	1,3%
	5	19	6,0%
	6	1	0,3%
	7	2	0,6%
	8	2	0,6%
	9	113	35,9%
	10	2	0,6%
	11	3	1,0%
	12	60	19,0%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 43. Árbol de decisión – sector económico – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Se puede concluir que no existe una prevalencia de otorgar los créditos por un cierto tipo de sector al que corresponde la actividad del negocio.

4.2.10. Construcción de variables compuestas

La aplicación del modelo basado en árboles de decisión permite identificar las variables que son discriminantes en el proceso de evaluación de un proyecto para su posterior financiamiento.

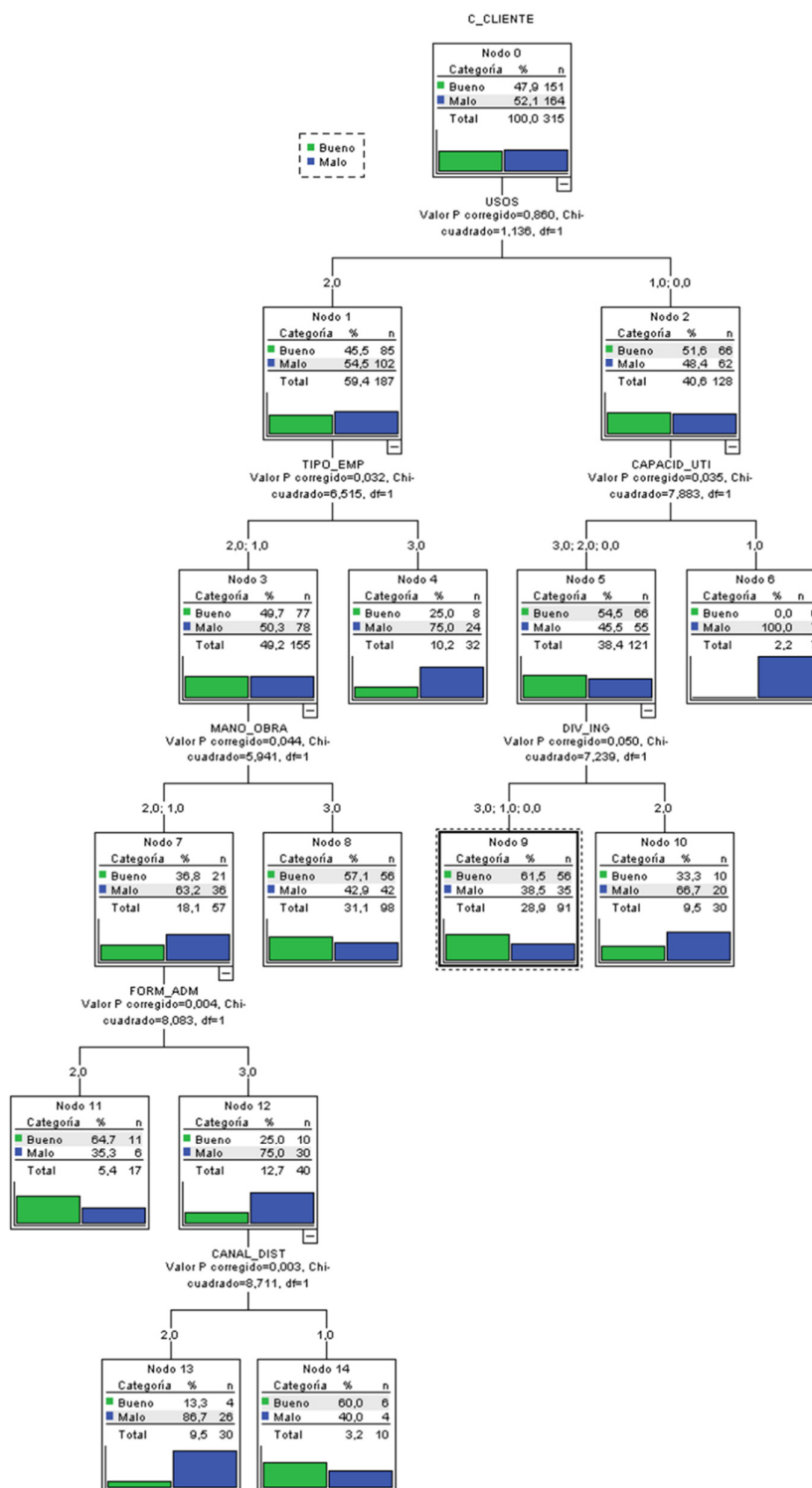
Con los antecedentes expuestos para la construcción del modelo logístico de evaluación de proyectos, se estructuran tres variables compuestas, las mismas que se determinan posterior al análisis basado en árboles de decisión de las 33 variables en estudio.

Para la construcción de las variables compuestas, se analizan diferentes combinaciones entre las variables identificadas en el numeral 4.2.8, que podrían aportar positivamente en la discriminación entre “clientes buenos” y “clientes malos”.

4.2.10.1. Construcción de la variable COMPUESTA-1

Esta variable se compone de 6 variables simples frente a la posibilidad de morosidad, las mismas que son: usos del producto o servicio, tipo de empresa, mano de obra, formación de la administración, canales de distribución, capacidad utilizada, diversificación de ingresos y 8 niveles de la variable representados en 8 nodos terminales, para lo cual se estructura el siguiente árbol de decisión.

Gráfico 44. Árbol de decisión – compuesta 1 – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Los ocho niveles de la variable compuesta 1, representados en nodos terminales codificados de 0 a 7, se exponen en la siguiente tabla:

Tabla 86. Cliente – construcción de la variable compuesta 1 – morosidad

Variable	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4	Nodo 5	Nodo 6	Nodo 7	Nodo 8
Usos	2	2	2	2	2	0,1	0,1	0,1
Tipo empresa	3	1,2	1,2	1,2	1,2			
Mano de obra		3	1,2	1,2	1,2			
Formación administración			2	3	3			
Canales de distribución				1	2			
Capacidad utilizada						1	0,2,3	0,2,3
Diversificación de ingreso							0,1,3	2
Código	0	1	2	3	4	5	6	7

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Así, la variable COMPUESTA1 inicia con el “nodo 0” conformado por clientes buenos 151(47.9 %) y clientes malos 164 (52.1 %).

El nodo 1, por ejemplo, cuyo código es 0, es un nodo terminal y mantiene variables de carácter discriminatorio; es así que cuando se combina la variable usos únicos del producto (código 2) y tipo de empresa con una conformación de patrimonio unipersonal (código 3), apenas el 25 % de proyectos son buenos y el 75 % tienen una alta probabilidad de fracaso, expresando de esta manera que son variables discriminatorias.

El análisis descriptivo de esta variable se expone en la tabla 87:

Tabla 87. Cliente – análisis de la variable compuesta 1 – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	32	10,2%
	1	98	41,3%
	2	17	46,7%
	3	10	49,9%
	4	30	59,4%
	5	7	61,6%
	6	30	71,1%
	7	91	100,0%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

4.2.10.2. Construcción de la variable COMPUESTA-2

Esta variable se compone de 7 variables simples frente a la posibilidad de morosidad, las mismas que son: tipo de producto, antigüedad de la administración, uso de sistemas de información, diversificación de los ingresos, formación de la administración, mano de obra, maquinaria y equipo, y con 9 niveles de la variable, para lo cual se construye un árbol de decisiones que se presenta como gráfico 45.

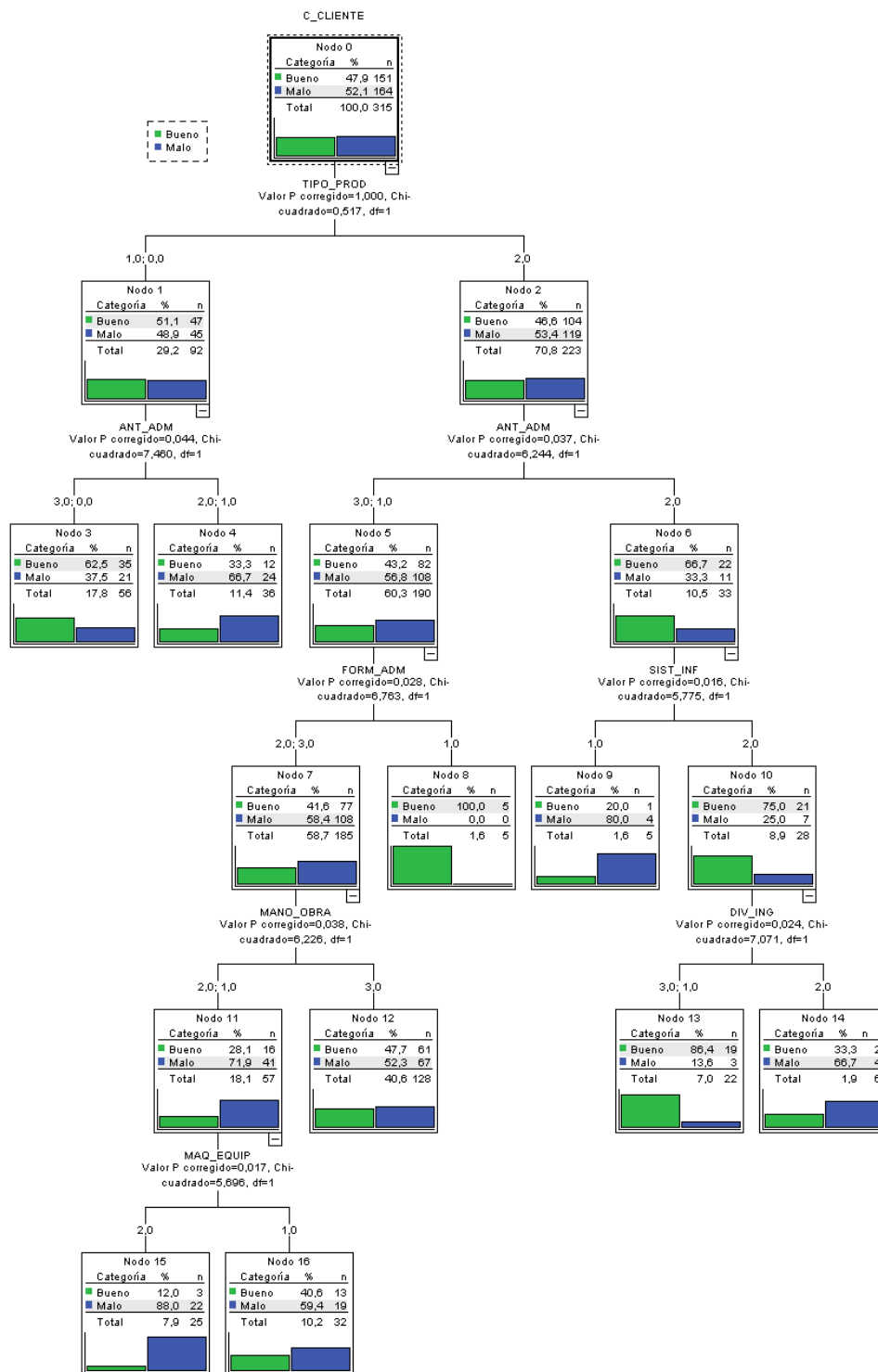
Los nueve niveles de la variable COMPUESTA2, representados en nodos terminales y codificados de 0 a 8, se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 88. Cliente – construcción de la variable compuesta 2 – morosidad

Variable	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4	Nodo 5	Nodo 6	Nodo 7	Nodo 8	Nodo 9
Tipo_Producto	2	2	2	2	2	2	2	0,1	0,1
Antigüedad_Administración	2	2	2	3,1	3,1	3,1	3,1	3	2,1
Sistemas de información	1	2	2						
Diversificación de ingreso			3,1	2					
Formación de la administración				1	2,3	2,3	2,3		
Mano de obra					3	2,1	2,1		
Maquinaria y equipo						1	2		
Código	0	1	2	3	4	5	6	7	8

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Gráfico 45. Árbol de decisión – compuesta 2 – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS.

Como todos los árboles de decisión analizados, la variable COMPUESTA2 inicia también con el “nodo 0” conformado por clientes buenos 151(47.9 %) y clientes malos 164 (52.1 %).

En el nodo 1, por ejemplo, cuyo código es 0 como nodo terminal, cuando se combina la variable antigüedad de la administración comprendida entre 2 y 5 años (código 2) y donde las pymes en análisis no utilizan sistemas de información gerencial (código 1), apenas el 20 % de proyectos son buenos y el 80 % tienen una alta probabilidad de fracaso, expresando de esta manera que son variables discriminatorias.

El análisis descriptivo de esto se expone en la siguiente tabla:

Tabla 89. Cliente – análisis de variable compuesta 2 – morosidad

Código		Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	5	1,6%	1,6%
	1	22	7,0%	8,6%
	2	6	1,9%	10,5%
	3	5	1,6%	12,1%
	4	128	40,6%	52,7%
	5	32	10,2%	62,9%
	6	25	7,9%	70,8%
	7	56	17,8%	88,6%
	8	36	11,4%	100,0%
	Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

4.2.10.3. Construcción de variables COMPUESTA-3

Esta variable se compone con 6 variables simples frente a la posibilidad de morosidad, y son: clasificación económica del producto, antigüedad de la administración, diversificación de ingresos, competencia, maquinaria y equipo y sistemas de información, y 7 niveles de la variable, un nivel por cada nodo, en base al árbol representado en la figura 46.

Los siete niveles de la variable COMPUESTA3, representados en nodos terminales, codificados de 0 a 6, se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 90. Cliente – construcción de variable compuesta 3 – morosidad

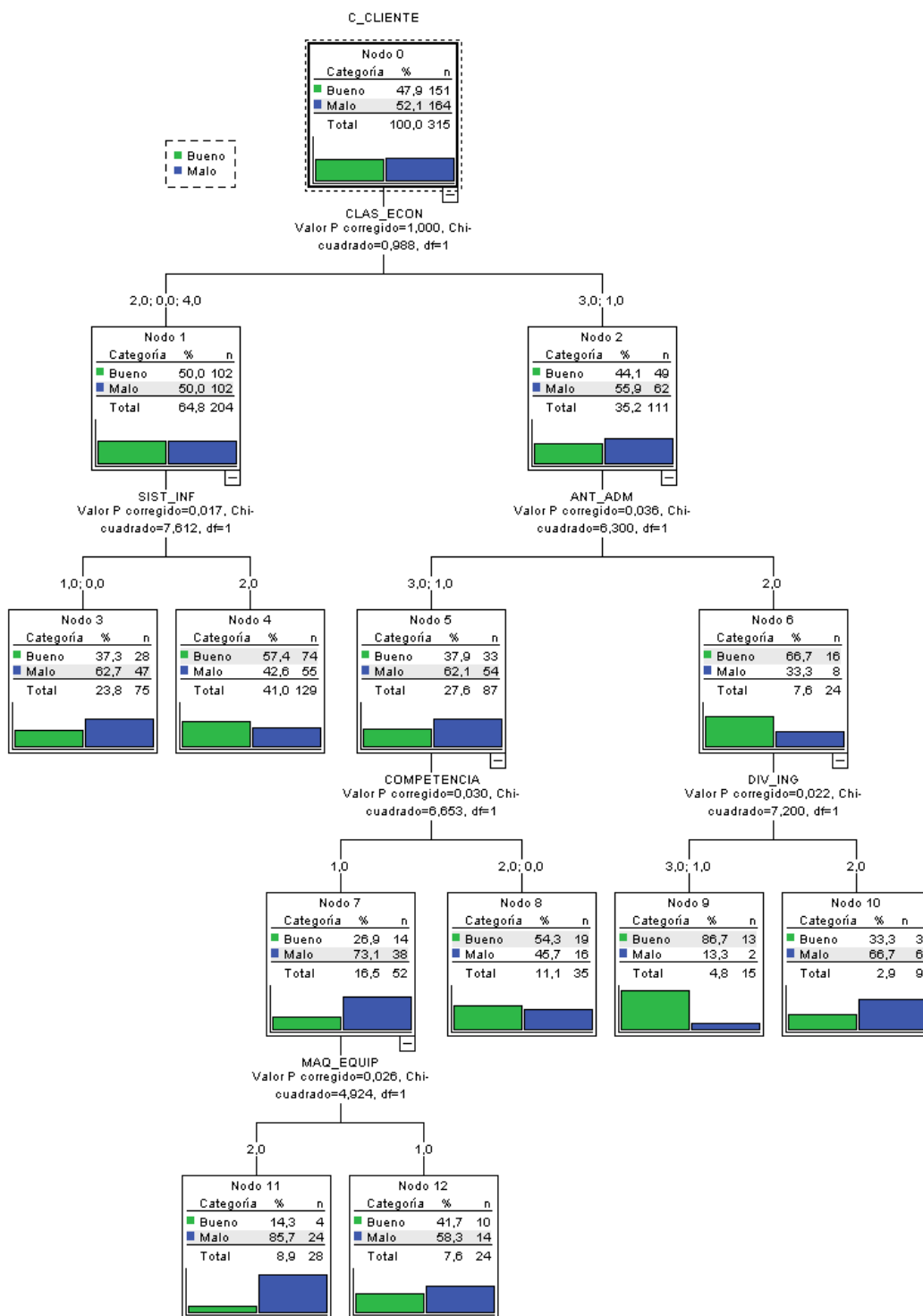
Variable	Nodo 1	Nodo 2	Nodo 3	Nodo 4	Nodo 5	Nodo 6	Nodo 7
Clasificación económica	3,1	3,1	3,1	3,1	3,1	0,2,4	0,2,4
Antigüedad de la administración	2	2	3,1	3,1	3,1		2,1
Diversificación de ingresos	2	3,1					
Competencia			1	0,2	0,2		
Maquinaria y equipo				1	2		
Sistemas de información						2	0,1
Código	0	1	2	3	4	5	6

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Por ejemplo, en el nodo terminal 1 cuyo código es 0 se identifica que el 20 % de los proyectos son buenos y el 80 % tienen una alta probabilidad de fracaso, expresando de esta manera que son variables discriminatorias, cuando se analizan la combinación de las variables:

- Clasificación económica del producto, como un bien de capital (código 1) y como un bien intermedio o complementario (código 3).
- Antigüedad de la administración del negocio comprendida entre 2 años a 5 años (código 2).
- Los ingresos de la pyme son generados por la comercialización de 2 a 3 productos (código 2)

Gráfico 46. Árbol de decisión – compuesta 3 – morosidad



Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

El análisis descriptivo de esta se expone en la siguiente tabla:

Tabla 91. Cliente – análisis de variable compuesta 3 – morosidad

Código	Frecuencia	Porcentaje Válido	Porcentaje Acumulado
Válido	0	9	2,9%
	1	15	4,8%
	2	52	16,5%
	3	17	5,4%
	4	18	5,7%
	5	129	41,0%
	6	75	23,7%
Total	315	100,0%	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Corporación Financiera Nacional

Se podrían continuar construyendo más variables compuestas, siempre y cuando incrementen significativamente el poder de discriminación en el modelo.

4.2.11. Estimación del modelo

La información fue procesada con el paquete estadístico SPSS Statistics 25. A continuación se presenta la tabla resumen con las variables que ingresaron en la regresión final, que constituyen el modelo de evaluación de proyectos de inversión a través de criterios complementarios con el uso de variables cualitativas.

En las tablas 92 y 93 se indica el peso con el cual cada variable debe ser ponderada para, a través de la calificación de cada proyecto, determinar la elegibilidad o no del mismo, considerando las variables cualitativas analizadas, que incluye tres de tipo compuesto.

Luego de realizar las pruebas de validez se diseña el modelo de elegibilidad como resultado final y la aplicación de las tablas que se presentan a continuación.

Tabla 92. Estimación del modelo (1/2)

		Variables en la ecuación (1/2)						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 1 ^a	TIPO_EMP			.570	3	.903		
	TIPO_EMP(1)	1.142	2.505	.208	1	.648	3.134	.023 424.922
	TIPO_EMP(2)	.555	.975	.324	1	.569	1.742	.257 11.784
	TIPO_EMP(3)	.262	.814	.104	1	.748	1.300	.264 6.408
	ADMINISTRA			.181	1	.671		
	ADMINISTRA(2)	-.287	.674	.181	1	.671	.751	.200 2.815
	EXP_ADM			1.884	2	.390		
	EXP_ADM(2)	.861	.880	.956	1	.328	2.364	.421 13.270
	EXP_ADM(3)	.636	.502	1.604	1	.205	1.889	.706 5.058
	FORM_ADM			.796	2	.672		
	FORM_ADM(2)	-23.730	16509.729	.000	1	.999	.000	0.000
	FORM_ADM(3)	-.389	.436	.796	1	.372	.678	.288 1.593
	ANT_ADM			.005	2	.997		
	ANT_ADM(2)	.030	1.232	.001	1	.980	1.031	.092 11.525
	ANT_ADM(3)	-.036	1.749	.000	1	.984	.965	.031 29.722
	MANUALES			.055	1	.814		
	MANUALES(2)	-.107	.455	.055	1	.814	.899	.369 2.191
	CLAS_ECON			3.860	3	.277		
	CLAS_ECON(2)	-1.196	1.136	1.108	1	.293	.303	.033 2.803
	CLAS_ECON(3)	-.454	.622	.534	1	.465	.635	.188 2.147
	CLAS_ECON(4)	-1.905	1.019	3.493	1	.062	.149	.020 1.097
	DIF_PROD			3.875	1	.049		
	DIF_PROD(2)	-.726	.369	3.875	1	.049	.484	.235 .997
	USOS			3.551	1	.059		
	USOS(2)	3.019	1.602	3.551	1	.059	20.477	.886 473.189
	TIPO_PROD			.444	1	.505		
	TIPO_PROD(2)	-.971	1.457	.444	1	.505	.379	.022 6.585
	EST_VENT			.019	1	.890		
	EST_VENT(2)	-.084	.605	.019	1	.890	.920	.281 3.009
	TEN_DEM			2.060	2	.357		
	TEN_DEM(1)	1.902	2.074	.841	1	.359	6.700	.115 390.467
	TEN_DEM(2)	.489	.394	1.541	1	.214	1.631	.753 3.529
	CANAL_DIST			2.189	1	.139		
	CANAL_DIST(2)	.704	.476	2.189	1	.139	2.022	.796 5.139
	COMPETENCIA			1.161	2	.560		
	COMPETENCIA(1)	-.931	.957	.948	1	.330	.394	.060 2.569
	COMPETENCIA(2)	.113	.423	.072	1	.789	1.120	.489 2.563
	DIV_ING			1.674	2	.433		
	DIV_ING(2)	-.525	.506	1.076	1	.300	.592	.219 1.595
	DIV_ING(3)	-.515	.603	.730	1	.393	.598	.183 1.946
	PROMOCION			.045	1	.833		
	PROMOCION(2)	-.085	.402	.045	1	.833	.919	.418 2.020
	SERV_BAS			2.582	1	.108		
	SERV_BAS(2)	-1.900	1.182	2.582	1	.108	.150	.015 1.518
	PROVEEDOR			1.509	2	.470		
	PROVEEDOR(2)	.816	1.521	.288	1	.592	2.261	.115 44.595
	PROVEEDOR(3)	-.864	.795	1.182	1	.277	.421	.089 2.002

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Tabla 93. Estimación del modelo (2/2)

Variables en la ecuación (2/2)									
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)		
							Inferior	Superior	
Paso 1ª	DISP_MAT_PRIM		5.481	1	.019				
	DISP_MAT_PRIM(2)	-3.065	1.309	5.481	1	.019	.047	.607	
	INFRAESTRUC		.116	2	.944				
	INFRAESTRUC(1)	-.676	2.034	.111	1	.739	.509	27.371	
	INFRAESTRUC(2)	-.028	.356	.006	1	.938	.973	1.953	
	MAQ_EQUIP		.000	1	.986				
	MAQ_EQUIP(2)	.008	.459	.000	1	.986	1.008	2.481	
	CERT_CALID		5.206	3	.157				
	CERT_CALID(2)	-.340	.709	.230	1	.632	.712	2.858	
	CERT_CALID(3)	-.525	.388	1.832	1	.176	.591	1.265	
	CERT_CALID(4)	3.095	1.952	2.515	1	.113	22.095	1013.345	
	MANO_OBRA		3.220	2	.200				
	MANO_OBRA(2)	2.119	1.501	1.992	1	.158	8.320	157.760	
	MANO_OBRA(3)	-.353	.685	.265	1	.607	.703	2.691	
	CAT_AMBIEN		2.425	2	.298				
	CAT_AMBIEN(2)	-1.627	1.082	2.260	1	.133	.196	1.639	
	CAT_AMBIEN(3)	.021	.386	.003	1	.956	1.021	2.175	
	DEST_FINAN		.621	2	.733				
	DEST_FINAN(1)	-.334	.659	.257	1	.612	.716	2.605	
	DEST_FINAN(2)	.143	.334	.183	1	.669	1.154	2.222	
	RIESGO_MACRO		.178	2	.915				
	RIESGO_MACRO(1)	-.035	.541	.004	1	.948	.966	2.786	
	RIESGO_MACRO(2)	.216	.538	.162	1	.688	1.241	3.565	
	COMPUESTA1		25.057	7	.001				
	COMPUESTA1(1)	5.364	1.534	12.224	1	.000	213.511	4317.645	
	COMPUESTA1(2)	3.691	1.674	4.860	1	.027	40.088	1066.990	
	COMPUESTA1(3)	3.555	1.880	3.577	1	.059	34.996	1393.770	
	COMPUESTA1(4)	1.273	1.745	.532	1	.466	3.572	109.248	
	COMPUESTA1(5)	5.435	1.689	10.358	1	.001	229.188	6273.518	
	COMPUESTA1(6)	22.527	13515.444	.000	1	.999	6073143977.148	0.000	
	COMPUESTA1(7)	.972	.850	1.308	1	.253	2.644	13.984	
	COMPUESTA2		15.784	6	.015				
	COMPUESTA2(1)	-.396	2.105	.035	1	.851	.673	41.678	
	COMPUESTA2(2)	-3.672	1.802	4.150	1	.042	.025	.870	
	COMPUESTA2(3)	-4.183	2.570	2.650	1	.104	.015	2.347	
	COMPUESTA2(5)	-2.398	1.085	4.883	1	.027	.091	.762	
	COMPUESTA2(6)	-1.832	1.079	2.881	1	.090	.160	1.328	
	COMPUESTA2(8)	-1.653	1.565	1.115	1	.291	.192	4.116	
	COMPUESTA3		16.307	5	.006				
	COMPUESTA3(1)	1.550	1.748	.786	1	.375	4.712	144.972	
	COMPUESTA3(2)	-1.408	1.337	1.109	1	.292	.245	3.361	
	COMPUESTA3(3)	1.616	.795	4.128	1	.042	5.034	23.931	
	COMPUESTA3(4)	-.656	.996	.434	1	.510	.519	3.652	
	COMPUESTA3(6)	-1.187	.486	5.978	1	.014	.305	.790	

a. Variables especificadas en el paso 1: TIPO_EMP, ADMINISTRA_EXP_ADM, FORM_ADM, ANT_ADM, MANUALES, CLAS_ECON, DIF_PROD, USOS, TIPO_PROD, EST_VENT, TEN_DEM, CANAL_DIST, COMPETENCIA, DIV_ING, PROMOCION, SERV_BAS, PROVEEDOR, DISP_MAT_PRIM, INFRAESTRUC, MAQ_EQUIP, CERT_CALID, MANO_OBRA, CAT_AMBIEN, DEST_FINAN, RIESGO_MACRO, COMPUESTA1, COMPUESTA2, COMPUESTA3.

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

El modelo no requirió incorporar una constante ($K=0$).

Un coeficiente o “peso” positivo supone una penalización; es decir, es mayor su puntuación y por ende su probabilidad de mora. En contraposición, un coeficiente o peso negativo supone una bonificación puesto que reduce la puntuación y por lo tanto la probabilidad de mora.

4.2.11.1. Resultados de la aplicación del modelo

De la aplicación del modelo a la muestra se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 95. Tabla de clasificación

Observado			Pronosticado		
			Cliente		Porcentaje correcto
			Bueno	Malo	
Paso 1	Cliente	Bueno	130	34	79,5
		Malo	42	122	74,4
	Porcentaje global				76,9
a. El valor de corte es, 500					

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Es decir que el 79.5 % de los clientes que son buenos son pronosticados como tal y al 20.7 % lo clasifica como malos; este error realmente no es grave, en razón que la institución financiera de desarrollo le implicaría perder un potencial buen cliente, pero no su patrimonio.

De los clientes malos, el 74.4 % son pronosticados como malos y el 25.6 % los clasifica como buenos. Este margen de error puede ocasionar que exista la posibilidad de otorgar un crédito que en el tiempo puede terminar siendo castigado.

En el porcentaje global, cerca de 76.9 % están bien clasificados por el modelo y el 23.1 % son mal clasificados.

Es decir que existe en general un 23.1 % de proyectos de inversión de pymes que potencialmente se identificarían como malos negocios, siendo potencialmente

buenos. A este análisis se deberá complementar con variables cuantitativas tradicionales las mismas que mitigarían el porcentaje antes mencionado.

Es importante también señalar que estos resultados son con punto de corte igual a 0,5; se podrían plantear distintos cortes y definir rangos para la toma de decisión.

Tabla 96. Tabla de distribución del modelo

Rangos de probabilidad	Bien clasificados	N buenos	N malos	% buenos	% malos	% GLOBAL
0.0	169	5	164	3.3%	100.0%	51.7%
0.1	189	26	163	15.9%	99.4%	57.6%
0.2	205	47	158	28.5%	96.3%	62.4%
0.3	224	77	147	47.0%	89.6%	68.3%
0.4	240	104	136	63.6%	82.9%	73.3%
0.5	250	129	121	78.8%	73.8%	76.3%
0.6	239	141	98	86.1%	59.8%	72.9%
0.7	233	149	84	90.7%	51.2%	71.0%
0.8	214	159	55	96.7%	33.5%	65.1%
0.9	192	162	30	98.7%	18.3%	58.5%
1.0	171	164	7	100.0%	4.3%	52.1%

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

4.2.11.2. Análisis de los estadísticos de adecuación del modelo

La distribución condicional de la variable dependiente, al ser categórica, no puede distribuirse normalmente, toma la forma de una distribución binomial. El modelo logístico tiene una forma de curva; para estimar el mismo se busca la curva que mejor se ajusta a los datos reales.

Generalmente, para estimar el modelo se emplea el método de “estimación por máxima verosimilitud” que no establece restricción alguna respecto de las características de las variables predictoras; es decir, las que pueden afectar al resultado, estas pueden ser nominales, ordinales o racionales.

4.2.11.3. Prueba ómnibus: el estadístico “-2 veces el logaritmo de la verosimilitud”

En el procedimiento de máxima verosimilitud se seleccionan las estimaciones de los parámetros que hagan posible que los resultados observados sean lo más verosímiles posibles.

A la probabilidad de los resultados observados, dadas las estimaciones de los parámetros, se la denomina verosimilitud. Como la verosimilitud es un valor pequeño se utiliza como medida de ajuste del modelo a los datos “-2 veces el logaritmo de la verosimilitud” o $-2LL$.

Un buen modelo es aquel que da lugar a una verosimilitud grande por lo cual el valor de $-2LL$ será pequeño. Se utiliza la prueba Chi cuadrado para contrastar la reducción en el valor cuando se introduce una variable independiente. Se compara la diferencia entre $(-2LL)$ o desviación del modelo inicial (denominado nulo) sin la inclusión de variable predictora alguna y la desviación del modelo al incluir una o más variables predictoras. La prueba Chi cuadrado contrasta la hipótesis nula, postula que los coeficientes de todos los términos excepto la constante son cero. Los grados de

libertad en este caso están dados por la diferencia entre el número de los parámetros de los dos modelos.

Para el modelo seleccionado, el valor de “-2 log de la verosimilitud” es de 324,975 obtenido desde la iteración 10, como se detalla en el reporte del aplicativo SPSS:

Tabla 97. Análisis de verosimilitud del modelo

Historial de iteraciones ^{a,b,c,d}													
Iteración	Logaritmo de la verosimilitud -2	Coeficientes											
		TIPO_EMP(1)	TIPO_EMP(2)	TIPO_EMP(3)	ADMINISTRA(1)	ADMINISTRA(2)	[---]	COMPUESTA3(1)	COMPUESTA3(2)	COMPUESTA3(3)	COMPUESTA3(4)	COMPUESTA3(5)	COMPUESTA3(6)
Paso 1	1	340.204	.811	.445	.270		-.110	.931	-.651	.957	-.662		-.803
	2	327.462	.970	.525	.282		-.212	1.412	-1.091	1.402	-.686		-1.093
	3	325.463	1.088	.538	.264		-.270	1.590	-1.339	1.589	-.659		-1.181
	4	325.139	1.134	.551	.262		-.285	1.566	-1.401	1.616	-.655		-1.188
	5	325.035	1.142	.555	.262		-.287	1.551	-1.407	1.616	-.656		-1.187
	6	324.997	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	7	324.983	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	8	324.978	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	9	324.976	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	10	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	11	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	12	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	13	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	14	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	15	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	16	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	17	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	18	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	19	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187
	20	324.975	1.142	.555	.262		-.287	1.550	-1.408	1.616	-.656		-1.187

a. Método: Entrar

b. Logaritmo de la verosimilitud -2 inicial: 454,705

c. La estimación ha terminado en el número de iteración 20 porque se ha alcanzado el máximo de iteraciones. La solución final no se puede encontrar.

d. Redundancias en la matriz de diseño:
 ADMINISTRA(1) = TIPO_EMP(1)
 EXP_ADM(1) = TIPO_EMP(1)
 FORM_ADM(1) = TIPO_EMP(1)
 ANT_ADM(1) = TIPO_EMP(1)
 MANUALES(1) = TIPO_EMP(1)
 CLAS_ECON(1) = TIPO_EMP(1)
 DIF_PROD(1) = TIPO_EMP(1)

The variable ADMINISTR will have its degrees of freedom reduced from 2 to 1
 The variable EXP_AD will have its degrees of freedom reduced from 3 to 2
 The variable FORM_AD will have its degrees of freedom reduced from 3 to 2
 The variable ANT_AD will have its degrees of freedom reduced from 3 to 2
 The variable MANUALE will have its degrees of freedom reduced from 2 to 1
 The variable CLAS_ECO will have its degrees of freedom reduced from 4 to 3
 The variable DIF_PRO will have its degrees of freedom reduced from 2 to 1

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

El cálculo de los coeficientes de las variables introducidas finalizó en la vigésima iteración, puesto que los parámetros estimados por máxima verosimilitud cambiaron en menos del 0,1 %.

Como se verifica, el valor de -2LL inicialmente fue de 454 705 (obtenido cuando el modelo no contenía términos; es decir, todos los coeficientes nulos), al introducir las variables independientes, el valor del estadístico pasó a 324 705; la diferencia entre estos dos valores es de 130, que contrastado con el valor de la Chi-cuadrada con un nivel de confianza del 95 % y con 29 grados de libertad (diferencia entre las variables que existen entre uno y otro modelo), que es 42.55, se determina que se no rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes de las variables introducidas sean estadísticamente cero. Situación que se verifica en la prueba omnibus, que se obtiene del SPSS.

Tabla 98. Prueba omnibus del modelo

		Chi-cuadrado	gl	Sig
Paso 1				
	Paso	129,73	62	0,000
	Bloque	129,73	62	0,000
	Modelo	129,73	62	0,000

Elaboración: Propia – Generado en SPSS

De lo que se concluye que los valores obtenidos para las variables predictoras (variables que pueden afectar a los resultados del modelo) son representativos y, por tanto, el modelo es aceptado.

4.2.11.4. Prueba de Hosmer y Lemeshow

La prueba Hosmer y Lemeshow es una comparación utilizada generalmente cuando se elaboran modelos de respuesta cualitativa. Permite conocer la bondad de ajuste del modelo.

El concepto central del test Hosmer Lemeshow se basa en la subdivisión de datos, habitualmente en 10 grupos en los cuales se realiza un conteo del valor esperado y observado por cada grupo de la variable dependiente.

Hosmer y Lemeshow (2000) asumen que un modelo ajustado contiene p variables independientes, $\mathbf{x}^* = (x_1, x_2, x_3 \dots x_p)$ y que J denota un número de valores distintos de x observados. Si algún sujeto tiene el mismo valor de \mathbf{x} , entonces $J < n$.

Si aceptamos que $J < n$ y que n se hace grande, entonces cada valor de n_j también tiende a hacerse grande. Inicialmente Hosmer y Lemeshow (2000) asumen que $J \approx n$, y esperamos siempre que haya una covariable continua en el modelo. Este es el caso más usualmente encontrado en la práctica.

Tabla 99. Contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		Cliente = Bueno		Cliente = Malo		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	31	31,042	1	1,454	32
	2	25	27,216	8	5,764	33
	3	25	24,422	8	8,559	33
	4	23	21,286	10	11,522	33
	5	21	17,768	11	13,868	32
	6	14	15,927	19	17,192	33
	7	10	12,023	23	20,752	33
	8	9	8,428	24	24,260	33
	9	5	5,077	28	28,353	33
	10	1	0,811	32	32,275	33

Elaboración: Propia – Generado en SPSS

De la tabla anterior, obtenida del SPSS, se observa una partición de la muestra en 10 clases, en cada clase se contrasta los clientes buenos y malos observados con los esperados, los valores obtenidos son aplicados en la prueba Chi-cuadrada, obteniendo la tabla 100.

Tabla 100. Contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig
1	3,810	8	0,874

Elaboración: Propia – Generado en SPSS

La prueba de Hosmer y Lemeshow contrasta la siguiente hipótesis:

- Hipótesis nula (Ho): la regresión logística es buena.

Contra la hipótesis alternativa

- Hipótesis alternativa (H1): la regresión logística no es buena.

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula si p- sig mayor que alfa (0,05)

Como p_sig igual 0.874 mayor a 0.05, entonces no se rechaza la hipótesis nula; es decir el modelo tiene un buen ajuste al 95 % de confianza

4.2.11.5. Prueba de Ajuste Global

Para evaluar el ajuste global se han construido medidas similares al coeficiente de determinación (Hair et al. 1999; Ato y López, 1996), en donde se define al coeficiente de determinación de la siguiente manera:

$$R_L^2 = \frac{-2LL_{(nulo)} - 2LL_{(modelo)}}{-2LL_{(nulo)}} \quad (5)$$

Ecuación 5. Prueba de ajuste global

Dónde:

- 2LL(nulo): es 2 veces el logaritmo de la verosimilitud del modelo nulo o inicial.
- 2LL(modelo): es 2 veces el logaritmo de la verosimilitud del modelo a evaluar.

El valor de $-2LL(\text{nulo})$ es equivalente a la Suma de Cuadrados Total en la regresión lineal y el valor de $-2LL(\text{modelo})$ es equivalente a la Suma de Cuadrados Residual. Este coeficiente es una medida aproximada de la eficacia predictiva del modelo.

Como un coeficiente de determinación, cuando la explicación de la varianza de la variable dependiente por el predictor es nula el R^2_L es 0 y cuando es perfecto el R^2_L es 1. Sin embargo, hay que ser cuidadosos en la interpretación porque la variación en el coeficiente de la regresión logística es diferente. Ato y López (1996) señalan que el ajuste lineal suele producir un coeficiente de determinación mayor, por lo cual el coeficiente R^2_L subestima la proporción de varianza explicada por el modelo de regresión logística.

En este caso, el valor de R^2_L es de 0.2859, que indicaría que el 28.59 % de la varianza de los datos está explicada por el modelo.

En paquetes estadísticos como el SPSS se presentan dos modificaciones de este coeficiente.

En la regresión logística existen dos R - cuadrados, siendo ambas válidas. La parte de la variable dependiente (Y) explicada por el modelo fluctúa entre la R – cuadrado de Cox y Snell y la R – cuadrado de Nagelkerke.

La R cuadrado de Cox y Snell es un coeficiente de determinación generalizado que se utiliza para estimar la proporción de varianza de la variable dependiente explicada por las variables predictoras (independientes). La R cuadrado de Cox y Snell se basa en la comparación del log de la verosimilitud (LL) para el modelo respecto al log de la verosimilitud (LL) para un modelo de línea base. Sus valores oscilan entre 0 y 1. La R cuadrado de Nagelkerke es una versión corregida de la R cuadrado de Cox y Snell. La R cuadrado de Cox y Snell tiene un valor máximo inferior a 1, incluso para un modelo “perfecto”. La R cuadrado de Nagelkerke corrige la escala del estadístico para cubrir el rango completo de 0 a 1. (AMIEI , 2017)

a) Coeficiente de Cox y Snell

Uno de ellos es el estadístico Coeficiente R^2_L de Cox y Snell, que se calcula de la siguiente manera:

$$R^2_L = 1 - \left[\frac{-2LL_{(nulo)}}{-2LL_{(modelo)}} \right]^{2/N} \quad (6)$$

Ecuación 6. Fórmula del coeficiente de Cox y Snell

Dónde: $-2LL_{(nulo)}$ es la desviación del modelo nulo solo o con una constante, sin incorporar las variables predictoras.

$-2LL_{(modelo)}$ es la desviación del modelo con las variables predictoras.

N es el tamaño de la muestra.

b) Coeficiente de Nagelkerke

Como el valor máximo de esta medida no alcanza 1, Nagelkerke propuso una modificación que incrementa el coeficiente de Cox y Snell para obtener un valor máximo de 1.

El estadístico Coeficiente R^2_L de Nagelkerke se calcula de la siguiente manera:

$$\bar{R}^2_L = \frac{1 - \left[\frac{-2LL_{(nulo)}}{-2LL_{(modelo)}} \right]^{2/N}}{1 - \left[\frac{2LL_{(modelo)}}{2LL_{(modelo)}} \right]^{2/N}} \quad (7)$$

Ecuación 7. Fórmula del coeficiente de Nagelkerke

Los resultados obtenidos para estos estadísticos de la modelización en SPSS indican:

Tabla 101. Resumen del modelo

Paso	Logaritmo de la verosimilitud - 2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	324,975 ^a	0,327	0,436

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 20 porque se ha alcanzado el máximo de iteraciones.

Fuente: elaboración propia, generado en SPSS

Por el índice de Nagelkerke se puede considerar que el modelo explica el 43.6 % de la varianza del criterio de identificar clientes buenos y malos, identificando cerca del 73.8 % como aciertos de clientes malos, lo cual previene financiar o implementar un proyecto no factible, así también como la identificación correcta de clientes buenos en 78.8 %, financiando de esta manera proyectos con una probabilidad importante de éxito.

4.2.12. Implementación del modelo bajo el concepto de elegibilidad

Con los resultados obtenidos que se establecen en las tablas 92 y 93 del presente capítulo es fundamental la aplicabilidad de los mismos; es así que se diseña un modelo de elegibilidad, que sea una herramienta, a través de la cual se pueda establecer si un proyecto de pequeña y mediana empresa podría tener éxito en su implementación y obviamente podría ser financiado por la banca de desarrollo del Ecuador.

La construcción del modelo se estructura considerando 35 variables cualitativas. Es importante indicar que el análisis se realizó originalmente de 33 variables con 5 dimensiones; sin embargo, una de ellas es la calificación de riesgo (morosidad) la cual es una variable independiente en el estudio. Adicionalmente, se construyeron tres variables compuestas que permiten trabajar con factores considerados discriminantes.

La operatividad del modelo se sustenta en la selección de las variables en estudio, considerando las características específicas de la pyme a ser analizada, a continuación se presenta una explicación de los respectivos campos.

A continuación, se indica gráficamente las respectivas opciones por dimensión

Gráfico 47. Dimensión 1

Dimensión 1. Relacionadas con el análisis de gestión del negocio	
NOMBRE DE LA VARIABLE	VARIABLE
Tipo de empresa	Abierta
Administración del negocio	Externa
Experiencia de la administración	Más de 10 años
Formación de la administración	Superior
Antigüedad de la administración	Mayores a 5 años
Manuales y procedimientos	<input type="checkbox"/> Si posee <input type="checkbox"/> No posee <input checked="" type="checkbox"/> Si posee <input type="checkbox"/> No contesta

Permite seleccionar la variable

Gráfico 48. Dimensión 2

Dimensión 2. Relacionadas con el análisis de mercado	
NOMBRE DE LA VARIABLE	VARIABLE
Clasificación económica del producto o servicio	Consumo masivo
Ciclo de vida del producto	Crecimiento
Diferenciación del producto	Marca conocida
Usos del producto	Alternativo
Tipo de producto	Almacenable
Estacionalidad de las ventas	Permanente
Tendencia de la demanda	Creciente
Canales de distribución	Propio/interno
Competencia	Pasiva
Diversificación de ingresos	Varios productos o servicios (más de 3)
Promoción	Va a realizar
	No realizará
	Va a realizar
	No contesta

Permite seleccionar la variable

Una vez seleccionados todas las características particulares de la pequeña y mediana empresa el modelo presentará el resultado como se indica en el gráfico 49.

Gráfico 49. Resultado

MODELO DE ELEGIBILIDAD	
RESULTADO DE APLICACIÓN DEL MODELO	
CALIFICACIÓN DE RIESGO DEL NEGOCIO	ELEGIBLE

MODELO DE ELEGIBILIDAD DEL CLIENTE	
RESULTADO DE APLICACIÓN DEL MODELO	
CALIFICACIÓN DE RIESGO DEL NEGOCIO	NO ELEGIBLE

Fuente: elaboración propia

Un proyecto es considerado factible, para su financiamiento e implementación, cuando el resultado del modelo de elegibilidad es igual o superior a 0.52, que es la suma de las ponderaciones de las 35 variables incorporadas en el mismo, de igual manera se rechaza cuando el resultado global es inferior al valor antes indicado. Las ponderaciones de cada variable se detallan en las tablas 92 y 93 en la columna correspondiente a Exp. β .

Se debe indicar que el presente modelo utiliza 33 variables cualitativas agrupadas en cinco dimensiones, las cuales son establecidas por la normativa legal vigente para el sistema financiero ecuatoriano, y recomendadas también por los acuerdos de Basilea. El modelo se complementa con tres variables compuestas.

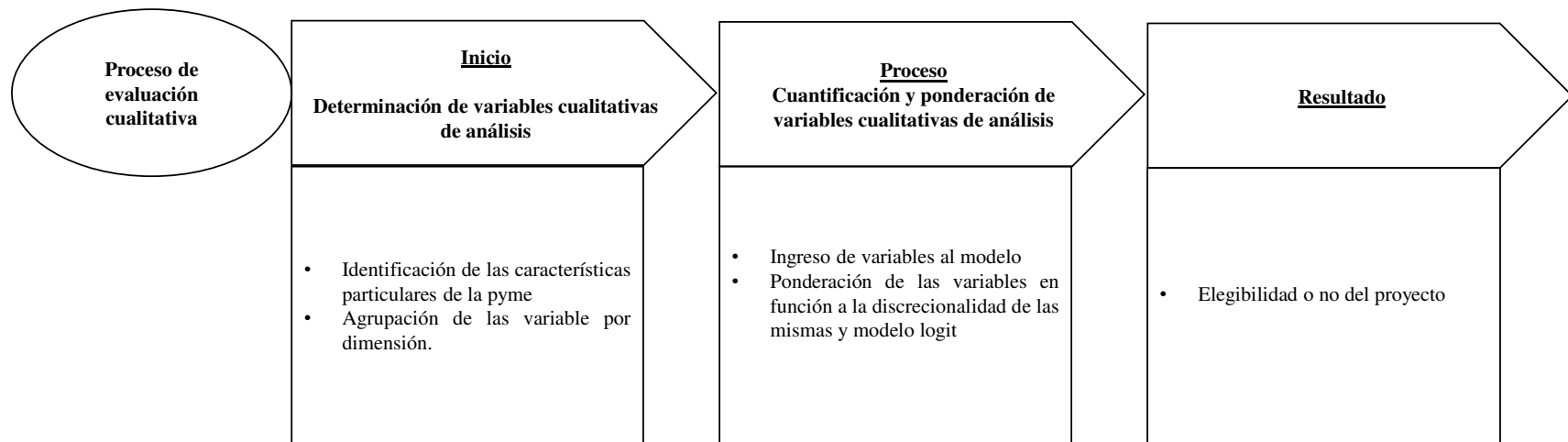
Es indispensable indicar que en la actualidad la banca de desarrollo del Ecuador no ha implementado un modelo de evaluación de proyectos para pymes, con criterios complementarios estructurado con variables cualitativas, como se propone en este estudio.

Los modelos de evaluación vigentes solo consideran indicadores tradicionales cuantitativos, como son los financieros principalmente: valor actual neto, tasa interna de retorno, período de recuperación de capital, complementado el análisis con colaterales (garantías hipotecarias o prendarias) que respaldan las operaciones de crédito.

4.2.13. Cadenas de valor del proceso de elegibilidad del modelo

A continuación se presenta la cadena valor del proceso de elegibilidad del modelo *credit scoring* en el gráfico 49.

Gráfico 50. Árbol de decisión – compuesta 3 – morosidad



Fuente: elaboración propia

Capítulo 5.

Conclusiones y límites

Capítulo 5. Conclusiones

La metodología propuesta para el desarrollo de esta investigación permitió realizar un análisis del marco conceptual y estudios ejecutados en relación con *credit scoring*, así como analizar de 33 variables cualitativas y la construcción de tres variables compuestas.

El estudio se sustentó en una base de datos de créditos comerciales otorgados por la Corporación Financiera Nacional BP (banca de desarrollo) desde el 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del año 2015, orientados al financiamiento de negocios de inversión en la provincia de Pichincha en el segmento pymes dedicadas a actividades de producción, servicios y comercial.

Las pymes mencionadas fueron beneficiarias de 315 operaciones durante el período indicado, información con la cual se desarrolló un modelo *scoring* que utiliza criterios complementarios de evaluación de proyectos de inversión, en el ámbito de mercado, ingeniería y financiero, para el proceso de concesión de crédito de banca de desarrollo al sector económico en estudio.

El modelo estructurado se orienta a mitigar el riesgo tanto para la institución financiera como para las pequeñas y medianas empresas; con esta consideración se establece que se alcanzaron tanto el objetivo general como los objetivos específicos planteados para la presente tesis.

A continuación, se presentan los principales hallazgos fruto de la investigación realizada.

5.1. Sobre las variables en el proceso de concesión de crédito

Entre el 1 de enero del 2013 y el 31 de marzo del 2015 se realizaron 2 246 operaciones crediticias a nivel del Ecuador, de las cuales, el 85.53 % corresponde al período 2006 – 2013, el 11.84 % al 2014 y 2.63 % al 2015.

De las 2 246 operaciones crediticias mencionadas el 7 % fue al sector corporativo, 19 % al sector empresarial y el 74 % a las pequeñas y medianas empresas (pymes). Geográficamente, las principales provincias beneficiarias fueron: Guayas (22.49 %), Pichincha (18.58 %) y Manabí (12.15 %).

La presente investigación se circunscribe en la provincia de Pichincha, razón por la cual es importante destacar que la banca de desarrollo CFN B.P., en el período de estudio, entregó 435 créditos en esta provincia, de los cuales 315 operaciones (72 41 %) correspondieron a pymes, 90 operaciones (20 69 %) destinadas al sector empresarial y 30 operaciones (6 90 %) al sector corporativo.

Lo anteriormente descrito constituye los antecedentes sobre los cuales se ha estructurado la base de datos muestral (315 operaciones crediticias con pymes).

5.2. Sobre las dimensiones

El resultado del análisis del comportamiento de las variables permite definir la estructura del modelo, a través de la combinación del modelo árboles de decisión y modelo logístico.

Sobre la dimensión 1: relacionadas con el análisis de gestión del negocio.

Al analizar las seis variables que conforman la primera dimensión, la cual se halla relacionada con la gestión del negocio, se puede identificar los siguientes hallazgos:

La estructura empresarial es familiar en el 66.03 % de los casos analizados; la administración del negocio es interna en el 81.27 % de las pymes; la experiencia de la administración es mayor a diez años en el 71.11 % de los casos; la formación académica de los administradores es del 70.79 % de los casos; la antigüedad de la administración es mayor a cinco años en el 72.10 % de los casos; y el uso de manuales y procedimientos es positivo en el 75.2 % de los casos analizados.

De la primera dimensión, los porcentajes de las dos primeras variables obliga a que los sistemas de *credit scoring* para pymes que se implementen en instituciones financieras de desarrollo ecuatorianas tomen en cuenta las mismas en su proceso de evaluación, en razón a que las empresas familiares son únicas, producto de la combinación de tres factores: propiedad familiar de activos y patrimonio, la gestión empresarial y un potencial relevo generacional.

Sobre la dimensión 2: relacionadas con el análisis de mercado

La segunda dimensión agrupa 11 variables que mantienen relación con el análisis del mercado.

En el presente análisis se determinó la relación de las características de los productos o servicios ofertados con el mercado, que se presentan a continuación:

El 60 % de las pymes ofertan productos de consumo masivo; el 53.91 % de sus productos el ciclo de vida se encuentra en fase de crecimiento; el 51.11 % de las ventas de los productos se realiza a granel; el 61.6 % de los productos elaborados tienen usos alternativos (son elásticos); es importante destacar que el 72.38 % de los productos son almacenables.

El 61.59 % de las pymes considera que se enfrenta a una competencia en crecimiento; el 91.11 % de las ventas no son cíclicas sino permanentes; el 57.78 % identifican que sus ventas tienen una tendencia creciente; el 81.90 % de las pymes solicitantes de crédito utiliza canales de distribución propios.

Con respecto a la diversificación de los ingresos, se observa que el 54.92 % de las empresas solicitantes de crédito venden varios productos, finalmente, el 60.32 % de las pymes solicitantes de crédito no realiza actividades de promoción de sus productos o servicios.

Como se puede observar, los resultados del análisis en las diez primeras variables pueden ser consideradas como normales dentro de un estudio de mercado. Sin embargo, la décimo primera variable tiene mayoritariamente un comportamiento que podría incidir negativamente en el nivel de ventas de una pyme, condición fundamental para la calificación de un crédito: la promoción.

Cuando se habla de promoción es importante recordar que nos referimos al conjunto de estímulos que, de una forma no permanente y a menudo de forma localizada, refuerzan en un período corto de tiempo la acción de la publicidad o la fuerza de ventas. Los estímulos son utilizados para fomentar la compra de un producto específico, proporcionando una mayor actividad y eficacia a los canales de distribución (Rivera Camino & de Juan Vigaray, 2002) .

Sobre la dimensión 3: variables relacionadas con los aspectos operacionales del negocio (estudio técnico)

Esta dimensión agrupa a once variables cualitativas. Está orientada a brindar una idea general sobre la infraestructura, equipos, servicios, proveedores, así como de la capacidad instalada de las pymes y su uso. Los resultados se muestran a continuación:

El 57 78 % de las pymes solicitantes de crédito considera que la ubicación de su negocio es estratégica; el 95 87 % dispone de un adecuado suministro de servicios básicos; el 89 84 % tiene proveedores diversificados; el 95 24 % posee una disponibilidad alta de materias primas; el 81 90 % de las pymes solicitantes de crédito tiene una utilización de su capacidad instalada superior al 60 %.

El 48.9 % de las pymes considera tener una infraestructura adecuada; el 63.49 % de las mismas disponen de maquinarias y equipos con flexibilidad productiva; el 79.5 % tienen maquinarias y equipos con una antigüedad inferior a los cinco años; el 45.40 % de las pymes solicitantes de crédito dijo tener certificaciones nacionales y el 43.17 % certificaciones nacionales e internacionales; el 56.19 % de las pymes tiene mano de obra cualificada; y, finalmente, el 73 % dijo tener implementado en sus negocios sistemas informáticos.

Con relación a las respuestas atípicas, que ameritan un análisis mayor dentro de esta dimensión, se hallan aspectos relacionados con la infraestructura, las certificaciones de calidad, la cualificación de la mano de obra y el acceso a sistemas informáticos por parte de las pymes analizadas.

Sobre la dimensión 4: variables relacionadas con el impacto ambiental generado por el negocio

La cuarta dimensión se halla relacionada con el impacto ambiental generado por el negocio, dicho en otros términos, por la gestión ambiental de las pymes.

En la mayoría de las pymes ecuatorianas la gestión ambiental no es un factor relevante dentro de su gestión. La escasa importancia se origina principalmente por tres factores: a) altos niveles de informalidad existente, b) desinterés de los mercados locales de las pymes por la calidad ambiental del producto, c) limitada capacidad de la autoridad ambiental para controlar el cumplimiento de la normativa ambiental.

La normativa ambiental ecuatoriana considera cuatro niveles de afectación ambiental, siendo la primera la de menor impacto ambiental y la cuarta la de mayor impacto ambiental. En el caso de las pymes solicitantes de crédito de la muestra analizada podemos ver los siguientes resultados: el 51.43 % se hallan en la primera categoría; el 46.35 % en la tercera categoría y tan solo el 2.22 % en la cuarta.

Mayoritariamente, las pymes analizadas tienen un impacto ambiental mínimo (categoría I). Sin embargo, es importante considerar que el 46.35 % se halla en la categoría tres que genera un impacto ambiental cercano al máximo permitido por la legislación ambiental ecuatoriana.

Sobre la dimensión 5: variables relacionadas con el aspecto financiero y económico del negocio

La quinta dimensión analiza cuatro variables que tienen relación con aspectos financieros, así como, con el entorno macroeconómico del negocio. Los resultados del análisis son el siguiente:

Cuando se analizan las variables en su conjunto de esta dimensión, se identifica las calificaciones crediticias de las pymes que representan un nivel de riesgo. Es así que:

Las empresas dedicadas a la industria manufacturera se concentran principalmente en riesgo normal (A) como se observa a continuación: 38.67 % para A1, 38.25 % para A2 y 40 % para A3.

En riesgo potencial (B) en la calificación B1 las pymes con actividades en agricultura, ganadería, silvicultura y pesca, las pymes de transporte y almacenamiento y las pymes manufactureras cada una constituyen el 25 % de la mencionada calificación. En nivel de riesgo B2 se encuentran principalmente las pymes de agricultura, ganadería, silvicultura y pesca y las pymes de construcción con un 33.33 % de participación respectivamente.

El nivel de riesgo (C) que constituyen operaciones de crédito deficientes se encuentran en la subcalificación C1 las pymes de agricultura, ganadería, silvicultura y pesca, las pymes de construcción y las pymes dedicadas a la manufactura en su mayoría con el 33.33 %. En la calificación C2 no existen pymes.

En la categoría de dudoso recaudo (D) los negocios que presentan un porcentaje alto en este nivel de riesgo son las pymes dedicadas a la manufactura, con una participación del 50 %.

En la categoría de pérdidas (E) las pymes dedicadas a la agricultura, ganadería, silvicultura y pesca son las que mayormente han sido calificadas en este nivel de riesgo.

La segunda variable analizada es el destino del financiamiento recibido, donde el 57.14 % de las pymes han utilizado los recursos para adquisición o mejoramiento de activos fijos, en tanto que el 42.86 % para el fondo de maniobra (capital de trabajo), entendida como tal la necesidad de recursos financieros para cumplir obligaciones de corto plazo, hasta que el negocio lo pueda hacer por sí solo.

La tercera variable analizada constituye el riesgo macroeconómico generado por la economía en general. En la muestra seleccionada el 85.40 % de las pymes consideraron que su negocio se halla en un contexto económico decreciente.

Esta última dimensión nos permite observar que en la mejor categoría (A) se encuentran solo pymes que generan productos con valor agregado.

5.3. Sobre el modelo desarrollado

Para la construcción del modelo propuesto se trabajó en dos fases:

Se analizó inicialmente si las variables que se utilizaron son discriminantes o no, para lo cual se emplea como técnica árboles de decisión como un modelo no paramétrico, lo cual permitió construir tres variables compuestas a través de la combinación de 19 variables con un grado importante de discriminación.

En la segunda fase y con los argumentos indicados, se utilizó el modelo paramétrico *logit*, con lo cual se diseña el modelo de *credit scoring*.

Los resultados del modelo fueron validados a través de la prueba de ómnibus por medio del procedimiento de máxima verosimilitud seleccionando las estimaciones de los parámetros que hagan posible que los resultados observados sean adecuados. El cálculo de los coeficientes de las variables introducidas finalizó en la vigésima iteración, puesto que los parámetros estimados por máxima verosimilitud cambiaron en menos del 0.1 %. Se verificó, el valor de $-2LL$ inicialmente fue de 454.705 (obtenido cuando el modelo no contenía términos; es decir, todos los coeficientes nulos), al introducir las variables independientes, el valor del estadístico pasó a 324.705, la diferencia entre estos dos valores es de 130, que contrastado con el valor de la Chi-cuadrada con un nivel de confianza del 95 % y con 29 grados de libertad, que es 42.55, determinando que no se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes de las variables introducidas sean estadísticamente cero. Situación que se verificó en la prueba ómnibus, de lo que se concluye que los valores obtenidos para las variables predictoras son significativos y por tanto el modelo es aceptable.

Los resultados de la aplicación de la prueba Hosmer Lemeshow permiten concluir que no se rechaza la hipótesis nula del ajuste entre los datos observados y pronosticados, en razón que p_sig igual 0,874 mayor a 0,05, es decir el modelo tiene un buen ajuste al 95 % de confianza.

En la prueba de ajuste global se identificó que el valor de R^2_L es de 0.2859, que indicaría que el 28.59 % de la varianza de los datos está explicada por el modelo. La prueba de ajuste global (R^2_L) establece la correlación entre la variable resultado (clientes buenos o clientes malos) y las variables predictoras (35 variables) cuyo resultado podrá estar entre -1 y 1. Cuando se obtiene un valor positivo, se considera que estamos ante un crecimiento de las variables predictoras.

Por el índice de Nagelkerke se determinó que el modelo explica el 43.6 % de la varianza del criterio de identificar clientes buenos y malos. Se este modo se establece que cerca del 73,8 % aciertos de clientes malos permite determinar que son proyectos no factibles. Proyectos que no deben ser financiados y ejecutados. Siendo los clientes buenos identificados correctamente en un 78.8 %, se trata en este caso de proyectos factibles para su financiamiento e implementación. Con estas dos consideraciones,

se mitiga el riesgo de pérdidas tanto para la banca de desarrollo como para el promotor del negocio.

Con el análisis explicado, el modelo *credit scoring* de elegibilidad para el proceso de evaluación de proyectos de inversión para pymes, de la Banca de Desarrollo, para el caso de la provincia de Pichincha (Ecuador) es adecuado (bueno), en razón que así lo determinan los resultados de las pruebas estadísticas de validación; lo cual permitirá mitigar el riesgo en la implementación de los proyectos y su financiamiento.

Es importante indicar que el proceso de evaluación tradicional de proyectos para determinar la factibilidad y financiamiento para pymes, se consideran indicadores y variables exclusivamente cuantitativas, como son: demanda, oferta, ingeniería de proyectos, valor presente neto, tasa interna de retorno, período de recuperación de la inversión, entre otros.

El modelo diseñado, considera 35 variables cualitativas detalladas en líneas precedentes, que complementan al análisis tradicional y permite mitigar el riesgo tanto para el financista como para el inversionista.

El modelo *scoring* propuesto establece que los proyectos en análisis, son determinados como viables para su ejecución y financiamiento si la sumatoria de las ponderaciones de las 35 variables es igual o superior a 0.52 puntos; el margen de error del modelo en la predicción es aceptable, como determinan los índices estadísticos detallados en este acápite.

5.4. Conclusiones secundarias

Sobre el estado de la cuestión

El término *credit scoring* se sustenta en algoritmos que permiten realizar predicciones sobre la posibilidad de éxito o fracaso de los proyectos a ser implementados y financiados, y es utilizado para ello técnicas estadísticas paramétricas y no paramétricas.

Las técnicas paramétricas sustentan su análisis en una función de distribución conocida, estimando criterios que permitan explicar la variable dependiente; es fundamental que para que esta técnica sea coherente con la información sea estructurada con variables con una distribución definida. Las técnicas no paramétricas no requieren información acerca de la función de distribución, por lo general estas técnicas mantienen relación con el *datamining* (minería de datos) cuyos principales instrumentos son las redes neuronales, arboles de decisión, algoritmos de búsqueda e inteligencia artificial.

Las técnicas paramétricas se clasifican en modelos lineales y no lineales. Los modelos lineales se subclasifican en modelos de análisis discriminante y modelos de probabilidad lineal; a su vez los modelos no lineales se subclasifican en modelos *logit* y *probit*.

Uno de los aspectos más importantes de los modelos *credit scoring* constituye su capacidad predictiva. Sin embargo, la evidencia empírica no permite asegurar de forma fehaciente la superioridad de un modelo frente a otro, en razón que, independientemente sí el modelo usa métodos paramétricos o no paramétricos existen problemas de no aleatoriedad en las muestras utilizadas en estos modelos.

Por lo general, las muestras son truncadas en razón que solo se considera como datos válidos a los créditos concedidos, sin incluir como dato a los rechazados.

El resultado de trabajar con muestras truncadas es la obtención de estimadores no consistentes en relación con los parámetros poblacionales. Sin embargo, a pesar de las limitaciones mencionadas los modelos de *credit scoring* son instrumentos predictivos de mucha utilidad para la toma de decisiones de instituciones financieras que otorgan créditos comerciales.

Sobre la normativa

El Acuerdo de Basilea II, aprobado en el año 2004, demanda que las entidades financieras de los países adscritos al mencionado acuerdo revisen la dotación de capital con las cuales se van a cubrir los riesgos. Por lo tanto, las instituciones financieras necesitan implementar internamente mecanismos de medición del riesgo crediticio como son los modelos de *credit scoring* para tener la capacidad de diferenciar a los clientes conforme a su perfil de riesgo crediticio.

En tal sentido, lo expuesto, juntamente con la normativa de control financiero ecuatoriano, obliga al diseño, implementación y evaluación de modelos de *credit scoring* a las instituciones financieras. Sin embargo, es importante que para el segmento crediticio analizado en esta tesis (pymes), la ponderación y prelación de las variables utilizadas sean redefinidas de forma diferente, con pesos importantes en la ponderación a las variables cualitativas como se demuestra en este estudio.

El Sistema Financiero Ecuatoriano es regulado jurídicamente mediante el Código Orgánico Monetario y Financiero (2014) y un conjunto de resoluciones de Junta Bancaria, normativa que clasifica a los créditos otorgados por las instituciones financieras en: comerciales, consumo, vivienda, microcrédito, educativo y de inversión pública. A su vez, los créditos comerciales, son aquellos entregados a personas físicas o jurídicas que financian actividades productivas y de comercialización de bienes y servicios, los cuales se subdividen en corporativos, empresariales y pequeñas y medianas empresas (pymes).

El sistema financiero ecuatoriano es supervisado por la Superintendencia de Bancos, lo cual orienta sus actividades al cumplimiento de lo establecido por el Código Orgánico Monetario y Financiero y las políticas establecidas por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

Los cuerpos legales analizados establecen que los créditos comerciales pymes son créditos directos o contingentes entregados a personas físicas o jurídicas que

financian actividades productivas y comerciales cuyas ventas anuales se hallen en el rango entre USD 100 000 y USD 1 000 000.

Los créditos entregados son calificados en cinco categorías: a) créditos de riesgo normal, b) créditos de riesgo potencial, c) créditos deficientes, d) créditos de dudoso cobro, y, e) pérdidas.

La normativa legal en lo relativo a la administración del riesgo crediticio expresa que las metodologías utilizadas deben considerar criterios cuantitativos y cualitativos en la administración del portafolio de crédito.

La normativa legal financiera ecuatoriana considera categorías cualitativas a ser evaluadas en los modelos de predicción de riesgo a: la competencia de la administración, la estructura organizacional, tamaño y dependencia en el grupo o sector económico en el cual forme parte y la composición de la estructura accionaria. Lastimosamente, la incorporación de las mencionadas variables cualitativas en un análisis de evaluación de riesgo crediticio puede ser manejado con un criterio de discrecionalidad; es decir, sí al momento de realizar la evaluación no se cuenta con esta información, las variables no son consideradas en el proceso de calificación.

Sobre las pymes del Ecuador

Las pequeñas y medianas empresas (pymes) en el Ecuador constituyen un importante segmento dinamizador de la economía nacional. Estas unidades productivas en el año 2016 aportaron el 26 % del Producto Interno Bruto (PIB). El ámbito en el cual centran sus actividades es: comercio al por mayor y menor, manufacturas, agricultura, ganadería, silvicultura y pesca.

Las pymes concentran sus actividades principalmente en dos provincias: Guayas y Pichincha, en la primera se localizan el 43 % de las pequeñas empresas y el 40 % de las medianas, en tanto que en la segunda se encuentran el 39 % de las pequeñas y el 40.8 % de las medianas empresas. La principal barrera que deben enfrentar las pymes en el Ecuador es la dificultad al acceso de financiamiento debido al desinterés

por parte de instituciones financieras privadas para canalizar crédito hacia actividades productivas de sectores que generan altos costos de transacción como es el caso de las pymes, así como por la incapacidad que tiene el sector financiero ecuatoriano para asumir riesgos al operar crediticiamente con este segmento productivo.

5.5. Límites de la tesis y futuras líneas de investigación

El objetivo general de la investigación fue diseñar un modelo *credit scoring* que utilice criterios complementarios de evaluación de proyectos de inversión, en el ámbito de mercado, ingeniería y financiero, utilizados para el proceso de concesión de crédito de banca de desarrollo al sector pymes del Ecuador y de esta manera mitigar el riesgo tanto para la institución financiera como para las pequeñas y medianas empresas.

Para el cumplimiento de los objetivos de investigación se analizaron 33 variables cualitativas, proceso en el cual se identificaron algunas limitaciones que se presentan a continuación:

- En el proceso de seguimiento y análisis de las variables con las cuales se construyó y validó el modelo existieron cambios en la normativa, que fueron implementados a finales del año 2018; a pesar de no ser cambios profundos pudiera haber algún efecto en el comportamiento de las variables en estudio, razón por la cual debería realizarse a finales del 2019 un estudio, por lo menos con dos mediciones que permitan realizar una comparación coherente y determinar el potencial impacto.
- Durante la fase del estudio existió cambio de gobierno en el Ecuador, lo cual generó cambios en ciertas políticas de la banca pública, algo que no fue considerado en esta tesis en razón que el período de análisis de las variables cualitativas de crédito concedidas fue entre el 1 de mayo del 2005 hasta el 31 de marzo del año 2015, así como sus calificaciones de riesgo.

- La banca de desarrollo del Ecuador es una entidad de carácter público lo cual ocasionó verdaderas dificultades para el acceso a las respectivas bases de datos, causando retrasos y procesos de validación excesivos.
- La investigación se suscribe a la provincia de Pichincha, lo cual puede ser considerado como una limitación; sin embargo, era necesario trabajar en un territorio que es el que mayor aporta al PIB del Ecuador, tiene el segundo PIB per cápita más alto y a su vez ha sido la segunda provincia en donde se han concedido más operaciones de crédito por parte de la banca de desarrollo del país.

Sobre futuras líneas de investigación

Al concluir esta investigación y definiendo que el diseño de modelos *credit scoring* para banca de desarrollo es un campo muy amplio, especialmente cuando se trata de identificar variables cualitativas para la construcción del modelo y en especial para el sector pymes, todavía queda mucho por hacer, razón por lo cual se presentan amplias posibilidades de líneas de investigación; entre ellas:

1. Realizar un estudio comparativo del comportamiento de las variables cualitativas entre las regiones del Ecuador, lo que permitiría potencialmente identificar la prevalencia de variables que generan alto nivel de riesgo y podría permitir el diseño de un modelo de *credit scoring* para todo el país.
2. Si bien esta tesis se circunscribe al campo de las pequeñas y medianas empresas, es indiscutible la necesidad de identificar criterios complementarios de evaluación de proyectos para sectores como la microempresa y gran empresa, que también reciben recursos financieros, a través de la banca de desarrollo.

3. Identificar los niveles de morosidad en el sector de las microempresa, pymes y gran empresa a nivel de actividad económica (producción, servicio y comercio) que reciben financiación a través de la banca de desarrollo del país.

4. Investigar el impacto generado por los créditos otorgados por la banca de desarrollo en temas de generación de empleo y aporte al producto interno bruto.

6. Bibliografía

- Abdou, H., Pointon, J., & El Masry, A. (2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in egyptian banking. *Expert systems with applications*, 1275-1295.
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, págs. 589-609.
- Altman, E., & Kao, D. (1992). Rating drift in high-yield bonds. *Journal of fixed income*, 1, págs. 15-20.
- AMIEI, A. (2017). <http://app4stats.com/manual-ejemplo/>.
- Apilado, V., Warner, D., & Dauten, J. (1974). Evaluative Techniques in Consumer finance- experimental result an policy implications for financial institutions. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, págs. 270-283.
- Asamblea Nacional de la República del Ecuador. (2014). Código Orgánico Monetario y Financiero. Quito.
- Asamblea Nacional, E. (21 de Agosto de 2018). Còdigo Orgànico Monetario y Financiero. *Còdigo Orgànico Monetario y Financiero*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Avery, R., Calem, P., & Canner, G. (2004). Consumer credit scoring: do situational circumstances matter? *Journal of Banking and Finance*, 28(4), págs. 835-856.
- Banco de Pagos Internacionales. (Octubre de 2010). https://www.bis.org/publ/bcbs179_es.pdf. Recuperado el 30 de junio de 2018
- Barquero, J., & Huertas, F. (2001). *Manual de Banca, Finanzas y Seguros* (Tercera ed.). Barcelona: Ediciones Gestión 2000 S.A.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2007). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 60(12), págs. 1699-1707.
- Beltrán Pascual, M. (2015). https://www.google.com/search?q=beltr%C3%A1n+2015+credit+scoring&ie=utf-8&oe=utf-8&client=firefox-b&gfe_rd=cr&dcr=0&ei=VxCuWczVE87G8AeIlgKv4Dw. Recuperado el 15 de agosto de 2017
- Beltrán, M., Muñoz, A., & Muñoz, A. (2013). Redes bayesianas aplicadas a problemas de credit scoring. Una aplicación práctica. *Cuadernos de economía*.
- Berlanga Silvente, V., Rubio Hurtado, M., & Vilà Baños, R. (2013). Cómo aplicar árboles de decisión en SPSS. (U. d. l'Eduació, Ed.) *REIRE*, 65-75.
- Bierman, H., & Hausman, W. (1970). The Credit Granting Decision. *Managment Science*, 16.
- Boggess, W. (1967). Screen-Test Your Credit Risks. *Harvard Business Review*, 45, 113-122.
- Bojadziev, G., & Bojadziev, M. (1997). Fuzzy logic for business finance and management. *Journal of Computational Information Systems*, págs. 2800-2811.

- Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information on macroeconomic dynamics. *Journal of Banking and Finance*.
- Bonilla, M., Olmeda, I., & Puertas, R. (julio-septiembre de 2003). Modelos Paramétricos y No Paramétricos en Problemas de Credit Scoring. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 32(18), 833-869.
- Bonilla, M., Olmeda, I., & Puertas, R. (2014). Modelos Paramétricos y no Paramétricos en Problemas de Credit Scoring. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 834 - 869.
- Boyle, M., Crook, J., Hamilton, R., & Thomas, L. (1992). *Methods for credit scoring applied to slow payers*. (L. Thomas, J. Crook, & D. Edelman, Edits.) Oxford, UK: Clarendon.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1984). *Classification and regression trees*. Monterrey CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Book & software.
- Campell, S., & Dietrich, J. (1984). The determinants of default of insured. Conventional Residential Mortgage Loans. *The Journal of Finance*.
- Cardona, P. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio. *Revista colombiana de estadística*, 27(2).
- Cardona, P. A. (2004). Obtenido de <https://revistas.unal.edu.co/index.php/estad/article/view/28808/29067>
- Carter, C., & Carlett, J. (1987). Assessing credit card applications using machine learning. *IEEE Expert*, 71-80.
- CEPAL. (2005). http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/5138/1/S054250_es.pdf.
- CEPAL. (2016). http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/40726/1/S1601059_es.pdf.
- Chatterjee, S., & Barcun, S. (1970). A nonparametric approach to credit screening. *Journal of the American Statistical Association*, 65, págs. 150-154.
- Coffman, J. (1986). The proper role of tree analysis in forecasting the risk behaviour of borrowers. *Management decision systems, MDS reports 3-9*.
- Corporación Financiera Nacional (CFN BP). (2017). *Crecimiento económico del Ecuador y gestión de la Corporación Financiera Nacional B.P.* Quito.
- Davis, R. H., Edelman, D. B., & Gamberman, A. J. (1992). Machine-Learning Algorithms for Credit Card Applications. *Journal of Management Mathematics*, págs. 43-60.
- Dellien, H., & Schreiner, M. (2005). Credit scoring, banks, and microfinance: balancing high-tech with high-touch. *Microenterprise Development Review*, 1-16.
- Durand, D. (1941). Risk Elements in Consumer Instalment Financing. *National Bureau of Economics Research*.
- Edwards, W. (1998). Hailfinder. Tools for and experience with bayesian normative modeling. *American Psychologist* 53, 416-428.
- El Telégrafo. (28 de Septiembre de 2017). El 42% de las compañías registradas en el país son Pymes. Recuperado el 17 de mayo de 2018, de

<https://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/economia/8/el-42-de-las-companias-registradas-en-el-pais-son-pymes>

- Esteve López, M. (2005). Modelo mixto de credit scoring construido con análisis discriminante y algoritmo de Kohonen. Valoración de las componentes de riesgo según Basilea II. Universidad de Sevilla. Tesis doctoral.
- Facchinetti, G., Bordonni, S., & Mastroleo, G. (2000). <http://citeseer.ist.psu.edu>. Recuperado el 15 de agosto de 2017
- Falangis, K. (2013). Mathematical Programming models for classification problems. Ph.D thesis. University of Edinburg.
- Falkenstein, E., Boral, A., & Carty, V. (2000). RiskCalcTM for private companies. Moodys default model rating methodology. *Moodys Investors Service, Global Credit Research*.
- Fernández, H., & Pérez, F. (2005). El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4(6), 55-75.
- Ferraro, C. (. (Noviembre de 2011). https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/35358/1/S2011124_es.pdf. Recuperado el 1 de julio de 2018
- Freeman, L. (1971). *Elementos de estadística aplicada*. Madrid: Euroamerica.
- Friedman, J. (1977). A recursive partitioning decision rule for non parametrics classification. *IEE transactions on computeres*.
- Frydman, H., Altman, E., & Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *The Journal of Finance*, págs. 268-292.
- García, G., & Villafuerte, M. (2015). Las restricciones de financiamiento de las PYMES del Ecuador y su incidencia en la política de inversiones. *Actualidad contable FACES Año 18(30)*, 49-73.
- Gardner, M., & Mills, D. (1989). Evaluating the likelihood of default on delinquent loans. *Financial Management*, 18, 55-63.
- Gau, G. (1978). A Taxonomic Model for the Risk.Rating of Residential Mortgages. *Tje Journal of Business*, 51, págs. 687-706.
- Gómez, S. (2012). Revisión del uso de la lógica difusa aplicada a modelos de puntuación crediticia. *Revista Activa(3)*, 37-44.
- Greene, W. (Noviembre de 1992). https://www.researchgate.net/publication/24133108_A_Statistical_Model_for_Credit_Scoring. Recuperado el 15 de Enero de 2008
- Gujarati, D. (2003). *Econometría*. México D.F.: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES S.A. de C.V.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (Quinta (español) ed.). México D.F.: McGRAW-HILL.
- Gutiérrez, M. (2007). https://mpr.ub.uni-muenchen.de/16377/1/MPRA_paper_16377.pdf.
- Harter, T. (1973). Potentials of Credit Scoring: Myth or Fact. *Credit and Financial Managment*, 76, 27-28.

- Hastie, T., & Tibshirani, R. (1996). Nonparametric regression and classification. Part II: Nonparametric classification. (V. Cherkassky, J. Friedman, & H. Wechsler, Edits.) *136*, 70-82.
- Heckerman, D. (1996). A tutorial on learning with Bayesian networks. *Microsoft research*.
- Henrion, M. (1988). Propagating uncertainty in Bayesian networks by probabilistic logic sampling. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, págs. 145-164.
- Hillier, S., & Lieberman, G. (2015). *Investigación de Operaciones*. México D.F.: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES S.A. DE C.V.
- Hoffmann, Baesens, Mues, Gestel, V., & Vanthienen. (2007). Inferring descriptive and approximate fuzzy rules for credit scoring using evolutionary algorithms. *European Journal of Operational Research*, pág. 540-560.
- Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression, Second Edition*. United States: John Wiley & Son, Inc.
- Hsieh, N. C. (2005). Hybrid mining approach in the design of credit scoring models. *Expert systems with applications*, págs. 530-545.
- INEC. (s.f.). www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Bibliotecas/Libros/Panorama%20Laboral%202017.pdf. Recuperado el 30 de junio de 2018
- Jacobson, T., & Rossbach, K. (2003). Bank Lending Policy credit scoring and value at risk. *Journal of banking and finance*, 27, págs. 615-630.
- Jensen, F. V. (1996). *An introduction to bayesian networks*. UCL Press.
- Jiang, M., & Lin, S. (2010). A study of Personal Credit Scoring Models Based on Fuzzy ART. *Journal of Computational Information Systems*, págs. 2800-2810.
- Jori3n, P. (2007). *Valor en riesgo: el nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados*. México D.F.: Limusa Noriega Editores.
- Junta Bancaria, E. (15 de marzo de 2011). Normas Generales para las Instituciones del Sistema Financiero, IX de los Activos y L3mites de Cr3dito, Seccion II, Numeral 1,1,Resoluci3n de Junta Bancaria No. JB-2011-1897.
- Junta Bancaria, Ecuador. (25 de Octubre de 2011). Normas Generales para las Instituciones del Sistema Financiero, IX de los Activos y L3mites de Cr3dito, Seccion II, Numeral 1.1.1.1.1,Resoluci3n de Junta Bancaria No. JB-2011-2034. Quito, Pichincha.
- Junta Bancaria, Ecuador. (2011). Resoluci3n No. JB-2011-1897. Quito.
- Kadie, C., Hovel, D., & Hovitz, E. (2001). A component-centric toolkit for modeling and inference with Bayesian networks. *Microsoft Research, Richmond, WA, Technical Report MSR-TR-2001-67*, 13-25.
- Keramati, A., & Yousefi, N. (2011). A proposed classification of data mining techniques in credit scoring. *International conference on industrial engineering and operations management*. Kuala Lumpur, Malaysia.

- Laffarga, J., Martín, J., & Vázquez, M. (1987). Predicción de la crisis bancaria española; comparación entre el análisis logit y discriminante. *Cuaderno de Ciencias Económicas y Empresariales*, 18, 49-57.
- Lahsana, A., Ainon, R., & Wah, T. (2010). Credit scoring models using soft computing methods: A survey. *The International Arab Journal of Information Technology*.
- Lara, R. (2010). La gestión de crédito en las instituciones de microfinanzas. Tesis doctoral. Universidad de Granada.
- Larrera Maldonado, C. (2004). *Pobreza, dolarización y crisis en el Ecuador*. Quito: Abya - Yala.
- Lawrence, E., & Arshadi, N. (1995). A multinomial logit analysis of problem loan resolution choice in banking. *Journal of Money, Credit and Banking*.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: A re-valuation of the logit, probit and approaches. *Journal of Economics and Business*, 51, págs. 347-364.
- Lewis, E. M. (1992). *An introduction to Credit Scoring*. San Rafael: Athena Press.
- Lo, A. (1986). Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of Econometrics*, 31, págs. 151-178.
- Makowski, P. (1985). Credit scoring branches out: decision tree - recent technology. *Credit World*.
- Maldonado, C. L. (2004). *Pobreza, Crisis y Dolarización en el Ecuador*. Quito: Abya Yala.
- Malhotra, R., & Malhotra, D. K. (2002). https://www.researchgate.net/publication/4869769_Differentiating_between_good_credits_and_bad_credits_using_neuro-fuzzy_systems. Recuperado el 14 de Enero de 2018
- Mallo Fernández, F. (2011). Modelos multivariantes internos de medición de riesgo crediticio acordes con Basilea II. Universidad de Salamanca. Tesis doctoral.
- Mancero, D. (2001). La Crisis Financiera Ecuatoria, ¿Una Crisis Diferente? *Revista del Centro Andino de Estudios*, 125 - 131.
- Martínez, J., & Calvo, J. (2012). *Banca y Mercados Financieros* (Segunda ed.). Valencia: Tirant lo Blanch.
- Mogrovejo, J. (2015). <https://www.abif.cl/wp-content/uploads/2015/05/libro-Reforma-financiera-baja-23042015.pdf>. (C. Larraín, Editor)
- Moreno, J., & Melo, L. (2011). Pronostico de incumplimiento de pago mediante máquinas de vectores de soporte: una aproximación inicial a la gestión del riesgo de crédito. *Borradores de Economía. Banco de la República de Colombia*(677).
- Morgan, M. J., & Henrion, M. (1990). *A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*. New York: Cambridge University Press.
- Mures, M., García, A., & Vallejo, M. (2005). Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad de las entidades financieras. Comparación de resultados. *Pecunia*, 1, 175-199.
- Myers, J., & Forgy, E. (1963). Development of Numerical Credit Evaluation Systems. *Journal of American Statistical Association*, 50, págs. 797-806.

- Neapolitan, R. (1990). *Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Theory and Algorithms*. New York: John Willey & Sons.
- Orgler, Y. (1970). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2(4).
- Orgler, Y. (1971). Evaluation of Bank Consumer Loans with Credit Scoring Models. *Journal of Bank Research*, 2, 31-37.
- Orgler, Y. E., & Ami Arbel, . (1990). An application of the AHP to bank strategic planning: The mergers and acquisitions process. *European Journal of Operational Research*, 27-37.
- Pearl, V. (1988). *Probabilistic reasoning in intelligent systems: Network of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publisher, Inc.
- Pérez Ramírez, F. O., & Fernández Castaño, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 77.
- Plotnicki, B. (2005). Modelos de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas pyme en Argentina. *Temas de Management*, 3, 15-19.
- Porlles Loarte, C., Quispe Atúncar, C., & Salas Colottar, C. (2013). Pronóstico Financiero: Métodos Rápidos de Estimación. *Industrial Data*, 29.
- Prefectura de Pichincha, E. (2019). *Prefectura de Pichincha*. Obtenido de <http://www.pichincha.gob.ec/pichincha/datos-de-la-provincia/95-informacion-general>
- Quintana, M. J., García, A., & Vallejo, M. E. (2005). Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras. Comparación de resultados. *PECVNIA. Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Universidad de León*, 175-199.
- Ramírez, A. (2008). Técnica de minería de datos aplicadas a la construcción de modelos de score crediticio. *Estado del Arte*.
- Real Academia de la Lengua. (2018). *Diccionario de la Lengua Española*. Obtenido de <https://dle.rae.es/?id=WT8tAMI>
- Reinke, J. (1998). How to lend like mad and make a profit: A micro- credit paradigm versus the start-up fund in South Africa. *The Journal of Development Studies*, 44-61.
- Reinsel, E., & Brake, J. (1966). Borrower characteristics related to farm loan repayment. *Research Report from the Michigan State University Agricultural Experiment Station East Lansing*, 59, págs. 1-5.
- Ripley, B. D. (1994). Neural networks and related methods for classification. *Journal of the Royal Statistical Society*, págs. 400-458.
- Rivera Camino, J., & de Juan Vigaray, M. D. (2002). *La Promoción de Ventas: Variable Clave del Marketing*. Madrid: ESIC.
- Romero-Meza, R. (2005). Medidas de riesgo financiero. *Revista Economía y Administración*, 149, 57-72.

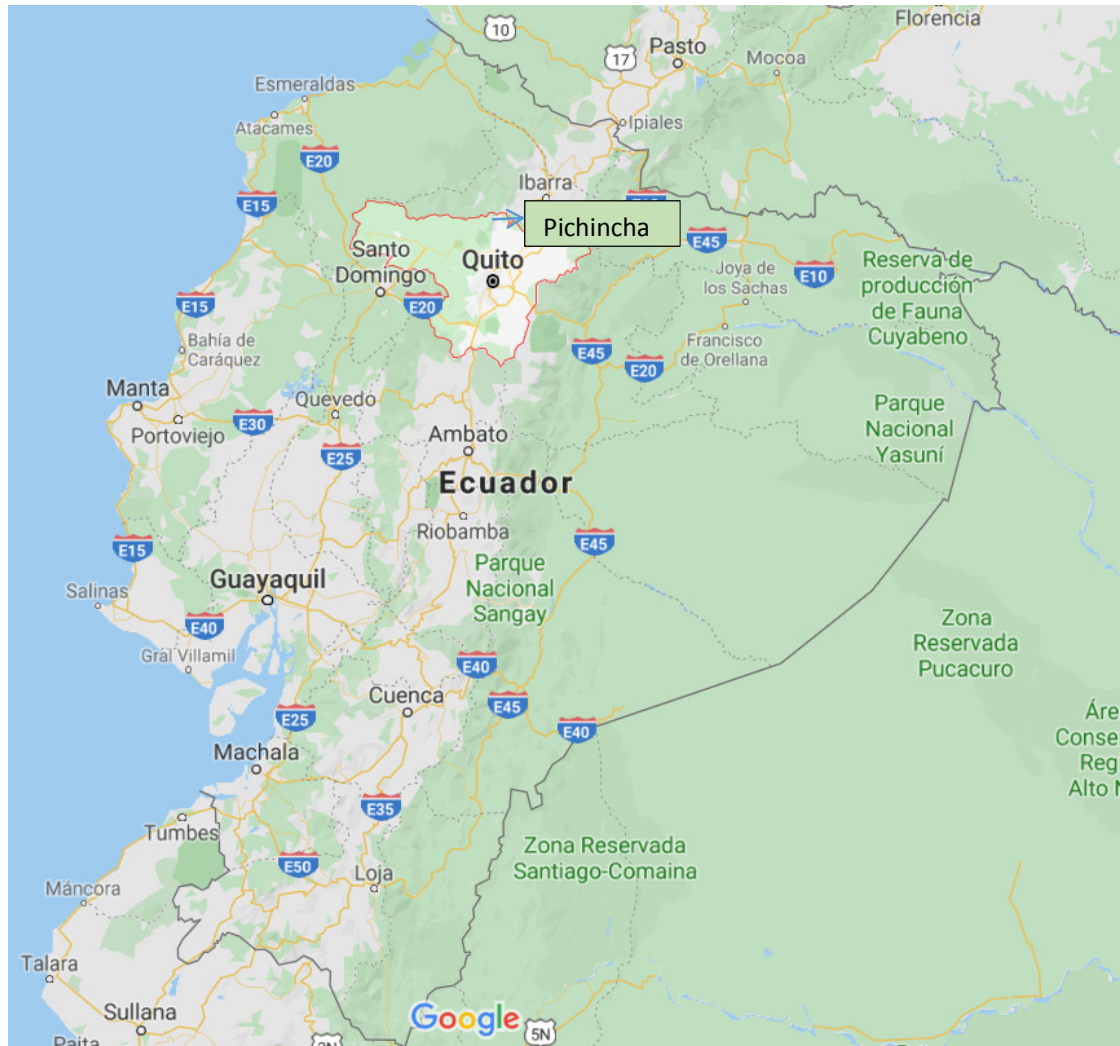
- Rosenberg, E., & Gleit, A. (enero-abril de 1994). Quantitative Methods in Credit Management: A survey. *Operation Research*, págs. 60-80.
- Saavedra García, M. L., & Saavedra García, M. J. (2010). Modelos para Medir el Riesgo de la Banca. *Cuadernos de Administración*, 295 - 319.
- Sabino, C. (1991). *Diccionario de Economía y Finanzas*. Caracas.
- Sadatasoul, S. M., Gholamian, M. R., Hajimohammadi, Z., & Hosseini, M. (2014). Utility based credit scoring for banks and financial institutions: case study of a major iranian bank. *Journal of mathematics and computer science*(13).
- Salazar Villano, Fabián Enrique;. (2013). Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión: un ejercicio econométrico para una entidad bancaria del Municipio de Popayán, Colombia. *Estudios Gerenciales*(29), 416-427.
- Sánchez, J. d. (2003). Dos aplicaciones empíricas de las redes neuronales artificiales a la clasificación y la predicción financiera en el mercado español. *Revista Asturiana de Economía - RAE* , 61-62.
- Sánchez-Oro Sánchez, M. (2017). Trabajo digno, sociedad decente: reflexión e indicadores sobre el trabajo decente. (pág. 71). Quito: UTE.
- Sarkar, S., & Sriram , R. (2001). Bayesians models for early warning of bank failures. *Management Science*, págs. 1457-1475.
- Sasu, L. (2010). Fuzzy Artmap for credit scoring. *Bulletin of the Transylvania University of Brasov*.
- Schreiner, M. (2003). Scoring Drop-out at a Microlender in Bolivia. . *Savings and Development*, 101-118.
- Schreiner, M. (2004). Scoring arrears at a microlender in Bolivia. *ESR Review*, 65.
- Seijas-Giménez, M., Vivel-Búa, M., Lado-Sestayo, R., & Fernández-López, S. (2017). La evaluación del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas: estado del arte. *COMPENDIUM*, 36-52 .
- Sexton, D. (1977). Determining Good and Bad Credit Risk Among High and Low Income Families. *Journal of Business*, 50, págs. 236-239.
- Shirzadi, N. (2015). Credit risk modeling for multilateral lenders. Ph.D thesis. Glasgow.
- Siddiqi, N. (2006). Credit risk scorecards. Developing and implementing intelligent credit scoring. *SAS Institute Inc*.
- Sierra Bravo, R. (1998). *Técnicas de investigación social. Teoría y ejercicios*. (Decimosegunda ed.). Madrid: Paraninfo.
- Smith, P. (1964). Measuring Risk on Consumer Instalment Credit. *Managment Science*, 11, 327-340.
- Steenackers, A., & Goovaerts, M. (1989). A credit scoring model for personal loans insurance. *Mathematics and Economics*(8), 31-34.
- Sun, L., & Shenoy, P. (2007). Using bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*, págs. 738-753.

- Superintendencia de Bancos, E. (31 de agosto de 2017). Libro I, Normas de control para entidades de los sectores financieros públicos y privados. *Título IX, capítulos II, III, IV y V*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Superintendencia de Bancos, E. (31 de Agosto de 2017). Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados. *Título IX, Capítulo II, Artículo 2*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Superintendencia de Bancos, E. (31 de Agosto de 2017). Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados. *Título IX de la Gestión y Administración de Riesgo, Capítulo III de la Administración de Riesgo de Mercado*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Superintendencia de Bancos, E. (31 de Agosto de 2017). Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados. *Título IX de la Gestión y Administración de Riesgo, Capítulo IV de la Administración de Riesgo de Liquidez, Artículo 2*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Superintendencia de Bancos, E. (Abril de 2019). Normas de control para las entidades de los sectores financieros públicos y privados. *Título IX de la Administración y Gestión de Riesgos Capítulo V de la Administración de Riesgo de Operativo, Artículo 3*. 29, Pichincha, Ecuador.
- Superintendencia de Bancos, E. (2019). *Superintendencia de Bancos*. Obtenido de <https://www.superbancos.gob.ec/bancos/glosario-de-terminos/>
- Superintendencia de Bancos, E. (2019). *Superintendencia de Bancos, Ecuador*. Obtenido de <https://www.superbancos.gob.ec/bancos/mision-y-vision/>
- Tamames, R., & Gallego, S. (2000). *Diccionario de economía y finanzas*. Madrid: Alianza Editorial.
- Trejo, J., Martínez, M., & Venegas, F. (2017). Administración del riesgo crediticio al menudeo en México: una mejora econométrica en la selección de variables y cambios en sus características. *Contaduría y Administración*, 62, 377-398.
- Tsaih, R., Liu, Y., Liu, W., & Lien, Y. (2004). Credit scoring system for small business loans. *Decision Support Systems*, 38(1), 91-99.
- Vapnik, V. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: John Wiley & Sons.
- Velayos Morales, V. (25 de Octubre de 2019). <https://economipedia.com/definiciones/apalancamiento-financiero.html>.
- Viera, E. (28 de 09 de 2017). <https://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/economia/4/el-42-de-las-companias-registradas-en-el-pais-son-pymes>. (E. Telégrafo, Ed.) Recuperado el 06 de 11 de 2019
- Vigano, L. (1993). A credit scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 441-482.
- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development*, 2085-.
- West, D. (2000). Neural network credit scoring model. *Computer and operations research*, 27, págs. 1131-1150.

- Wiginton, J. (1980). A note of the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), págs. 757-770.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Introducción a la econometría. Un enfoque moderno, 4ta. edición*. México D.f.: Cengage Learning Editores, S.A. de C.V.
- Yang, C., Motohashib, K., & Chenc, J. (2009). Are new technology-based firms located on science parks really more innovative. Evidence from Taiwan. *Research Policy*, 38, 77-85.
- Yu, L., Wang, S., & Lai, K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: the case of credit scoring. *European Journal of Operational Research*, págs. 938-957.
- Zabala, V. (2019). ¿Cuáles son las 10 provincias con mayor PIB per cápita en Ecuador? *Ekos*.

ANEXOS

1. Mapa de Ecuador y de la provincia de Pichincha



Fuente: elaboración propia a partir de <https://www.google.com/maps/place/Pichincha,+Ecuador/@-1.6560014,-80.8808285,7z/data=!4m5!3m4!1s0x91d5708325efe437:0x94cead1b5e2aa19e!8m2!3d-0.1464847!4d-78.4751945>

2. Tablas marginales con valores descriptivos de las empresas que componen la muestra

Se presentan a continuación tablas de contingencia en función de la variable C_CLIENTE (Bueno vs. Malo) y variables descriptivas más significativas de las características de las empresas de la muestra (n=315). También se expone el estadístico de asociación para variables ordinales Tau-c de Kendall.

Tabla de contingencia Experiencia de la administración * Cliente como beneficiario o no de un crédito				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Experiencia de la administración	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Ninguna	12	18	30
		7,9 %	11,0 %	9,5 %
	Menos de 5 años	29	32	61
		19,2 %	19,5 %	19,4 %
	Entre 5-10 años	106	110	216
		70,2 %	67,1 %	68,6 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	-,035	,053	-,666	,506
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Nivel de formación de los responsables de la administración	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Ninguna	5	0	5
		3,3 %	,0 %	1,6 %
	Primaria	38	45	83
		25,2 %	27,4 %	26,3 %
	Secundaria	104	115	219
		68,9 %	70,1 %	69,5 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,022	,052	,418	,676
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Antigüedad de la administración del negocio	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Menos de 2 años	6	15	21
		4,0 %	9,1 %	6,7 %
	Entre 2 y 5 años	31	28	59
		20,5 %	17,1 %	18,7 %
	Más de 5 años	110	117	227
		72,8 %	71,3 %	72,1 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal N de casos válidos	Tau-c de Kendall -,026 315	,051	-,510	,610

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia					
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total	
		Bueno	Malo		
Clasificación del producto o servicio	Sin datos	4	4	8	
		2,6 %	2,4 %	2,5 %	
	Bien de capital	12	15	27	
		7,9 %	9,1 %	8,6 %	
	Consumo masivo	89	88	177	
		58,9 %	53,7 %	56,2 %	
	Intermedio	37	47	84	
		24,5 %	28,7 %	26,7 %	
	Suntuario	9	10	19	
		6,0 %	6,1 %	6,0 %	
	Total		151	164	315
			100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,030	,058	,512	,609
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Ciclo de vida del producto	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Introducción	0	4	4
		,0 %	2,4 %	1,3 %
	Crecimiento	79	86	165
		52,3 %	52,4 %	52,4 %
	Madurez	68	70	138
		45,0 %	42,7 %	43,8 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error tí. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,034	,057	-,604	,546
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Diferenciación del producto	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Marca conocida	74	81	155
		49,0 %	49,4 %	49,2 %
	venta a granel	73	79	152
		48,3 %	48,2 %	48,3 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,001	,057	-,011	,992
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Usos del producto	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Alternativo	62	58	120
		41,1 %	35,4 %	38,1 %
	Único	85	102	187
		56,3 %	62,2 %	59,4 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,058	,056	1,046	,295
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia					
			Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
			Bueno	Malo	
Tipo de producto	Sin datos		4	4	8
			2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Almacenable		43	41	84
			28,5 %	25,0 %	26,7 %
	Perecedero		104	119	223
			68,9 %	72,6 %	70,8 %
Total			151	164	315
			100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,036	,051	,709	,478
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Estacionalidad de las ventas	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Permanentes	12	16	28
		7,9 %	9,8 %	8,9 %
	Ciclicas	135	144	279
		89,4 %	87,8 %	88,6 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,015	,036	-,428	,669
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Canales de distribución	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Intermediarios (externos)	28	27	55
		18,5 %	16,5 %	17,5 %
	Propios (internos del negocio)	119	133	252
		78,8 %	81,1 %	80,0 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	,023	,045	,502	,616
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia					
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total	
		Bueno	Malo		
Competencia	Sin datos		11	11	22
			7,3 %	6,7 %	7,0 %
	Agresiva		85	107	192
			56,3 %	65,2 %	61,0 %
	En crecimiento		55	46	101
			36,4 %	28,0 %	32,1 %
Total			151	164	315
			100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,074	,056	-1,318	,187
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Diversificación de ingresos	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Un producto o servicio	39	38	77
		25,8 %	23,2 %	24,4 %
	Varios Productos o servicios	25	40	65
		16,6 %	24,4 %	20,6 %
De 2-3 servicios o productos	83	82	165	
	55,0 %	50,0 %	52,4 %	
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,023	,060	-,382	,702
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		
		Bueno	Malo	Total
Ubicación del negocio	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Adecuada	2	1	3
		1,3 %	,6 %	1,0 %
	Deficiente	59	66	125
		39,1 %	40,2 %	39,7 %
	Estratégica	86	93	179
		57,0 %	56,7 %	56,8 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,001	,056	,026	,979
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Proveedores	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Concentrados en pocos proveedores (de dos a tres)	2	3	5
		1,3 %	1,8 %	1,6 %
	Único	13	10	23
		8,6 %	6,1 %	7,3 %
	Diversificado	132	147	279
		87,4 %	89,6 %	88,6 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típic. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	,021	,036	,585	,559
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Capacidad utilizada versus la capacidad instalada con los siguientes rangos	Sin datos	4 2,6 %	4 2,4 %	8 2,5 %
	Menos del 40 %	0 ,0 %	10 6,1 %	10 3,2 %
	Entre el 40 % y el 60 %	21 13,9 %	19 11,6 %	40 12,7 %
	Más del 60 %	126 83,4 %	131 79,9 %	257 81,6 %
Total		151 100,0 %	164 100,0 %	315 100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	-,043	,044	-,982	,326
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Maquinaria y equipos	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Especializada (solo se puede utilizar en una actividad)	55	59	114
		36,4 %	36,0 %	36,2 %
	Flexible (se puede utilizar en varias actividades en forma total o parcial)	92	101	193
		60,9 %	61,6 %	61,3 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	,007	,055	,131	,896
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Certificaciones de calidad	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Certificación internacional	7	16	23
		4,6 %	9,8 %	7,3 %
	Certificación nacional	76	65	141
		50,3 %	39,6 %	44,8 %
Certificación nacional e internacional	1	5	6	
No posee certificación	63	74	137	
	41,7 %	45,1 %	43,5 %	
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

	Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-c de Kendall	,017	,059	,288	,773
N de casos válidos	315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Mano de obra	Sin datos	4	4	8
		2,6 %	2,4 %	2,5 %
	Cualificada	3	7	10
		2,0 %	4,3 %	3,2 %
	Semicualificada	56	69	125
		37,1 %	42,1 %	39,7 %
	No cualificada	88	84	172
		58,3 %	51,2 %	54,6 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,075	,057	-1,320	,187
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Sistemas informáticos	Sin datos	4	5	9
		2,6 %	3,0 %	2,9 %
	No posee	29	51	80
		19,2 %	31,1 %	25,4 %
Posee	118	108	226	
		78,1 %	65,9 %	71,7 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,120	,050	-2,394	,017
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia					
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total	
		Bueno	Malo		
Categoría ambiental según la normativa vigente ecuatoriana	Sin datos	4	4	8	
		2,6 %	2,4 %	2,5 %	
	Categoría I	4	2	6	
		2,6 %	1,2 %	1,9 %	
	Categoría II	67	78	145	
		44,4 %	47,6 %	46,0 %	
	Categoría IV	76	80	156	
		50,3 %	48,8 %	49,5 %	
	Total		151	164	315
			100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,007	,058	-,119	,905
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Calificación del negocio en función a sus cumplimientos crediticios o con sus acreedores	Sin datos	12	11	23
		7,9 %	6,7 %	7,3 %
	Riesgo normal: A1, A2, A3	75	81	156
		49,7 %	49,4 %	49,5 %
	Riesgo potencia: B1, B2	64	72	136
		42,4 %	43,9 %	43,2 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	,021	,058	,363	,717
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.

Tabla de contingencia				
		Cliente como beneficiario o no de un crédito		Total
		Bueno	Malo	
Riesgo macroeconómico del sector	Sin datos	14	13	27
		9,3 %	7,9 %	8,6 %
	Creciente	19	25	44
		12,6 %	15,2 %	14,0 %
	Decreciente	118	126	244
		78,1 %	76,8 %	77,5 %
Total		151	164	315
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Medidas simétricas

		Valor	Error típ. asint. ^a	T aproximada ^b	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal	Tau-c de Kendall	-,009	,047	-,190	,850
N de casos válidos		315			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.