



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y VINCULACIÓN
CON LA COLECTIVIDAD**

**MAESTRIA EN EVALUACIÓN Y AUDITORÍA DE SISTEMAS
TECNOLÓGICOS PROMOCIÓN IV**

**TESIS DE GRADO MAESTRÍA EN EVALUACIÓN Y AUDITORÍA DE
SISTEMAS TECNOLÓGICOS**

**TEMA: “MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE
LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE
TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS
PRIVADOS NACIONALES”**

Autores:

**Ing. Luis Augusto Montoya Sánchez
Lcdo. Estalin Vladimir Arrobo Lapo.**

Director:

Ing. Marcos Raúl Córdova Bayas, MSc.

Sangolquí, marzo de 2014

CERTIFICACIÓN

Certifico que la tesis de grado denominada como: “MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS PRIVADOS NACIONALES”, fue realizada en su totalidad por los señores: Luis Augusto Montoya Sánchez y Estalin Vladimir Arrobo Lapo, como requerimiento parcial para la obtención del título de Magister en Evaluación y Auditoría de Sistemas Tecnológicos.

Sangolquí, 30 de marzo de 2014.

Ing. Marcos Raúl Córdova Bayas, MSc
Director de Tesis

Econ. Gabriel E. Chiriboga B., MSc
Revisor Oponente de Tesis

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Declaramos que:

La tesis de grado denominada: como: “MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS PRIVADOS NACIONALES”, ha sido desarrollada en base a una investigación realizada, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme a las citas indicadas, cuyas fuentes se incorporan en la bibliografía, por lo que es trabajo es de nuestra autoría.

En virtud de ésta declaración, nos responsabilizamos por el contenido, veracidad y alcance de la tesis en mención.

Sangolquí, 30 de marzo de 2014.

Los autores:

Ing. Luis Augusto Montoya Sánchez

Lcdo. Estalin Vladimir Arrobo Lapo

AUTORIZACIÓN

Nosotros, Luis Augusto Montoya Sánchez y Estalin Vladimir Arrobo Lapo, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, la publicación de la tesis de grado denominada: : “MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS PRIVADOS NACIONALES”, en la biblioteca virtual de la institución, cuyo contenido son de nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 30 marzo de 2014.

Ing. Luis Augusto Montoya Sánchez

Lcdo. Estalin Vladimir Arrobo Lapo

DEDICATORIA

Al espíritu innovador, perseverante e indómito, que se guía por la senda de un mejoramiento continuo, sin desmerecer el apoyo de mi familia, por el tiempo que se deja de compartir con ellos, pero que en un futuro cercano, espero poder recompensarlos.

Luis Montoya

Dedico este trabajo de investigación a mi familia, por su comprensión y apoyo durante el tiempo de desarrollo de la tesis y de manera especial a mi hijo Matías por ser mi inspiración diaria.

Estalin Arrobo

AGRADECIMIENTO

Dejamos constancia de nuestro agradecimiento especial por la colaboración proporcionada para viabilizar éste trabajo, por el aporte de conocimientos técnicos de funcionarios de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador pertenecientes a la Dirección Nacional de Riesgos; y, a la Dirección Nacional de Estudios, por la gestión del requerimiento de información, además para la Coordinación Nacional de Tecnología por la extracción de los datos proporcionados que fueron el insumo para la investigación. Finalmente es meritorio destacar la certera guía proporcionada por el profesor tutor de tesis, Ing. Marcos Raúl Córdova Bayas MSc, con la que se ha logrado concretarla exitosamente.

Luis Montoya

Estalin Arrobo

ÍNDICE DE CONTENIDO

CERTIFICACIÓN	II
DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD	III
AUTORIZACIÓN	IV
DEDICATORIA	V
AGRADECIMIENTO	VI
ÍNDICE DE CONTENIDO	VII
ÍNDICE DE TABLAS	XI
ÍNDICE DE FIGURAS	XVI
RESUMEN	XVII
ABSTRACT	XVIII
CAPÍTULO I	
MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS PRIVADOS NACIONALES	1
1.1 ANTECEDENTES	1
1.2 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA	4
1.2.1 JUSTIFICACIÓN TEÓRICA	4
1.2.2 JUSTIFICACIÓN METODOLÓGICA	5
1.2.3 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA	5
1.3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	6
1.4 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	6
1.5 OBJETIVOS	7
1.5.1 OBJETIVO GENERAL	7
1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	7
1.6 ESTADO DEL ARTE	7
CAPÍTULO II MARCOS: TEÓRICO, CONCEPTUAL Y NORMATIVO	
2.1 RIESGO DE CRÉDITO	9
2.1.1 DEFINICIONES	9
2.1.2 ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO	10
2.1.2.1 PÉRDIDAS POR RIESGO CREDITICIO	17
2.1.2.2 PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (DEFAULT)	20
2.1.2.3 CALIFICACIÓN CREDITICIA	22
2.1.2.3.1 CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO EN LA CARTERA DE VIVIENDA	28
2.1.3 MODELOS DE RIESGO DE CRÉDITO	34
2.1.3.1 CREDITRISK	37
2.1.3.2 CREDITMETRICS™	38
2.1.3.3 CREDITRISK+	39
2.1.3.4 MODELO SELECCIONADO	39
2.1.4 RIESGO CREDITICIO EN LA BANCA PRIVADA NACIONAL PARA LA CARTERA DE CRÉDITOS DE VIVIENDA	40
2.1.4.1 EVALUACIÓN DE RIESGO CREDITICIO PARA OTORGAR CRÉDITOS DE VIVIENDA	43
2.1.4.2 LEY PARA CONCESIÓN DE CREDITOS HIPOTECARIOS	44
2.1.4.3 INCLUSIÓN DEL BIESS EN EL MERCADO DE CRÉDITOS DE VIVIENDA	46
2.1.4.4 OBLIGATORIEDAD DE EMITIR PRÉSTAMOS PARA VIVIENDA	47

	VIII
2.1.4.5	INFORMACIÓN ESTADÍSTICA _____ 48
2.2	PROBABILIDADES Y ESTADÍSTICA 50
2.2.1	PROBABILIDAD CLÁSICA _____ 50
2.2.2	CADENA DE MARKOV _____ 51
2.2.3	ESTADÍSTICA _____ 56
2.2.3.1	MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL _____ 58
2.2.3.2	MEDIDAS DE VARIABILIDAD _____ 59
2.3	MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN CREDITICIA (MTCC) 61
2.3.1	COMPONENTES DE UNA MATRIZ MTCC _____ 64
2.3.2	USOS DE LAS MATRICES MTCC _____ 66
2.3.3	CONSTRUCCIÓN DE MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN CREDITICIA (MTCC) _____ 67
2.3.4	GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS _____ 69
2.3.5	PROPIEDADES DE MATRICES MTCC _____ 70
2.3.6	RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _ 73
2.3.7	MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERIODO EVALUADO ___ 75
2.3.8	PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC _____ 76
2.3.9	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____ 77
2.4	MINERÍA DE DATOS 79
2.4.1	TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS _____ 80
2.4.2	BUSINESS INTELLIGENCE (BI) _____ 81
2.4.2.1	COMPONENTES DE BUSINESS INTELLIGENCE _____ 81
2.4.2.1.1	MULTIDIMENSIONALIDAD _____ 81
2.4.2.1.2	MINERÍA DE DATOS (DATAMINING) _____ 82
2.4.2.1.3	AGENTES _____ 82
2.4.2.1.4	DATA WAREHOUSE _____ 82
2.4.3	EL PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DE CONOCIMIENTO EN BASES DE DATOS (KDD) _____ 82
	CAPÍTULO III LINEAMIENTOS PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO _____ 86
3.1	DEFINICIÓN DE DATOS HISTÓRICOS 88
3.2	PROCEDIMIENTO DE CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC PARA ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE VIVIENDA 89
3.3	ELABORACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO 93
3.3.1	ALCANCE _____ 93
3.1.2	LIMITACIONES _____ 93
3.2.2	PROCEDIMIENTO _____ 94
3.2.2.1	PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC _____ 95
3.2.2.1.1	TRANSICIÓN DEL NÚMERO DE OPERACIONES _____ 96
3.2.2.1.2	TRANSICIÓN DE PROVISIONES _____ 98
3.2.2.2	PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS _____ 98
3.2.2.2.1	TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____ 99
3.2.2.2.2	TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____ 99
3.2.2.3	PASO 3 - CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE

	IX
MATRICES MTCC _____	99
3.2.2.3.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	100
3.2.2.3.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	100
3.2.2.4 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	100
3.2.2.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	101
3.2.2.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	105
3.2.2.5 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERÍODO EVALUADO _____	106
3.2.2.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	106
3.2.2.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	108
3.2.2.6 PASO 6 - PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC _____	108
3.2.2.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	108
3.2.2.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	110
3.2.2.7 PASO 7 - EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS _____	110
3.2.2.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	111
3.2.2.7.2 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	114
3.2.2.8 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	114
3.2.2.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	114
3.2.2.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	117
3.4 PROCESO DE AUTOMATIZACIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO	117
CAPÍTULO IV CASO DE ESTUDIO _____	122
4.1.1 ALCANCE _____	122
4.1.2 LIMITACIONES _____	122
4.2 SELECCIÓN DE DATOS HISTÓRICOS.....	123
4.3 APLICACIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO	124
4.3.1 PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC _____	127
4.3.1.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	130
4.3.1.3 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	134
4.3.2 PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS _____	141
4.3.2.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	141
4.3.2.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	144
4.3.3 PASO 3 – CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC _____	147
4.3.3.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	147
4.3.3.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	148
4.3.4 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	148
4.3.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	149
4.3.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	150
4.3.5 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERÍODO EVALUADO _____	152
4.3.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	153
4.3.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	153
4.3.6 PASO 6 – PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC _____	153
4.3.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	154

	X
4.3.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	156
4.3.7 PASO 7 - EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS _____	159
4.3.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	159
4.3.7.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	163
4.3.8 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	167
4.3.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	167
4.3.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	170
4.4 ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	173
4.4.1 EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS _____	173
4.4.2 EVOLUCIÓN DEL NÚMERO DE OPERACIONES COINCIDENTES _____	174
4.4.3 EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES Y PROVISIONES _____	175
4.4.4 PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC _____	177
4.4.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	177
4.4.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	178
4.4.5 PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS _____	179
4.4.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	179
4.4.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	180
4.4.6 PASO 3 - CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC _____	182
4.4.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	182
4.4.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	184
4.4.7 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	188
4.4.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	188
4.4.7.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	189
4.4.8 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERIODO EVALUADO _____	190
4.4.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	190
4.4.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	190
4.4.9 PASO 6 – PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC _____	191
4.4.9.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	191
4.4.9.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	191
4.4.10 PASO 7 – EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS _____	192
4.4.10.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	192
4.4.10.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	193
4.4.11 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC _____	194
4.4.11.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES _____	194
4.4.11.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES _____	196
CAPÍTULO V CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES _____	199
5.1 CONCLUSIONES	199
5.2 RECOMENDACIONES	202
GLOSARIO _____	204
BIBLIOGRAFÍA _____	211

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Equivalencia entre categorías de riesgo de agencias calificadoras internacionales. _____	25
Tabla 2.2 Categorías de riesgo crediticio para la cartera de vivienda. ____	31
Tabla 2.3 Porcentajes de provisión para la cartera de vivienda. _____	33
Tabla 2.4 Matriz de transición para aplicar provisiones por riesgo crediticio. _____	34
Tabla 2.5 Tasa promedio esperada de pérdida. _____	36
Tabla 2.6 Probabilidades de transición de estados. _____	53
Tabla 2.7 Matriz de probabilidades de transición. _____	65
Tabla 2.8 Ejemplo de Matriz de transición de calificación crediticia. _____	66
Tabla 2.9 Propiedades de matrices MTCC relacionadas con probabilidades de transición. _____	71
Tabla 3.1 Requerimiento de información para construir matrices MTCC. _	88
Tabla 3.2 Agrupamiento de préstamos según categorías de calificación crediticia inicial y final, consolidando el número de operaciones y provisiones. _____	96
Tabla 3.3 Resumen de propiedades de las matrices MTCC. _____	100
Tabla 3.4 Parametrización de ranking de riesgo crediticio para matrices MTCC anuales. _____	103
Tabla 3.5 Matriz de pesos para ranking MTCC no cumple Cadenas de Markov. _____	103
Tabla 3.6 Matriz de pesos ranking MTCC, cumple con Cadenas de Markov, final. _____	103
Tabla 3.7 Matriz producto de la matriz MTCC por la matriz de pesos. ____	104
Tabla 3.8 Ranking MTCC anual. _____	105
Tabla 3.9 Ranking final MTCC anual ordenado por riesgo crediticio creciente. _____	105
Tabla 3.10 Matriz MTCC año 2005. _____	107
Tabla 3.11 Matriz MTCC año 2006. _____	107
Tabla 3.12 Matriz MTCC promedio de los años 2005 y 2006. _____	107
Tabla 3.13 Matriz MTCC año 2003. _____	110
Tabla 3.14 Matriz MTCC proyectada año 2004. _____	110
Tabla 3.15 Matriz MTCC por operaciones año 2004. _____	112
Tabla 3.16 Matriz MTCC por operaciones, proyectada año 2004. _____	112
Tabla 3.17 Matriz de diferencias real menos proyectada año 2004. ____	113
Tabla 3.18 Diferencias de matrices proyectadas anuales establecidas con desviación estándar creciente. _____	113
Tabla 4.1 Requerimiento de información para construir matrices MTCC, caso de estudio. _____	124
Tabla 4.2 Matriz MTCC por operaciones año 2003. _____	130
Tabla 4.3 Matriz MTCC por operaciones año 2004. _____	130
Tabla 4.4 Matriz MTCC por operaciones año 2005. _____	131
Tabla 4.5 Matriz MTCC por operaciones año 2006. _____	131
Tabla 4.6 Matriz MTCC por operaciones año 2007. _____	131
Tabla 4.7 Matriz MTCC por operaciones año 2008. _____	131
Tabla 4.8 Matriz MTCC por operaciones año 2009. _____	132
Tabla 4.9 Matriz MTCC por operaciones año 2010. _____	132
Tabla 4.10 Matriz MTCC por operaciones año 2011. _____	132

	XII
Tabla 4.11 Matriz MTCC por operaciones año 2012 original. _____	132
Tabla 4.12 Matriz MTCC por operaciones año 2012 reagrupando calificaciones, sin cumplir Cadenas de Markov. _____	133
Tabla 4.13 Matriz MTCC por operaciones año 2012 final. _____	133
Tabla 4.14.a Matriz MTCC por provisiones año 2003, sin Cadena de Markov. _____	134
Tabla 4.14.b Matriz MTCC por provisiones año 2003, con Cadena de Markov. _____	135
Tabla 4.15.a Matriz MTCC por provisiones año 2004, sin Cadena de Markov. _____	135
Tabla 4.15.b Matriz MTCC por provisiones año 2004, con Cadena de Markov. _____	135
Tabla 4.16.a Matriz MTCC por provisiones año 2005, sin Cadena de Markov. _____	136
Tabla 4.16.b Matriz MTCC por provisiones año 2005, con Cadena de Markov. _____	136
Tabla 4.17.a Matriz MTCC por provisiones año 2006, sin Cadena de Markov. _____	136
Tabla 4.17.b Matriz MTCC por provisiones año 2006, con Cadena de Markov. _____	136
Tabla 4.18.a Matriz MTCC por provisiones año 2007, sin Cadena de Markov. _____	137
Tabla 4.18.b Matriz MTCC por provisiones año 2007, con Cadena de Markov. _____	137
Tabla 4.19.a Matriz MTCC por provisiones año 2008, sin Cadena de Markov. _____	137
Tabla 4.19.b Matriz MTCC por provisiones año 2008, con Cadena de Markov. _____	137
Tabla 4.20.a Matriz MTCC por provisiones año 2009, sin Cadena de Markov. _____	138
Tabla 4.20.b Matriz MTCC por provisiones año 2009, con Cadena de Markov. _____	138
Tabla 4.21.a Matriz MTCC por provisiones año 2010, sin Cadena de Markov. _____	138
Tabla 4.21.b Matriz MTCC por provisiones año 2010, con Cadena de Markov. _____	138
Tabla 4.22.a Matriz MTCC por provisiones año 2011, sin Cadena de Markov. _____	139
Tabla 4.22.b Matriz MTCC por provisiones año 2011, con Cadena de Markov. _____	139
Tabla 4.23.a Matriz MTCC por provisiones año 2012 original, sin Cadena de Markov. _____	139
Tabla 4.23.b Matriz MTCC por provisiones año 2012 original, con Cadena de Markov. _____	140
Tabla 4.24.a Matriz MTCC por provisiones año 2012 reagrupando calificaciones, sin Cadena de Markov. _____	141
Tabla 4.25 Matriz MTCC por provisiones año 2012 final. _____	141
Tabla 4.26 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por transición de operaciones. _____	148, 183
Tabla 4.27 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por	

transición de provisiones. _____	148, 185
Tabla 4.28 Ranking MTCC por número de operaciones, años 2003-2007. _____	149
Tabla 4.29 Ranking MTCC por número de operaciones, años 2008-2012. _____	149
Tabla 4.30 Ranking MTCC anual por número de operaciones. _____	150
Tabla 4.31 Ranking MTCC final por número de operaciones, ordenado por riesgo crediticio creciente. _____	150, 189
Tabla 4.32 Ranking MTCC por transición de provisiones, años 2003- 2007. _____	151
Tabla 4.33 Ranking MTCC por transición de provisiones, años 2008- 2012. _____	151
Tabla 4.34 Ranking MTCC anual por transición de provisiones. _____	151
Tabla 4.35 Ranking MTCC anual por transición de provisiones final, ordenado por riesgo crediticio creciente. _____	152, 189
Tabla 4.36 Matriz MTCC promedio anual transición por número de operaciones, período 2003-2013. _____	153, 190
Tabla 4.37 Matriz MTCC promedio anual transición por provisiones, período 2003-2013. _____	153, 190
Tabla 4.38 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2004. _____	154
Tabla 4.39 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2005. _____	154
Tabla 4.40 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2006. _____	154
Tabla 4.41 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2007. _____	155
Tabla 4.42 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2008. _____	155
Tabla 4.43 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2009. _____	155
Tabla 4.44 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2010. _____	155
Tabla 4.45 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2011. _____	156
Tabla 4.46 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2012. _____	156
Tabla 4.47 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2004. _____	156
Tabla 4.48 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2005. _____	157
Tabla 4.49 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2006. _____	157
Tabla 4.50 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2007. _____	157
Tabla 4.51 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2008. _____	157
Tabla 4.52 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2009. _____	158
Tabla 4.53 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2010. _____	158
Tabla 4.54 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2011. _____	158
Tabla 4.55 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2012. _____	158
Tabla 4.56 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2004, por operaciones. _____	159
Tabla 4.57 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2005, por operaciones. _____	159
Tabla 4.58 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2006, por operaciones. _____	160

Tabla 4.59 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2007, por operaciones. _____	160
Tabla 4.60 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2008, por operaciones, _____	160
Tabla 4.61 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2009, por operaciones. _____	160
Tabla 4.62 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2010, por operaciones. _____	161
Tabla 4.63 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2011, por operaciones. _____	161
Tabla 4.64.a Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2012, por operaciones. _____	161
Tabla 4.64.b Desviación estándar de matrices de diferencias proyectadas y reales, por operaciones. _____	162
Tabla 4.64.c Grado de ajuste en proyección de matrices 2003-2013 con riesgo creciente, transición por operaciones. _____	163, 193
Tabla 4.65 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2004, por provisiones. _____	163
Tabla 4.66 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2005, por provisiones. _____	163
Tabla 4.67 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2006, por provisiones. _____	164
Tabla 4.68 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2007, por provisiones. _____	164
Tabla 4.69 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2008, por provisiones. _____	164
Tabla 4.70 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2009, por provisiones. _____	164
Tabla 4.71 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2010, por provisiones. _____	165
Tabla 4.72 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2011, por provisiones. _____	165
Tabla 4.73.a Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2012, por provisiones. _____	165
Tabla 4.73.b Desviación estándar de matriz de diferencias entre matrices proyectadas y reales, transición por provisiones. _____	165
Tabla 4.73.c Grado de ajuste en proyección de matrices transición por provisiones, 2003-2013 _____	166, 194
Tabla 4.74 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2003. _____	167
Tabla 4.75 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2004. _____	167
Tabla 4.76 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2005. _____	168
Tabla 4.77 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2006. _____	168
Tabla 4.78 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2007. _____	168
Tabla 4.79 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2008. _____	169

Tabla 4.80 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2009. _____	169
Tabla 4.81 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2010. _____	169
Tabla 4.82 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2011. _____	170
Tabla 4.83 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2012. _____	170
Tabla 4.84 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2003. _____	170
Tabla 4.85 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2004. _____	170
Tabla 4.86 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2005. _____	171
Tabla 4.87 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2006. _____	171
Tabla 4.88 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2007. _____	172
Tabla 4.89 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2008. _____	172
Tabla 4.90 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2009. _____	172
Tabla 4.91 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2010. _____	173
Tabla 4.92 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2011. _____	173
Tabla 4.93 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2012. _____	173
Tabla 4.94 Evolución del número de operaciones coincidentes. _____	175
Tabla 4.95 Calificación y provisiones años 2003 - 2007. _____	176
Tabla 4.96 Calificación y provisiones años 2008 - 2012. _____	176
Tabla 4.99 Promedio de probabilidad de incumplimiento transición por operaciones, período 2003 al 2013 _____	196
Tabla 4.100 Probabilidades de incumplimiento transición por provisiones, parte1 _____	196
Tabla 4.101.a Probabilidades de incumplimiento por deterioro y deterioro con permanencia, transición por operaciones, parte1. _____	195
Tabla 4.101.b Probabilidades de incumplimiento transición por provisiones, parte2 _____	197
Tabla 4.102.a Probabilidades de incumplimiento por deterioro y deterioro con permanencia, transición por operaciones, parte2 _____	195
Tabla 4.102.b Promedio de probabilidad de incumplimiento transición por provisiones, período 2003 al 2013 _____	197

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Metodología propuesta por Basilea - Pérdida esperada ¹ .	12
Figura 2.2 Riesgo de crédito - Pérdidas por incumplimiento ² .	13
Figura 2.3 Pérdidas en riesgo crediticio ³ .	17
Figura 2.4 Pérdidas esperada e inesperada ⁴ .	20
Figura 2.5 Modelos para el sistema de administración de riesgo SARC ⁵ .	21
Figura 2.6 Sistema de bancos privados – morosidad junio 2012 a junio 2013 ⁶ . Fuente: (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, pág. 5).	49
Figura 2.7: Procesos Migratorios ⁷ .	51
Figura 2.8 Estados absorbentes ⁸ . Fuente: (Barranquilla, 2010).	55
Figura 2.9 Evolución de las categorías de calificación ⁹ .	70
Figura 2.10 Proceso KDD ¹⁰ . Fuente: (WebMining Consultores, 2011).	84
Figura 4.2 Evolución de probabilidades de calificación inicial A, con transiciones por número de operaciones ¹¹ .	142
Figura 4.3 Evolución de probabilidades de calificación inicial B, con transiciones por número de operaciones ¹² .	142
Figura 4.4 Evolución de probabilidades de calificación inicial C, con transiciones por número de operaciones ¹³ .	143
Figura 4.5 Evolución de probabilidades de calificación inicial D, con transiciones por número de operaciones ¹⁴ .	143
Figura 4.6 Evolución de probabilidades de calificación inicial E, con transiciones por número de operaciones ¹⁵ .	144
Figura 4.7 Evolución de probabilidades de calificación inicial A, con transiciones por provisiones ¹⁶ .	145
Figura 4.8 Evolución de probabilidades de calificación inicial B, con transiciones por provisiones ¹⁷ .	145
Figura 4.9 Evolución de probabilidades de calificación inicial C, con transiciones por provisiones ¹⁸ .	146
Figura 4.10 Evolución de probabilidades de calificación inicial D, con transiciones por provisiones ¹⁹ .	146
Figura 4.11 Evolución de probabilidades de calificación inicial E, con transiciones por provisiones ²⁰ .	147
Figura 4.12 Evolución de calificaciones y provisiones para el sector de bancos privados en la cartera de vivienda, en el período 2003 al 2012 ²¹ .	176

RESUMEN

Este trabajo tuvo como propósito desarrollar un modelo de riesgo crediticio basado en Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC), conforme la normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), para luego aplicarlo a la cartera de vivienda en el sector de bancos privados nacionales durante el período 2003 – 2013. Fue construido en base al modelo de riesgo crediticio CreditMetric^{STM}, desarrollado en U.S.A. por el banco J.P. Morgan, que emplea el principio de Cadenas de Markov. Para construir el modelo se recopiló información histórica de préstamos obtenidos del Sistema de Operaciones Activas y Contingentes de la SBS, a fin de generar matrices MTCC con los criterios de: número de operaciones y provisiones requeridas, con el propósito de obtener las probabilidades de migración de la calidad de los préstamos mediante la aplicación de sistemas de calificación crediticia. Con el primer criterio se evalúa el comportamiento de riesgo crediticio bajo el enfoque de volumen de operaciones de crédito, y con el segundo criterio se evalúan las provisiones que deben mantener los bancos para evitar pérdidas financieras. El modelo propuesto plantea con las matrices MTCC generadas los siguientes usos: gráficos de transición de calificaciones crediticias, evaluación de propiedades de las matrices, ranking de riesgo crediticio, matriz promedio, proyección de matrices y probabilidad de incumplimiento por deterioro y deterioro con permanencia.

PALABRAS CLAVE: riesgo crediticio, matrices de transición, sistemas de calificación, cadenas de Markov, provisión por riesgo de crédito.

ABSTRACT

This work aimed to develop a model of credit risk based on Transition Matrix Credit Rating (TMCR), under the regulations of the Superintendency of Banks and Insurance of Ecuador (SBS), and then apply to the housing portfolio in the sector national private banks during the period 2003-2013. It was built on the model of credit risk CreditMetric^{sTM}, developed in USA by J. P. Morgan bank, which employs the principle of Markov chains. To build the model was collected history information borrowings System Active and Contingent Operations of SBS, in order to generate TMCR matrix under criteria: number of operations and required provisions, in order to obtain the probability of migration the quality of loans by applying credit scoring systems. With the first criterion the behavior of credit risk approach trading volume of credit is evaluated, and the second criterion provisions that banks must maintain to avoid financial losses are evaluated. The proposed model poses TMCR matrix generated with the following uses: transition graphs of credit ratings, assessment of properties of matrix, ranking of credit risk, average matrix, projection matrix and probability of default for impairment and impairment permanence.

KEY WORDS: credit risk, transition matrix, rating systems, Markov chains, credit risk provisions.

CAPÍTULO I

MODELO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO DE LA CARTERA DE VIVIENDA BASADO EN MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN PARA EL SECTOR DE BANCOS PRIVADOS NACIONALES

1.1 ANTECEDENTES

Los procesos de auditoría informática tienden a otorgar mayor atención a la evaluación de los sistemas de información, dado que sustentan cada vez más las actividades de las empresas y organizaciones. El grado de dependencia es creciente, por cuanto sin los sistemas informáticos, muchas de las empresas dejarían de operar en el mercado. En la estructura de los recursos informáticos que sustentan a los sistemas de información, se destacan las bases de datos, por cuanto administran uno de los activos más importantes de las organizaciones: la información. Es por ello que uno de los aspectos relevantes en un proceso de auditoría informática se centra en la revisión de la información de las bases de datos, con las pruebas sustantivas.

Existe una gran variedad de sistemas de información orientados a facilitar múltiples actividades organizacionales, entre las que se encuentran las financieras y crediticias. La economía en gran parte se encuentra impulsada por la industria bancaria, que se encuentra destinada a la función de intermediación financiera, un proceso que le permite generar utilidades en la actividad de recibir dinero de sus clientes (captaciones), y otorgar préstamos (colocaciones).

Una de las principales características del sector financiero bancario es su alto grado de regulación, para lograr el buen funcionamiento del sistema y evitar crisis bancarias. Las diferentes regulaciones se han preocupado por la solvencia de las entidades financieras. La mejor manera de evitar situaciones de insolvencia se logra a través de una buena gestión, en situaciones de crisis económica los bancos suelen sufrir importantes pérdidas y padecer problemas de solvencia. Esta situación, es menos preocupante si las entidades disponen de recursos propios suficientes con los que cubrir dichas pérdidas, los recursos propios actúan a modo de colchón para cubrir pérdidas inesperadas y evitar que éstas recaigan sobre los depositantes.

A partir del aporte del Banco de Basilea (BIS - Bank of International Settlements), nace el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, (BCBS – Basel Committee on Banking Supervision) que fue creado por acuerdo de los representantes de los Bancos Centrales de los 10 países más industrializados, con el propósito de formular una serie de principios y estándares de supervisión bancaria, que han sido acogidos no solamente por los países miembros, sino por la mayoría de países en el mundo. El acuerdo denominado Convergencia Internacional de Medición de Capital y Estándares, también llamado Acuerdo del Comité de Basilea, nace en 1988. Representó uno de los mayores avances en cuanto a la definición de los requerimientos mínimos de capital que deben cumplir los bancos internacionales, para hacer frente a situaciones inesperadas de pérdidas por diferentes riesgos, principalmente el riesgo de crédito. Basilea ha sido precursor de la reglamentación de la medición integral de riesgos y el

adecuado aprovisionamiento de capitales, para sobrellevar los posibles riesgos incurridos y evitar la quiebra de las instituciones financieras. Su aplicación se ha extendido a lo largo de todo el mundo. Actualmente se encuentra disponible el tercer acuerdo de capital denominado Basilea III que determina las directrices a seguir por los organismos de regulación bancaria. (Dominguez, Miranda, Pallas, & Peraza, pág. 3).

El riesgo de crédito es el principal riesgo del sector financiero y existe en prácticamente todas las actividades rentables. El riesgo de crédito al encontrarse adecuadamente administrado permite generar ganancias que lo compensan. Dicha gestión abarca fases como identificación, medición, control y monitoreo. La manera en que una institución financiera elige y administra su riesgo de crédito es sumamente importante para su supervivencia en el tiempo. De hecho, la causa del deterioro de muchas instituciones financieras ha sido el agotamiento del capital debido a las pérdidas en préstamos. La identificación y calificación del riesgo de crédito es el primer componente de una administración de riesgo eficiente. En tal sentido, las instituciones financieras deberían contar con un sistema de gestión del riesgo de crédito que produzca una calificación correcta y oportuna. (ASBA, 2006, pág. 11).

Para el análisis y evaluación del nivel de riesgo en el otorgamiento de créditos se pueden utilizar técnicas de minería de datos para buscar la información requerida en los sistemas de información, dado que las bases de datos de préstamos, contienen información histórica de varios años. Todos los sujetos de crédito presentan en menor o mayor medida un nivel de riesgo, con una incertidumbre acerca de los factores y variables que pueden

afectar el pago futuro de los préstamos, por lo que se vuelve volátil la actividad crediticia.

El presente trabajo se orienta en aplicar recomendaciones dadas por el Acuerdo de Basilea II para soportar una evaluación de riesgo crediticio empleando matrices de transición de calificación crediticia (MTCC).

1.2 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

El análisis de riesgo crediticio permite determinar la probabilidad de incumplimiento de los préstamos de los clientes, a fin de aplicar correctivos oportunos que eviten pérdidas económicas a las instituciones financieras, causadas por la falta de pago de los préstamos, evento que de producirse de forma masiva puede ocasionar incluso la quiebra de dichas instituciones.

La Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS), ente supervisor del sistema financiero ecuatoriano, no cuenta con una herramienta que emplee Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) para efectuar un análisis del riesgo crediticio, conforme se evidenció en reuniones con funcionarios de la Dirección Nacional de Riesgos del organismo de control, lo cual brinda una oportunidad de mejoramiento en la metodología de administración crediticia.

1.2.1 JUSTIFICACIÓN TEÓRICA

Las matrices MTCC permiten soportar el análisis de riesgo crediticio basado en la estimación de probabilidades de transición entre las categorías de calificación crediticia de los préstamos, para determinar la tendencia de su estabilidad, mejora o deterioro, dentro de un período de tiempo. Las matrices MTCC se pueden aplicar en análisis genéricos o particulares, para

una entidad financiera, o considerar una agrupación de entidades afines al negocio que desempeñan, como el subsistema al que pertenecen, como por ejemplo: bancos privados, bancos públicos, mutualistas, sociedades financieras, compañías de seguros privados, y/o seguridad social.

1.2.2 JUSTIFICACIÓN METODOLÓGICA

La base de datos del sistema de operaciones activas y contingentes es administrada por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS). Recoge información de las operaciones de créditos vigentes que han otorgado las entidades del sector financiero controlado, fuente de información para construir las matrices MTCC. Los sistemas de calificación crediticia son su base y constituyen un insumo para su elaboración. Existe una normativa vigente por parte de la SBS para aplicar su gestión, que determina categorías de riesgo crediticio.

Debido al alto volumen de información existente, se vuelve necesaria la utilización de una herramienta informática que genere las matrices MTCC basadas en las categorías de riesgo crediticio, según la normativa vigente, evitando errores y generándolas en un tiempo reducido.

1.2.3 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA

La disponibilidad de un modelo que genere matrices MTCC y se empleen en el análisis del riesgo crediticio en las entidades financieras, puede contribuir en la toma de decisiones de control y supervisión en forma oportuna, evitando pérdidas financieras.

1.3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los préstamos otorgados a los clientes de las instituciones financieras están sujetos al riesgo crediticio fundamentalmente ante la falta de pago, evento que resulta difícil de pronosticar dado que se trata de una situación futura e incierta de los clientes. Al respecto el organismo de control gubernamental de las entidades financieras, la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS), determina una normativa para asignar una categoría de riesgo a cada crédito mediante la calificación de activos de riesgo, y a la vez determina una reserva de dinero denominada provisión, con la cual pretende disponer de una cobertura financiera para afrontar eventos adversos.

El problema se centra en saber si las provisiones de los préstamos son suficientes para evitar el colapso financiero de las instituciones financieras, ante casos adversos como por ejemplo cuando una mayoría de préstamos de clientes se dejen de cancelar.

1.4 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Pregunta 1: ¿Cómo se construyen las matrices MTCC?

Pregunta 2: ¿Cómo se analiza el riesgo crediticio utilizando las Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC)?

Pregunta 3: ¿Es factible aplicar las matrices MTCC en un caso de estudio referente al segmento de bancos privados nacionales para la cartera de vivienda durante el período 2003 - 2013?

1.5 OBJETIVOS

1.5.1 OBJETIVO GENERAL

Elaborar un modelo para el análisis de riesgo crediticio de la cartera de vivienda basado en Matrices de Transición de Calificación para el sector de bancos privados nacionales.

1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Objetivo 1: Determinar los criterios necesarios para construir Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC).

Objetivo 2: Establecer un modelo de riesgo crediticio basado en las Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) conforme la normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS).

Objetivo 3: Aplicar el modelo de riesgo crediticio en un caso de estudio referente al segmento de bancos privados nacionales, para la cartera de vivienda durante el período 2003 - 2013.

1.6 ESTADO DEL ARTE

A nivel internacional las Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) se utilizan para el manejo de riesgo crediticio conforme lineamientos dados por el Comité de Basilea, una organización mundial que reúne a las autoridades de supervisión bancaria, cuya función es fortalecer la solidez de los sistemas financieros. (BRC INVESTOR SERVICES S.A., 2005, pág. 1).

Las matrices de transición se han aplicado en países vecinos como: Perú, Chile y Colombia, para construir las matrices MTCC en base a la información histórica de préstamos y realizar un análisis de riesgo crediticio en las instituciones financieras. (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno,

2013), (Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile SBIF, 2009). (Tamara - Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012, págs. 7-10).

A nivel nacional se encontró una tesis de grado relacionada “Estimación de matrices de transición para la cartera comercial de las entidades financieras ecuatorianas controladas por la superintendencia de bancos y seguros” (Villarreal Cadena, 2011, pág. 1), la cual realizó un estudio de riesgo crediticio enfocado a la cartera de créditos comercial. El presente trabajo se centrará en el análisis de la cartera de créditos de vivienda.

El organismo de control gubernamental de las entidades financieras en el Ecuador es la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS), misma que no cuenta con una herramienta que emplee matrices MTCC para efectuar un análisis del riesgo crediticio en sus instituciones controladas, lo cual justifica el presente trabajo, brindando la oportunidad de generar un nuevo enfoque de evaluación del riesgo crediticio.

CAPÍTULO II MARCOS: TEÓRICO, CONCEPTUAL Y NORMATIVO

2.1 RIESGO DE CRÉDITO

En esta sección se recogen algunas definiciones de riesgo de crédito e incumplimiento:

2.1.1 DEFINICIONES

Riesgo de crédito: La Asociación de Supervisores Bancarios de las Américas (ASBA), determina lo siguiente: *“Se entiende por riesgo de crédito a la probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas del incumplimiento en tiempo y/o forma de las obligaciones crediticias de uno o varios clientes. Surge cuando los flujos de caja comprometidos por préstamos y valores pueden no ser pagados oportuna o totalmente según lo estipulado en un contrato, resultando una pérdida financiera para el banco. El riesgo de crédito no se limita únicamente a las operaciones de préstamos, sino que abarca un gran número de activos y actividades que realizan las instituciones financieras, registradas dentro o fuera del balance general.”* (ASBA, 2006, pág. 6).

La definición de riesgo de crédito de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), menciona: *“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”.* (SBS, 2011, pág. 1).

Incumplimiento: *“Es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado; o, efectuarlo con posterioridad a la fecha en que estaba programado, o, en distintas condiciones a las pactadas en el contrato”.* (SBS, 2011, pág. 1).

2.1.2 ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO

El método internacionalmente reconocido para evaluación de riesgo crediticio nace a partir del año 1988, en un primer intento por lograr la convergencia hacia un estándar internacional de regulación del capital, en el cual el Comité de Basilea, en cooperación con los bancos centrales más importantes del mundo (grupo de los G-10), emitió el **Acuerdo de Capital de Basilea**. Su objetivo era determinar el cálculo del capital económico por riesgos de crédito para los sistemas bancarios de un gran número de países. Se estableció que todo préstamo privado está sujeto a un requerimiento adicional de capital del 8%, con lo que se obliga a los bancos a guardar éste dinero para cubrirse ante eventualidades de no pago. (García Sánchez, 2005, pág. 43).

El Comité de Basilea ha buscado desarrollar un marco de referencia que sea creíble, prudencialmente sólido y que refleje prácticas sanas de manejo de riesgo de crédito en la industria. Entre los lineamientos del Acuerdo se encuentran: el fortalecimiento del sistema bancario internacional, la promoción y convergencia de las oportunas reglamentaciones nacionales para reducir las desigualdades competitivas entre bancos. (Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria, 2001, pág. 10).

Las nuevas tecnologías al servicio de la banca, la mayor integración financiera a nivel mundial y la creación de nuevos instrumentos, hicieron que

el Acuerdo de Basilea empezara a perder vigencia. Por un lado, al clasificar activos con diferentes niveles de riesgo bajo una misma tipología, las entidades empezaron a realizar arbitraje regulatorio, al concentrarse en operaciones con mayor riesgo que requerían un menor nivel de capital, lo que propició que el Acuerdo evolucionara a la versión conocida como **Basilea II**, la cual dedica considerable atención a los factores que determinan el riesgo de crédito, en vista de su importancia en la actividad y en los resultados de la banca. Los riesgos de pérdidas que asumen los bancos al intermediar fondos y prestar servicios financieros se pueden clasificar en los que se adquieren en forma deliberada y en aquellos que se asumen en forma involuntaria. La principal característica de los primeros es que los bancos los pueden medir y gestionar. Basilea II recurre a funciones de probabilidad y herramientas estadísticas para medir los riesgos y para desglosarlos en pérdidas esperadas e inesperadas. (Rojas, 2006, pág. 2).

Con la directriz del Comité de Basilea II se propició el desarrollo de métodos denominados “**modelos internos**” para capturar las particularidades de cada institución con el fin de mejorar la medición del capital económico necesario, de tal forma que se administre óptimamente su estructura de capital. Los modelos internos más conocidos y utilizados a nivel mundial son: **Creditmetrics™** y **CreditRisk**, publicados en 1997 por los bancos: JP Morgan y Credit-Suisse, respectivamente. Ambos pretenden adaptar la teoría de portafolios al mercado crediticio, es decir, construyen carteras de crédito para incorporar el factor de diversificación en la medición del riesgo de crédito, como se hace comúnmente con el riesgo de mercado, obteniendo como resultado una medida de Valor en Riesgo (VaR). (García

Sánchez, 2005, pág. 43). Estos modelos corresponden a la valuación de mercado (**Mark to market-MTM**), y miden el riesgo de crédito no solo considerando la posible posición de incumplimiento (**default**) de la contraparte del préstamo, sino también sus cambios, provocados por fluctuaciones que se muestran a través de la migración en la calidad crediticia de los deudores con la determinación de la pérdida esperada, conforme se aprecia en la Figura 2.1. (Altman, y otros, 2003, págs. 131-142).

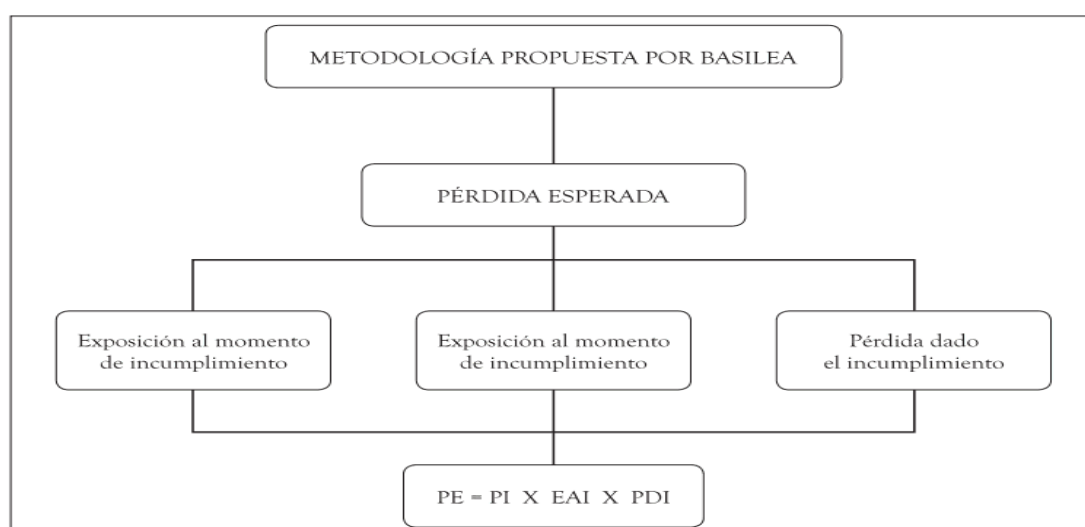


Figura 2.1 Metodología propuesta por Basilea - Pérdida esperada¹.
Fuente: (Tamara - Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012, pág. 6).

Basilea II, introduce el concepto de **sistema de calificación (rating)**, que comprende todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recolección de datos y de tecnología de la información necesarias para la evaluación del riesgo de crédito y su cuantificación, estimación de incumplimiento (default) y pérdidas. De esta forma, busca alinear mejor los ponderadores con el riesgo, pues ellos dependen en este momento de la calificación del riesgo del deudor hecha por una calificadora de riesgo. Como la tendencia en materia de regulación y supervisión se centra en la gestión de riesgos y en la fijación de requisitos de capital, la supervisión interna tiene

especial cuidado en la calidad de la contabilidad, las prácticas de auditoría y la revelación de la información. (Castillo & Pérez, 2008, pág. 8).

La Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS) define a los sistemas de medición de riesgo como: *“Los procesos de revisión permanente de los portafolios de crédito o inversiones para pre-identificar modificaciones en determinadas variables que pueden derivar en mayores probabilidades de incumplimiento o debilitamiento de la calidad crediticia”*. (SBS, 2011, pág. 2).

Para la gestión del riesgo crediticio se distinguen tres riesgos principales: incumplimiento, exposición y recuperación, los que determinan pérdidas para las entidades financieras, conforme lo muestra la Figura 2.2. (García Sánchez, 2005, pág. 21)

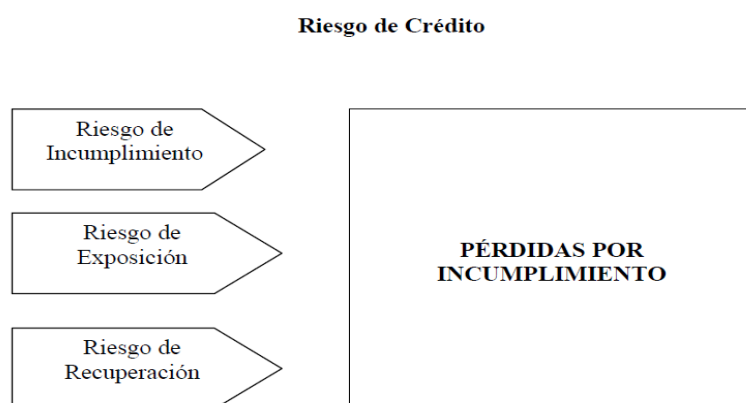


Figura 2.2 Riesgo de crédito - Pérdidas por incumplimiento².
Fuente: (García Sánchez, 2005, pág. 21).

Las políticas particulares utilizadas por cada una de las instituciones financieras determinan el éxito o fracaso de la gestión del riesgo crediticio, entre las que se destacan, las aplicadas en: (García Sánchez, 2005, pág. 21)

- a) La gestión de concesión crediticia trata sobre el cumplimiento de los requisitos establecidos por las entidades financieras para sus clientes, que luego de un análisis se determina si son viables de ser aprobados

para desembolsar el dinero requerido o en su defecto se rechaza el crédito; y,

- b) La gestión de cobro encargada de la recuperación del dinero prestado a los clientes. (García Sánchez, 2005, pág. 21).

En el Ecuador el riesgo de crédito se encuentra controlado bajo una normativa de obligatorio cumplimiento para las entidades financieras reguladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS). El proceso de administración de riesgo que se establece en el Libro I.- Normas generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, Título X.- De la administración y gestión de riesgos, Capítulo II.- De la administración del riesgo de crédito, que establece instrucciones para las entidades financieras como las siguientes: (SBS, 2011, págs. 2-4)

“ARTÍCULO 6.- 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 (comercial, consumo, vivienda y microcrédito), dentro de las cuales se determinarán los principios y criterios generales para la evaluación del riesgo de crédito”. (SBS, 2011, págs. 2-4)

“ARTÍCULO 7.- Las metodologías implantadas deben 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. Esta metodología debe ser evaluada periódicamente a fin de garantizar la idoneidad de la misma, al igual que la relevancia de las variables utilizadas”. (SBS, 2011, págs. 2-4)

Adicionalmente, la SBS establece la necesidad de contar con: *“Metodologías y técnicas analíticas basadas en el comportamiento histórico de los portafolios de inversión y de las operaciones de crédito y contingentes, que permitan determinar la pérdida esperada sobre la base de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición y la severidad de la pérdida. Para el cálculo de estos componentes se deberá disponer de una base de datos mínima de tres años inmediatos anteriores, que deberá contener elementos suficientes para el cálculo de los aspectos señalados en este numeral”*. (SBS, 2011, págs. 2-4).

Uno de los aspectos importantes para los prestamistas es determinar a los posibles buenos y malos clientes, a fin de determinar aquellos que no pagarían sus obligaciones, lo que posibilita estimar las pérdidas generadas, mediante la suma de todos los incumplimientos de los clientes, sin embargo existen otros factores que no pueden conocerse con exactitud dado que no es posible predecir la ocurrencia de eventos que influyan negativamente en el cumplimiento de la deuda. *“Existen dos elementos fundamentales en la administración del riesgo de crédito, el primero es la Pérdida Esperada que se puede definir como una minusvalía que enfrenta el prestamista cuando el acreditado presenta un deterioro en la fecha de análisis. El segundo se denomina Pérdida No Esperada y surge como resultado de los cambios en la calidad crediticia de la cartera a lo largo del tiempo”*. Para la pérdida esperada se debe constituir provisiones de dinero que cubran al prestamista ante diversas eventualidades del pagador. (Elizondo Alan, citado por Garcia Sanchez, 2003, pag 11-12).

Según la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones del Perú, la evidencia internacional reciente ha mostrado que cuando los ciclos económicos son muy favorables y el ritmo de las colocaciones se acelera, el riesgo crediticio que enfrentan las instituciones financieras tiende a aumentar significativamente, debido a que las instituciones financieras y los clientes se vuelven optimistas en periodos de expansión económica y, con ello, se tiende a subestimar el riesgo asociado al incumplimiento de pagos de los nuevos créditos (Keeton, citado por Aparicio y otros, 1999). Una parte importante de los problemas que enfrentan las instituciones financieras a nivel mundial en estas épocas, podrían explicarse por algunas características importantes de la gestión de riesgos del pasado como: disminución en la rigurosidad de los estándares de evaluación crediticia, inadecuado manejo del riesgo del portafolio crediticio y falta de atención a los cambios en las circunstancias económicas, que pueden deteriorar significativamente la capacidad de pago de sus contrapartes. Ante escenarios de crecimiento económico sostenido muy elevado, la regulación y supervisión financiera deberían ser más rigurosas para evitar que el riesgo crediticio en el que incurren las instituciones financieras, se materialice en una crisis al terminar el ciclo expansivo. (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 1-2).

En Ecuador, durante el período 1997 a 2001, se desató una de las peores crisis bancarias de su historia. Una de las causas principales fue la falta de control en el otorgamiento de créditos vinculados, especialmente de compañías fantasmas, que resultaron ser propiedad de los mismos banqueros o de sus familiares, perjudicando con ello a miles de depositantes

que confiaron en la banca y perdieron el dinero invertido. (Mendoza Colamarco, págs. 45-46).

2.1.2.1 PÉRDIDAS POR RIESGO CREDITICIO

Tres aspectos intervienen en la cuantificación de pérdidas por riesgo crediticio, conforme lo indica la Figura 2.3, y son los siguientes: (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, págs. 10-15).

- a) La pérdida esperada: es una media anticipada de las pérdidas de la cartera.
- b) La pérdida no esperada: determina una volatilidad de las pérdidas respecto al valor medio.
- c) Capital regulatorio y económico: es el capital necesario para proteger a la entidad financiera ante pérdidas elevadas, superiores a la pérdida esperada. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, págs. 10-15).

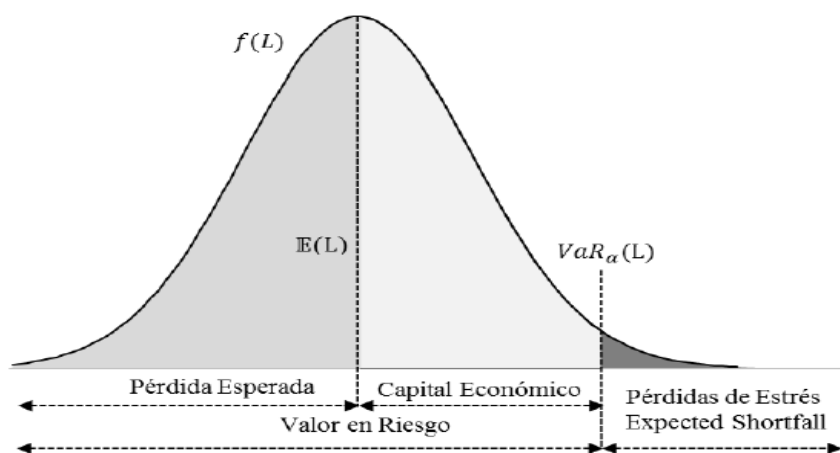


Figura 2.3 Pérdidas en riesgo crediticio³.
Fuente: (RiskMetrics Group, 2007).

La descripción de las pérdidas conforme definiciones de la SBS es la siguiente: (SBS, 2011, pág. 1).

a) **PÉRDIDA ESPERADA:** *“Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida”*. Depende del deterioro que presenta la cartera en la fecha del análisis y se determina con la calidad de cada uno de los préstamos según su calificación crediticia. Es el resultado del producto de las siguientes tres variables:

- a. **La exposición (E):** es el monto comprometido por el beneficiario de un préstamo, ante un incumplimiento de pago (default). *“Es el valor presente (al momento de producirse el incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias”*.
- b. **La probabilidad de incumplimiento (PI):** es la probabilidad de que el cliente incumpla las obligaciones de pago contraídas, para que se mantenga o altere su calidad crediticia durante un periodo de tiempo, encontrándose vinculada a una calificación crediticia (rating) para el beneficiario del préstamo. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, pág. 12).
- c. **La severidad (S):** es la pérdida real soportada tras el evento de crédito de incumplimiento de pago (default), una vez finalizado el proceso de recobro. Al producirse el evento de crédito (default), el inversor, como norma general, no pierde el total de la inversión sino que en función del tipo de *“default”* y del *“rating”* del activo, se recupera parte de ella. (Valencia & Zambrano, 2013, págs. 2-3). *“Severidad de la pérdida es la medida de la pérdida que sufriría la institución controlada después de haber realizado todas las*

gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago". Se calcula en porcentaje de severidad a través de la Fórmula (2.1).

$$\% \text{ Severidad} = (1 - \% \text{ Recuperación neta}) \quad (2.1)$$

La pérdida esperada se calcula mediante la Fórmula (2.2). (SBS, 2011, pág. 1).

$$PE = E * PI * S \quad (2.2)$$

Como se puede apreciar, las pérdidas esperadas son proporcionales con el monto del crédito o exposición, la probabilidad de deterioro asignada a cada activo y con la severidad. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, págs. 11-13).

b) LA PÉRDIDA INESPERADA: Es la desviación que se produce entre las pérdidas crediticias experimentadas ex-post y la pérdida esperada. Es por ello, que se considera una medida más de la volatilidad de las pérdidas crediticias de una cartera. Los elementos que forman parte del riesgo y que son susceptibles de influir en las pérdidas inesperadas, son los siguientes:

- ✓ La volatilidad de exposición.
- ✓ La volatilidad de probabilidad de default.
- ✓ La volatilidad de la severidad.
- ✓ La concentración de la exposición.
- ✓ Las correlaciones. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, pág. 14).

En la Figura 2.4 se muestra un ejemplo de pérdidas esperadas e inesperadas.

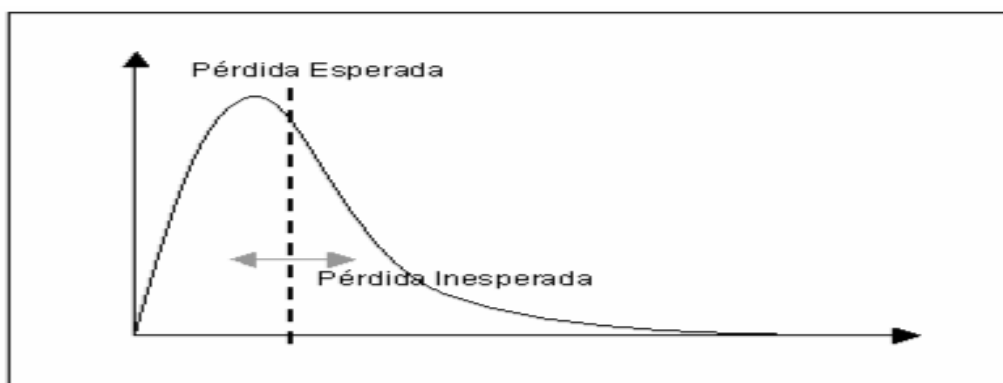


Figura 2.4 Pérdidas esperada e inesperada⁴.
Fuente: (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, pág. 15).

c) EL CAPITAL REGULATORIO Y ECONÓMICO: Es la suma de los requisitos individuales de capital mínimo para poder realizar cada una de las operaciones de crédito, con lo que el organismo regulador pretende que la entidad financiera se proteja ante pérdidas elevadas, superiores a las pérdidas esperadas. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, pág. 15).

2.1.2.2 PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (DEFAULT)

La definición de incumplimiento conocida como “**default**” debe descomponerse en dos elementos: por un lado un crédito impago cuya altura de mora crece indefinidamente con el tiempo, en el cual se hacen efectivas las garantías (si las hay), y que llega hasta las últimas instancias judiciales, evidentemente es un incumplimiento (**default real**). Pero dicha definición no es práctica por cuanto los tiempos de resolución varían considerablemente, según el tipo de crédito, las garantías, las condiciones macroeconómicas, el entorno legal, las condiciones socio demográficas, entre otros aspectos. Es

fácil identificar un default real, pero ello no es práctico ni útil en términos del cálculo de provisiones. Surge entonces la necesidad de considerar un default técnico, el cuál intuitivamente parte del concepto que a mayor altura de mora, se determina una menor posibilidad que el crédito se ponga al día. Así mismo, se considera la existencia de alturas de mora críticas por encima de las cuales es muy poco probable que el crédito vuelva a estar en cero días de mora. Un crédito se encuentra en “**default técnico**”, cuando está a una altura de mora tal, que la probabilidad de estar al día (cero moras), en el mismo mes del año siguiente, se ha estabilizado y no cambia significativamente aunque aumente la altura de mora. El elemento fundamental para la determinación de tal altura de mora, es el cálculo de la probabilidad de “no estar en mora” dentro de doce meses, condicionada a la altura de mora actual, como se aprecia en la Figura 2.5. (Fabiarz & Alvarez, pág. 13).



Figura 2.5 Modelos para el sistema de administración de riesgo SARC⁵.
Fuente: (Fabiarz & Alvarez, pág. 1).

En el evento de crédito de incumplimiento o default se consideran 6 estados:

1. La quiebra: el patrimonio de la empresa es negativo (corporativos).

2. La moratoria: se aplaza el pago de una deuda vencida (soberanos).
3. El impago: después de un periodo de gracia, el pago no se efectúa.
4. El repudio: la entidad de referencia rechaza la validez de la obligación o deuda.
5. La reestructuración: se renegocian los términos de la operación, resultando unas condiciones menos atractivas para el prestamista.
6. El vencido y el exigible: la deuda resulta vencida y exigible por alguna causa, como la cancelación anticipada. (Bonas, Llanes, Usón, & Veiga, 2007, pág. 12).

Para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento, existen diferentes metodologías estadísticas con las que es posible predecir según las características del cliente, la probabilidad de llegar a la altura de mora definida previamente como incumplimiento, en un período de tiempo dado. Entre las metodologías comúnmente usadas están: el análisis discriminante, regresión logística, análisis probit, redes neuronales, **matrices de transición** y árboles de decisión. (Cardona Hernández, 2004, pág. 6).

En el presente trabajo se aplica el cálculo de la probabilidad de incumplimiento empleando matrices de transición de calificación crediticia, referidas a la mora de pago de los préstamos para determinar el incumplimiento (default).

2.1.2.3 CALIFICACIÓN CREDITICIA

La gestión del riesgo de crédito involucra algunas fases como: identificación, medición, control y monitoreo. En la fase de medición se utilizan sistemas de calificación crediticia (ranking), que permiten determinar categorías de riesgo específicas para cada crédito, conforme las condiciones

actuales de cada operación, con el fin de cuantificar el riesgo crediticio. (SBS, 2011, pág. 2).

A nivel internacional, según el Acuerdo de Capital Basilea II, el término “*sistema de calificaciones*” incluye todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recopilación de datos y de tecnología informática, que faciliten la evaluación del riesgo de crédito, la asignación de calificaciones de riesgo internas y la cuantificación de las estimaciones de incumplimiento y de pérdidas. La asignación de calificaciones de riesgo incorpora metodologías que incluyen aspectos tanto cualitativos como cuantitativos. El Comité de Basilea II menciona que para cada clase de activos o préstamos, los bancos podrán utilizar múltiples metodologías o sistemas de calificación. Por ejemplo, un banco puede diseñar sistemas de calificación a la medida de determinados sectores económicos o segmentos del mercado. El riesgo percibido y medido deberá aumentar a medida que disminuya la calidad crediticia de un grado a otro. Los criterios siguientes provienen de información sobre el Comité de Basilea II. (Rojas, 2006, págs. 7-8).

El uso de cualquier sistema de calificación admisible para el método IRB (Internal Rating Based) o método interno basado en calificaciones emitidas por las entidades financieras, deberá tener dos dimensiones diferentes y separadas: el riesgo de incumplimiento del prestatario y los factores específicos de las operaciones. (Rojas, 2006, págs. 7-8).

- a) La primera dimensión estará orientada hacia el riesgo de incumplimiento por parte del prestatario. El riesgo percibido y medido deberá aumentar a medida que disminuya la calidad crediticia de un grado a otro. La política de la institución financiera

deberá articular el riesgo de cada grado en función de una descripción de la probabilidad del riesgo de incumplimiento habitual de los prestatarios asignados a ese grado, así como a los criterios utilizados para diferenciar dicho nivel de riesgo de crédito.

- b) La segunda dimensión deberá reflejar los factores específicos de las operaciones, tales como el colateral (garantías), el grado de prelación, el tipo de producto, entre otros aspectos.

Los bancos con carteras de préstamos concentradas en un determinado segmento del mercado y en una gama de riesgo de incumplimiento dada, deberán contar con un número suficiente de grados dentro de dicha gama, con objeto de evitar concentraciones indebidas de prestatarios en grados concretos, por lo que se recomienda distribuir en diversos grados sin mantener concentraciones excesivas, con un mínimo de siete grados de prestatario en caso de deudores que no han incurrido en incumplimiento y de un grado para los que si hayan incumplido. (Rojas, 2006, págs. 7-8).

Los sistemas de calificación crediticia (ranking) permiten cuantificar la probabilidad de incumplimiento de los deudores con sus obligaciones, y la severidad de las pérdidas en caso de incumplimiento, que son elementos fundamentales en la cuantificación del riesgo de una cartera de créditos. (Rojas, 2006, págs. 7-8).

El conocimiento del riesgo de crédito por parte de los inversores debe ser formal y tener un máximo grado de credibilidad, puesto que los inversores utilizan el resultado de la calificación para definir sus decisiones de invertir capital. (Altman, y otros, 2003).

Las principales agencias calificadoras de riesgo norteamericanas son: Moody's (fundada en 1913) y Standard & Poors (fundada en 1923), las cuales se dedican a evaluar las operaciones de crédito a fin de dar a conocer el riesgo crediticio asociado a los préstamos. La Tabla 2.1 muestra un esquema de homologación de las calificaciones crediticias asignadas por las agencias, a fin de volverlas comparables entre sí. En una misma fila se presenta de izquierda a derecha calificaciones hacia mayor riesgo crediticio, por ejemplo: desde AAA hacia A-. En la Tabla 2.1 para una misma columna se presentan las calificaciones equivalentes. (Basel Committee on Banking Supervision, Bank for International Settlements).

Tabla 2.1 Equivalencia entre categorías de riesgo de agencias calificadoras internacionales.

AGENCIA CALIFICADORA DE RIESGO	RANKING DE CALIFICACIONES HOMOLOGADAS								
Standard&Poor's	AAA	AA+	AA	AA-	A+	A	A-		
Moody's	Aaa	Aa1	Aa2	Aa3	A1	A2	A3		
Fitch IBCA	AAA	AA+	AA	AA-	A+	A	A-		
Standard&Poor's	BBB+	BBB	BBB-	BB+	BB	BB-	B+	B	B-
Moody's	Baa1	Baa2	Baa3	Ba1	Ba2	Ba3	B1	B2	B3
Fitch IBCA	BBB+	BBB	BBB-	BB+	BB	BB-	B+	B	B-
Standard & Poor's	CCC+	CCC	CCC-	CC	C	D			
Moody's	Caa1	Caa2	Caa3	Ca	C				
Fitch IBCA	CCC+	CCC	CCC-	CC	C	D			

Fuente: (Basel Committee on Banking Supervision, Bank for International Settlements).

La tarea central de las agencias calificadoras es la evaluación del riesgo, cuando las empresas que asumen deudas en el mercado, puedan incumplir el pago de sus obligaciones financieras. La evaluación de las calificadoras se traduce siempre en un comentario, sobre los factores que permiten estimar la probabilidad de que el obligado cumpla puntualmente sus

compromisos de pagos en el futuro, lo que la mayoría de las veces se expresa en una cifra de probabilidad de incumplimiento en un horizonte específico, o en una clasificación ordinal por clases de deuda, que siempre se apoya en principios fundamentales de análisis de crédito. Las calificadoras asocian los patrones de comportamiento financiero de las empresas con la probabilidad de que se mantenga, aumente o disminuya el riesgo de incumplimiento.

Las agencias calificadoras de riesgo generan matrices de transición de calificación para evaluar el riesgo crediticio de grandes empresas, como las compañías internacionales. En Ecuador se carece de este tipo de información.

Los créditos conforme la normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS) se clasifican considerando el destino por el cual se otorgan, en los siguientes segmentos: cartera comercial, consumo, vivienda, microcrédito, educativo, y de inversión pública. (SBS, 2011).

La normativa de calificación sufrió un cambio a partir del mes de agosto del 2012. En un inicio se contaba con cinco categorías para evaluar el riesgo crediticio, mediante calificaciones asignadas a cada préstamo, que incluye una categoría para ubicar los créditos considerados como incobrables o pérdidas “E”, conforme el siguiente detalle: (SBS, 2011).

- 1) Créditos de riesgo normal (A).
- 2) Créditos con riesgo potencial (B).
- 3) Créditos deficientes (C).
- 4) Créditos de dudoso recaudo (D).
- 5) Pérdidas (E).

El Comité de Basilea II refiriéndose a las calificaciones crediticias sugirió establecer un mínimo de 7 categorías más un grado para el caso de incumplimiento, es decir disponer de 8 categorías, a fin de evitar casos de concentraciones indebidas de prestatarios en ciertas categorías. Este criterio se ha recogido en la normativa ecuatoriana, por lo que la Junta Bancaria mediante Resolución No. JB-2011-1897 reformó las cinco categorías existentes, para ampliarlas a siete categorías que son las siguientes:

- 1) Riesgo I: AAA, AAA-, AA+, AA, AA-.
- 2) Riesgo II: A+, A, A-.
- 3) Riesgo III: BBB+, BBB, BBB-.
- 4) Riesgo IV: BB+, BB, BB-.
- 5) Riesgo V: B+, B, B-.
- 6) Riesgo VI: C, D.
- 7) Riesgo VII: E.

Por lo mencionado anteriormente se divide en dos grupos las categorías de calificación crediticia vigentes en el Ecuador, conforme a la fecha de su aplicación, y son los siguientes: (SBS, 2011).

- a) El primer período abarca los préstamos vigentes anteriores a agosto del 2012, donde se presentan 5 categorías de calificación crediticia: A, B, C, D, E.
- b) Un segundo grupo se refiere a los préstamos vigentes posteriores a agosto del 2012, que presentan 9 categorías de calificación crediticia: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E.

La división de calificaciones expuesta anteriormente, impide comparar de manera directa las categorías de calificación crediticia de ambos períodos de

tiempo, por lo que es necesario aplicar un procedimiento de homologación de las calificaciones. Para ello se propone tomar las nuevas calificaciones crediticias a partir de agosto de 2012 y reagruparlas en las cinco categorías iniciales, empleando un promedio de las probabilidades resultantes en las matrices, aspecto detallado en el punto 2.3.3. Construcción de matrices de transición de calificación crediticia, en la generación de matrices correspondientes al año 2013, y en adelante.

Según lo establece la normativa vigente de la SBS, las instituciones financieras asignan calificaciones a cada crédito, y reportan la información al organismo de control, mediante estructuras de bases de datos para el sistema de operaciones activas y contingentes. (SBS, 2011).

Las calificaciones de crédito son un insumo para la generación de matrices de transición de calificación (MTCC). Los criterios expuestos previamente, se enfocan a la cartera de créditos de vivienda, en la siguiente sección.

2.1.2.3.1 CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO EN LA CARTERA DE VIVIENDA

El marco normativo legal vigente en el Ecuador, se encuentra determinado por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS), la cual define el procedimiento de calificación crediticia de los préstamos (activos), de acuerdo a su tipo de préstamo, el que puede ser: comercial, consumo, vivienda, microcrédito, educativo o de inversión pública. Existe una tabla de calificaciones crediticias en cada tipo. El criterio general de calificación crediticia depende principalmente del número de días de morosidad en el pago de los préstamos, el que determina una calificación para cada

préstamo individual asignando una categoría de riesgo crediticio. (SBS, 2011).

Una definición de préstamo hipotecario de vivienda proviene de la Asociación de Supervisores Bancarios de las Américas (ASBA), la que menciona es: *“Todo crédito otorgado a personas naturales destinado exclusivamente a la adquisición de terreno para la construcción de vivienda y adquisición, construcción, refacción, remodelación, ampliación y mejoramiento de viviendas individuales o en propiedad horizontal, ocupada por el deudor propietario, amparados con hipotecas debidamente inscritas. Se entiende que los créditos hipotecarios de vivienda son otorgados al usuario final del inmueble”*. (ASBA, 2006, pág. 11).

Las siguientes definiciones corresponden a la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), relacionadas con los créditos de vivienda: (SBS, 2011, pág. 171).

- ✓ *“Son los créditos otorgados a personas naturales para la adquisición, construcción, reparación, remodelación y mejoramiento de la vivienda propia, siempre que se encuentren amparados con garantía hipotecaria, que abarca a la hipoteca directa a favor de una institución del sistema financiero y a los fideicomisos mercantiles de garantía de vivienda propia; y, que hayan sido otorgados al usuario final del inmueble, independientemente de la fuente de pago del deudor; caso contrario, se considerarán como créditos comerciales, consumo o microcrédito, según las características del sujeto y su actividad”*.

- ✓ *“También se incluyen en este grupo los créditos otorgados para la adquisición de terrenos, siempre y cuando sean para la construcción de vivienda propia y para el usuario final del inmueble”.*
- ✓ *“Estos créditos se evaluarán en función de la antigüedad de los dividendos pendientes de pago, y la calificación resultante se extenderá a: a la totalidad del monto adeudado, tanto por vencer, vencido y que no devenga intereses”.* (SBS, 2011, pág. 171).

La normativa para calificación de activos de riesgo se encuentra determinada por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), mediante el Libro I.- Normas generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero, Título IX.- De los activos y de los límites de crédito, Capítulo II.- Calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones, modificada por la Resolución de Junta Bancaria No. JB-2011-1897 de 15 de marzo del 2011. (SBS, 2011, págs. 171-173).

2.1.2.3.1.1 COBERTURA DE LA CALIFICACIÓN CRÉDITICIA

En el ANEXO F HISTÓRICO DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITOS DE VIVIENDA Y PROVISIONES consta la normativa vigente de la SBS en dos segmentos separados en agosto de 2012. En esa fecha se realiza un cambio de aumento en las categorías de calificación crediticia y se requiere a las entidades controladas un dato adicional sobre el número de días de mora. (SBS, 2012, pág. 98).

La SBS define una tabla específica de categorías de calificación de activos de riesgo para los préstamos de vivienda, que se encuentra construida en función del número de días de morosidad de pago de los préstamos, conforme lo muestra la Tabla 2.2. (SBS, 2011).

Tabla 2.2 Categorías de riesgo crediticio para la cartera de vivienda. .

CATEGORIAS DE CALIFICACION CREDITICIA	DIAS DE MOROSIDAD DE PAGO DE PRESTAMOS
A-1	0
A-2	1 - 30
A-3	31 - 60
B-1	61 - 120
B-2	121 - 180
C-1	181 - 210
C-2	211 - 270
D	271 - 450
E	+ 450

Fuente: (SBS, 2011, pág. 172).

La normativa vigente en Ecuador para regular los préstamos de vivienda, en el caso de que un mismo cliente disponga de varios préstamos de diferente tipo de créditos, para realizar una homologación global de riesgo de un cliente, se aplica lo siguiente: (SBS, 2011, págs. 172-173).

“En caso de que un cliente tenga más de un crédito en cada uno de los segmentos de consumo, vivienda o microcrédito, en la misma institución del sistema financiero, la calificación que se registrará en las operaciones debe corresponder a la que presente la peor categoría de riesgo dentro de cada uno de ellos, siempre y cuando el monto de la deuda de la operación con peor categoría de riesgo sea igual o supere el 20% del total de la deuda del segmento, para lo cual deberá constituir el monto de provisiones específicas que corresponda a la nueva categoría de riesgo homologada”. (SBS, 2011, págs. 172-173).

2.1.2.3.1.2 CONSTITUCIÓN DE PROVISIONES SEGÚN LA CALIFICACIÓN CREDITICIA

“El capital de un banco, y por consiguiente su Índice de Basilea, reflejan su situación patrimonial sólo si las pérdidas esperadas por riesgo de crédito

están bien medidas y completamente provisionadas. Contar con provisiones que cumplen estas condiciones tiene decisiva importancia para la solvencia y estabilidad financiera de los bancos. La falta de provisiones en relación con las pérdidas esperadas compromete directamente el capital de los bancos y pone en jaque el objetivo de suficiencia de capital que persigue Basilea II^a. (Rojas, 2006, pág. 5).

A fin de evitar problemas financieros ante situaciones imprevistas, la SBS ha determinado la necesidad de que, conforme la calificación asignada a cada préstamo aumenta, se genere una mayor provisión de dinero de resguardo en las instituciones financieras, para cubrirse ante eventualidades de no pago de los créditos. Cada categoría de calificación crediticia determina un porcentaje de provisión para ser aplicado en cada caso. Las categorías de calificación crediticia determinan los porcentajes de provisión a ser aplicados, de la misma manera para todos los tipos de préstamos: comercial, consumo, vivienda, microcrédito, educativo, y de inversión pública, conforme lo muestra la Tabla 2.3. (SBS, 2011).

Tabla 2.3 Porcentajes de provisión para la cartera de vivienda.

CATEGORIAS DE CALIFICACION CREDITICIA	% PROV MÍNIMO	% PROV MÁXIMO
A-1	1%	1%
A-2	2%	2%
A-3	3%	5%
B-1	6%	9%
B-2	10%	19%
C-1	20%	39%
C-2	40%	59%
D	60%	99%
E	100%	100%

Fuente: (SBS, 2011, págs. 46-47).

La SBS introdujo el concepto de Matriz de transición para visualizar los porcentajes de provisiones correspondientes a las nuevas calificaciones crediticias vigentes a partir de agosto de 2012, basada en la normativa de la SBS para calificación de activos de riesgo, en la cual se incluye a los préstamos de vivienda tratados en éste trabajo. Las provisiones constituyen un dinero que se requiere reservar a las instituciones financieras con el fin de resguardarlas ante situaciones imprevistas o emergentes. La matriz contiene los porcentajes de provisiones aplicados en cada una de las nuevas categorías de riesgo existentes, conforme lo muestra la Tabla 2.4. (SBS, 2011, págs. 79-80).

Tabla 2.4 Matriz de transición para aplicar provisiones por riesgo crediticio.

		FINAL							
I N I C I A L	NIVEL DE RIESGO	EQUIVALENCIA DE CALIFICACIONES	RIESGO I	RIESGO II	RIESGO III	RIESGO IV	RIESGO V	RIESGO VI	RIESGO VII
		RIESGO I	AAA, AAA-, AA+, AA, AA-		1%	5%	30%	50%	80%
	RIESGO II	A+, A, A-			5%	30%	50%	80%	100%
	RIESGO III	BBB+, BBB, BBB-				30%	50%	80%	100%
	RIESGO IV	BB+, BB, BB-					50%	80%	100%
	RIESGO V	B+, B, B-						80%	100%
	RIESGO VI	C, D							100%
	RIESGO VII	E							

Fuente: (SBS, 2011, págs. 79-80).

2.1.3 MODELOS DE RIESGO DE CRÉDITO

Se han desarrollado varias metodologías y herramientas para la construcción de los modelos internos de riesgo de crédito, entre las que se encuentran: la econometría, simulación, optimización, modelos financieros o incluso una combinación de ellas. Todas las metodologías están orientadas al cálculo de la probabilidad de incumplimiento, ya sea de un cliente o de un portafolio. La selección del tipo de metodología más adecuada para realizar la administración del riesgo crediticio, depende del tipo de información disponible. (Aguas & Castillo, 2005, pág. 2).

Los modelos basados en la ponderación de riesgo nacieron en el año 1991, cuando Edward Altman utilizó datos de la calificadora de riesgo estadounidense: Estándar & Poor's, para determinar la manera en que los bonos corporativos migran de un nivel de calidad a otro. Esto origina la aplicación de cadenas de Markov finitas y discretas, para modelar los procesos aleatorios que caracterizan los cambios en la calidad de los créditos en el tiempo, mediante el uso de matrices de transición. Así, la "Matriz de Transición" que representa el proceso estocástico en cuestión,

contiene las probabilidades de migración de un nivel de calidad, estado o calificación, a otro. Por lo tanto, si la última columna de la matriz está asociada al estado de impago o quiebra del acreditado (default), dicha columna contiene las probabilidades de quiebra del acreditado en un periodo, partiendo de los diferentes niveles de calidad o calificaciones de crédito. Finalmente, las potencias " k " de la matriz contienen las probabilidades de transición de un estado a otro en los próximos " k " periodos, y por lo tanto las probabilidades de impago en esos mismos periodos, empleadas en el presente trabajo.

En la matriz de transición obtenida por Altman, los elementos sobre la diagonal de la matriz, representan las probabilidades de que la calidad de un crédito permanezca en su estado actual, en tanto que la última columna de la matriz proporciona una estimación de las probabilidades de incumplimiento dada la calificación del crédito. Análogamente, los números que no están sobre la diagonal son las probabilidades de transición de un nivel de calidad a otro; es decir, la probabilidad de que un crédito con cierto nivel de calidad (fila), migre a un estado de diferente calidad (columna) en el siguiente periodo. (Altman, y otros, 2003, págs. 24-25).

La severidad de las pérdidas dado el estado de quiebra, se presenta en los modelos que además de estimar la probabilidad de incumplimiento, determinan la severidad de las pérdidas para poder cuantificar una distribución de pérdidas y ganancias en una cartera de créditos. Para realizar estos cálculos, las agencias calificadoras y los bancos han utilizado metodologías similares a las de Edward Altman para determinar, en diferentes años, la tasa promedio de incumplimiento y el promedio de las

pérdidas del principal e intereses. La Tabla 2.5 ilustra un ejemplo de cómo, a partir de la tasa promedio de impago y el promedio de pérdidas de los créditos quebrados, se calcula la tasa promedio esperada de pérdida.

Tabla 2.5 Tasa promedio esperada de pérdida.

CONCEPTO	CIFRA
Tasa promedio de impago	1.23%
Promedio de pérdida del crédito en el evento de impago	48.09%
Calculo	
Tasa promedio de impago x Promedio de pérdidas del crédito	1.23% x 48.09 %
Tasa promedio esperada de pérdida	0.592%

Fuente: (Altman, y otros, 2003, pág. 26).

La relación entre los modelos de calificación y los modelos de medición de riesgo crediticio se explica en la actualidad con los dos paradigmas que son los más aceptados en la medición del riesgo de crédito; y que son: el Modelo de Marcar a Mercado (MMM) y el Modelo de Impago (MI). Ambos modelos requieren una estimación de las probabilidades de impago o quiebra y de la severidad de los quebrantos dado el impago, o la pérdida dado impago para determinar la distribución probabilística de pérdidas. Las dos metodologías más conocidas son; CreditRisk+ que adopta el modelo de impago (MI) y CreditMetricsTM que es líder en la implantación del paradigma del Modelo de Marcar a Mercado (MMM). (Altman, y otros, 2003, págs. 25-26).

Las metodologías de administración de riesgo de crédito existentes estiman la distribución de pérdidas de una cartera de créditos, a partir de probabilidades de incumplimiento, considerando la pérdida dado el incumplimiento. Esto evidencia la contribución de los sistemas de calificación en la medición del riesgo de crédito. Permiten calcular las probabilidades de

quiebra y determinan las pérdidas que pueden ocasionar los créditos asociados a los diferentes niveles de calificación. Por lo tanto los esquemas de calificación representan una parte integral de los modelos de administración del riesgo crédito, independientemente del paradigma escogido. (Altman, y otros, 2003, págs. 25-26).

2.1.3.1 CREDITRISK

Los modelos de Creditrisk del tipo “*forward looking*” o “*market price*” pueden ser divididos en dos grandes grupos: los modelos basados en la intensidad que escapan a nuestro estudio por su grado de complejidad, y los llamados modelos estructurales, cuyo pionero fuera el modelo de Merlon (1974), que es una medida de evaluación del riesgo de incumplimiento o default. (Perotti, pág. 29).

El modelo Creditrisk fue desarrollado por el banco Credit Suisse Financial Products en el año 1997, el cual supone que la contraparte tiene dos probabilidades: caer en incumplimiento (default) o mantenerse solvente. Este supuesto permite determinar a los activos líquidos e ilíquidos. El modelo más sencillo supone que la tasa de incumplimiento P es una variable continua, cuya evolución durante el horizonte de riesgo se describe por una distribución que se puede especificar por su media y se puede modelar mediante una distribución Poisson. El reporte de riesgo de crédito comprende dos partes: (Inter Banco S.A., Institución de Banca Múltiple, 2011, pág. 2).

a) El reporte de exposición de crédito; y,

b) El reporte de valor en riesgo (VaR) para el caso de una cartera de créditos. (Inter Banco S.A., Institución de Banca Múltiple, 2011, pág. 2).

Creditrisk solo puede ser utilizado cuando existe gran cantidad de datos de mercado. El problema es que rara vez se cuenta con la información disponible, por cuanto muchos países no tienen un mercado de bonos corporativos ampliamente desarrollados para poderlo aplicar. (Perotti, pág. 29). En Ecuador se carece de información de mercado suficiente, por lo que el modelo no fue considerado en el presente trabajo.

2.1.3.2 CREDITMETRICS™

El modelo fue desarrollado en Estados Unidos, Nueva York, por el banco J.P. Morgan el 02 de abril de 1997, para medir el riesgo de crédito a lo largo de un determinado horizonte temporal, causado por la posibilidad de que se produzcan cambios en la calidad crediticia de la contraparte, tanto en mejoras como empeoramientos, los cuales en el peor de los casos generan el estado de incumplimiento de pago, conocido como “*default*”. (J.P. Morgan, 1997, pág. 5).

El modelo cuenta con una versión reciente: Creditmetrics™ 2007 emitida por RiskMetrics Group. Es uno de los modelos teóricos más utilizados y difundidos, que entre otros aspectos, modela las probabilidades de migración de la calidad de los préstamos, a través del uso de sistemas de calificación crediticia en forma discreta, empleando matrices de transición durante un período de tiempo específico, para conocer las **probabilidades de que un deudor con una calificación inicial dada, pueda migrar a otra calificación durante un periodo de tiempo**, considera que el crédito evoluciona y tiende a su deterioro lentamente. Se determinan las pérdidas resultantes de los incumplimientos del deudor y los cambios en el valor de mercado de los créditos. Tanto la matriz de transición, los cambios en el

valor y las pérdidas debidas al incumplimiento de los créditos se estiman a partir de datos estadísticos e información de mercado. Las pérdidas esperadas pueden ser estimadas con las matrices de transición. (RiskMetrics Group, 2007, pág. 65).

2.1.3.3 CREDITRISK+

En este modelo fue propuesto por el Banco Credit Suisse, parte del esquema de calificaciones para determinar la probabilidad de no pago de los créditos de la cartera, tiene diferencias conceptuales importantes respecto con CreditMetrics™ como: la migración de los créditos a diferentes niveles de calidad, según las probabilidades de impago, se modela mediante un proceso continuo, en lugar de hacerlo mediante cadenas de Markov discretas como lo hace CreditMetrics™. La diferencia principal radica en la forma en que se utilizan estas probabilidades de impago y en cómo se determinan las pérdidas dado el incumplimiento. Este paradigma supone que el número de créditos de una cartera que caen en impago o "*numero de eventos de incumplimiento*", están distribuidos de acuerdo a una distribución de Poisson, es decir, la probabilidad de que incumplan "*d*" deudores, dada una tasa promedio de incumplimiento. (Altman, y otros, 2003, págs. 33-35).

2.1.3.4 MODELO SELECCIONADO

Los autores en la materia de administración del riesgo crediticio coinciden en la necesidad de evaluar las pérdidas esperadas en las instituciones financieras, basadas en la probabilidad de incumplimiento de los préstamos de sus clientes; y, además toman en cuenta como un aspecto importante a considerar, la evaluación de la información disponible a fin de

seleccionar un modelo específico. (Aguas & Castillo, 2005, pág. 2). Por lo mencionado anteriormente, se justifica la selección del modelo Creditmetrics™ para ser aplicado en éste trabajo, por su facilidad de uso de las matrices de transición y principalmente por la disponibilidad de información de bases de datos históricas de préstamos que permiten implementarlo, que se encuentran disponibles en el sistema de operaciones activas y contingentes de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), conocido anteriormente como “*Central de Riesgos*”. (SBS, 2011).

2.1.4 RIESGO CREDITICIO EN LA BANCA PRIVADA NACIONAL PARA LA CARTERA DE CRÉDITOS DE VIVIENDA

A continuación se exponen criterios relacionados con el riesgo crediticio y los préstamos de vivienda (hipotecas), información pública del portal web de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, en la sección de preguntas frecuentes: (SBS, 2013, pág. 1).

“¿Cómo se disminuye el riesgo en un crédito? Las entidades de crédito tienen a su disposición distintas herramientas para mitigarlo. La primera es la de la valoración crediticia del prestatario para evaluar la probabilidad de incumplimiento, que incluye, entre otros, el análisis de ingresos del solicitante, su historial de crédito, la disponibilidad de colateral o avales, la probabilidad de éxito del proyecto a financiar, la coyuntura económica, etc.”. (SBS, 2013).

“¿Cómo se protegen las entidades financieras del riesgo después de entregar un crédito? Cuando el crédito se ha concedido, la institución financiera hace un seguimiento de la operación de préstamo y, en caso de

detectar la posibilidad de pérdidas, toma una porción de dinero de su capital, equivalente a la pérdida esperada, y lo reserva para enfrentar el perjuicio. Esta reserva se conoce como ‘provisión’”. (SBS, 2013).

“¿Cómo se calcula una provisión? *Se calcula, en general, con la calificación de los créditos con una escala, según parámetros como la puntualidad en los pagos, tipo y monto de las garantías, comportamiento de los negocios del deudor, etc. La escala más usual asigna letras desde A hasta E a los créditos, donde A representa un crédito que se recuperará totalmente y E una pérdida. La entidad realiza tanto las calificaciones como las provisiones por cada crédito según la escala en que se encuentre, de acuerdo con las regulaciones del país. Este es el método legalmente establecido en varios países como Ecuador y seguido por las instituciones financieras*”. (SBS, 2013).

“¿Qué significa cada calificación? *A: aquella persona que cuenta con suficientes ingresos para pagar el capital e intereses y lo hace puntualmente. Si es un crédito comercial, el pago de la cuota no puede pasar de 30 días y si es de consumo, no más de cinco días. B: clientes que todavía demuestran que pueden atender sus obligaciones pero que no lo hacen a su debido tiempo. En los créditos comerciales son los que se tardan hasta tres meses en pagar sus obligaciones. C: personas con ingresos deficientes para cubrir el pago del capital y sus intereses en las condiciones pactadas. D: igual que las personas que tienen calificación C, pero donde se tiene que ejercer la acción legal para su cobro y, generalmente renegocian el préstamo bajo otras condiciones. E: es la última calificación. Aquí están las personas que*

se declaran insolventes o en quiebra y no tienen medios para cancelar su deuda". (SBS, 2013).

“¿Ser calificado como cliente C, D o E, trae problemas posteriores, así se cancele toda la deuda? Las calificaciones de riesgo dadas reflejan el comportamiento de pago que el individuo ha tenido con sus obligaciones; las políticas propias de cada institución financiera o de cada casa comercial, definirá el riesgo que debe asumir en función de la aceptación de los clientes. Al registrar una persona este tipo de calificación el riesgo de no concederle operaciones crediticias es mayor, por lo que en un análisis crediticio sí influye este tipo de calificación, que incidirá en que las entidades o casas comerciales no acepten al cliente o exijan mayores garantías o respaldos de los valores a concederse”. (SBS, 2013).

“¿Qué es una hipoteca? Una hipoteca es la garantía que solicita la entidad para poder otorgar un crédito de este tipo. Generalmente la vivienda que se está financiando pasa a ser propiedad de la entidad hasta concluir el pago del crédito. Una vez que se paga el crédito se "levanta" la hipoteca y se entrega la propiedad de la vivienda a la persona que otorgo el crédito”. (SBS, 2013).

“¿Qué requisitos exige el banco para otorgar un crédito hipotecario? Generalmente solicita: Copias certificadas del acta de nacimiento del solicitante y, en su caso, la de matrimonio. Escritura del inmueble que se va adquirir, con datos de inscripción en el Registro Público de la Propiedad. Copia de las boletas del predial y agua del inmueble debidamente pagadas. Copia del contrato de promesa de compra-venta del inmueble adquirido, celebrado entre el solicitante y el propietario del

inmueble. Avalúo, generalmente con antigüedad no mayor a tres meses”.
(SBS, 2013).

“¿Es posible pagar anticipadamente un crédito hipotecario? Sí, el crédito hipotecario puede pagarse en forma anticipada ya sea parcial o totalmente, esto es, cancelar el, o los dividendos del crédito antes de la fecha de vencimiento previamente pactada con el banco”. (SBS, 2013).

2.1.4.1 EVALUACIÓN DE RIESGO CREDITICIO PARA OTORGAR CRÉDITOS DE VIVIENDA

Las entidades de crédito tienen a su disposición distintas herramientas para mitigarlo como: la valoración crediticia del prestatario para evaluar la probabilidad de incumplimiento, que incluye, entre otros, el análisis de ingresos del solicitante, su historial de crédito, la disponibilidad de colateral o avales, la probabilidad de éxito del proyecto a financiar, la coyuntura económica, entre otros. (ASBA, 2006, pág. 33).

Cada una de las etapas del proceso crediticio es de exclusiva competencia y responsabilidad de las entidades financieras, en función de sus estrategias, políticas y procedimientos implementados en el marco de disposiciones generales contenidas en la Ley y las normas reglamentarias sobre cartera de créditos. (ASBA, 2006, pág. 33).

Los bancos deberán sustentar la concesión de los financiamientos en un análisis de las respectivas solicitudes, que les permitan apreciar el riesgo de recuperación de los fondos. Para ello deberán considerar la capacidad de pago y empresarial de los solicitantes, su solvencia moral, su situación económica y financiera presente y futura, para lo cual deberán requerir obligatoriamente sus estados financieros, los cuales deberán ser auditados

cuando lo requiera la ley; las garantías que, en su caso, fueren necesarias; la nómina de socios o accionistas con su participación en el capital social y demás elementos e información que se considere pertinente. También podrán solicitar otros elementos que consideren necesarios. El “*refinanciamiento*”, deberá ser sustentado de la misma manera que el “*financiamiento*”. (ASBA, 2006, pág. 33).

Posteriormente, cuando el crédito se ha concedido, la institución financiera hace un seguimiento de la operación de préstamo y, en caso de detectar la posibilidad de pérdidas, toma una porción de dinero de su capital, equivalente a la pérdida esperada, y lo reserva para enfrentar el perjuicio. Esta reserva se conoce como provisión requerida. (SBS, 2013, pág. 1).

2.1.4.2 LEY PARA CONCESIÓN DE CREDITOS HIPOTECARIOS

Con fecha 26 de Junio del 2012 se publicó en el Registro Oficial la nueva ley aprobada por la Asamblea Nacional, que regula la concesión de créditos hipotecarios en el Ecuador. Esta ley protege exclusivamente a las familias que adquieran su primera vivienda, cuyo valor de avalúo no supere los \$146000. Establece que la hipoteca de este bien será la única garantía que cubrirá deudas impagas, derivadas del crédito hipotecario otorgado para su compra. En caso de no poder pagar los vencimientos del compromiso crediticio, el deudor deberá entregar su casa al banco acreedor y con ello la totalidad de la deuda será saldada, sea o no que cubra el valor pendiente de pago de la deuda original. Por lo tanto se requerirá ajustar un tanto los criterios de evaluación, tanto del sujeto de crédito cuanto de la unidad de vivienda a ser financiada. Resulta evidente que la correcta valoración de la misma en el tiempo, se vuelve una variable crítica de cara a un potencial

cobro de la deuda por transmisión de bienes. (Vela, Revista Clave - Nueva Ley de Crédito Hipotecario su impacto en el Sector Financiero, 2012, pág. 1).

Según cifras del Banco Central del Ecuador, las últimas leyes y regulaciones emitidas en relación con el accionar del sistema financiero privado empiezan a registrar una reducción en la entrega de créditos. En el rubro de hipotecarios, el crecimiento se sitúa en el 1.4% para el primer trimestre del 2013, en comparación con igual período del 2012. Esto ha complicado un poco a los bancos y les obliga a ser mucho más cautelosos para proteger el dinero de los depositantes. Pero los bancos siempre han sido muy cautelosos financiando máximo el 70% del valor del avalúo de la vivienda y ese porcentaje ha sido técnicamente establecido para minimizar la exposición, pero al parecer el verdadero problema está en el cliente que, protegido por la ley, podrá decidir dejar de pagar su crédito y entregar la vivienda al acreedor. El trámite legal para revertir esa propiedad a nombre del banco toma de dos a tres años. Mientras esa demanda no concluya y el juez no autorice su remate, el dueño de la vivienda puede seguir residiendo en ella, sin pagar un centavo al banco. Este riesgo obliga a los bancos a actuar con prudencia. (Vela, Revista Clave - Nueva Ley de Crédito Hipotecario su impacto en el Sector Financiero, 2012).

Antes los bancos prestaban el 70% del valor del avalúo de la vivienda, hoy financian entre el 50% y el 60% de ese avalúo. De esta forma el cliente invertirá un mayor valor de sus ahorros y se esforzará más por no perderlos al entregar su casa al banco. (Vela, Revista Clave - Entrevista a Antonio Acosta, Banca privada y crédito hipotecario, 2013, pág. 1).

2.1.4.3 INCLUSIÓN DEL BIESS EN EL MERCADO DE CRÉDITOS DE VIVIENDA

Haciendo referencia al año 2011, que fue un año excepcional para la vivienda, hacia fines del 2010, se creó en el Ecuador un nuevo banco: el BIESS para otorgar créditos para la compra de vivienda. En el 2011 entregó \$766 millones, lo cual representó un crecimiento del 570%, indudablemente esta inyección de dinero cambió el mercado inmobiliario. (Vela, Revista Clave - Obligatoriedad de prestar para compra de vivienda, 2013, pág. 1).

Se posibilitó el acceso a crédito a un enorme número de afiliados que antes no podían comprar vivienda, pero también llevó a un alza de precios, debido a que antes de eso cuando no había tanta demanda de inmuebles los precios eran más bajos. (Vela, Revista Clave - Obligatoriedad de prestar para compra de vivienda, 2013, pág. 1).

El crecimiento del BIESS en el 2012 fue mucho más pausado. Cerró el año con \$936 millones, es decir con un crecimiento del 20% en relación al 2011, demostrando una desaceleración. Por su lado, la banca privada se ha visto algo inhibida debido a las distintas restricciones que el Gobierno ha impuesto a su liquidez, y también a la competencia de tasas más bajas y plazos más amplios que ofrece el BIESS. En el 2012 el crecimiento de la banca privada en hipotecarios respecto al volumen de crédito para la vivienda crece 4.7%, frente a un crecimiento del 8.1% en el 2011. (Vela, Revista Clave - Obligatoriedad de prestar para compra de vivienda, 2013, pág. 1).

2.1.4.4 OBLIGATORIEDAD DE EMITIR PRÉSTAMOS PARA VIVIENDA

A fin de propiciar una facilidad para los clientes beneficiarios de los préstamos de vivienda, para que puedan acceder a éste beneficio, la SBS dispuso un esquema obligatorio para que las entidades financieras controladas otorguen préstamos de vivienda, determinando los límites dentro de los cuales se deben otorgar. La regulación de la Junta Bancaria JB-2012-2383, vigente desde el 3 de enero del 2013, determina que las instituciones financieras deben cumplir con montos mínimos de colocación en créditos hipotecarios, mediante lo dispuesto en el Libro I, Título IX.- De los activos y de los límites de crédito, Capítulo IX.-De las operaciones hipotecarias obligatorias para las instituciones del sistema financiero, que menciona: (SBS, 2012, pág. 1).

*“**ARTÍCULO 1.-** Corresponde a la Junta Bancaria fijar anualmente el porcentaje de operaciones hipotecarias obligatorias que cada entidad mantendrá en relación a su patrimonio técnico constituido, en función de su naturaleza, objeto y giro de negocio, a través de la cual emitirá las normas de carácter general que sean necesarias para la aplicación de esta disposición”. (SBS, 2012, pág. 1).*

*“**ARTICULO 2.- MÉTODO DE CÁLCULO.-** La determinación del porcentaje anual que las instituciones financieras deben otorgar en créditos para la vivienda frente al patrimonio técnico constituido, se lo hará a inicios de cada año, y será el que provenga del cálculo del quintil uno de la serie de datos correspondientes al volumen de crédito para la vivienda concedido en los últimos sesenta (60) meses, frente al patrimonio técnico constituido de diciembre del año inmediato anterior”. “...La forma en la que se estructurara*

la serie de datos del volumen de crédito para la vivienda y la obtención del quintil uno se instruirá por circular”. “...Si el porcentaje calculado de la manera prevista en el primer inciso de este artículo, supera el cien por ciento (100%) del patrimonio técnico constituido, la institución financiera entenderá que la obligación mínima que deberá mantener de crédito de la vivienda será equivalente al cien por ciento (100%) de dicho patrimonio técnico”. “...El porcentaje correspondiente a cada año, será comunicado por escrito a cada entidad”. (SBS, 2012, pág. 1).

2.1.4.5 INFORMACIÓN ESTADÍSTICA

El reporte “*Análisis Financiero: Sistema de Bancos Privados en el período de junio 2012 a junio de 2013*”, extraído de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), presenta datos estadísticos relacionados con la cartera de crédito de vivienda y de morosidad, con el siguiente detalle: (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 3-10).

“Al finalizar el primer semestre de 2013, el sistema de bancos privados, participó con el 76,0% de los activos; 75,9% de la cartera bruta; 79,5% de los pasivos; 81,3% de depósitos del público; 54,0% del patrimonio y 55,9% de los resultados del total del sistema financiero nacional (bancos, mutualistas, sociedades financieras y banca pública)”. (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 3-10).

“A junio de 2013, los activos del sistema de bancos privados llegaron a la suma total de 28.053 millones de dólares, 8,7% adicional a lo alcanzado en junio de 2012”. (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 3-10).

“La cartera bruta se situó en 16.270 millones de dólares, equivalentes a un crecimiento con respecto al corte anterior de 9,8%; dentro de este rubro,

la cartera comercial aumentó 1.084 millones de dólares (16,1%). El 48,0% del total de la cartera bruta fue acaparada por la línea comercial y por consumo con 35,7%. En 5 bancos se concentra el 70,7% de la cartera total". (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 3-10).

"La morosidad de la cartera subió 0,1 punto porcentual. Un año atrás se situaba en 3,0%, mientras que en junio de 2013 llegó a 3,1%. Por líneas de negocio, el crédito a la microempresa se deterioró al pasar de 4,7% a 5,8%; consumo subió de 4,9% a 5,5%; mientras que la cartera de vivienda bajó de 2,2% a 2,1% y la comercial de 1,2% a 1,1%; la línea educativa registró una tasa de morosidad del 1,2%, mientras que la cartera de inversión pública no registró valores en mora". (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 3-10).

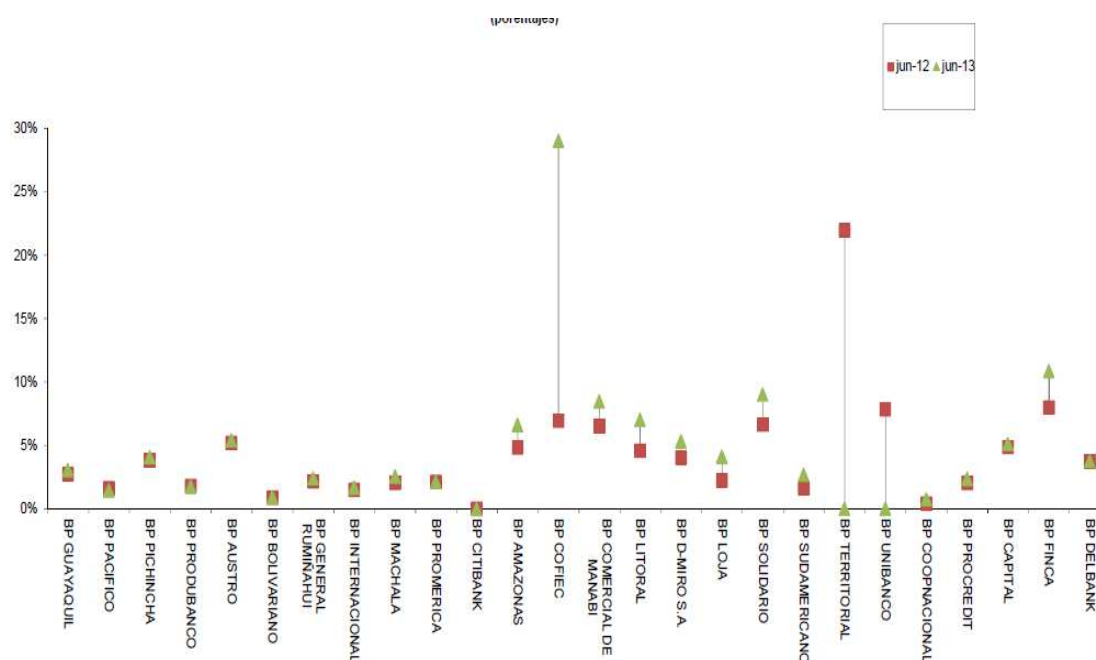


Figura 2.6 Sistema de bancos privados – morosidad junio 2012 a junio 2013⁶. Fuente: (SBS - Subdirección de Estudios, 2013, págs. 5).

2.2 PROBABILIDADES Y ESTADÍSTICA

Teoría de la probabilidad: “El concepto de probabilidad se refiere a la proporción de ocurrencias de un resultado, en una larga serie de repeticiones de un experimento aleatorio”. (Maronna, 1995, pág. 4).

La probabilidad de un evento A, es un número real en el intervalo [0,1] que denotaremos por “P(A)”, y representa una medida de la *frecuencia* con la que se observa la ocurrencia del evento A cuando se efectúa el experimento aleatorio en cuestión. (Rincón, 2007, pág. 13).

Existen cuatro definiciones de tipos de probabilidad: clásica, frecuentista, subjetiva, y axiomática. En el presente trabajo se empleará la probabilidad clásica, por cuanto genera probabilidades discretas, utilizadas para construir Matrices de transición de calificación crediticia (MTCC).

2.2.1 PROBABILIDAD CLÁSICA

Sea A un subconjunto de un espacio muestral Ω de cardinalidad finita. Se define la probabilidad clásica del evento A como el cociente, según consta en la Fórmula (2,3). (Salvador, 2009, pág. 1).

$$P(A) = \frac{\#A}{\#\Omega} \quad (2.3)$$

El símbolo #A denota la cardinalidad o número de elementos del conjunto A. Esta definición es sólo válida para espacios muestrales finitos, pues forzosamente necesitamos suponer que el número de elementos en Ω es finito. Además el Ω debe ser equiprobable, pues para calcular la probabilidad de un evento A, únicamente necesitamos contar cuantos elementos tiene A respecto del total Ω , sin importar exactamente qué elementos particulares sean. Por lo tanto esta definición de probabilidad

presupone que todos los elementos de Ω son igualmente probables o tienen el mismo peso. Ese es el caso por ejemplo de un dado equilibrado. (Salvador, 2009, pág. 1).

Las matrices de transición de calificación MTC utilizan probabilidades que se basan en la definición de probabilidad clásica, puesto que existe un número finito de transiciones de estados de calificación crediticia.

2.2.2 CADENA DE MARKOV

Un proceso estocástico consiste en una serie de sucesos que cambian con el tiempo de una forma secuencial y con ciertas probabilidades. Los sucesos no suelen ser independientes, y lo que ocurra en el instante t depende de lo ocurrido en los instantes $t-1$, $t-2$, etc. Cuando la probabilidad asociada a un suceso depende solamente de su estado anterior, a este proceso se denomina Cadena de Markov. (Ojeda Martínez de Castilla & Gago Vargas, 2008, pág. 405).

Por ejemplo, supongamos que los procesos migratorios entre dos zonas geográficas, que llamaremos Norte y Sur, son como siguen. Cada año, el 50% de la población del Norte emigra al Sur, mientras que el 25% de la población del Sur emigra al Norte. Este proceso se puede representar en un gráfico como la Figura 2.7. (Ojeda Martínez de Castilla & Gago Vargas, 2008, pág. 405).

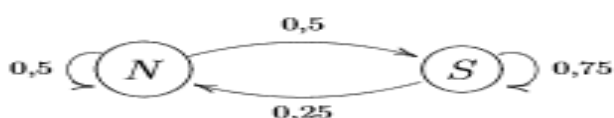


Figura 2.7: Procesos Migratorios⁷.

Fuente: (Ojeda Martínez de Castilla & Gago Vargas, 2008, pág. 405).

En este ejemplo estudiaremos la evolución de la población a largo plazo. Sea n_t la proporción de la población total que vive en el norte al final del año t , y s_t la correspondiente para la que vive en el sur. (Ojeda Martínez de Castilla & Gago Vargas, 2008, pág. 405).

El modelo de migración establece que las proporciones de población en cada región al final del año $t + 1$ se muestra en la Fórmula (2.4).

$$\begin{cases} n_{t+1} = n_t(,5) + s_t(,25) \\ s_{t+1} = n_t(,5) + s_t(,75) \end{cases} \quad (2.4)$$

Si escribimos

$$\mathbf{P}_t = \begin{pmatrix} n_t \\ s_t \end{pmatrix}$$

El vector en el instante t , se puede escribir como la Fórmula (2.5).

$$\text{Dónde: } P = \begin{pmatrix} ,5 & ,25 \\ ,5 & ,75 \end{pmatrix}, \quad (2.5)$$

La Fórmula (2.5) muestra una matriz de transición, dado que contiene las probabilidades de cambio de un estado hacia otro distinto. (Ojeda Martínez de Castilla & Gago Vargas, 2008, pág. 406).

Una cadena de Markov recibe su nombre del matemático ruso Andrei Andreyevich Markov, la cadena es una serie de eventos en los cuales la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento inmediato anterior. Las cadenas de este tipo tienen memoria, "*recuerdan*", el último evento y esto condiciona las posibilidades de los eventos futuros. Esta dependencia del evento anterior distingue a las cadenas de Markov de las series de eventos independientes, como lanzar una moneda al aire o un dado. (Junta de Andalucía, 2007).

Así por ejemplo para visualizarlo de mejor forma supongamos una población que puede variar entre un conjunto finito de estados (e_1, e_2, \dots, e_n). Por ejemplo, los residentes de una determinada localidad se pueden clasificar en un determinado momento como: no fumadores, fumadores de una o menos de una cajetilla de tabaco diario, y fumadores de más de una cajetilla diaria. Por supuesto, esta situación no es estable, dado que se producen transiciones entre un estado y otro. (Junta de Andalucía, 2007).

La probabilidad de que un miembro de esa población cambie de un estado e_1 a otro e_2 vendrá dada por un número comprendido entre 0 y 1. Siendo 0 una probabilidad nula de cambio, y el 1 supone un cambio seguro del estado e_1 a e_2 . Podemos representar estas probabilidades de transición mediante una matriz como se muestra en la Tabla 2.6, así por ejemplo, la probabilidad del cambio del estado inicial e_1 ubicado en la fila, al estado final e_2 en la columna viene dada por la probabilidad p_{12} . (Junta de Andalucía, 2007).

Tabla 2.6 Probabilidades de transición de estados.

		Estados finales			
		e1	e2	...	en
Estados iniciales	e1	p11	p12	...	p1n
	e2	p21	p22	...	p2n

	en	pn1	pn2	...	pnn

Fuente: (Junta de Andalucía, 2007).

Esta matriz, que representa las probabilidades de transición de un estado a otro de los miembros de una población, se llama Matriz de probabilidad de transición y para interpretarla hay que fijarse que es una tabla de doble entrada. En horizontal se colocan los estados actuales y en vertical, los estados a los que se pueden pasar. (Junta de Andalucía, 2007).

Como las probabilidades de transición de un estado a otro oscilan entre los valores de 0 y 1, todos los elementos de la matriz de probabilidades de transición están comprendidos entre estos dos valores. Además, en las filas las probabilidades de transición, por ejemplo del estado e_1 de una fila de la matriz, hacia los demás estados finales posibles, están reflejados en las columnas de la matriz, por lo cual la suma de todos los valores de las probabilidades en una fila de la matriz debe ser igual a 1. Lo mismo sucede con el resto de filas de la matriz de transición. (Junta de Andalucía, 2007).

De las dos aseveraciones anteriores se obtiene la definición de matriz estocástica: (Junta de Andalucía, 2007).

- a) Es una matriz en la que todos sus elementos tienen un valor comprendido entre 0 y 1.
- b) La suma de los elementos de cada fila de una matriz estocástica es igual a 1 o su equivalente del 100%. (Junta de Andalucía, 2007).

Estado de absorción: *“Se da cuando la probabilidad de que ocurra una transición de este estado es cero. Por lo que una vez que el sistema ha hecho una transición a un estado de absorción, quedará ahí”*. Los estados absorbentes constituyen por si mismos una sola clase final, puesto que la única transición posible es ir otra vez al mismo estado, ya que las probabilidades de pasar a cualquier otro estado es cero. Matemáticamente significa que la fila correspondiente de la matriz, está conformada de ceros excepto un 1 en la diagonal principal, por lo tanto se le denomina como matriz no regular; el significado de este tipo de situaciones suele ser el de un sistema que ha llegado a una situación de degradación, que ya no puede

evolucionar más. En otras palabras: “Una Cadena de Markov absorbente contiene p estados transitorios y q estados absorbentes”, como se visualiza en la Figura 2.8: (Barranquilla, 2010, pág. 1).

$$P = \begin{array}{c|cc|cc} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ & \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \hline & \mathbf{R} & & \mathbf{Q} & \end{array}$$

Figura 2.8 Estados absorbentes⁸. Fuente: (Barranquilla, 2010).

El producto de una matriz de probabilidades de transición elevada a la potencia n y multiplicada por un estado inicial X , tiende a obtener un estado de absorción o estado fijo, en los sucesivos estados futuros, como se aprecia en la Fórmula (2.6). (Barranquilla, 2010).

$$P^n X = E \quad (2.6)$$

Donde, “E” representa a un estado estacionario que es independiente de la matriz de estado inicial “X”, “P” es la matriz de transición y “n” es la potencia de la matriz que representa el número de periodos en el futuro a ser evaluado. (Barranquilla, 2010).

Los estados futuros de las probabilidades de transición se pueden estimar considerando una matriz de transición de estados, que se multiplica por si misma, el número de periodos futuros a requerirse, y a este resultado se lo multiplica por el vector de estados iniciales, con lo que se obtendrá un estado fijo al aplicar un número elevado n de estados futuros. Aplicando este criterio es factible estimar las probabilidades de transición de periodos de tiempo futuros, utilizando las matrices de transición de calificación crediticia MTCC en el presente trabajo.

2.2.3 ESTADÍSTICA

La Estadística se encarga de los métodos y procedimientos para recoger, clasificar, resumir y analizar los datos, cuando la variabilidad e incertidumbre sea una causa esencial de los mismos, con la finalidad de ayudar a la toma de decisiones y formular predicciones. (Mendiburu, pág. 1).

La Estadística se clasifica en dos grandes grupos: (Posada & Buitrago, 2008, pág. 35).

a) Estadística descriptiva: Es la que describe, analiza y representa un determinado grupo de datos utilizando métodos numéricos y gráficos, que resumen y presentan la información contenida en los mismos.

b) Estadística inferencial: Se apoya en el cálculo de probabilidades y a partir de muestras efectúa estimaciones, decisiones, predicciones sobre un conjunto mayor de datos. Esta clasificación se emplea en el presente trabajo, dado el uso de probabilidades. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 35).

Variables: Es cualquier característica o propiedad de una población o de una muestra, susceptible de asumir distintos valores o modalidades. Por ejemplo la altura cada habitante de una ciudad puede tomar distintos valores, por lo que la altura es una variable. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 35).

Variables cualitativas: Son las que no permiten construir una serie numérica definida, los atributos o características que toman son distintas modalidades observadas con características no numéricas, por ejemplo: el color, la profesión, el estado civil. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 35).

Para designar variables cualitativas, generalmente se utilizan las primeras letras del alfabeto en letras mayúsculas (A, B, C,...), y para designar el atributo se toman las letras minúsculas acompañadas por subíndices, por ejemplo la variable profesión en una empresa puede ser representada por la letra A y sus posibles características son: economista, administrador, contador, etc.

a_1 = Economista

b_2 = Administrador

c_3 = Contador

VARIABLES CUANTITATIVAS: Son las variables que permiten determinar una escala numérica de medición, toman distintos valores observados numéricamente mediante una medida y una escala de medidas, como por ejemplo la altura, el peso, el número de hijos de una familia, el salario, etc. Para designar las variables cuantitativas se utilizan las últimas letras del alfabeto en mayúsculas. Por ejemplo la variable altura de cinco estudiantes se representa por X y las alturas 1.65m, 1.67m, y se representan así: $X_1=1.65m$, $X_2=1.67m$. Las variables cuantitativas pueden clasificarse en cuantitativas continuas y cuantitativas discretas.

Variable cuantitativa continua: aplica cuando entre dos valores consecutivos de la variable se pueden asignar infinito número de valores, es decir entre uno y otro valor de la variable existen infinitas posibilidades intermedias, ejemplo el peso, la temperatura, el tiempo, etc.

Variable cuantitativa discreta: aplica cuando entre dos valores consecutivos de la variable, no se puede asumir ningún otro valor, en este caso la variable no toma valores decimales, por ejemplo en número de

empleados de una empresa, el número de artículos producidos, etc. (Posada & Buitrago, 2008, págs. 36-37). Esta definición se emplea en las calificaciones crediticias que son variables discretas, por ejemplo las calificaciones utilizadas en éste trabajo, como: A, B, C, D, E.

2.2.3.1 MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL

La mayor parte de los conjuntos de datos muestra una tendencia a agruparse alrededor de un punto central. Así para cualquier conjunto específico de datos, casi siempre se puede seleccionar algún valor típico o promedio, para describir todo el conjunto; este valor típico descriptivo es una medida de tendencia central, entre las cuales se encuentra: la media aritmética. (Posada & Buitrago, 2008, págs. 86-87).

Media aritmética.- También llamada media, es la medida de tendencia central más representativa (promedio). Se calcula mediante la suma de todas las observaciones en un conjunto de datos, y se divide entre el número de elementos que lo componen. Se representa por \bar{X} y se muestra en la Fórmula (2.7). (Posada & Buitrago, 2008, págs. 86-87).

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (2.7)$$

Dónde:

\bar{X} = media aritmética de la muestra

N = tamaño de la muestra

X_i = observación de la variable

El concepto de media aritmética se utiliza en este trabajo para construir una matriz MTCC promedio correspondiente a varios períodos de tiempo analizados.

2.2.3.2 MEDIDAS DE VARIABILIDAD

Además de las medidas de localización o de tendencia central, es necesario considerar medidas de dispersión o variabilidad, dado que dos conjuntos de datos pueden tener promedios similares, pero diferir en la dispersión de éstos. Algunas de las medidas de variabilidad, de mayor uso en estadística son: varianza, desviación estándar y coeficiente de variación. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 105).

VARIANZA: La varianza es una medida de dispersión que emplea todos los datos. Se basa en la diferencia de cada observación X_i y la media. La diferencia entre cada X_i y el promedio (\bar{X} para una muestra y μ para una población), se llama desviación respecto al promedio. Para una muestra, la desviación respecto a la media se expresa como $(x_i - \bar{X})$; para una población es $(x_i - \mu)$. Para calcular la varianza, las desviaciones respecto al promedio se elevan al cuadrado. Si el conjunto de datos es una población, el promedio de las desviaciones al cuadrado se llama *varianza de la población* y se representa con el símbolo griego: " σ^2 ". Para una población con N observaciones o datos, cuando μ representa el promedio de esa población, la definición de la varianza de la población se presenta en la Fórmula (2.8):

$$\sigma^2 = \frac{\sum (x_i - \mu)^2}{N} \quad (2.8)$$

En la mayoría de los análisis estadísticos los datos analizados corresponden a una muestra. Cuando se calcula la varianza para la muestra, lo más importante es estimar la varianza de todo el conjunto de datos, es decir para la población. (Posada & Buitrago, 2008, págs. 105-107).

DESVIACIÓN ESTÁNDAR: La desviación estándar se define como la raíz cuadrada positiva de la varianza. Se denota por “s” la desviación estándar de la muestra y por “ σ ” la desviación estándar de la población, según la Fórmula (2.9). (Posada & Buitrago, 2008, pág. 111).

$$\begin{aligned} s &= \sqrt{s^2} \\ \sigma &= \sqrt{\sigma^2} \end{aligned} \quad (2.9)$$

La desviación estándar indica cómo se agrupa o distribuye un conjunto de datos alrededor de la media. Para la mayor parte de los conjuntos de datos, la mayoría de los valores observados caen dentro de un intervalo que corresponde a la media aritmética más o menos una desviación estándar. Esto implica que el intervalo comprendido entre $\bar{X} - 1s$ y $\bar{X} + 1s$, por lo general, incluye la mayoría de los valores de los datos. Por consiguiente el conocimiento de la media aritmética y la desviación estándar ayudan a definir en dónde se agrupa la mayor parte de los datos. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 111).

COEFICIENTE DE VARIACIÓN: El coeficiente de variación, se denota por CV, es una medida descriptiva que indica lo grande que es la desviación estándar en comparación con la media aritmética; se expresa en porcentaje y se calcula por medio de la Fórmula (2.10): (Posada & Buitrago, 2008, pág. 113).

$$CV = \frac{S}{X} * 100 \quad (2.10)$$

Por ejemplo para los datos de tiempo que tardan unos expertos en realizar la auditoría de un proceso, el promedio es de 60,7 minutos y la desviación estándar es 7,06 minutos. El coeficiente de variación se calcula de la siguiente manera: (Posada & Buitrago, 2008, pág. 113).

$$CV = \frac{S}{X} * 100 = \frac{7.06}{60.7} * 100 = 11.6\%$$

Interpretando estos datos, el coeficiente de variación indica que la desviación estándar de la muestra es el 11.6% del valor de la media de la muestra. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 113).

Como medida relativa, el coeficiente de variación resulta especialmente útil cuando se compara la variabilidad de dos o más conjuntos de datos, que se expresan en diferentes unidades de medida. (Posada & Buitrago, 2008, pág. 113).

2.3 MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN CREDITICIA (MTCC)

El riesgo crediticio se puede medir utilizando matrices de transición aplicadas a los estados de calificación de las operaciones de crédito, que se pueden construir en base a información histórica de los préstamos, a fin de determinar las probabilidades de transición o de migración de las calificaciones crediticias en un período de tiempo. (Investor Services S.A., 2005, págs. 1-2).

Las **matrices de transición de calificación crediticia (MTCC)** son un elemento importante en la estimación del riesgo de crédito de los bancos, debido a que proveen la base para analizar el posible deterioro que pudiera

presentar una cartera en el futuro, si se cuenta con la información de la experiencia de pago de una cartera de créditos, la metodología de matrices de transición permite construir un **indicador de experiencias de pago para los créditos**. (García Sánchez, 2005, pág. 67).

Las matrices de transición de calificación crediticia permiten determinar la probabilidad de que un crédito con una clasificación crediticia migre hacia una clasificación de crédito distinta durante un periodo de tiempo. (Gupton, citado por Aparicio y otros, 1997). En el caso de una institución financiera, las matrices de transición permiten estudiar el posible deterioro o mejora que puede presentar su cartera de clientes a futuro, en función de la información histórica de su cartera crediticia. En el caso de un supervisor del sistema financiero, las matrices permiten analizar los deterioros o mejoras que presentan las carteras crediticias del sistema financiero, de tal manera que se identifiquen patrones relevantes en la calidad de los créditos a lo largo del tiempo. El procedimiento determinado por los autores: Aparicio, Gutiérrez, Jaramillo y Moreno, es el siguiente: (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 3-5).

Se asume que existen R distintas clasificaciones crediticias a través de las cuales los créditos pueden ser ordenados, se define una matriz de transición $P = [p_{ij}]$ como una matriz de probabilidades que muestra la probabilidad de que un grupo de créditos se mantenga en la misma clasificación de riesgo crediticio (en este caso, $i=j$) o que se mueva a una de las otras $R - 1$ clasificaciones durante un periodo de tiempo dado. Así, cada elemento de la matriz p_{ij} , muestra la probabilidad de que los créditos correspondientes a la clasificación de riesgo crediticio i en el periodo $t-1$

pasen a la clasificación de riesgo crediticio j en el periodo t , conforme se muestra en la Fórmula (2.11). (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 3-5).

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1R} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{R1} & P_{R2} & \dots & P_{RR} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Al trabajar con probabilidades como elementos de la matriz y considerando que no hay créditos que puedan tener una clasificación distinta a las R clasificaciones de riesgo estipuladas en el periodo t , la matriz de transiciones crediticias cumple con tener elementos no negativos y con que la suma de los elementos de las filas es igual a 1, ambas son características correspondientes a una matriz de Markov, como se aprecia en la Fórmula (2.12). (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 3-5).

$$\sum_{j=1}^R p_{ij} = 1 \quad 0 \leq p_{ij} \leq 1$$

$$\forall i = 1; 2; \dots; R \quad (2.12)$$

De manera general, si el total de los créditos que se encontraban en la clasificación i en el periodo $t-1$ y que luego pasan a la categoría j en el periodo t , se define como n_{ij} , se puede estimar la probabilidad de que un crédito se encuentre en la clasificación crediticia j en el periodo t dado que estuvo previamente en la clasificación i en el periodo $t-1$ denotada por p_{ij} utilizando la Fórmula (2.13). (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 3-5).

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_j n_{ij}} \quad (2.13)$$

La probabilidad de transición a partir de una clasificación de crédito i hacia una clasificación de crédito j es igual al total de créditos que comenzaron en una clasificación crediticia i y que terminaron en una clasificación crediticia j como proporción del total de créditos que comenzaron en una clasificación crediticia i . Según Anderson y Goodman (1957), el estimador (2.13) es de máxima-verosimilitud, es consistente pero sesgado, con el sesgo que tiende a cero cuando el tamaño de la muestra se incrementa. De esta manera, es posible estimar una matriz de transición crediticia que sea consistente con un tamaño de una muestra suficientemente grande. (Valencia & Zambrano, 2013, págs. 3-4).

Con el propósito de estimar las probabilidades de transición de calificación crediticia se han definido dos métodos: el método continuo y el discreto. En el modelo continuo se consideran secuencias de migraciones entre categorías intermedias, y en el método discreto solo se considera la migración desde una calificación al inicio del periodo hacia una calificación al final del periodo, sin considerar las calificaciones intermedias por las que pasó el crédito hasta llegar al periodo final. (Valencia & Zambrano, 2013, págs. 3-4).

2.3.1 COMPONENTES DE UNA MATRIZ MTCC

Una matriz MTCC está conformada por celdas que corresponden a las probabilidades de migración entre los estados iniciales y los finales de las calificaciones crediticias. La Tabla 2.7 muestra en detalle los contenidos de una matriz MTCC, los cuales son los siguientes: (Zapata Galindo, 2004).

- a) Los estados iniciales de las calificaciones crediticias se encuentran ubicados en la primera columna de la matriz, en la cual el nivel de riesgo crediticio aumenta desde una calificación buena hacia una mala calificación, desde arriba hacia abajo.
- b) Los estados finales de las calificaciones crediticias se ubican en la primera fila de la matriz, sobre la cual el riesgo aumenta de una calificación buena hacia una mala calificación desde la izquierda hacia la derecha.
- c) Cada una de las celdas de las matrices están formadas por probabilidades de transición de las calificaciones crediticias. (Zapata Galindo, 2004).

Tabla 2.7 Matriz de probabilidades de transición.

CALIFICACION INICIAL	CALIFICACIONES FINALES				
	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E (default)
A	p11(A,A)	p12(A,B)	p13(A,C)	p14(A,D)	p15(A,E)
B	p21(B,A)	p22(B,B)	p23(B,C)	p24(B,D)	p25(B,E)
C	p31(C,A)	p32(C,B)	p33(C,C)	p34(C,D)	p35(C,E)
D	p41(D,A)	p42(D,B)	p43(D,C)	p44(D,D)	p45(D,E)
E (default)	p51(E,A)	p52(E,B)	p53(E,C)	p54(E,D)	p55(E,E)

Fuente: (Zapata Galindo, 2004).

Una matriz de transición de calificación crediticia MTCC empleando las nuevas calificaciones crediticias vigentes a partir de agosto de 2012, en orden de menor a mayor calificación crediticia y mayor riesgo, presenta las calificaciones: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, y E. Los estados iniciales constan en la primera columna de la matriz, y los estados finales en la primera fila. La diagonal principal de la matriz muestra la tendencia de estabilidad de las calificaciones asignadas. El triángulo formado bajo la

diagonal principal de la matriz representa la tendencia de mejoramiento de riesgo crediticio y el triángulo ubicado arriba de la diagonal principal de la matriz representa la tendencia de empeoramiento de riesgo crediticio, como lo muestra la Tabla 2.8.

Tabla 2.8 Ejemplo de Matriz de transición de calificación crediticia.

CALIFICACION	A	B	C	D	E	SUMA FILA
A	97,84%	1,43%	0,24%	0,30%	0,19%	100,00%
B	40,86%	21,51%	4,30%	21,51%	11,83%	100,00%
C	11,54%	11,54%	7,69%	46,15%	23,08%	100,00%
D	10,10%	3,03%	1,01%	17,17%	68,69%	100,00%
E	0,47%	0,23%	0,23%	0,47%	98,60%	100,00%

2.3.2 USOS DE LAS MATRICES MTCC

Las Matrices de Transición de Calificación Crediticia MTCC sirven para evaluar riesgos de crédito, y pueden ser aplicadas tanto en una entidad financiera como en un grupo de entidades que mantengan características similares. Recopilando los criterios de varios autores como: (Altman, y otros, 2003), (Valencia & Zambrano, 2013), y (Mateus & Gonzalez, 2013, pág. 1), se han determinado los siguientes usos:

- 1) Evaluar el comportamiento crediticio mediante una estimación de probabilidades de transición de calificación crediticia para un período de tiempo, de mediano o largo plazo.
- 2) Determinar la estabilidad o volatilidad de las calificaciones crediticias en el período evaluado.
- 3) Evaluar el cumplimiento de las propiedades de las matrices MTCC.
- 4) Una vez construidas varias matrices MTCC de diversos periodos de tiempo, es factible compararlas entre sí, para determinar el riesgo crediticio evolutivo, mediante un ordenamiento (ranking) basado en

las probabilidades generadas, seleccionando la mejor y peor matriz MTCC junto con los periodos que les corresponden.

- 5) Evaluar el comportamiento de riesgo crediticio medio de un grupo de matrices MTCC para varios periodos de tiempo, mediante el cálculo la matriz MTCC promedio del período evaluado.
- 6) Estimar la matriz MTCC proyectada para periodos de tiempo futuros, partiendo de los estados iniciales, utilizando el concepto de cadenas de Markov, que asume un comportamiento crediticio estable en el tiempo, pronostica los estados futuros en función de los estados actuales.
- 7) Determinar la calidad crediticia de una cartera de créditos para guiar un proceso de compra o venta de cartera (titularización).
- 8) Es factible determinar una distribución de las provisiones por calificación de activos de riesgo a fin de identificar segmentos de créditos con tendencias de riesgo crediticio mayores, que permitan la adopción de mecanismos correctivos oportunos, principalmente en la recaudación de los préstamos.

2.3.3 CONSTRUCCIÓN DE MATRICES DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIÓN CREDITICIA (MTCC)

El método aplicado para construir matrices de transición se basó en las recomendaciones emitidas en el Modelo de administración de riesgo crediticio para la cartera comercial de una entidad financiera colombiana, utilizando el método definido por los autores: Aguas D. y Castillo M., de la Universidad de los Andes en Colombia, en el trabajo de investigación: “Modelo de administración de riesgo crediticio para la cartera comercial de

una entidad financiera colombiana”, usando un método discreto para estimar las probabilidades de transición, siguiendo los siguientes pasos: (Aguas & Castillo, 2005, págs. 3-4).

Las celdas de las matrices MTCC están conformadas por las probabilidades de transición de las calificaciones crediticias. Para calcularlas, es necesario considerar la transición de un mismo préstamo de las calificaciones crediticias, evaluando un estado inicial y final, mediante campos de información que permitan la identificación de manera única a cada crédito, como por ejemplo utilizando el número de identificación del cliente y su número de operación único. Para el efecto, se clasifica la información de los préstamos en las categorías de calificación crediticias: A, B, C, D, E, tanto al inicio como al fin del período de tiempo analizado, determinando el número de préstamos existentes en cada categoría de calificación crediticia en ambos períodos de tiempo: inicial y final. Es importante considerar en el análisis la evolución de un mismo préstamo al inicio y al fin del período evaluado. Las probabilidades de transición de las calificaciones crediticias se calculan mediante la Fórmula (2.14): (Aguas & Castillo, 2005, págs. 3-4).

$$P_{ij} = N_{ij} / N_i \text{ Para todo } i, j. \quad (2.14)$$

Donde:

- ✓ N_{ij} = número de créditos al inicio del periodo con una categoría de calificación crediticia **(i)**, y que terminan al finalizar el periodo en la categoría de calificación crediticia **(j)**.

- ✓ N_i = número de créditos al inicio del período con una categoría de calificación crediticia (**i**). (Aguas & Castillo, 2005, págs. 3-4).

En el presente trabajo se construyen ambos tipos de matrices de transición, basadas en calificaciones discretas, por cuanto en la SBS se dispone de información crediticia con frecuencia mensual. Es factible construir dos tipos de matrices de transición según sus transiciones aplicadas:

- a) Matrices MTCC basadas en la transición del número de operaciones entre un estado inicial hacia uno final, para evaluar el comportamiento del volumen de operaciones.
- b) Matrices MTCC basadas en la transición de las provisiones requeridas, a fin de evaluar los cambios en el dinero de reserva (provisiones) que cubren a las entidades financieras ante pérdidas por falta de pago de los préstamos.

2.3.4 GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS

Una vez generadas las matrices MTCC, es factible evaluar el comportamiento de las calificaciones crediticias, graficando los porcentajes de probabilidad obtenidos desde una calificación inicial hacia sus calificaciones finales en el transcurso del tiempo. Estos gráficos se pueden construir basados en las transiciones por número de operaciones y en las transiciones por provisiones, conforme se muestra en la Figura 2.9. (Tamara - Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012, pág. 9).

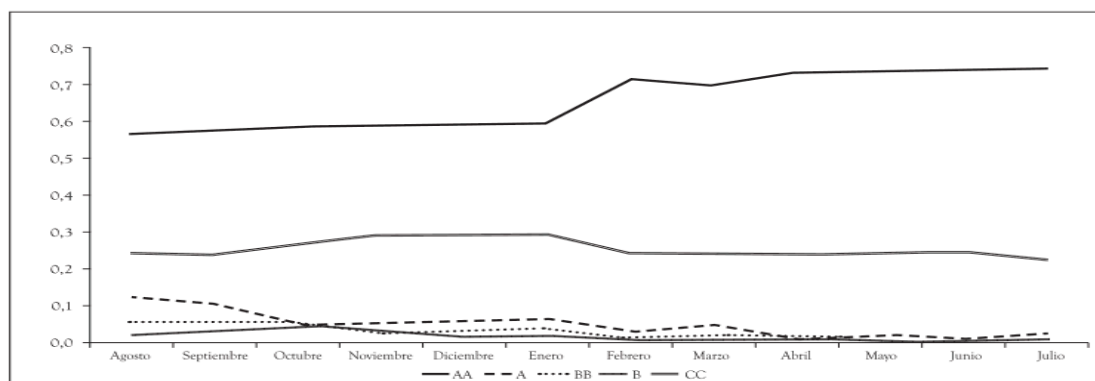


Figura 2.9 Evolución de las categorías de calificación⁹.

Fuente: (Tamara - Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012, pág. 9).

2.3.5 PROPIEDADES DE MATRICES MTCC

Las propiedades de las matrices MTCC permiten evaluar el comportamiento crediticio de una cartera de créditos. Se consideran los siguientes criterios, basados en el Curso de Máster en Gestión Global de Riesgo del autor Eloy Pozo Carrero, Manual de Medición de Riesgo de Crédito de instrumentos derivados de crédito. (Carrero, 2002).

- 1) Las matrices MTCC son cuadradas, es decir tienen el mismo número de filas y columnas.
- 2) Incluyen estados discretos de transición de probabilidades entre un estado inicial y final siendo sus probabilidades positivas.
- 3) La suma de probabilidades en cada fila de la matriz es 1 o su equivalente del 100%, para mantener una distribución correcta de sus probabilidades a partir de una calificación inicial, como se aprecia en la Tabla 2.9. (Carrero, 2002).

Tabla 2.9 Propiedades de matrices MTCC relacionadas con probabilidades de transición.

CALIFICACIÓN INICIAL	CALIFICACIÓN FINAL A	CALIFICACIÓN FINAL B	CALIFICACIÓN FINAL C	CALIFICACIÓN FINAL D	CALIFICACIÓN FINAL E
A	P(A,A)	P(A,B)	P(A,C)	P(A,D)	P(A,E)
B	P(B,A)	P(B,B)	P(B,C)	P(B,D)	P(B,E)
C	P(C,A)	P(C,B)	P(C,C)	P(C,D)	P(D,E)
D	P(D,A)	P(D,B)	P(D,C)	P(D,D)	P(D,E)
E	P(E,A)	P(E,B)	P(E,C)	P(E,D)	P(E,E)

Fuente: (Carrero, 2002).

Propiedad 1: “Las probabilidades de default o lo que es lo mismo la probabilidad de migración al ranking default siempre crecen a medida que nos movemos de un ranking de alta calidad hacia los de baja calidad”. Es decir en una matriz MTCC, en la última columna de calificación final “E” (default), la probabilidad de incumplimiento aumenta de arriba hacia abajo conforme empeora la calificación, como se aprecia en la Fórmula (2.15). (Carrero, 2002).

$$P(A, E) < P(B, E) < P(C, E) < P(D, E) < P(E, E) \quad (2.15)$$

Propiedad 2: “Las probabilidades de default para cualquier ranking son siempre mayores a cero, la probabilidad de default cero no existe”. Se refiere a que en una matriz MTCC en la última columna de calificación (default) “E”, las probabilidades son mayores que cero, como se muestra en la Fórmula (2.16): (Carrero, 2002).

$$P(A, E) > 0, P(B, E) > 0, P(C, E) > 0, P(D, E) > 0 \quad (2.16)$$

Propiedad 3: “Dado un determinado nivel de ranking, las probabilidades de migración decrecen con la distancia a los rankings de migración”. Lo mencionado muestra que en la misma fila de la matriz, a mayor distancia de las probabilidades respecto a la diagonal principal de la matriz, se presentan menores valores de probabilidades, como se aprecia en la Fórmula (2.17). (Carrero, 2002).

$$\begin{aligned}
& \mathbf{P(A, A)} > P(A, B) > P(A, C) > P(A, D) > P(A, E) \\
& P(B, A) < \mathbf{P(B, B)} > P(B, C) > P(B, D) > P(B, E) \\
& P(C, A) < P(C, B) < \mathbf{P(C, C)} > P(C, D) > P(C, E) \\
& P(D, A) < P(D, B) < P(D, C) < \mathbf{P(D, D)} > P(D, E) \\
& P(E, A) < P(E, B) < P(E, C) < P(E, D) < \mathbf{P(E, E)} \quad (2.17)
\end{aligned}$$

Propiedad 4: “Dados dos rankings, la probabilidad de migración a un ranking superior del de mayor ranking debe ser mayor que la probabilidad de migración al mismo nivel que el ranking de menor calidad”. Es decir en una matriz MTCC, las probabilidades de mejoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo bajo la diagonal principal, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de abajo hacia arriba mostrando una tendencia de mejoramiento crediticio, como se muestra en la Fórmula (2.18). (Carrero, 2002).

$$\begin{array}{ccccccc}
+\uparrow P(A, A) & & & & & & \\
\uparrow & P(B, A) & \uparrow P(B, B) & & & & \\
\uparrow & P(C, A) & \uparrow P(C, B) & \uparrow P(C, C) & & & \\
\uparrow & P(D, A) & \uparrow P(D, B) & \uparrow P(D, C) & \uparrow P(D, D) & & \\
\uparrow & P(E, A) & \uparrow P(E, B) & \uparrow P(E, C) & \uparrow P(E, D) & P(E, E) & \\
\end{array} \quad (2.18)$$

Propiedad 5: “Dados dos rankings, la probabilidad de migración a un ranking inferior del de menor ranking debe ser mayor que la probabilidad de migración al mismo nivel que el ranking de mayor calidad”. Es decir en una matriz MTCC, las probabilidades de empeoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo arriba de la diagonal principal, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de arriba hacia abajo

mostrando una tendencia de empeoramiento crediticio, como se muestra en la Fórmula (2.19): (Carrero, 2002).

$$\begin{array}{ccccccc}
 \mathbf{P(A, A)} & P(A, B) & P(A, C) & P(A, D) & P(A, E) & & \\
 & \mathbf{P(B, B)} & P(B, C) & P(B, D) & P(B, E) & & \\
 & & \mathbf{P(C, C)} & P(C, D) & P(C, E) & & \\
 & & & \mathbf{P(D, D)} & P(D, E) & & \\
 & & & & \mathbf{P(E, E)} & & + \quad (2.19)
 \end{array}$$

2.3.6 RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

Es posible tabular las probabilidades de migración de calificación (ranking) a través de series históricas de calificaciones crediticias, para lo cual se siguen los siguientes pasos conforme lo señala el Curso de Máster en Gestión Global del Riesgo del autor Eloy Pozo Carrero, Manual de Medición de Riesgo de Crédito de instrumentos derivados de crédito. (Carrero, 2002).

- 1) De la muestra total de compañías y en cada uno de los años se clasifican según su ranking al inicio de cada año.
- 2) Para cada uno de los rankings y para cada año se toman el número total de compañías que permanecieron en el mismo ranking y que migraron a otros rankings, y los resultados se dividen entre el número total de casos. Con ello tendríamos para el ranking y año especificado, las probabilidades de transición a otros rankings.
- 3) Se determina la media de los valores anuales para cada uno de los rankings así considerados. (Carrero, 2002).

Para aplicar un ranking a matrices MTCC se propone establecer un criterio para ordenar varias matrices MTCC mediante un criterio de clasificación. Para ello es necesario determinar un único valor que

represente las características de toda la matriz MTCC. Al respecto se propone aplicar una política de parametrización conservadora tendiente a resaltar el riesgo de empeoramiento crediticio, asignando valores para los siguientes estados:

1.- Probabilidades de estabilidad crediticia: En la matriz MTCC se calcula la suma de probabilidades de transición que se encuentran ubicadas en la diagonal de la matriz. La suma obtenida se pondera por un factor parametrizado propuesto de 30%.

2.- Probabilidades de mejoramiento crediticio: En la matriz MTCC se calcula la suma de probabilidades de transición que se encuentran ubicadas en el triángulo por debajo de la diagonal principal de la matriz, y se pondera la suma obtenida por un factor de peso parametrizado propuesto de 10%.

3.- Probabilidades de empeoramiento crediticio: En la matriz MTCC se calcula la suma de probabilidades de transición que se encuentran ubicadas en el triángulo por encima de la diagonal principal de la matriz, y se pondera la suma obtenida por un factor de peso parametrizado propuesto de 60%.

4.- Ranking: Para establecer el valor del ordenamiento final de la matriz, se acumula la suma de resultados obtenidos en los puntos 1,2 y 3, a fin de determinar un valor consolidado global para establecer el ranking de una matriz MTCC, que refleja el comportamiento consolidado de las probabilidades de transición que contiene. El ranking obtenido para cada parametrización puede variar en sus resultados. Permite comparar el riesgo crediticio de varias matrices MTCC generadas para varios periodos de tiempo, con el fin de determinar en qué año se produce el mejor y peor

comportamiento crediticio, además puede utilizarse para evaluar a una entidad o a un grupo de entidades financieras, de características similares.

2.3.7 MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERIODO EVALUADO

Una vez construidas varias matrices MTCC en varios periodos, es factible determinar una matriz MTCC promedio correspondiente a varios periodos evaluados, con el fin de establecer el riesgo crediticio medio del período de análisis, mediante el cálculo de la matriz MTCC promedio del período evaluado, conforme lo determina la Fórmula (2.20): (Aguas & Castillo, 2005, pág. 3).

$$\hat{p}_{ij} = \sum_{t=1}^T w_t p_{ij} \quad (2.20)$$

Donde:

- ✓ w_t es el peso de cada período de tiempo, que sería un factor correspondiente a la aplicación de la fracción promedio de cada elemento de la matriz aplicado en cada período evaluado.
- ✓ p_{ij} la probabilidad de pasar de un estado i a un estado j en cada período de tiempo.
- ✓ T : los periodos de tiempo analizados.

La matriz resultante no siempre cumple la propiedad de Cadenas de Markov por cuanto la suma de sus filas no es 1 o su equivalente del 100%, por lo que se debe efectuar un ajuste de ponderación a las probabilidades de cada fila de la matriz. Para efectuarlo se requiere que a cada probabilidad de las filas de la matriz, se la divida por la suma de probabilidades de la fila correspondiente, y repetirlo en el resto de filas, lo que permite disponer de

una distribución proporcional de probabilidades. (Aguas & Castillo, 2005, pág. 3).

2.3.8 PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC

En las matrices MTCC, es posible determinar los estados futuros en base a estados iniciales, gracias a la aplicación de las cadenas de Markov, por cuanto la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento inmediato anterior, dado que el último evento condiciona las posibilidades de los eventos futuros, y además existe una tendencia a que el estado futuro sea un estado absorbente o fijo, conforme lo enunciado en la sección 2.2.2 Cadena de Markov.

Las matrices de transición permiten estimar las probabilidades de pasar de un estado (i), en un cierto período de tiempo, a un estado (j) en el período (t+1). Sea X_t el estado en el que se encuentra el proceso en el tiempo t. El procedimiento emitido por el autor que se visualiza en la Fórmula (2.21). (Forero & Carlesimo, 2002, págs. 68-70).

$$P_{ij}(t \rightarrow t+1) = P (X_{t+1} = j / X_t = i) \quad i, j = 0,1 \quad (2.21)$$

$P_{ij}(t \rightarrow t+1)$ es la probabilidad de pasar del estado i al estado j en un período de tiempo. A esta probabilidad se le conoce como la Probabilidad de transición de un paso, dado que el proceso es i en el tiempo t".

Se supondrá que $P_{ij}(t \rightarrow t+1)$ es independiente de t, es decir es homogénea en el tiempo. Las probabilidades de transición en un paso P_{ij} pueden representarse en una matriz como la Fórmula (2.22).

$$P = \begin{pmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

A partir de ésta matriz se obtienen las matrices de transición para n periodos elevando la matriz P a la potencia n a cada una de las probabilidades componentes, como se aprecia en la Fórmula (2.23).

$$P^n = \begin{pmatrix} P_{00}^n & P_{01}^n \\ P_{10}^n & P_{11}^n \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

Donde P_{ij}^n representa la probabilidad de pasar del estado i al estado j en n periodos de tiempo. Como puede observarse, es posible estimar las transiciones para n periodos de tiempo, a partir de las probabilidades de transición originales. (Forero & Carlesimo, 2002, págs. 68-70).

En éste trabajo se emplea la estimación de matrices de transición para pronosticar el comportamiento crediticio posible en periodos de tiempo futuros. Aplicando los criterios de Cadenas de Markov en las matrices MTCC es posible determinar en base a un estado inicial, y un período de tiempo, los siguientes estados futuros de las probabilidades de transición, bajo el supuesto de que las condiciones crediticias permanecen fijas en el tiempo, principalmente en lo referido a las políticas y procedimientos de concesión y recaudación de créditos. (Mateus & Gonzalez, 2013, pág. 1). Por lo tanto se puede proyectar las probabilidades de transición del periodo de tiempo inicial, para estimar las probabilidades en el periodo final de análisis.

2.3.9 PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

Para establecer la probabilidad de incumplimiento de pago de los préstamos, conocida como “*default*”, se determina el número de días de mora en el cual el cliente no ha cumplido con sus obligaciones financieras. Se requiere definir rangos de días de mora y efectuar un conteo del número

de créditos que se ubican en cada uno de los rangos definidos. (Aguas & Castillo, 2005, pág. 3).

Conforme lineamiento de la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones del Perú, se establece a la posibilidad de que los créditos pasen de una baja probabilidad de incumplimiento a una mayor, conocida como "*Probabilidad de Downgrade*". Es posible observar la probabilidad de deterioro de la cartera crediticia en un rango de tiempo predeterminado, lo que es extremadamente útil para alertar sobre el posible deterioro financiero de dicha cartera. (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, pág. 1).

Es lógico pensar que la "*Probabilidad de Downgrade*" asociada a una cartera crediticia cambiará a lo largo del ciclo económico. Cuando el crecimiento económico es bajo o negativo, la probabilidad de incumplimiento es elevada, debido principalmente a que la capacidad de pago de los individuos se ve afectada, siendo muy probable que los créditos que se otorgaron o que estaban vigentes en una etapa del ciclo económico desfavorable, pasen a una clasificación crediticia con gran probabilidad de impago en los meses continuos. Lo que confirma que las recesiones económicas están asociadas a una elevada probabilidad de impago o "*Probabilidad de downgrade*". Por el contrario cuando el crecimiento económico se incrementa, hay una mejor la capacidad de pago de los deudores que ya tenían créditos vigentes que fueron otorgados antes o durante la etapa de auge, traduciéndose en una reducción de la probabilidad de downgrade de los créditos, que seguirá reduciéndose conforme se

acelera el crecimiento económico. (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 4-5).

A partir de un crecimiento económico determinado, las instituciones financieras podrían empezar a subestimar el riesgo asociado al incumplimiento de pagos de los nuevos créditos (Keeton, citado por Aparicio y otros, 1999), por consiguiente podrían aplicar estándares menos rigurosos para la evaluación crediticia, que sumado a los factores de oferta que impulsan un fuerte crecimiento de los créditos, el crecimiento económico sostenido puede generar optimismo en los individuos y en las pequeñas empresas, quienes podrían asumir periodos económicos favorables extensos, optando por tomar los créditos aprovechando la disminución de la rigurosidad de los estándares de evaluación crediticia, sin tener la certeza de si están en capacidad de repagarlos. (Aparicio, Gutierrez, Jaramillo, & Moreno, 2013, págs. 4,5).

2.4 MINERÍA DE DATOS

La capacidad de generación y almacenamiento de grandes volúmenes de información debido a la automatización de procesos y el constante avance en el desarrollo de las herramientas informáticas, ha ocasionado una transformación de la forma en que se analizan los datos. (Vallejos, 2006, pág. 11).

La minería de datos (Datamining) reúne las ventajas de varias áreas como la Estadística, la Inteligencia Artificial, la computación gráfica, las bases de datos y el procesamiento masivo, utilizando principalmente como materia prima a las bases de datos. (Vallejos, 2006, pág. 11).

Una definición tradicional de Minería de datos es “Un proceso no trivial de identificación válida, novedosa, potencialmente útil y entendible de patrones comprensibles que se encuentran ocultos en los datos”. (Vallejos, 2006, pág. 11).

2.4.1 TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS

Se clasifican en dos grupos: (Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Mendoza, pág. 9).

a) Por descubrimiento

b) Por predicción

a) **Minería de datos por descubrimiento:** Estas técnicas tratan de encontrar patrones de los datos sin conocer los patrones iniciales. (Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Mendoza, pág. 9).

- ✓ Segmentación.- Agrupa por familias a los datos de acuerdo a su similitud.
- ✓ Asociación.- Establecen asociaciones entre los registros de los datos.
- ✓ Secuenciación.- Intenta descubrir patrones de secuencia entre los datos previamente ordenados.

b) **Minería de datos por predicción:** Se centran en encontrar relaciones entre una variable específica y el resto de variables existentes en los datos, a su vez se presentan dos tipos: (Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Mendoza, pág. 9).

- ✓ **Clasificación.**- Previamente se define categorías donde se asignarán a los registros de datos.
- ✓ **Predicción de valor.**- Esta es la técnica predice el valor de una variable continua a partir de otras variables presentes en los datos.

(Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Mendoza, pág. 9).

En el presente trabajo se emplea la minería de datos de tipo predictiva por clasificación de las calificaciones de los préstamos, para la construcción de las matrices MTCC.

2.4.2 BUSINESS INTELLIGENCE (BI)

Es el proceso de analizar los datos acumulados de la empresa y extraer una cierta inteligencia o conocimiento de ellos. BI apoya a los tomadores de decisiones con la disponibilidad de la información correcta en el momento y lugar requerido. (Vallejos, 2006, pág. 9).

En la actualidad se generan grandes volúmenes de información, con esta información BI puede generar escenarios, pronósticos y reportes que ayuden a la toma de decisiones gerenciales, lo que brinda una ventaja competitiva a la institución. La clave de BI es la información. Actualmente muchas empresas se han beneficiado de las aplicaciones de BI. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.2.1 COMPONENTES DE BUSINESS INTELLIGENCE

Las soluciones de BI deben reunir los siguientes componentes. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.2.1.1 MULTIDIMENSIONALIDAD

Una herramienta de BI deberá tener la capacidad de reunir la información dispersa en toda la empresa contenida en hojas de cálculo, bases de datos, etc., e incluso en fuentes externas para poder proporcionar

accesibilidad y flexibilidad que se requiere para analizar la información. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.2.1.2 **MINERÍA DE DATOS (DATAMINING)**

Las empresas en la actualidad generan grandes cantidades de información debido a los procesos productivos, procesos transaccionales, mercados y clientes. Las aplicaciones de Datamining no solo extraen información sino que pueden identificar tendencias y comportamientos que están ocultos en las relaciones de bases de datos y que no son evidentes. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.2.1.3 **AGENTES**

Son programas que pueden realizar tareas básicas como: elaborar documentos o establecer diagramas de flujo. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.2.1.4 **DATA WAREHOUSE**

Es la respuesta de la Tecnología de la Información a la descentralización en la toma de decisiones. Coloca información de todas las áreas funcionales de la organización en manos de los tomadores de decisiones. (Vallejos, 2006, pág. 9).

2.4.3 **EL PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DE CONOCIMIENTO EN BASES DE DATOS (KDD)**

El proceso de descubrimiento de conocimiento en bases de datos es conocido como (KDD - Knowledge Discovery in Database). En estos últimos años se ha venido generando enormes volúmenes de datos, principalmente por la gran capacidad de procesamiento de las computadoras en relación a su bajo costo de almacenamiento. Los datos son la materia prima bruta. Una

vez que el usuario les atribuye algún significado especial, automáticamente pasan a convertirse en información. Cuando los especialistas elaboran un modelo, haciendo que la interpretación de la información y el modelo representen un valor agregado, entonces nos estamos refiriendo al conocimiento. (Vallejos, 2006, pág. 6).

Es una metodología utilizada para la recolección de conocimiento a partir de los datos disponibles, toda esta gran cantidad de información inicialmente no tiene ningún orden específico, el objetivo es buscar de entre todos los datos, que información puede proveer información valiosa. (Vallejos, 2006, pág. 6).

La metodología KDD es utilizada en gran cantidad de actividades, tales como:

- ✓ **Mercadeo:** ha sido un área tradicional donde se aplica las técnicas de descubrimiento del conocimiento, está enfocada principalmente al análisis de bases de datos de clientes.
- ✓ **Inversiones financieras:** diversas aplicaciones de análisis financiero emplean técnicas de predicción para la generación de una cartera de clientes y la creación de modelos financieros.
- ✓ **Detección de fraudes:** las instituciones financieras utilizan KDD para detectar transacciones sospechosas y actividades de lavado de dinero.
- ✓ **Manufactura y producción:** la planificación y control de producción es un área que cuenta con gran potencial de ganancia. (Vallejos, 2006, pág. 6).

KDD se refiere al proceso de descubrir conocimiento e información potencialmente útil dentro de los datos contenidos en algún repositorio de información. No es un proceso automático, es un proceso iterativo que exhaustivamente explora volúmenes muy grandes de datos para determinar relaciones. Es un proceso que extrae información de calidad que puede usarse para dibujar conclusiones basadas en relaciones o modelos dentro de los datos. La Figura 2.10 ilustra las etapas del proceso KDD. (WebMining Consultores, 2011).

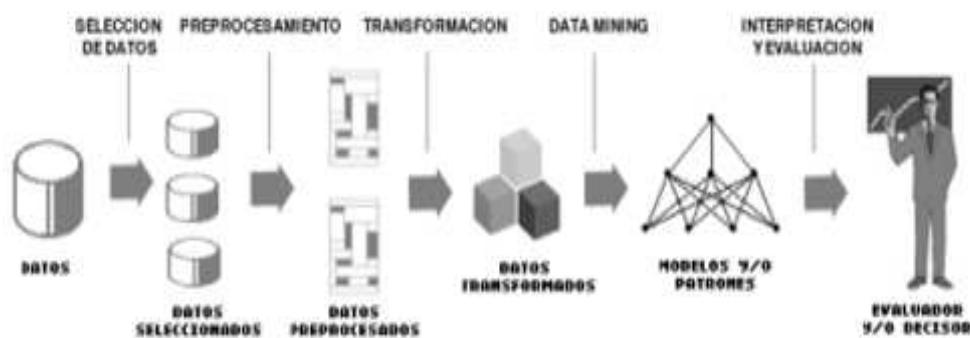


Figura 2.10 Proceso KDD¹⁰. Fuente: (WebMining Consultores, 2011).

El proceso KDD determina las 5 fases siguientes: (WebMining Consultores, 2011).

- Selección de datos:** En esta etapa se determinan las fuentes de datos y el tipo de información a utilizar. Es la etapa donde los datos relevantes para el análisis son extraídos desde la o las fuentes de datos.
- Pre procesamiento:** Esta etapa consiste en la preparación y limpieza de los datos extraídos desde las distintas fuentes de datos en una forma manejable, necesaria para las fases posteriores. En esta etapa se utilizan diversas estrategias para manejar datos faltantes o en blanco, datos inconsistentes o que están fuera de rango,

obteniéndose al final una estructura de datos adecuada para su posterior transformación.

- c) **Transformación:** Consiste en el tratamiento preliminar de los datos, transformación y generación de nuevas variables a partir de las ya existentes con una estructura de datos apropiada. Aquí se realizan operaciones de agregación o normalización, consolidando los datos de una forma necesaria para la fase siguiente.
- d) **Minería de datos (Datamining):** Es la fase de modelamiento propiamente tal, en donde métodos inteligentes son aplicados con el objetivo de extraer patrones previamente desconocidos, válidos, nuevos, potencialmente útiles y comprensibles y que están contenidos u “*ocultos*” en los datos.
- e) **Interpretación y Evaluación:** Se identifican los patrones obtenidos y que son realmente interesantes, basándose en algunas medidas y se realiza una evaluación de los resultados obtenidos. (WebMining Consultores, 2011).

En éste trabajo se aplica la Minería de datos (Datamining) para extraer el conocimiento de las bases de datos históricas de préstamos, con la finalidad de construir las matrices de transición de calificación crediticia MTCC.

CAPÍTULO III LINEAMIENTOS PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO

El presente trabajo se orienta a construir Matrices de transición de calificación crediticia (MTCC) para soportar un análisis de riesgo crediticio, que permitan establecer las probabilidades de incumplimiento de los préstamos, empleando las calificaciones crediticias, durante un período de tiempo determinado. Para lograrlo se requiere obtener datos históricos, en medio electrónico, provenientes de un sistema de información para procesar los datos y generar las matrices.

Las técnicas de minería de datos se emplean para buscar la información necesaria para construir las matrices MTCC en los sistemas de información dado que se debe navegar en bases de datos de préstamos, correspondientes a varios años que contienen información histórica, conforme se detalla en el punto 2.4 Minería de datos.

Una vez ubicada la información necesaria para la construcción de matrices de transición de calificación MTCC, se puede realizar un estudio de comportamiento crediticio de varios años. Para ello se selecciona una muestra de operaciones de crédito, pertenecientes a una misma institución financiera o a un grupo de instituciones con similares características.

El modelo propuesto plantea la construcción de las matrices MTCC, para aplicarlas en la evaluación de riesgo crediticio mediante:

- a) La generación de la matriz promedio MTCC de varios períodos anuales, que refleja el comportamiento crediticio medio de todo un período de análisis.

- b) La obtención de una clasificación o ranking de matrices MTCC para determinar los períodos mejores y peores de la evaluación de riesgo crediticio.
- c) La realización de una proyección futura de riesgo crediticio mediante una estimación de probabilidades de incumplimiento.

El modelo para el análisis de riesgo crediticio de la cartera de vivienda basado en matrices de transición de calificación, se construye con el aporte de las siguientes variables:

- ✓ Unidad de tiempo: periodos anuales.
- ✓ Unidad de análisis: riesgo crediticio.
- ✓ Modelo de riesgo crediticio: CreditmetricsTM, generando matrices de transición de calificación crediticia (MTCC).
- ✓ Unidad geográfica: créditos otorgados en el Ecuador.

El análisis de riesgo crediticio actual que se realiza en la SBS, presenta las siguientes debilidades, lo cual otorga la justificación del presente trabajo:

- 1) No contempla una evaluación de las probabilidades de incumplimiento basadas en las calificaciones crediticias.
- 2) No permite estimar las probabilidades de incumplimiento en el futuro.

El análisis de riesgo crediticio que se cumple según la normativa de la SBS presenta algunas debilidades, como: no contempla una evaluación de las probabilidades de incumplimiento basadas en las calificaciones crediticias, ni tampoco permite estimar las probabilidades de incumplimiento en el futuro.

3.1 DEFINICIÓN DE DATOS HISTÓRICOS

La Superintendencia de Bancos y Seguros ha diseñado unas estructuras de datos a través de las cuales las instituciones financieras controladas le reportan periódicamente la información relacionada con sus operaciones de crédito activas y contingentes. Existen varias estructuras de información entre las que se encuentra en las operaciones activas, la “R04 Saldos y operaciones”, que tiene una periodicidad mensual y comprende el detalle de los saldos de operaciones de crédito y contingentes que aún se encuentran activas, información que sirve de base para construir las matrices MTCC, conforme consta en el ANEXO A: Manual técnico de estructuras de información versión 2.0 de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. La estructura de información requerida para la construcción de matrices MTCC se aprecia en la Tabla 3.1. (SBS, 2011).

Tabla 3.1 Requerimiento de información para construir matrices MTCC.

Nro.	CAMPO
1	Fecha de corte
2	Número de identificación del cliente
3	Número de operación de crédito
4	Calificación crediticia

Para generar una matriz MTCC se requiere contar con información de los préstamos tanto, al inicio como al fin del período analizado, por lo que se requiere de por lo menos dos archivos de base de datos. El primer archivo corresponde a la información crediticia con fecha de corte al período inicial y el segundo archivo con fecha de corte al período final de evaluación.

El contenido de información requerida se detalla en cada campo de información de la estructura de datos, se encuentra en la Tabla 3.1, y el detalle es el siguiente:

1.- Fecha de corte: Registra la fecha de corte de los préstamos.

2.- Número de Identificación del cliente: Corresponde al número de identificación del sujeto beneficiario del crédito. Para personas naturales ecuatorianas se requiere el número de cédula de identidad (CI), para personas jurídicas se emplea el número del registro único de contribuyentes (RUC), y en el caso de personas extranjeras el número de pasaporte o su documento equivalente.

3.- Número de operación de crédito: Código único con el que la entidad financiera identifica a cada operación de crédito. Tanto el número de identificación del cliente como el número de operación son necesarios para identificar de manera única a los préstamos de los clientes desde el período inicial, y que se mantienen vigentes en el período final de evaluación, a fin de establecer una comparación evolutiva de las calificaciones de cada crédito y su cuantificación correspondiente.

4.- Calificación crediticia: Es la asignación de una categoría de riesgo, de acuerdo a la normativa de calificación de activos de riesgo, conforme se detalla en el punto 2.1.2.3. (SBS, 2011).

3.2 PROCEDIMIENTO DE CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC PARA ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO EN LA CARTERA DE VIVIENDA

En el punto 2.3.3 Construcción de Matrices de Transición de Calificación Crediticia MTCC, se detallan los criterios teóricos de sustento para construir las matrices MTCC, para considerar una transición por número de operaciones y con el mismo método con algunos cambios se efectúa una transición por provisiones requeridas.

Para efectuar la generación de las matrices MTCC se propone el siguiente procedimiento para ser aplicado en una base de datos utilizando el lenguaje SQL, partiendo de la disponibilidad de la base de datos de préstamos tanto en el período inicial como en el final, mediante los siguientes pasos:

PASO 1: Se genera el repositorio inicial de préstamos utilizando los correspondientes al periodo inicial, que se insertan en la tabla: gmt_repo_inicial.

PASO 2: Se genera el repositorio final de préstamos utilizando los correspondientes al periodo final, que se insertan en la tabla: gmt_repo_final.

PASO 3: Se genera el repositorio de préstamos coincidente mediante la inserción de préstamos se insertan en la tabla gmt_repo_coincidente, de la siguiente manera:

- ✓ Todos los préstamos de la tabla gmt_repo_inicial se insertan en la tabla gmt_repo_coincidente.
- ✓ Se buscan los préstamos de la tabla gmt_repo_final que existen desde el periodo inicial en la tabla gmt_repo_inicial, mediante una juntura (join) de los créditos considerando que tengan el mismo número de identificación del cliente y el mismo número de operación.

PASO 4: Se insertan los préstamos coincidentes del periodo inicial y periodo final en la tabla gmt_op_coincidentes.

PASO 5: Se calcula un resumen de las operaciones coincidentes de la tabla gmt_op_coincidentes, contando el número de préstamos y la suma de las provisiones requeridas correspondientes, en la tabla

gmt_resumen_op_coincidentes, aplicando el comando GROUP BY, considerando las transiciones de calificaciones crediticias del periodo inicial y final, para almacenar los resultados en la tabla gmt_resumen_op_coincidentes.

PASO 6: Con los resultados de la tabla gmt_resumen_op_coincidentes, se consideran todas las transiciones de calificaciones entre el periodo inicial y final, para insertar los resultados en la matriz de transición correspondiente.

- a) La transición por el número de operaciones se considera con el cálculo de la probabilidad resultante de tomar la suma del número de operaciones del periodo final dividido por el número de operaciones del período inicial, correspondiente a cada transición de calificación crediticia, y colocando cero cuando la probabilidad no disponga de datos. Los resultados se colocan en la tabla gmt_matriz_transicion.
- b) La transición por provisiones requeridas se considera con el cálculo de la probabilidad resultante de tomar la suma de provisiones requeridas del periodo final dividido por la suma de provisiones requeridas del período inicial, correspondiente a cada transición de calificación crediticia, y colocando cero cuando la probabilidad no disponga de datos. Los resultados se colocan en la tabla gmt_matriz_transicion_xprov.

PASO 7: Para disponer de un formato de matriz de transición, hay que considerar previamente los casos que se presenten dado que la normativa

legal divide en dos grupos a las calificaciones crediticias de acuerdo a la fecha de la emisión de los préstamos, con las siguientes consideraciones:

- a) Si la fecha inicial es menor al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A, B, C, D, E tanto en el período inicial como en el final.
- b) Si la fecha inicial es igual al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A, B, C, D, E tanto en el período inicial y calificaciones crediticias A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E en el período final.
- c) Si la fecha inicial es posterior al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E tanto en el período inicial como en el período final.

PASO 8: Para visualizar la información en el formato de una matriz de transición se toman las probabilidades calculadas, de acuerdo a cada caso analizado.

- a) Para la transición por el número de operaciones, las probabilidades calculadas de la tabla `gmt_matriz_transicion` se colocan en el formato ordenado en la tabla `gmt_ver_matriz_transicion`,
- b) Para la transición por provisiones requeridas, las probabilidades calculadas de la tabla `gmt_matriz_transicion_xprov` se colocan en el formato ordenado en la tabla `gmt_ver_matriz_transicion_xprov`.

3.3 ELABORACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO CREDITICIO

3.3.1 ALCANCE

- 1) El modelo para evaluar el riesgo crediticio está basado en lineamientos dados por el Comité de Basilea II, empleando la metodología CreditmetricsTM, que utiliza matrices de transición de calificación crediticia (MTCC) con el método discreto, el cual considera la migración de calificaciones de riesgo crediticio entre dos períodos de tiempo analizados.
- 2) El modelo puede ser aplicado para evaluar tanto una entidad financiera como un grupo de entidades financieras de similares características.
- 3) Las matrices MTCC estiman las probabilidades de transición de calificaciones desde un período de tiempo inicial hasta uno final, considerando un horizonte temporal mínimo de un año, hasta de un máximo de varios años.

3.1.2 LIMITACIONES

- 1) Las matrices MTCC generadas dependen de la validez de las calificaciones crediticias asignadas a cada préstamo.
- 2) Para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento basada en las calificaciones crediticias, que determinan una morosidad de cada operación, existe una limitación de información disponible dado que, el número de días de mora de cada préstamo no se encuentra disponible históricamente en el sistema de operaciones activas y contingentes de la SBS sino solo a partir del mes de agosto de 2012,

conforme lo estipula el Manual del sistema de operaciones activas y contingentes, Manual técnico versión 2. (SBS, 2012, pág. 1). Esto impide calcular la probabilidad de incumplimiento con la altura de mora exacta de las operaciones de crédito y obliga a usar únicamente el criterio diferenciador de las calificaciones crediticias en el período evaluado.

- 3) El cambio de calificaciones crediticias realizado en agosto de 2012 impide establecer una comparación directa de calificaciones crediticias entre diferentes períodos de tiempo, ya que se cuenta con calificaciones distintas, así: A, B, C, D, E, hasta agosto del año 2012; y, A1; A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E, a partir de agosto de 2012. Para viabilizar su comparación se debe establecer un criterio de homologación de las nuevas calificaciones crediticias.

3.2.2 PROCEDIMIENTO

Los pasos detallados para elaborar el modelo para el análisis de riesgo crediticio de la cartera de vivienda basado en matrices de transición de calificación para el sector de bancos privados nacionales (MTCC) fueron los siguientes:

PASO 1 Construcción de matrices MTCC para un periodo de tiempo comprendido entre dos fechas de corte, aplicando el criterio de Cadenas de Markov, tanto en las transiciones por el número de operaciones como de las provisiones requeridas, a fin de disponer del insumo necesario para realizar el análisis de riesgo crediticio.

PASO 2 Generar gráficos de las transiciones de calificaciones crediticias del periodo inicial y su distribución en las calificaciones del periodo final, a fin de conocer la volatilidad o estabilidad de las calificaciones crediticias.

PASO 3: Verificación de cumplimiento de las propiedades de las matrices MTCC, con las matrices MTCC generadas.

PASO 4: Establecer un ranking de riesgo crediticio empleando las matrices MTCC generadas para comparar el nivel de riesgo en los distintos periodos evaluados.

PASO 5: Generar la matriz MTCC promedio de periodo evaluado para determinar el comportamiento crediticio medio.

PASO 6: Obtener una proyección de matrices MTCC en periodos posteriores.

PASO 7: Evaluar el grado de ajuste de las matrices MTCC proyectadas, comparándolas con matrices MTCC reales, a fin de determinar si es viable la proyección en años futuros con resultados razonables.

PASO 8: Probabilidad de incumplimiento crediticio con matrices MTCC, para determinar el porcentaje de incumplimiento de pago de los préstamos (default).

3.2.2.1 PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC

Se construyen las matrices de transición de calificación crediticia anuales MTCC de un periodo anual, basadas en los criterios descritos en el punto 2.3.3 Construcción de matrices de transición de calificación crediticia (MTCC), generadas tanto para las transiciones por número de operaciones como para las transiciones por provisiones requeridas, conforme el siguiente detalle:

3.2.2.1.1 TRANSICIÓN DEL NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 OBTENER INFORMACION DE CRÉDITOS: Disponer de la información de los préstamos en las categorías de calificación crediticia (A, B, C, D, E) de períodos previos a agosto del año 2012 y calificaciones crediticias (A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E) en períodos posteriores a agosto del año 2012, tanto al inicio como al fin del período analizado.

PASO 2 CLASIFICAR CREDITOS CON CALIFICACIONES: Clasificar la información en grupos de préstamos que migran desde una calificación crediticia en el período inicial, hacia las varias categorías de calificación crediticia en el período final, contando el número de operaciones de crédito y la suma de provisiones requeridas tanto en el período inicial, como en el período final, como se muestra en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2 Agrupamiento de préstamos según categorías de calificación crediticia inicial y final, consolidando el número de operaciones y provisiones.

FEC. INI	FEC. FIN	CALIF. INI	CALIF. FIN	NUM. OPER. INI.	NUM. OPER. FIN.	PROV. REQ. INI.	PROV. REQ. FIN.	PROBAB. NUM. OPER.	PROBAB. PROV. REQ.
30/06/2003	30/06/2004	A	A	8348	8167	1594425,63	1251200,95	97,83%	78,47%
30/06/2003	30/06/2004	A	B	8348	98	1594425,63	74332,04	1,17%	4,66%
30/06/2003	30/06/2004	A	C	8348	27	1594425,63	114131,85	0,32%	7,16%
30/06/2003	30/06/2004	A	D	8348	43	1594425,63	600486,49	0,52%	37,66%
30/06/2003	30/06/2004	A	E	8348	13	1594425,63	222619,05	0,16%	13,96%
30/06/2003	30/06/2004	B	A	145	64	185185,11	11341,18	44,14%	6,12%
30/06/2003	30/06/2004	B	B	145	28	185185,11	20906,64	19,31%	11,29%
30/06/2003	30/06/2004	B	C	145	7	185185,11	45452,58	4,83%	24,54%
30/06/2003	30/06/2004	B	D	145	44	185185,11	757223,36	30,34%	408,90%
30/06/2003	30/06/2004	B	E	145	2	185185,11	34020,30	1,38%	18,37%
30/06/2003	30/06/2004	C	A	48	13	262789,87	1557,35	27,08%	0,59%
30/06/2003	30/06/2004	C	B	48	5	262789,87	3804,59	10,42%	1,45%
30/06/2003	30/06/2004	C	C	48	4	262789,87	30947,70	8,33%	11,78%
30/06/2003	30/06/2004	C	D	48	24	262789,87	365280,63	50,00%	139,00%
30/06/2003	30/06/2004	C	E	48	2	262789,87	31560,84	4,17%	12,01%
30/06/2003	30/06/2004	D	A	93	11	1644720,30	637,48	11,83%	0,04%
30/06/2003	30/06/2004	D	B	93	5	1644720,30	1659,41	5,38%	0,10%
30/06/2003	30/06/2004	D	C	93	4	1644720,30	7392,00	4,30%	0,45%
30/06/2003	30/06/2004	D	D	93	25	1644720,30	110880,38	26,88%	6,74%
30/06/2003	30/06/2004	D	E	93	48	1644720,30	2559250,45	51,61%	155,60%
30/06/2003	30/06/2004	E	A	461	9	21034107,31	1676,49	1,95%	0,01%
30/06/2003	30/06/2004	E	B	461	4	21034107,31	2559,89	0,87%	0,01%
30/06/2003	30/06/2004	E	C	461	1	21034107,31	387,77	0,22%	0,00%
30/06/2003	30/06/2004	E	D	461	1	21034107,31	1394,64	0,22%	0,01%
30/06/2003	30/06/2004	E	E	461	446	21034107,31	13149309,08	96,75%	62,51%

PASO 3 CALCULO DE PROBABILIDADES DE TRANSICIÓN: Para generar una matriz MTCC considerando transiciones por número de operaciones, las probabilidades de cada elemento de la matriz se calculan mediante la suma del número de operaciones del periodo final, dividido por el número de operaciones del período inicial correspondiente a cada transición de calificaciones crediticias, y colocando el valor de probabilidad cero cuando no se disponga de datos.

PASO 4 VERIFICAR CUMPLIMIENTO DE CADENAS DE MARKOV: Este criterio permite distribuir las probabilidades de cada calificación inicial por filas de la matriz MTCC en el estado inicial, hasta los estados de calificaciones finales, mediante el cumplimiento de los siguientes criterios:

- a) Todas las probabilidades de la matriz MTCC son positivas, y están comprendidas entre los valores 0 y 1, dado que las probabilidades no pueden ser negativas, conforme se lo aprecia en la Fórmula (3.1).

$$0 \leq p_{ij} \leq 1 \quad (3.1)$$

- b) Todas las filas de una matriz MTCC generan una suma de probabilidades igual a la unidad 1, o su equivalente del 100%, con lo que se asegura una distribución de probabilidades en cada categoría de riesgo crediticio, conforme se muestra en la Fórmula (3.2).

$$\sum_{i,j=1..n} p_{ij} = 1 \quad (3.2)$$

Un ejemplo de cálculo de una probabilidad de transición para una matriz MTCC, se detalla respecto a la transición desde una calificación A hacia calificación C, la cual se expresa como: probabilidad P(A, C). Para calcularla es necesario contar el número de préstamos que parten del período inicial

con calificación A y en los mismos créditos ver cuántos cambian a calificación C en el período final, conforme la Fórmula (3.3).

$$P(A, C) = \frac{\text{Probabilidad de transición de migrar de calificación A hacia C.}}{\text{\# Préstamos de calificación inicial A que migran a calificación C}} \quad (3.3)$$

$$P(A, C) = \frac{\text{\# Préstamos con calificación inicial A}}{\text{\# Préstamos con calificación inicial A}}$$

$$P(A, C) = 4752 / 9858 = 0.4820 = 48.20 \%$$

El resto de probabilidades de la matriz MTCC se calculan siguiendo el mismo procedimiento conforme la Fórmula (2.17), modificando las transiciones correspondientes en la matriz MTCC resultante.

3.2.2.1.2 TRANSICIÓN DE PROVISIONES

Se realizan los mismos pasos del punto 3.2.2.1.1, cambiando las probabilidades de las matrices MTCC que se calculan en función de la transición de provisiones requeridas. Las probabilidades se calculan tomando la suma de provisiones requeridas del período final divididas por la suma de provisiones requeridas del período inicial y evaluando el resto de transiciones en las calificaciones crediticias.

Lo mencionado en el punto 3.2.2 se determina el cumplimiento del Objetivo 1 del presente trabajo: “Determinar los criterios necesarios para construir Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC)”.

3.2.2.2 PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS

Se elaboran los gráficos de evolución anuales de las calificaciones crediticias iniciales correspondientes a las matrices generadas en el paso 1, basadas en el procedimiento descrito en el punto 2.3.4 Gráficos de evolución

de calificaciones crediticias, aplicados en las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas. La meta es visualizar la estabilidad o volatilidad de las probabilidades en las distintas transiciones de calificación crediticia.

3.2.2.2.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 CONSTRUCCIÓN DE GRÁFICOS CON PROBABILIDADES:

Se construyen los gráficos de las matrices MTCC por transición de número de operaciones realizando un gráfico por cada calificación crediticia inicial, graficando en el eje X las fechas finales de cada período, en el eje Y la evolución de las probabilidades de transición que corresponden a las calificaciones crediticias del período final.

3.2.2.2.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

PASO 1 CONSTRUCCIÓN DE GRAFICOS CON PROBABILIDADES:

Se construyen los gráficos de las matrices MTCC por transición de provisiones requeridas realizando un gráfico por cada calificación crediticia inicial, graficando en el eje X las fechas finales de cada período, en el eje Y la evolución de las probabilidades de transición que corresponden a las provisiones requeridas en las distintas transiciones de calificaciones crediticias del período final.

3.2.2.3 PASO 3 - CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC

Se evalúa el cumplimiento de las propiedades de las matrices MTCC generadas en el punto 3.2.2.1, conforme se describe en el punto 2.3.5 Propiedades de matrices MTCC, a fin de verificar el cumplimiento de las

propiedades tanto para las transiciones por número de operaciones, como para las transiciones por provisiones requeridas.

Las propiedades de las matrices MTCC se resumen en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3 Resumen de propiedades de las matrices MTCC.

PROPIEDAD MTCC	DETALLE EXPLICATIVO DE PROBABILIDADES EN MATRICES MTCC
Propiedad 1	En la matriz con columna E, el porcentaje de probabilidad aumenta de arriba hacia abajo.
Propiedad 2	En la matriz con columna E, las probabilidades son positivas y mayores a cero.
Propiedad 3	Las probabilidades de la diagonal principal son las mayores en la misma fila, y conforme se alejan de la diagonal, disminuyen.
Propiedad 4	En la matriz, el triángulo bajo la diagonal, en una misma columna las probabilidades aumentan de abajo hacia arriba con tendencia de mejoramiento del riesgo crediticio.
Propiedad 5	En la matriz, el triángulo arriba de la diagonal, en una misma columna las probabilidades aumentan de arriba hacia abajo con tendencia de empeoramiento del riesgo crediticio.

3.2.2.3.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 VERIFICAR CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC: Se elabora un cuadro anual para verificar el cumplimiento de cada propiedad en las diversas matrices MTCC con transición por número de operaciones.

3.2.2.3.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

PASO 1 VERIFICAR CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC: Se elabora un cuadro anual evolutivo para verificar el cumplimiento de cada propiedad en las distintas matrices MTCC con transición por provisiones requeridas.

3.2.2.4 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

Se determina un ordenamiento (ranking) de las matrices MTCC generadas en el paso 1, a fin de comparar el riesgo crediticio de una

institución o grupo de instituciones en varios períodos, para determinar los mejores y peores riesgos crediticios junto con sus períodos correspondientes, conforme se detalla en el punto 2.3.6 Ranking de riesgo crediticio con matrices MTCC, efectuado para las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

3.2.2.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 PARAMETRIZACIÓN DE MATRIZ DE PESOS: A fin de establecer el ranking de riesgo crediticio para evaluar los períodos anuales con mayor y menor riesgo crediticio, se establece un criterio de ordenamiento para las varias matrices MTCC generadas, empezando por determinar una matriz de pesos basada en un criterio de empeoramiento de riesgo crediticio creciente, en forma paramétrica, para definir:

- a) **Pesos de estabilidad de calificaciones:** Las probabilidades de estabilización de las calificaciones crediticias ubicadas en la diagonal de la matriz.
- b) **Pesos de empeoramiento de calificaciones:** Las probabilidades de empeoramiento crediticio que se encuentran ubicadas en el triángulo superior a la diagonal de la matriz.
- c) **Pesos de mejoramiento de calificaciones:** Las probabilidades de mejoramiento crediticio que se encuentran ubicadas en el triángulo inferior a la diagonal de la matriz.

PASO 2 VERIFICAR CADENAS DE MARKOV EN MATRIZ DE PESOS:

Verificar que la matriz resultante de pesos para aplicar las transiciones de una matriz MTCC, cumpla con el criterio de Cadenas de Markov, es decir que la sumatoria de probabilidades de las filas de la matriz, sume 1 o su

equivalente al 100% con probabilidades positivas. En caso de incumplir, es necesario dividir las probabilidades de cada fila de la matriz por la suma de probabilidades de su fila correspondiente, para obtener una distribución proporcional de las probabilidades, y este procedimiento se repite para el resto de filas de la matriz.

PASO 3 MULTIPLICAR LA MATRIZ MTCC POR LA MATRIZ DE PESOS PARA GENERAR UN RANKING: La matriz producto de las probabilidades de transición se multiplica por la matriz de pesos, realizando una multiplicación de las probabilidades respectivas a cada posición respectiva en las matrices, y se suman los totales de cada fila, para luego sumar los valores de las filas y determinar el valor del ranking de la matriz MTCC evaluada. Cabe mencionar que no se aplica una multiplicación de matrices, sino una multiplicación de las posiciones respectivas de las matrices.

PASO 4 GENERAR RANKING PARA CADA MATRIZ MTCC: Dado que el ranking se conceptúa como de empeoramiento crediticio, los menores valores obtenidos de ranking determinan un mejor comportamiento de riesgo crediticio, y conforme aumentan, se presenta una tendencia al empeoramiento del riesgo crediticio. Por ello se genera una tabla evolutiva anual con los rankings calculados para cada matriz MTCC.

PASO 5 ORDENAMIENTO DE RANKING MTCC: La tabla de rankings se ordena de menor a mayor valor para establecer un criterio de riesgo crediticio creciente para determinar el comportamiento en los períodos evaluados. Un ejemplo de cálculo de ranking MTCC se presenta desde la Tabla 3.4 a la 3.9.

PASO 1: Los pesos para parametrizar el ranking se muestran en la

Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Parametrización de ranking de riesgo crediticio para matrices MTCC anuales.

RIESGO CREDITO	POSICION PROBABILIDAD	VALOR
Estable	Diagonal	0.20
Mejora	Triángulo bajo diagonal	0.15
	Triángulo arriba diagonal	0.65
TOTAL PROBABILIDAD		1.00

PASO 2: La matriz de pesos paramétrica con distribución de transiciones de calificación se muestra en la Tabla 3.5.

Tabla 3.5 Matriz de pesos para ranking MTCC no cumple Cadenas de Markov.

Matriz de Pesos	A	B	C	D	E	Suma fila
A	20,00%	65,00%	65,00%	65,00%	65,00%	280,00%
B	15,00%	20,00%	65,00%	65,00%	65,00%	230,00%
C	15,00%	15,00%	20,00%	65,00%	65,00%	180,00%
D	15,00%	15,00%	15,00%	20,00%	65,00%	130,00%
E	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%	20,00%	80,00%

Dado el incumplimiento de criterio de Cadenas de Markov, es necesario transformar la matriz de pesos para que lo cumpla. A cada probabilidad de una fila de la matriz, se la divide por la suma de las probabilidades de su fila correspondiente, con lo que se obtiene una matriz de pesos que si cumple con cadenas de Markov, como se muestra en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6 Matriz de pesos ranking MTCC, cumple con Cadenas de Markov, final.

Matriz de Pesos, Markov	A	B	C	D	E	Suma fila
A	7,14%	23,21%	23,21%	23,21%	23,21%	100,00%
B	6,52%	8,70%	28,26%	28,26%	28,26%	100,00%
C	8,33%	8,33%	11,11%	36,11%	36,11%	100,00%
D	11,54%	11,54%	11,54%	15,38%	50,00%	100,00%
E	18,75%	18,75%	18,75%	18,75%	25,00%	100,00%

PASO 3: La matriz producto de las probabilidades de transición se multiplica por la matriz de pesos, realizando una multiplicación de las probabilidades respectivas a cada posición y se suman los totales de cada fila, para luego sumar los valores de las filas y determinar el valor del ranking de la matriz MTCC evaluada, como se aprecia en la Tabla 3.7.

Tabla 3.7 Matriz producto de la matriz MTCC por la matriz de pesos.

Año 2003	A	B	C	D	E	Suma Filas
A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	7,49%
B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	14,89%
C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	23,61%
D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	32,42%
E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	24,80%
RANKING						103,21%

PASO 4: Se genera la tabla de rankings para cada período evaluado, conforme se muestra en la Tabla 3.8.

Tabla 3.8 Ranking MTCC anual.

Años	RANKING
2003	1,032101
2004	1,139674
2005	1,098820
2006	1,100670
2007	1,003081
2008	1,201843
2009	1,058657
2010	1,155758
2011	0,878982
2012	1,453922

PASO 5: Los resultados del ranking se ordenan de menor a mayor ranking para determinar un comportamiento de riesgo crediticio creciente, determinando los mejores hacia los peores años en cuanto al riesgo crediticio de la cartera de créditos evaluada, conforme se muestra en la Tabla 3.9.

Tabla 3.9 Ranking final MTCC anual ordenado por riesgo crediticio creciente.

Años	RANKING	POSICION
2011	0,878982017	1
2007	1,003081195	2
2003	1,032101109	3
2009	1,058656630	4
2005	1,098820254	5
2006	1,100670083	6
2004	1,139673552	7
2010	1,155757843	8
2008	1,201842541	9
2012	1,453922420	10

3.2.2.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se efectúa el mismo procedimiento aplicado en el punto 3.2.2.4.1 considerando a las matrices MTCC con transición por provisiones requeridas.

3.2.2.5 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERÍODO EVALUADO

Se calcula la matriz MTCC promedio de las matrices generadas en el paso 1, con el fin de determinar el comportamiento de riesgo crediticio promedio de todo el período de análisis, de acuerdo al punto 2.3.7 Matriz MTCC promedio de un período evaluado, para las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

3.2.2.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 MATRIZ PROMEDIO DE MATRICES MTCC: Se toman las matrices MTCC de los períodos a ser evaluados, y se calcula para cada una de las posiciones respectivas de las probabilidades en las matrices MTCC, el promedio de cada probabilidad en la posición respectiva de las matrices generadas.

PASO 2 VERIFICAR CUMPLIMIENTO DE CADENAS DE MARKOV: Se verifica el cumplimiento del criterio de Cadenas de Markov en la matriz promedio de las matrices MTCC generadas, cuando se incumple, la suma de probabilidades de una fila de la matriz no es 1 o su equivalente del 100%, por lo que es necesario dividir las probabilidades de cada fila de la matriz por la suma de probabilidades de su fila correspondiente, para obtener una distribución proporcional de las probabilidades, y este procedimiento se repite para el resto de filas de la matriz. Un ejemplo de cálculo de una matriz MTCC promedio se aprecia en las Tablas 3.10 a la 3.12.

Tabla 3.10 Matriz MTCC año 2005.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2005	30/06/2006	A	97,11%	1,75%	0,40%	0,62%	0,11%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	B	22,67%	28,00%	5,33%	34,67%	9,33%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	C	23,08%	7,69%	0,00%	53,85%	15,38%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	D	10,87%	0,00%	6,52%	32,61%	50,00%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	E	1,56%	0,45%	0,22%	0,45%	97,32%	100,00%

Tabla 3.11 Matriz MTCC año 2006.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	SUMA FILA
30/06/2006	30/06/2007	A	96,80%	2,51%	0,20%	0,36%	0,12%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	B	40,68%	23,73%	6,78%	23,73%	5,08%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	C	17,65%	5,88%	17,65%	35,29%	23,53%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	D	7,50%	0,00%	2,50%	25,00%	65,00%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	E	0,23%	0,23%	0,00%	0,00%	99,53%	100,00%

Por ejemplo, para calcular una probabilidad específica en la nueva matriz MTCC promedio, se selecciona una celda de transición, por ejemplo la calificación inicial A hacia calificación final A, es decir probabilidad $P(A, A)$, ubicada en la primera celda de la matriz MTCC, y se toman las mismas probabilidades para la misma ubicación en todas las matrices MTCC evaluadas, para calcular su promedio respectivo, de la siguiente manera:

$$P(A, A) \text{ media} = \text{Promedio} (P(A, A) \text{ año 2005 y } P(A, A) \text{ año 2006}).$$

$$P(A, A) \text{ media} = \text{Promedio} (97.11 \text{ y } 96.80).$$

$$P(A, A) \text{ media} = (97.11 + 96,80) / 2 = 96.96$$

De la misma manera, se calculan el resto de probabilidades de la nueva matriz MTCC promedio, utilizando los promedios de las probabilidades respectivas en las matrices MTCC generadas, con lo que se obtiene la matriz promedio resultante, según lo muestra la Tabla 3.12.

Tabla 3.12 Matriz MTCC promedio de los años 2005 y 2006.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	SUMA FILA
30/06/2006	30/06/2007	A	96,96%	2,13%	0,30%	0,49%	0,12%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	B	31,67%	25,86%	6,06%	29,20%	7,21%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	C	20,36%	6,79%	8,82%	44,57%	19,46%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	D	9,18%	0,00%	4,51%	28,80%	57,50%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	E	0,90%	0,34%	0,11%	0,22%	98,43%	100,00%

3.2.2.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se siguen los mismos pasos del punto 3.2.2.5.1 aplicados a las matrices MTCC con transición por provisiones requeridas.

3.2.2.6 PASO 6 - PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC

Es factible estimar el comportamiento crediticio en años futuros, aplicando el criterio de Cadenas de Markov con las matrices MTCC generadas en el Paso 1, para lo cual se toma la matriz MTCC del primer período y se la proyecta hacia los n períodos futuros requeridos, bajo la premisa de que las condiciones de los préstamos permanecen fijas, principalmente en lo relacionado con las políticas y procedimientos de concesión y recaudación, siguiendo los pasos del punto 2.3.8 Proyección de matrices MTCC, aplicados en las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

3.2.2.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Se parte de la matriz MTCC del primer período y para proyectarla hasta el número de n períodos posteriores, se eleva la matriz a la potencia n, multiplicando la matriz por sí misma, el número de veces necesario, hasta alcanzar los n períodos requeridos conforme la Fórmula (3.4), siguiendo los siguientes pasos:

$$\text{Matriz MTCC proyectada futura} = (\text{Matriz MTCC inicial})^n \quad (3.4)$$

PASO 1 CALCULAR POTENCIA DE LA MATRIZ MTCC: Se toma la matriz MTCC del primer período, y se eleva la matriz obtenida a la potencia (n), de acuerdo al número de períodos futuros requeridos. Para realizarlo se multiplica la matriz por sí misma el número de veces necesario, hasta alcanzar a los (n) períodos requeridos, obteniéndose la matriz MTCC proyectada.

PASO 2 VERIFICAR EL CUMPLIMIENTO DE CADENAS DE MARKOV: Se verifica el cumplimiento del criterio de Cadenas de Markov en la matriz proyectada MTCC, revisando si la suma de probabilidades de una fila de la matriz es 1 o su equivalente del 100%. De no ser así, es necesario aplicar una distribución de las probabilidades proporcional, tomando cada probabilidad de una fila de la matriz MTCC y dividiéndola por la suma de probabilidades de la fila correspondiente. Este procedimiento se repite para el resto de las filas de la matriz MTCC.

Por ejemplo para aplicar el punto 1 se realiza una multiplicación de matrices, en la que se debe considerar que el número de columnas de la primera matriz debe coincidir con el número de filas de la segunda matriz. Los cálculos pueden realizarse utilizando la herramienta informática Microsoft Office Excel, o Libre Office, mediante el uso de la función: “*MMULT*”. Para ejecutarlo, se marca el bloque de datos completo correspondiente a la matriz destino, se solicita el rango de la primera matriz y el rango de la segunda matriz, conforme la Fórmula (3.5).

MMULT (rango de matriz inicial; rango de matriz final) (3.5)

Es importante en el cálculo de la multiplicación de matrices, que antes de presionar la tecla “*Enter*”, se pulse una secuencia simultánea de las teclas:

“Control” “Shift” y “Enter”, luego de lo cual se calcula la matriz MTCC proyectada.

Por ejemplo, para proyectar una matriz MTCC del año 2003; y, obtener la matriz MTCC proyectada del año 2004 es necesario tomar la matriz MTCC del año 2003 y multiplicarla por sí misma, conforme lo muestra la Tabla 3.13 y 3.14.

Tabla 3.13 Matriz MTCC año 2003.

MTCC 2003	A	B	C	D	E	TOTAL FILAS
A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	100,00%
B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	100,00%
C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	100,00%
D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	100,00%
E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	100,00%

Tabla 3.14 Matriz MTCC proyectada año 2004. $MTCC \text{ Proyección } 2004 = MTCC \text{ } 2003^2 = MTCC \text{ } 2003 * MTCC \text{ } 2003$

MTCC Proj. 2004	A	B	C	D	E	TOTAL FILAS
A	96,38%	1,44%	0,42%	1,16%	0,60%	100,00%
B	56,63%	6,39%	2,79%	16,66%	17,53%	100,00%
C	39,35%	5,92%	3,44%	20,92%	30,37%	100,00%
D	19,30%	3,52%	1,92%	11,18%	64,08%	100,00%
E	4,27%	1,06%	0,29%	0,65%	93,73%	100,00%

3.2.2.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se siguen los mismos pasos del punto 3.2.2.6.1 aplicados a las matrices MTCC generadas con la transición por provisiones requeridas.

3.2.2.7 PASO 7 - EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS

Las matrices proyectadas que se obtuvieron en el Paso 6 son sujetas a una evaluación del grado de ajuste obtenido comparando las matrices MTCC proyectadas y las matrices reales durante un periodo de tiempo del cual se

disponga de información real válida, mediante la comparación de cada una de las probabilidades obtenidas en las dos matrices evaluadas, conforme se detalla en el punto 2.3.9 Evaluación de grado de ajuste de matrices MTCC proyectadas, procedimiento aplicado tanto a las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas.

3.2.2.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 CÁLCULO DE MATRIZ DE DIFERENCIA DE PROBABILIDADES: Se obtiene la diferencia de las probabilidades respectivas entre la matriz MTCC real, menos la matriz MTCC proyectada, con lo cual se genera una matriz de diferencias de probabilidades.

PASO 2 CÁLCULO DE DESVIACIÓN ESTÁNDAR EN MATRIZ DE DIFERENCIAS DE PROBABILIDADES: Con el propósito de establecer un valor representativo de la matriz de diferencias de probabilidades, se emplea la desviación estándar, como una medida de la dispersión de los valores de las diferencias de las probabilidades obtenidas respecto a su valor promedio, lo que genera un valor comparativo para cada matriz.

PASO 3 CÁLCULO DEL RESTO DE DESVIACIONES ESTANDAR PARA MATRICES MTCC: En caso de disponer de más de dos matrices MTCC proyectadas se repiten los pasos 1 y 2 hasta disponer de todos los valores de desviación estándar de cada matriz, con las diferencias de probabilidades. Luego se establece una comparación de los resultados obtenidos mediante un ordenamiento creciente de las desviaciones estándar obtenidas para cada matriz, el cual permite establecer un valor representativo del grado de ajuste para cada matriz. A mayor volatilidad de probabilidades le corresponde un peor grado de ajuste de la proyección. Por

ello las desviaciones estándar se ordenan de menor a mayor valor, para determinar un ordenamiento del grado de ajuste creciente, de mejor a peor ajuste obtenido.

Por ejemplo, para aplicar el Paso 1 se obtiene la diferencia de las probabilidades obtenidas en la matriz MTCC real del año 2004 que se presenta en la Tabla 3.15 y la matriz proyectada del año 2004 en la Tabla 3.16, con lo que se obtiene una matriz de diferencias de probabilidades en la Tabla 3.17.

Tabla 3.15 Matriz MTCC por operaciones año 2004.

MTCC 2003	A	B	C	D	E	Suma fila
A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	100,00%
B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	100,00%
C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	100,00%
D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	100,00%
E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	100,00%

Tabla 3.16 Matriz MTCC por operaciones, proyectada año 2004. $MTCC \text{ Proyectada } 2004 = MTCC \text{ 2003} * MTCC \text{ 2003}$.

Proy MTCC 2004	A	B	C	D	E	Suma fila
A	96,38%	1,44%	0,42%	1,16%	0,60%	100,00%
B	56,63%	6,39%	2,79%	16,66%	17,53%	100,00%
C	39,35%	5,92%	3,44%	20,92%	30,37%	100,00%
D	19,30%	3,52%	1,92%	11,18%	64,08%	100,00%
E	4,27%	1,06%	0,29%	0,65%	93,73%	100,00%

Tabla 3.17 Matriz de diferencias real menos proyectada año 2004.

Diff MTCC real - proy 2004	A	B	C	D	E	Suma fila
A	1,46%	-0,01%	-0,19%	-0,86%	-0,41%	0,00%
B	-15,77%	15,11%	1,52%	4,84%	-5,70%	0,00%
C	-27,81%	5,62%	4,25%	25,24%	-7,29%	0,00%
D	-9,20%	-0,49%	-0,91%	5,99%	4,61%	0,00%
E	-3,80%	-0,83%	-0,05%	-0,18%	4,87%	0,00%

Para aplicar el Paso 2, a la matriz de diferencias de probabilidades de la Tabla 3.17, se le calcula la desviación estándar correspondiente, por ejemplo utilizando la herramienta MS Excel mediante la función DESVEST. En una nueva celda se coloca la función y como parámetro se selecciona la matriz, con lo que se obtiene un valor de 0.1054 equivalente a un 10.54%.

A cada matriz de diferencias de probabilidades le corresponde una desviación estándar. Luego se aplica un ordenamiento creciente de las desviaciones obtenidas, con lo que se determinan los períodos (años) de mejor ajuste en la proyección efectuada hacia los periodos de peor ajuste. Los resultados se presentan en la Tabla 3.18.

Tabla 3.18 Diferencias de matrices proyectadas anuales establecidas con desviación estándar creciente.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR
2004	9,65%
2005	17,73%
2006	15,31%
2007	20,10%
2008	29,85%
2009	28,73%
2010	25,42%
2011	22,94%
2012	24,52%

3.2.2.7.2 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Se siguen los mismos pasos del punto 3.2.2.7.1 aplicados a las matrices MTCC con transición por provisiones requeridas.

3.2.2.8 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

Se determina las probabilidades de incumplimiento de cada matriz generada en el paso 1, basado en el procedimiento descrito en el punto 2.3.9 Probabilidad de incumplimiento crediticio con matrices MTCC, referido a las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas.

Para determinar la probabilidad de incumplimiento o default en las matrices de transición, se emplean los lineamientos dados en el Taller de cadenas de Markov en Riesgo de crédito, perteneciente a la Universidad de Riesgos de Colombia. Los procedimientos detallados se explican a continuación. (Mateus & Gonzalez, 2013, pág. 1).

3.2.2.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

PASO 1 PARÁMETRO LÍMITE DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO: Se fija un valor modificable o paramétrico como límite para determinar la probabilidad de incumplimiento de pago de los préstamos, superado el cual, se considera el apareamiento del incumplimiento o default.

- a) En una evaluación de riesgo crediticio normal, se recomienda aplicar una probabilidad límite de 50% como parámetro de deterioro o default, dado que con que éste valor, la mitad tiende a recuperarse y la otra mitad a empeorar.

- b) Para realizar evaluación de riesgo crediticio aún más conservadora que la aplicada en el literal del párrafo anterior, se puede establecer un parámetro límite de default inferior al 50%, como por ejemplo un 30%, con el cual se asume que una probabilidad superior a éste límite, determina un incumplimiento de pago de los préstamos correspondientes.

PASO 2 CÁLCULO DE LA PROBABILIDAD DE DETERIORO: En la matriz MTCC se crea una nueva columna que representa las posibilidades de deterioro de los créditos de acuerdo a la calificación crediticia, resultante de sumar en cada fila de la matriz MTCC, las probabilidades que se ubican desde la diagonal principal de izquierda a derecha, hacia la columna de peor calificación “E”, excluyendo los valores de las probabilidades de la diagonal.

PASO 3 CÁLCULO DE LA PROBABILIDAD DE DETERIORO Y PERMANENCIA: En la matriz MTCC se crea una nueva columna que representa las posibilidades de deterioro y permanencia de las calificaciones crediticias, resultante de sumar en cada fila de la matriz MTCC, las probabilidades que se ubican desde la diagonal principal de izquierda a derecha, hacia la columna de peor calificación “E”, incluyendo los valores de las probabilidades de la diagonal, a excepción de la primera fila que presenta calificación inicial “A”, en la que no se considera la probabilidad existente en la diagonal principal de ésta primera calificación.

PASO 4 BÚSQUEDA DE CALIFICACIÓN INICIAL CON PROBABILIDAD DE DETERIORO: Se busca en la matriz MTCC, en la columna “*default de deterioro*” definida en el paso 2, la posición de la fila en la que las probabilidades superen la probabilidad límite definida en el paso 1.

A partir de la fila encontrada el resto de filas hacia abajo presentan probabilidad de default 1 o su equivalente del 100%, debido a que habrán excedido el límite de incumplimiento.

PASO 5 BÚSQUEDA DE CALIFICACIÓN INICIAL CON PROBABILIDAD DE DETERIORO Y PERMANENCIA: Se busca en la matriz MTCC, en la columna “*default de deterioro y permanencia*” definida en el paso 3, la posición de la fila en la que las probabilidades superen la probabilidad límite definida en el paso 1. A partir de la fila encontrada el resto de filas hacia abajo presentan probabilidad de default 1 o su equivalente del 100%, debido a que habrán excedido el límite de incumplimiento.

Por ejemplo se muestra una matriz MTCC que definió un parámetro límite de default del 50%. En la matriz se han calculado las columnas default de deterioro, y default de deterioro y permanencia. El default para la primera columna se cumple en la tercera fila con calificación inicial C con un valor de 54.17%, y en la segunda columna para la segunda fila con calificación inicial B con un valor de 55.86%, conforme se muestra en la Tabla 3.19.

Tabla 3.19 Cálculo de la probabilidad de deterioro y deterioro con permanencia.

MTCC 2003	A	B	C	D	E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO Y PERMANENCIA
A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	2,17%	2,17%
B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	36,55%	55,86%
C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	54,17%	62,50%
D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	51,61%	78,49%
E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	96,75%	96,75%

El resultado se interpreta como: el default de deterioro se presenta a partir de una calificación inicial C con una probabilidad de 54.17% y el

default de deterioro y permanencia a partir de una calificación inicial B con una probabilidad de 55.86%.

3.2.2.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se realizan los mismos pasos del punto 3.2.2.8.1 aplicados a las matrices MTCC generadas con la transición por provisiones requeridas.

Consolidando los criterios emitidos en el punto 3.2.2 se logra el cumplimiento del Objetivo 2 del presente trabajo: “Establecer un modelo de riesgo crediticio basado en las Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) conforme la normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador”.

3.4 PROCESO DE AUTOMATIZACIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO

Debido al gran volumen de información existente de operaciones de crédito necesario para generar las matrices MTCC, se plantea la necesidad de automatizarlo, empleando una base de datos para capturar la información y aplicar programas en el lenguaje estandarizado SQL para procesamiento de los datos, con el fin de generar dichas matrices. En el ANEXO C: MODELO ENTIDAD RELACION DE LA HERRAMIENTA MTCC se visualizan las tablas de base de datos intervinientes. Los pasos a aplicarse son los siguientes:

PASO 1: CREACIÓN DE ESTRUCTURAS DE BASE DE DATOS: En una herramienta SQL se procede a generar los programas necesarios para construir las matrices MTCC, partiendo de la creación de tablas en la base de datos y de los programas de código fuente en lenguaje SQL requeridos. La estructura de tablas es la siguiente:

- a) **BITACORA DE EJECUCIÓN DE PROCESAMIENTO:** La Tabla GMT_BITACORA muestra el detalle de la ejecución de procesos para verificar si existen errores en el procesamiento, o si se procesó totalmente la información.
- b) **EVOLUCION DE CALIFICACIONES:** La Tabla GMT_EVOLUCION_ENTIDADES muestra el detalle de fechas y calificaciones crediticias procesadas.
- c) **EVOLUCION DE ENTIDADES:** La Tabla GMT_EVOLUCION_ENTIDADES muestra el detalle de fechas y entidades financieras procesadas.
- d) **EVOLUCION DE NÚMERO DE OPERACIONES COINCIDENTES:** La Tabla GMT_EVOLUCION_NUM_OPER_COINC muestra el detalle de evolución sobre el número de operaciones crediticias coincidentes, a partir del periodo anual inicial hacia los siguientes años.
- e) **MATRIZ DE TRANSICION POR NÚMERO DE OPERACIONES:** La Tabla GMT_MATRIZ_TRANSICION muestra el cálculo de probabilidades realizadas con la transición del número de operaciones.
- f) **MATRIZ DE TRANSICION POR PROVISIONES REQUERIDAS:** La Tabla GMT_MATRIZ_TRANSICION_XPROV muestra el cálculo de probabilidades realizadas con la transición de provisiones requeridas.
- g) **OPERACIONES COINCIDENTES:** La Tabla GMT_OP_COINCIDENTES muestra el detalle de calificación y

provisiones de una misma operación en la fecha inicial y final de cada matriz MTCC evaluada, pero conforme se procesan los datos se actualiza la información al último proceso ejecutado. La información se sobre escribe conforme se realiza el procesamiento.

- h) **PROVISIONES:** La Tabla GMT_PROVISIONES muestra el detalle de provisiones requeridas y constituidas, de cada periodo correspondiente a las matrices MTCC.
- i) **REPOSITORIO COINCIDENTE:** La Tabla GMT_REPO_COINCIDENTE muestra las operaciones de créditos coincidentes entre la fecha inicial y final de cada año evaluado. La información se sobre escribe conforme se realiza el procesamiento.
- j) **REPOSITORIO FINAL:** La Tabla GMT_REPO_FINAL muestra las operaciones de créditos correspondientes a la fecha final del periodo evaluado en la matriz MTCC. La información se sobre escribe conforme se realiza el procesamiento.
- k) **REPOSITORIO INICIAL:** La Tabla GMT_REPO_INICIAL muestra las operaciones de créditos correspondientes a la fecha inicial del periodo evaluado en la matriz MTCC. La información se sobre escribe conforme se realiza el procesamiento.
- l) **REPOSITORIO:** La Tabla GMT_REPOSITORIO muestra la totalidad de operaciones de crédito a ser procesadas.
- m) **RESUMEN DE OPERACIONES COINCIDENTES:** La Tabla GMT_RESUMEN_OP_COINCIDENTES muestra las operaciones

de créditos coincidentes entre la fecha inicial y final del periodo evaluado en una matriz MTCC.

- n) **FORMATO DE MATRIZ DE TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES PRIMER GRUPO:** La Tabla GMT_VER_MATRIZ_TRANSICION_1 muestra el formato final de las matrices de transición por número de operaciones correspondientes al grupo 1 del año 2003 al 2011, entre el 30/06/2003 al 30/06/2012, debido al cambio en las calificaciones crediticias. Son las matrices MTCC resultantes.
- o) **FORMATO DE MATRIZ DE TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES SEGUNDO GRUPO:** La Tabla GMT_VER_MATRIZ_TRANSICION_2 muestra el formato final de las matrices de transición por número de operaciones correspondientes al grupo 2 del año 2012, entre el 30/06/2012 al 30/06/2013, debido al cambio en las calificaciones crediticias. Son las matrices MTCC resultantes.
- p) **FORMATO DE MATRIZ DE TRANSICIÓN POR PROVISIONES PRIMER GRUPO:** La Tabla GMT_VER_MTCC_XPROV_1 muestra el formato final de las matrices de transición por provisiones requeridas correspondientes al grupo 1 del año 2003 al 2011, entre el 30/06/2003 al 30/06/2012, debido al cambio en las calificaciones crediticias. Son las matrices MTCC resultantes.
- q) **FORMATO DE MATRIZ DE TRANSICIÓN POR PROVISIONES SEGUNDO GRUPO:** La Tabla GMT_VER_MTCC_XPROV_2 muestra el formato final de las matrices de transición por

provisiones requeridas correspondientes al grupo 2 del año 2012, entre el 30/06/2012 al 30/06/2013, debido al cambio en las calificaciones crediticias. Son las matrices MTCC resultantes.

PASO 2: VERIFICAR CARGA DE DATOS Y PROGRAMAS EN LA

BASE DE DATOS: Efectuar una validación para constatar que las estructuras (tablas), y los datos se cargan de manera íntegra en la tabla GMT_REPOSITORIO.

PASO 3: EFECTUAR EL PROCESAMIENTO DE LAS MATRICES

MTCC: En la herramienta SQL se procede a ejecutar el lote de programas requeridos.

PASO 4: VERIFICAR RESULTADOS:

Se revisa el contenido de la información procesada. Debido a los dos grupos de fechas a evaluarse con fecha de diferenciación agosto de 2012, se establecen dos grupos de matrices. Para la transición por número de operaciones en las tablas: GMT_VER_MATRIZ_TRANSICION_1 (años 2003 al 2011) y GMT_VER_MATRIZ_TRANSICION_2 (año 2012). Para la transición por provisiones requeridas en las tablas: GMT_VER_MTCC_XPROV_1 (años 2003 al 2011) y GMT_VER_MTCC_XPROV_2 (año 2012).

CAPÍTULO IV CASO DE ESTUDIO

4.1.1 ALCANCE

- 1) El modelo será aplicado para evaluar un grupo de entidades financieras catalogadas por la Superintendencia de Bancos y Seguros en el segmento de bancos privados nacionales, empleando información de una base de datos de préstamos que son reportados al organismo de control mediante el Sistema de Operaciones Activas y Contingentes. (SBS, 2011, pág. 1).
- 2) La construcción de las matrices MTCC se utiliza en el análisis de los préstamos de vivienda considerando el criterio de las calificaciones crediticias, que son asignadas por cada banco a los préstamos que mantienen, siguiendo la normativa emitida por el organismo de control, para calificación de activos de riesgo. (SBS, 2011, pág. 1)
- 3) Las matrices de transición de calificación crediticia MTCC se utilizan para estimar las probabilidades de transición de las calificaciones, desde un período de tiempo inicial hasta uno final, considerando un horizonte temporal mínimo de un año, hasta un período de 10 años.

4.1.2 LIMITACIONES

- 1) Las matrices MTCC generadas dependen de la exactitud de las calificaciones crediticias asignadas a cada préstamo, por parte de cada institución financiera que reporta la información a la SBS.
- 2) Para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento basada en las calificaciones crediticias, se determina una morosidad de cada operación, en la que existe una limitación de información disponible, dado que el número de días de mora de cada préstamo no se

encuentra disponible históricamente en el Sistema de operaciones activas y contingentes de la SBS, sino a partir del mes de agosto de 2012, conforme lo muestra el Manual técnico versión 1 y 2. (SBS, 2012, pág. 1). Lo mencionado impide calcular la probabilidad de incumplimiento con una altura de mora exacta de las operaciones de crédito y obliga a usar el criterio de las calificaciones crediticias, con lo que se disminuye la exactitud de cálculo de la probabilidad de incumplimiento.

- 3) El cambio de calificaciones crediticias realizado en agosto de 2012 impide establecer una comparación directa de calificaciones crediticias entre diferentes periodos de tiempo, ya que se cuenta con calificaciones distintas. Hasta agosto del año 2012 se tienen las calificaciones: A, B, C, D, E; mientras que a partir de agosto de 2012 se amplían a: A1; A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E. Para viabilizar una comparación se debe establecer un criterio de homologación de las nuevas calificaciones hacia las anteriores.

4.2 SELECCIÓN DE DATOS HISTÓRICOS

Para construir las matrices de transición de calificación crediticia se requiere de información de préstamos de vivienda correspondientes al sector de la banca privada nacional. Se ha elegido el corte al mes de junio de cada año, por ser un mes común, sin mayores desviaciones como diciembre en el fin de año. Debido a que los préstamos de vivienda se conceden a largos plazos se ha considerado realizar una evaluación de datos históricos anuales comprendidos durante diez años, entre el año 2003 a 2013, con lo que se espera abarcar casos de un ciclo completo de los préstamos,

incluyendo sus fases comunes como: emisión, recaudación, cancelación, para centrarse en la morosidad de pago de los préstamos, un aspecto relevante del riesgo crediticio.

El requerimiento de información específico para la construcción de las matrices MTCC, está sustentado por los manuales del Sistema de operaciones activas y contingentes, consta en el Manual técnico de estructuras de información versión 2.0, actualizado al 7 de noviembre de 2012, que se encuentra en el ANEXO A, y se detalla en la Tabla 4.1. (SBS, 2012, págs. 19-25).

Tabla 4.1 Requerimiento de información para construir matrices MTCC, caso de estudio.

Nro.	CAMPO
1	Fecha de corte
2	Código de institución financiera alterno
3	Nombre de la institución financiera alterno
4	Número de identificación alterno
5	Número de operación alterno
6	Calificación propia
7	Provisión requerida

4.3 APLICACIÓN DEL MODELO DE RIESGO CREDITICIO

Para la construcción del modelo se siguen los pasos del punto 3.2.2 Procedimiento de elaboración del modelo de análisis de riesgo crediticio, efectuando el estudio de un caso particular, conforme se detalla a continuación:

PASO 1 CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC: Se construyen las matrices de transición de calificación crediticia anuales MTCC correspondientes al periodo entre los años 2003 al 2013, correspondientes al sector de bancos privados nacionales de la cartera de créditos de vivienda, basadas en el procedimiento teórico descrito en el punto 2.3.3 Construcción

de matrices de transición de calificación crediticia (MTCC), y el punto práctico 3.2.2.1 Paso 1 Construcción de matrices MTCC, generando las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

PASO 2 GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES

CREDITICIAS: Se elaboran los gráficos de evolución anuales de las calificaciones crediticias iniciales correspondientes a las matrices generadas en el Paso 1, basadas en el procedimiento teórico descrito en el punto 2.3.4 Gráficos de evolución de calificaciones crediticias, y punto práctico 3.2.2.2 Paso 2 Gráficos de evolución de calificaciones crediticias, aplicados en las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

PASO 3 CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC:

Se evalúa el cumplimiento de las propiedades de las matrices MTCC generadas en el Paso 1, conforme se describe en el punto teórico 2.3.5 Propiedades de matrices MTCC, y en el punto práctico 3.2.2.3 Paso 3 Cumplimiento de propiedades de las matrices MTCC, tanto para las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas.

PASO 4 RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC:

Se determina un ordenamiento (ranking) de las matrices MTCC generadas en el Paso 1, a fin de comparar el riesgo crediticio del subsistema bancos privados nacionales en la cartera de vivienda para el período 2003 al 2013, determinando los mejores y peores años del riesgo crediticio, conforme el punto teórico 2.3.6 Ranking de riesgo crediticio con matrices MTCC, y el punto práctico 3.2.2.4 Paso 4 Ranking de riesgo crediticio con matrices MTCC, efectuado para las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

PASO 5 MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERIODO EVALUADO:

Se calcula la matriz MTCC promedio de las matrices generadas en el Paso 1, con el fin de determinar el comportamiento de riesgo crediticio medio del sector bancos privados nacionales en la cartera de vivienda para el período 2003 al 2013, de acuerdo al punto teórico 2.3.7 Matriz MTCC promedio de un período evaluado, y el punto práctico 3.2.2.5 Paso 5 Matriz MTCC promedio de un período evaluado, para las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

PASO 6 PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC: Se estima el comportamiento crediticio de años futuros, aplicando el criterio de Cadenas de Markov con las matrices MTCC generadas en el Paso 1, para lo cual se toma la matriz MTCC del año 2003 y se la proyecta hacia los años 2004 al 2012, considerando como premisa que las condiciones de los préstamos permanecen fijas, principalmente en lo relacionado con las políticas y procedimientos de concesión y recaudación, siguiendo los pasos del punto teórico 2.3.8 Proyección de matrices MTCC, y el punto práctico 3.2.2.6 Paso 6 Proyección de matrices MTCC, aplicado para las transiciones por número de operaciones y por provisiones requeridas.

PASO 7 EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS: Se evalúa el grado de ajuste de la estimación de las matrices MTCC proyectadas en el Paso 6, mediante la comparación de cada una de las probabilidades obtenidas de la matriz proyectada comparándolas con las probabilidades de la matriz MTCC real del año correspondiente, conforme se detalla en el punto teórico 2.3.8 Proyección de matrices MTCC y en el punto práctico 3.2.2.7 Paso 7 Evaluación de grado de ajuste de

matrices MTCC proyectadas, aplicado tanto a las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas.

PASO 8: PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC: Se determina las probabilidades de incumplimiento de cada matriz generada en el Paso 1, basado en el procedimiento teórico descrito en el punto 2.3.9 Probabilidad de incumplimiento crediticio con matrices MTCC, y en el punto práctico 3.2.2.8 Paso 8 Probabilidad de incumplimiento crediticio con matrices MTCC, referido a las transiciones por número de operaciones como por provisiones requeridas.

A continuación se detallan cada uno de los procedimientos aplicados.

4.3.1 PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC

El procedimiento descrito detalla la construcción y los resultados de las matrices MTCC para el sector de bancos privados nacionales, de la cartera de vivienda, durante el período 2003 al 2013, generadas por transición del número de operaciones y por provisiones requeridas, detalladas en los puntos 4.3.1.1 y 4.3.1.2.

Siguiendo los criterios descritos en el punto 3.4 Proceso de automatización del modelo de riesgo crediticio, se plantea construir las matrices MTCC mediante el uso de una base de datos ORACLE de libre distribución como lo constituye la versión Express Edition 11 g. Para aplicarlo se siguen los lineamientos dados del ANEXO B: INSTALACIÓN DE LA BASE DE DATOS ORACLE PARA LA HERRAMIENTA MTCC, y del ANEXO D: PROGRAMAS SQL DE LA BASE DE DATOS ORACLE. La ejecución del procesamiento de los programas SQL, aplica el siguiente algoritmo:

PASO 1: Se insertan los préstamos coincidentes desde el periodo inicial hasta los siguientes períodos de tiempo en la tabla `gmt_repo_coincidente`, de la siguiente manera:

- ✓ El año 2003 inserta en la tabla todas las operaciones que dispone.
- ✓ El año 2004 inserta todas las operaciones del 2004 que persisten desde el 2003, realizando una intersección de créditos considerando que tengan el mismo número de identificación del cliente y el mismo número de operación.
- ✓ El año 2005 inserta todas las operaciones del 2005 que persisten desde el 2004, realizando una intersección de créditos considerando que tengan el mismo número de identificación del cliente y el mismo número de operación.
- ✓ En forma sucesiva se insertan las operaciones anuales hasta llegar al año 2013.

PASO 2: Se insertan los préstamos del periodo inicial en la tabla `gmt_repo_inicial`.

PASO 3: Se insertan los préstamos del periodo final en la tabla `gmt.gmt_repo_final`.

PASO 4: Se insertan los préstamos coincidentes del periodo inicial y periodo final en la tabla `gmt_op_coincidentes`.

PASO 5: Se calcula un resumen de las operaciones coincidentes con cada transición de probabilidades, contando el número de préstamos y la suma de las provisiones requeridas en la tabla `gmt_resumen_op_coincidentes`, actualizando el número de operaciones y las provisiones, en el periodo inicial y final por cada grupo de créditos, desde

una calificación inicial hacia una final en la tabla gmt_resumen_op_coincidentes.

PASO 6: Se inserta la matriz de transición por el número de operaciones en la tabla gmt_matriz_transicion, en la que, la probabilidad se calcula mediante la suma del número de operaciones del periodo final dividido por el número de operaciones del período inicial correspondiente, y colocando cero cuando no se disponga de datos.

PASO 7: Se inserta la matriz de transición por provisiones en la tabla gmt_matriz_transicion_xprov, en la que, la probabilidad se calcula mediante la suma del total de provisiones requeridas del periodo final dividido por el total de provisiones requeridas del período inicial correspondiente, y colocando cero cuando no se disponga de datos.

PASO 8: Para disponer de un formato de matriz de transición, hay que considerar tres casos de acuerdo a la fecha inicial del período evaluado:

- a) Si la fecha inicial es menor al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A, B, C, D, E tanto en el período inicial como en el final.
- b) Si la fecha inicial es igual al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A, B, C, D, E tanto en el período inicial y calificaciones crediticias A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E en el período final.
- c) Si la fecha inicial es posterior al 30/06/2012, se presentan calificaciones crediticias: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E tanto en el período inicial como en el período final.

Un detalle del cálculo de probabilidades realizado para la generación de matrices MTCC con la transición por el número de operaciones y por provisiones requeridas se encuentra en el ANEXO E: Cuadro resumen de operaciones de crédito en los períodos anuales para generar matrices MTCC, del cual provienen las matrices MTCC generadas.

4.3.1.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Se construyen matrices MTCC utilizando como variable principal la transición del número de operaciones entre una calificación inicial y una final. Se determinan dos grupos de matrices debido a un cambio normativo en las calificaciones crediticias: el primero correspondiente a calificaciones crediticias asignadas entre período del 30/06/2003 al 30/06/2012 y el segundo a partir de esta fecha en adelante. Dado que a la fecha de elaboración de este trabajo, solo se dispone de información al 30/06/2013, el segundo grupo está conformado por una sola matriz, correspondiente del 30/06/2012 al 30/06/2013. Las matrices MTCC transición por número de operaciones calculadas se detallan en las Tablas 4.2 a la 4.13:

Tabla 4.2 Matriz MTCC por operaciones año 2003.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2004	A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	100,00%

Tabla 4.3 Matriz MTCC por operaciones año 2004.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2004	30/06/2005	A	97,84%	1,43%	0,24%	0,30%	0,19%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	B	40,86%	21,51%	4,30%	21,51%	11,83%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	C	11,54%	11,54%	7,69%	46,15%	23,08%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	D	10,10%	3,03%	1,01%	17,17%	68,69%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	E	0,47%	0,23%	0,23%	0,47%	98,60%	100,00%

Tabla 4.4 Matriz MTCC por operaciones año 2005.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2005	30/06/2006	A	97,11%	1,75%	0,40%	0,62%	0,11%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	B	22,67%	28,00%	5,33%	34,67%	9,33%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	C	23,08%	7,69%	0,00%	53,85%	15,38%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	D	10,87%	0,00%	6,52%	32,61%	50,00%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	E	1,56%	0,45%	0,22%	0,45%	97,32%	100,00%

Tabla 4.5 Matriz MTCC por operaciones año 2006.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2006	30/06/2007	A	96,80%	2,51%	0,20%	0,36%	0,12%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	B	40,68%	23,73%	6,78%	23,73%	5,08%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	C	17,65%	5,88%	17,65%	35,29%	23,53%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	D	7,50%	0,00%	2,50%	25,00%	65,00%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	E	0,23%	0,23%	0,00%	0,00%	99,53%	100,00%

Tabla 4.6 Matriz MTCC por operaciones año 2007.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2007	30/06/2008	A	98,21%	0,99%	0,26%	0,53%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	B	60,53%	23,68%	2,63%	13,16%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	C	20,00%	0,00%	20,00%	60,00%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	D	18,75%	0,00%	0,00%	31,25%	50,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	E	1,26%	0,00%	0,00%	0,63%	98,11%	100,00%

Tabla 4.7 Matriz MTCC por operaciones año 2008.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2008	30/06/2009	A	96,79%	2,36%	0,38%	0,47%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	B	23,53%	41,18%	5,88%	29,41%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	C	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	D	5,56%	0,00%	0,00%	33,33%	61,11%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.8 Matriz MTCC por operaciones año 2009.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2009	30/06/2010	A	97,54%	2,33%	0,00%	0,12%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	B	25,81%	51,61%	19,35%	3,23%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	C	20,00%	0,00%	0,00%	80,00%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	D	0,00%	0,00%	0,00%	57,14%	42,86%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.9 Matriz MTCC por operaciones año 2010.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2010	30/06/2011	A	97,31%	2,69%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	B	33,33%	36,67%	3,33%	26,67%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	C	0,00%	33,33%	0,00%	66,67%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	D	10,00%	10,00%	0,00%	0,00%	80,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.10 Matriz MTCC por operaciones año 2011.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2011	30/06/2012	A	95,39%	4,03%	0,58%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	B	30,43%	39,13%	4,35%	21,74%	4,35%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	C	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	D	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	50,00%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

En el período 30/06/2012 se encuentra el segundo grupo de calificaciones crediticias A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E, por lo que la matriz MTCC generada, de manera directa no es comparable con el primer grupo, como se aprecia en la Tabla 4.11.

Tabla 4.11 Matriz MTCC por operaciones año 2012 original.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A1	CALIF. FINAL A2	CALIF. FINAL A3	CALIF. FINAL B1	CALIF. FINAL B2	CALIF. FINAL C1	CALIF. FINAL C2	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2012	30/06/2013	A	38,51%	19,97%	30,43%	2,42%	7,69%	0,00%	00/01/1900	00/01/1900	0,1610722	115,13%
30/06/2012	30/06/2013	B	0,06%	0,52%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	00/01/1900	09/01/1900	4,1152132	1313,09%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	00/01/1900	00/01/1900	5,0000611	500,01%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	00/01/1900	00/01/1900	1,838133	183,81%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	00/01/1900	00/01/1900	0,9899016	98,99%

La matriz MTCC del año 2012 no puede compararse con el resto de matrices previamente generadas, dadas las diferencias en las calificaciones crediticias nuevas que se amplían, lo cual motiva la aplicación de un

procedimiento de homologación para poder compararlas. El mecanismo utilizado fue calcular el promedio de las probabilidades correspondientes, a fin de reagrupar las calificaciones A1, A2 y A3 en A, para lo cual se calculó el promedio de las probabilidades respectivas en cada una de las filas de la matriz. Luego para B1, B2 en B, y de manera similar para C1, C2 en C. Las calificaciones D y E permanecen iguales, con lo que se obtuvo la matriz de la Tabla 4.12, en la cual se observa que no se cumple el criterio de Cadenas de Markov, dado que la suma de las probabilidades de las filas de la matriz no es uno o su equivalente del 100%.

Tabla 4.12 Matriz MTCC por operaciones año 2012 reagrupando calificaciones, sin cumplir Cadenas de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2012	30/06/2013	A	31,48%	2,47%	0,00%	0,00%	0,62%	34,57%
30/06/2012	30/06/2013	B	9,52%	0,00%	0,00%	28,57%	42,86%	80,95%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

A fin de disponer de una matriz que cumpla el criterio de Cadenas de Markov, se aplica una distribución de las probabilidades por filas, en la cual a cada probabilidad de una fila de la matriz MTCC, se la divide por el valor de la suma de probabilidades de su fila correspondiente, y el mismo procedimiento se aplica para el resto de filas de la matriz, como se aprecia en la Tabla 4.13.

Tabla 4.13 Matriz MTCC por operaciones año 2012 final.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2012	30/06/2013	A	91,07%	7,14%	0,00%	0,00%	1,79%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	B	11,76%	0,00%	0,00%	35,29%	52,94%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Al revisar las matrices MTCC anuales generadas por transición del número de operaciones desde el año 2003 al 2012, se observa de manera directa el cumplimiento del criterio de cadenas de Markov, es decir sus probabilidades son números positivos y la suma de probabilidades por filas es uno o su equivalente al 100%, por lo que no es necesario realizar ningún ajuste.

4.3.1.3 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se construyen matrices MTCC utilizando como variable principal la transición de provisiones entre una calificación inicial y una final. Se determinan dos grupos de matrices debido a un cambio normativo en las calificaciones crediticias: el primero correspondiente a calificaciones crediticias asignadas entre período del 30/06/2003 al 30/06/2012 y el segundo a partir de esta fecha en adelante. Dado que a la fecha de elaboración de este trabajo solo se dispone de información al 30/06/2013, el segundo grupo está conformado por una sola matriz correspondiente del 30/06/2012 al 30/06/2013. Las matrices MTCC construidas por transición en las provisiones se detallan en las Tablas 4.14.a hasta la 4.25.a. Se destaca en la transición por provisiones, el incumplimiento del criterio de Cadenas de Markov es decir la suma de probabilidades de las filas de la matriz no es 1 o 100%, por lo que fue necesario aplicar un método de distribución de las probabilidades, que se logra dividiendo las probabilidades de las filas por la suma de la fila correspondiente, como se aprecia en las Tablas 4.14.a hasta la 4.25.

Tabla 4.14.a Matriz MTCC por provisiones año 2003, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2004	A	78,47%	4,66%	7,16%	37,66%	13,96%	141,92%
30/06/2003	30/06/2004	B	6,12%	11,29%	24,54%	408,90%	18,37%	469,23%
30/06/2003	30/06/2004	C	0,59%	1,45%	11,78%	139,00%	12,01%	164,83%
30/06/2003	30/06/2004	D	0,04%	0,10%	0,45%	6,74%	155,60%	162,93%
30/06/2003	30/06/2004	E	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%	62,51%	62,54%

Tabla 4.14.b Matriz MTCC por provisiones año 2003, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2004	A	55,30%	3,29%	5,04%	26,54%	9,84%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	B	1,31%	2,41%	5,23%	87,14%	3,92%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	C	0,36%	0,88%	7,14%	84,33%	7,29%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	D	0,02%	0,06%	0,28%	4,14%	95,50%	100,00%
30/06/2003	30/06/2004	E	0,01%	0,02%	0,00%	0,01%	99,95%	100,00%

Tabla 4.15.a Matriz MTCC por provisiones año 2004, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2004	30/06/2005	A	83,20%	8,84%	6,20%	13,76%	15,46%	127,46%
30/06/2004	30/06/2005	B	4,73%	14,85%	2,01%	256,04%	283,14%	560,77%
30/06/2004	30/06/2005	C	0,45%	2,35%	1,80%	138,18%	72,69%	215,48%
30/06/2004	30/06/2005	D	0,08%	0,04%	0,02%	5,56%	128,24%	133,94%
30/06/2004	30/06/2005	E	0,00%	0,00%	0,01%	0,03%	80,23%	80,28%

Tabla 4.15.b Matriz MTCC por provisiones año 2004, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2004	30/06/2005	A	65,27%	6,94%	4,86%	10,79%	12,13%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	B	0,84%	2,65%	0,36%	45,66%	50,49%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	C	0,21%	1,09%	0,84%	64,13%	33,73%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	D	0,06%	0,03%	0,01%	4,15%	95,75%	100,00%
30/06/2004	30/06/2005	E	0,00%	0,00%	0,01%	0,04%	99,94%	100,00%

Tabla 4.16.a Matriz MTCC por provisiones año 2005, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2005	30/06/2006	A	82,82%	5,59%	4,20%	22,67%	0,22%	115,51%
30/06/2005	30/06/2006	B	1,86%	31,08%	25,85%	206,78%	204,45%	470,03%
30/06/2005	30/06/2006	C	0,42%	2,65%	0,00%	162,89%	50,40%	216,36%
30/06/2005	30/06/2006	D	0,07%	0,00%	7,39%	18,36%	40,83%	66,65%
30/06/2005	30/06/2006	E	0,01%	0,01%	0,00%	0,09%	83,13%	83,23%

Tabla 4.16.b Matriz MTCC por provisiones año 2005, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2005	30/06/2006	A	71,70%	4,84%	3,64%	19,63%	0,19%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	B	0,40%	6,61%	5,50%	43,99%	43,50%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	C	0,19%	1,23%	0,00%	75,28%	23,30%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	D	0,11%	0,00%	11,09%	27,54%	61,25%	100,00%
30/06/2005	30/06/2006	E	0,01%	0,01%	0,00%	0,11%	99,88%	100,00%

Tabla 4.17.a Matriz MTCC por provisiones año 2006, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2006	30/06/2007	A	80,70%	11,19%	5,04%	16,87%	1,01%	114,81%
30/06/2006	30/06/2007	B	3,71%	26,38%	33,02%	297,93%	52,77%	413,81%
30/06/2006	30/06/2007	C	0,73%	1,16%	17,31%	27,65%	209,32%	256,17%
30/06/2006	30/06/2007	D	0,12%	0,00%	0,07%	47,48%	97,12%	144,79%
30/06/2006	30/06/2007	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	94,09%	94,09%

Tabla 4.17.b Matriz MTCC por provisiones año 2006, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2006	30/06/2007	A	70,29%	9,75%	4,39%	14,69%	0,88%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	B	0,90%	6,38%	7,98%	72,00%	12,75%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	C	0,28%	0,45%	6,76%	10,79%	81,71%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	D	0,09%	0,00%	0,05%	32,79%	67,07%	100,00%
30/06/2006	30/06/2007	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.18.a Matriz MTCC por provisiones año 2007, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2007	30/06/2008	A	80,06%	4,52%	1,79%	32,19%	0,00%	118,55%
30/06/2007	30/06/2008	B	9,05%	28,08%	0,26%	129,54%	0,00%	166,94%
30/06/2007	30/06/2008	C	2,52%	0,00%	0,14%	87,89%	0,00%	90,56%
30/06/2007	30/06/2008	D	0,21%	0,00%	0,00%	21,45%	45,56%	67,22%
30/06/2007	30/06/2008	E	0,02%	0,00%	0,00%	0,65%	2,54%	3,21%

Tabla 4.18.b Matriz MTCC por provisiones año 2007, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2007	30/06/2008	A	67,53%	3,81%	1,51%	27,15%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	B	5,42%	16,82%	0,16%	77,60%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	C	2,79%	0,00%	0,16%	97,05%	0,00%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	D	0,31%	0,00%	0,00%	31,91%	67,78%	100,00%
30/06/2007	30/06/2008	E	0,57%	0,00%	0,00%	20,25%	79,18%	100,00%

Tabla 4.19.a Matriz MTCC por provisiones año 2008, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2008	30/06/2009	A	76,18%	6,87%	9,33%	22,34%	0,00%	114,71%
30/06/2008	30/06/2009	B	4,70%	27,88%	52,30%	185,73%	0,00%	270,62%
30/06/2008	30/06/2009	C	0,00%	0,00%	0,00%	219,58%	0,00%	219,58%
30/06/2008	30/06/2009	D	0,09%	0,00%	0,00%	19,70%	146,33%	166,12%
30/06/2008	30/06/2009	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,03%	1,03%

Tabla 4.19.b Matriz MTCC por provisiones año 2008, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2008	30/06/2009	A	66,41%	5,98%	8,14%	19,47%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	B	1,74%	10,30%	19,33%	68,63%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	C	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	D	0,06%	0,00%	0,00%	11,86%	88,09%	100,00%
30/06/2008	30/06/2009	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.20.a Matriz MTCC por provisiones año 2009, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2009	30/06/2010	A	84,22%	9,76%	0,00%	0,79%	0,00%	94,77%
30/06/2009	30/06/2010	B	3,94%	47,05%	92,20%	1,97%	0,00%	145,16%
30/06/2009	30/06/2010	C	0,08%	0,00%	0,00%	163,07%	0,00%	163,15%
30/06/2009	30/06/2010	D	0,00%	0,00%	0,00%	71,25%	56,52%	127,77%
30/06/2009	30/06/2010	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	77,54%	77,54%

Tabla 4.20.b Matriz MTCC por provisiones año 2009, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2009	30/06/2010	A	88,87%	10,30%	0,00%	0,84%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	B	2,71%	32,41%	63,52%	1,36%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	C	0,05%	0,00%	0,00%	99,95%	0,00%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	D	0,00%	0,00%	0,00%	55,76%	44,24%	100,00%
30/06/2009	30/06/2010	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.21.a Matriz MTCC por provisiones año 2010, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2010	30/06/2011	A	70,74%	7,97%	0,00%	0,00%	0,00%	78,72%
30/06/2010	30/06/2011	B	3,59%	32,13%	7,42%	330,12%	0,00%	373,26%
30/06/2010	30/06/2011	C	0,00%	2,95%	0,00%	199,18%	0,00%	202,13%
30/06/2010	30/06/2011	D	0,02%	0,06%	0,00%	0,00%	186,56%	186,64%
30/06/2010	30/06/2011	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	94,94%	94,94%

Tabla 4.21.b Matriz MTCC por provisiones año 2010, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2010	30/06/2011	A	89,87%	10,13%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	B	0,96%	8,61%	1,99%	88,44%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	C	0,00%	1,46%	0,00%	98,54%	0,00%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	D	0,01%	0,03%	0,00%	0,00%	99,96%	100,00%
30/06/2010	30/06/2011	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.22.a Matriz MTCC por provisiones año 2011, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2011	30/06/2012	A	64,17%	10,87%	3,26%	0,00%	0,00%	78,30%
30/06/2011	30/06/2012	B	2,92%	31,87%	10,81%	101,51%	41,48%	188,59%
30/06/2011	30/06/2012	C	10,77%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	10,77%
30/06/2011	30/06/2012	D	0,00%	0,00%	0,00%	80,31%	8,76%	89,06%
30/06/2011	30/06/2012	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	70,10%	70,10%

Tabla 4.22.b Matriz MTCC por provisiones año 2011, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2011	30/06/2012	A	81,95%	13,89%	4,16%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	B	1,55%	16,90%	5,73%	53,83%	21,99%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	C	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	D	0,00%	0,00%	0,00%	90,17%	9,83%	100,00%
30/06/2011	30/06/2012	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

A partir del período 30/06/2012 en adelante, se encuentra el segundo grupo de calificaciones crediticias ampliadas: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E, por lo que la matriz MTCC generada de manera directa no es comparable con el primer grupo y además no cumple el criterio de Cadenas de Markov, es decir la suma de filas no es 1 o su equivalente de 100%, como se aprecia en la Tabla 4.23.

Tabla 4.23.a Matriz MTCC por provisiones año 2012 original, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FIN A1	CALIF. FIN A2	CALIF. FIN A3	CALIF. FIN B1	CALIF. FIN B2	CALIF. FIN C1	CALIF. FIN C2	CALIF. FIN D	CALIF. FIN E	SUMA FILA
30/06/2012	30/06/2013	A	38,51%	19,97%	30,43%	2,42%	7,69%	0,00%	0,00%	0,00%	16,11%	115,13%
30/06/2012	30/06/2013	B	0,06%	0,52%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	900,99%	411,52%	1313,09%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	500,01%	500,01%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	183,81%	183,81%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	98,99%	98,99%

El incumplimiento de Cadenas de Markov determina la necesidad de transformar la matriz, por lo que se aplica una distribución de las probabilidades por filas, en la cual, a cada probabilidad de una fila de la matriz MTCC, se la divide por el valor de la suma de probabilidades de su

fila correspondiente. El mismo procedimiento se aplica para el resto de filas de la matriz, como se aprecia en la Tabla 4.23.b.

Tabla 4.23.b Matriz MTCC por provisiones año 2012 original, con Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FIN A1	CALIF. FIN A2	CALIF. FIN A3	CALIF. FIN B1	CALIF. FIN B2	CALIF. FIN C1	CALIF. FIN C2	CALIF. FIN D	CALIF. FIN E	SUMA FILA
30/06/2012	30/06/2013	A	33,45%	17,34%	26,43%	2,10%	6,68%	0,00%	0,00%	0,00%	13,99%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	B	0,00%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	68,62%	31,34%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

El procedimiento de re agrupamiento de calificaciones crediticias se realiza con una homologación que permita compararlas, mediante el cálculo del promedio de las probabilidades correspondientes a cada calificación crediticia del primer grupo, es decir para re agrupar las calificaciones A1; A2, A3 en A, se calculó el promedio de las éstas probabilidades, de la misma manera para B1, B2 en B, y de manera similar para C1, C2 en C. Las calificaciones D y E permanecen iguales. Este criterio se aplica a todas las filas de la matriz, con lo que se obtiene la matriz MTCC por provisiones en la Tabla 4.24 a, en la cual se observa que no cumple el criterio de Cadenas de Markov, dado que la suma de las probabilidades de las filas de la matriz no es uno o su equivalente del 100%.

Tabla 4.24.a Matriz MTCC por provisiones año 2012 reagrupando calificaciones, sin Cadena de Markov.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2012	30/06/2013	A	29,64%	5,06%	0,00%	0,00%	16,11%	50,80%
30/06/2012	30/06/2013	B	0,19%	0,00%	0,00%	900,99%	411,52%	1312,71%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	500,01%	500,01%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	183,81%	183,81%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	98,99%	98,99%

Distribuyendo las probabilidades se observa la matriz MTCC 2012 final, en la Tabla 4.25.

Tabla 4.25 Matriz MTCC por provisiones año 2012 final.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2012	30/06/2013	A	58,34%	9,95%	0,00%	0,00%	31,71%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	B	0,01%	0,00%	0,00%	68,64%	31,35%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
30/06/2012	30/06/2013	E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

4.3.2 PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS

Los gráficos de la evolución de una calificación crediticia de la fecha inicial hasta cada una de las calificaciones crediticias de la fecha final del periodo evaluado 2003 al 2013, se muestran para la transición por número de operaciones y por provisiones requeridas en los puntos 4.3.2.1 y 4.3.2.2.

4.3.2.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Se efectuaron gráficos de la evolución de una calificación inicial en cada una de las calificaciones crediticias, correspondientes al periodo 2003 al 2013, que se muestran en las Figuras 4.2 a 4.6.

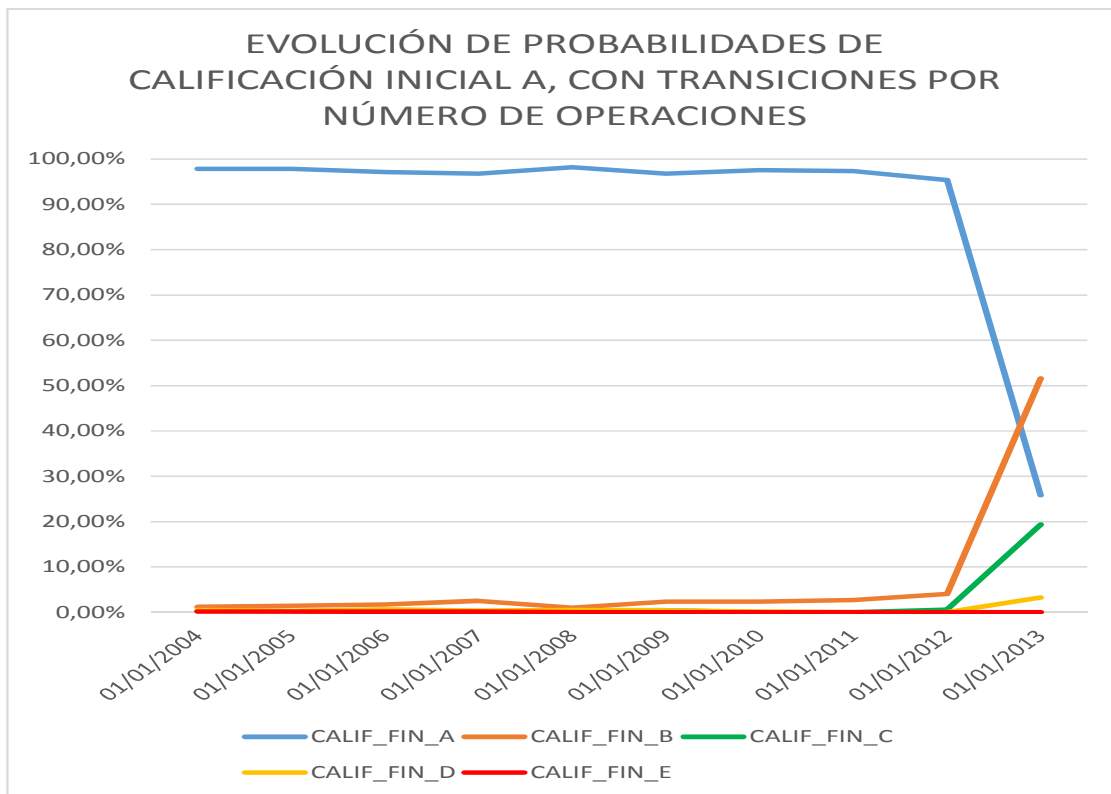


Figura 4.2 Evolución de probabilidades de calificación inicial A, con transiciones por número de operaciones¹¹.

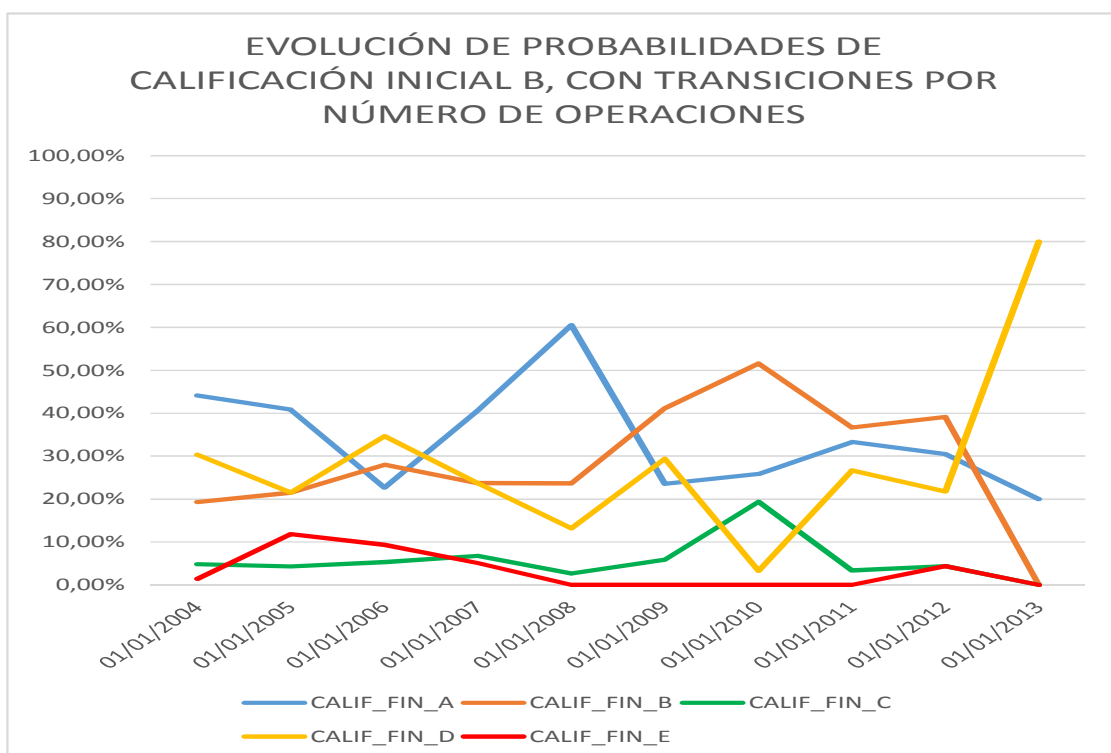


Figura 4.3 Evolución de probabilidades de calificación inicial B, con transiciones por número de operaciones¹².

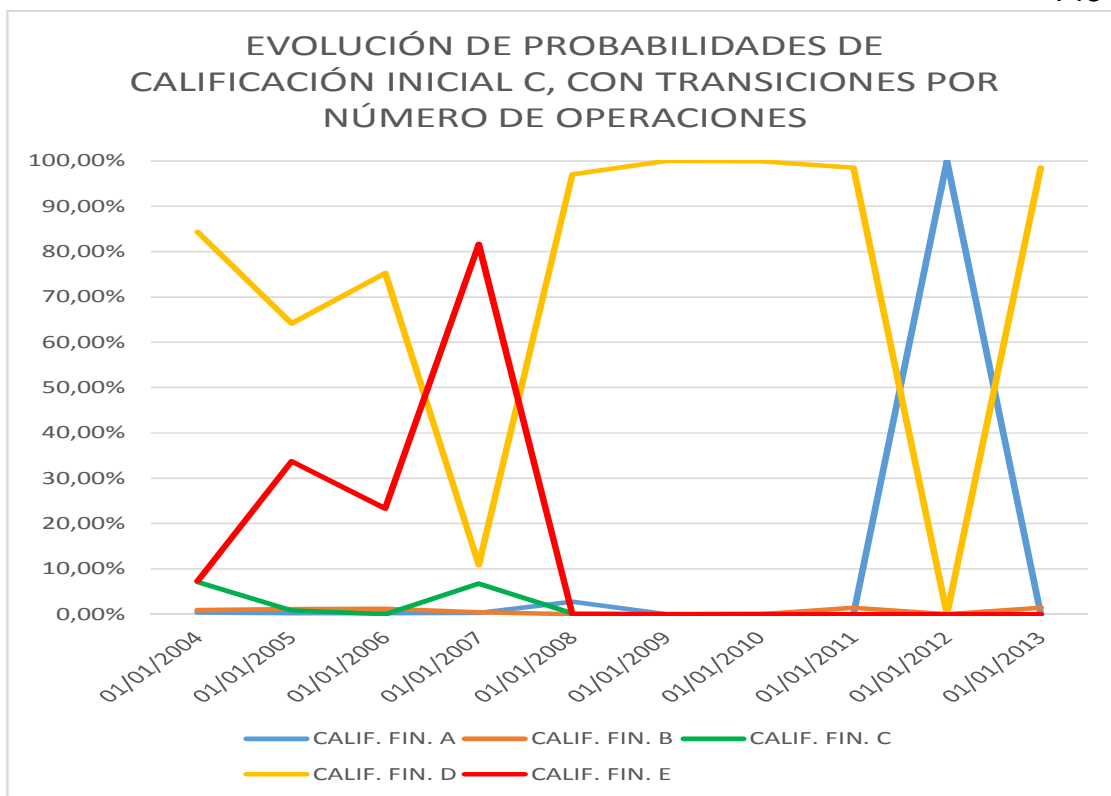


Figura 4.4 Evolución de probabilidades de calificación inicial C, con transiciones por número de operaciones¹³.

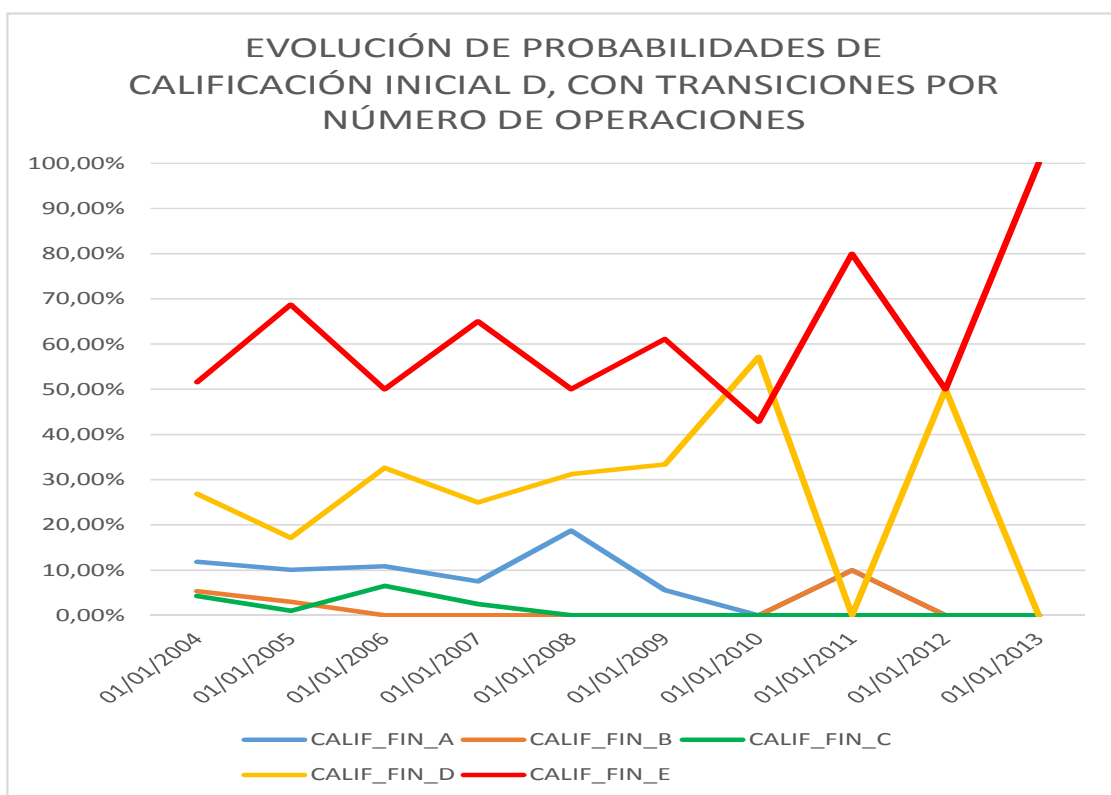


Figura 4.5 Evolución de probabilidades de calificación inicial D, con transiciones por número de operaciones¹⁴.

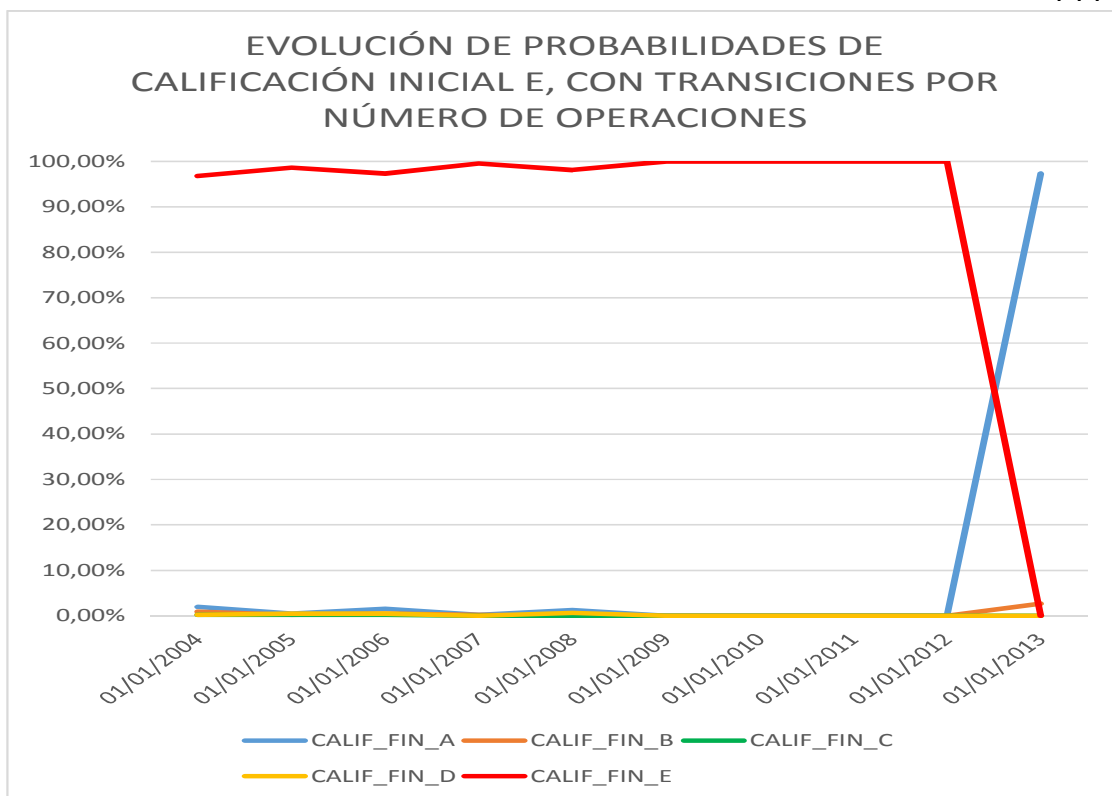


Figura 4.6 Evolución de probabilidades de calificación inicial E, con transiciones por número de operaciones¹⁵.

4.3.2.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se efectuaron gráficos de la evolución de una calificación inicial en cada una de las calificaciones crediticias correspondientes al periodo 2003 al 2013, que se muestran en las Figuras 4.7 a 4.11.

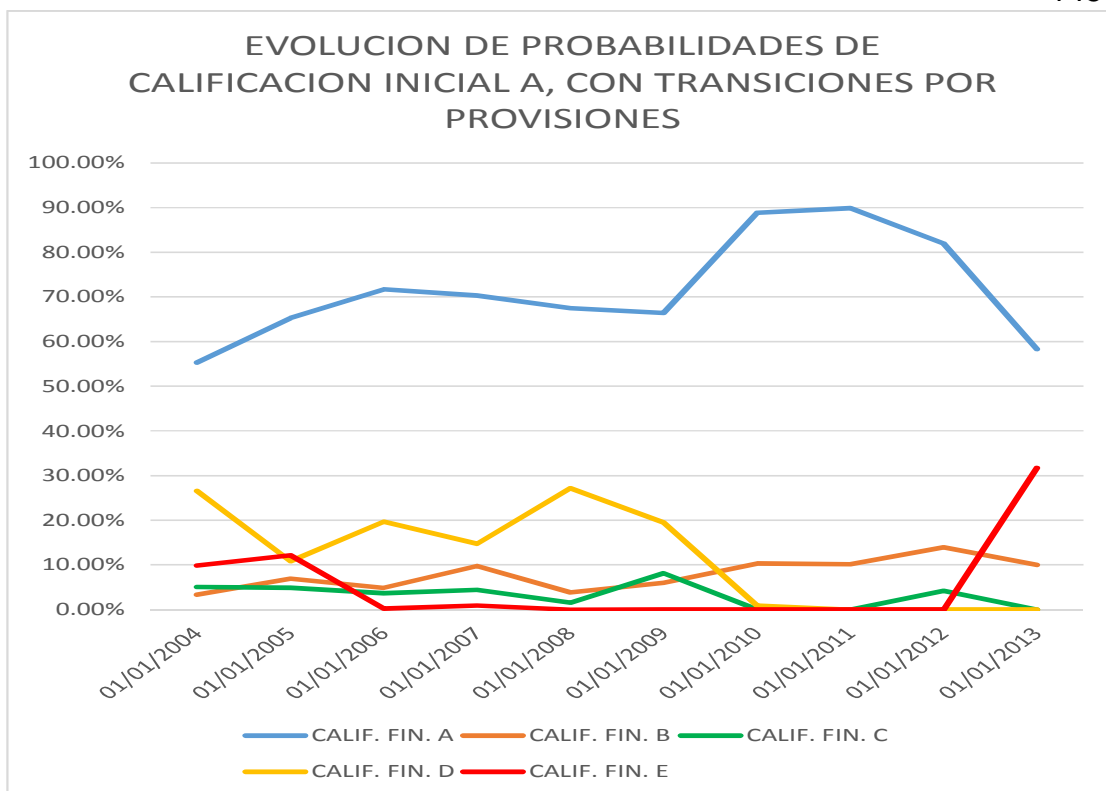


Figura 4.7 Evolución de probabilidades de calificación inicial A, con transiciones por provisiones¹⁶.

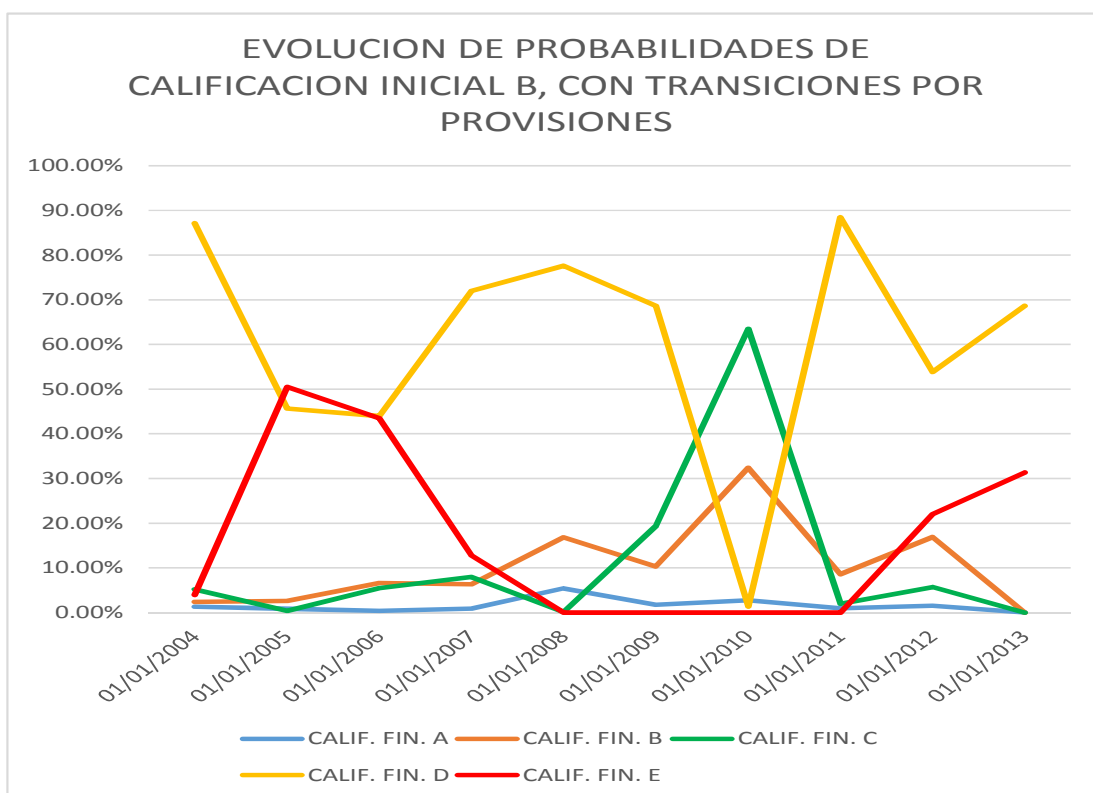


Figura 4.8 Evolución de probabilidades de calificación inicial B, con transiciones por provisiones¹⁷.

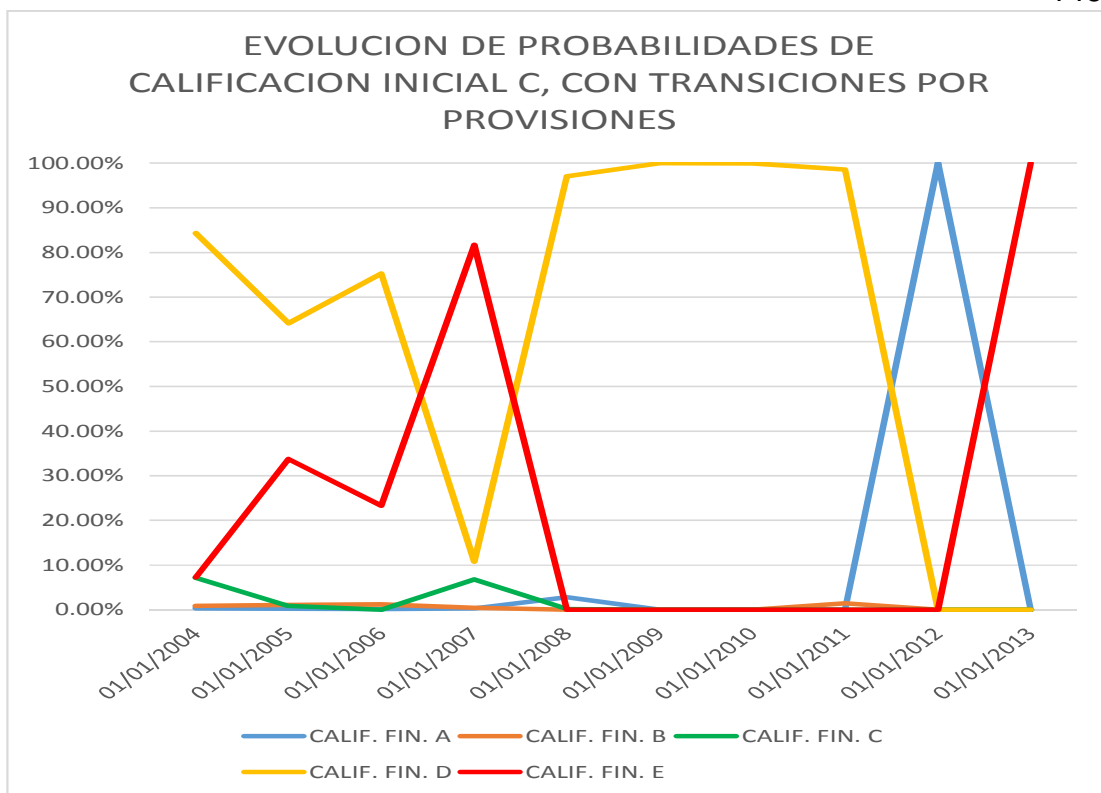


Figura 4.9 Evolución de probabilidades de calificación inicial C, con transiciones por provisiones¹⁸.

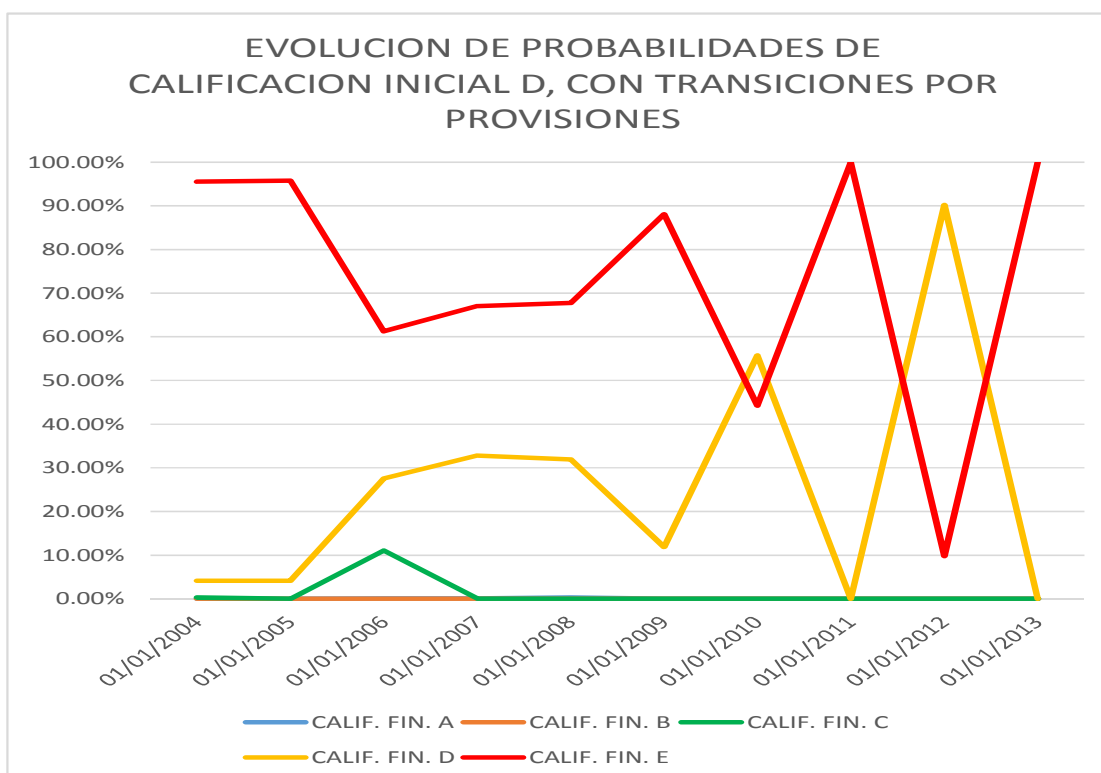


Figura 4.10 Evolución de probabilidades de calificación inicial D, con transiciones por provisiones¹⁹.

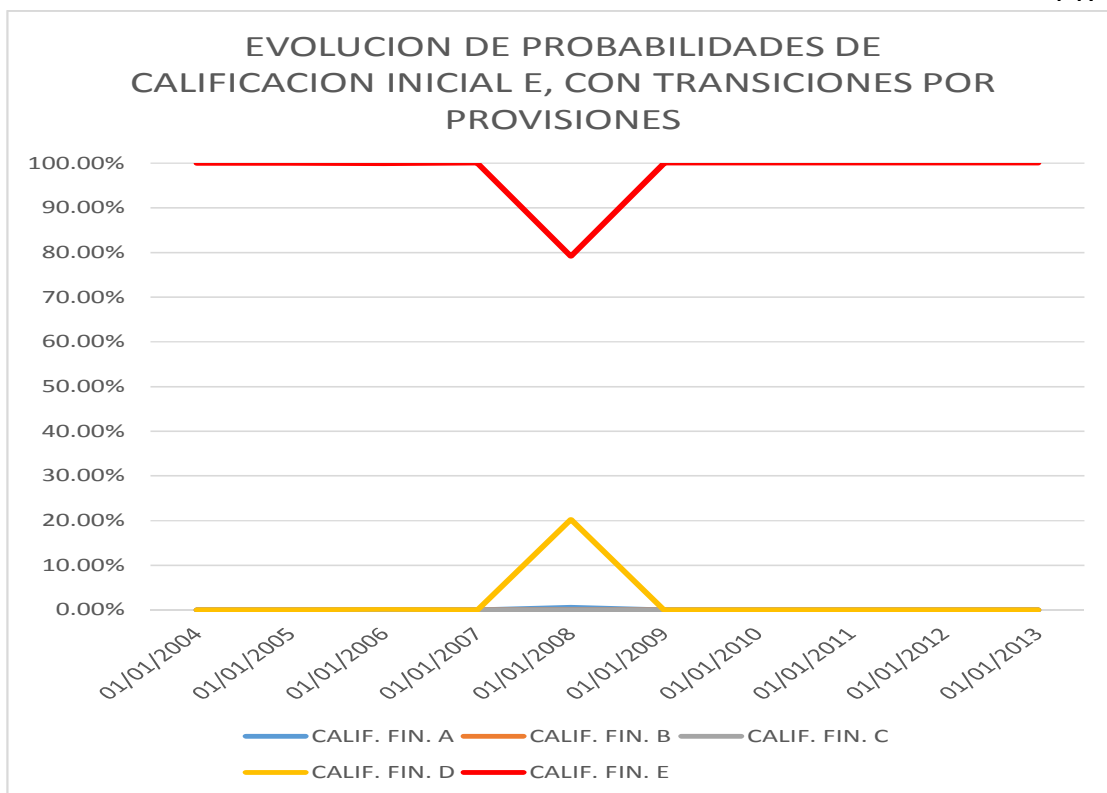


Figura 4.11 Evolución de probabilidades de calificación inicial E, con transiciones por provisiones²⁰.

4.3.3 PASO 3 – CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC

El resumen anual de cumplimiento de las propiedades de las matrices MTCC efectuadas tanto por transición en el número de operaciones, como por transición en las provisiones, se detallan en los puntos 4.3.3.1 y 4.3.3.2.

4.3.3.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Considerando las diez matrices MTCC generadas por transición del número de operaciones para los años 2003 al 2013, se presenta el resumen de cumplimiento anual de las propiedades de las matrices en la Tabla 4.26.

Tabla 4.26 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por transición de operaciones.

AÑO/ CUMPLE	Propiedad 1	Propiedad 2	Propiedad 3	Propiedad 4	Propiedad 5
2003	SI	SI	NO	SI	SI
2004	SI	SI	NO	SI	SI
2005	SI	SI	NO	NO	SI
2006	SI	SI	NO	NO	SI
2007	NO	NO	NO	SI	SI
2008	NO	NO	NO	NO	SI
2009	NO	NO	NO	SI	SI
2010	NO	NO	NO	NO	SI
2011	NO	NO	NO	NO	NO
2012	NO	SI	NO	SI	NO

4.3.3.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Al revisar las diez matrices MTCC generadas por transición de provisiones, para los años 2003 al 2013, se determina la Tabla 4.27 un resumen del cumplimiento anual de las propiedades de las matrices MTCC.

Tabla 4.27 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por transición de provisiones.

AÑO/ CUMPLE	Propiedad 1	Propiedad 2	Propiedad 3	Propiedad 4	Propiedad 5
2003	NO	SI	NO	SI	NO
2004	NO	SI	NO	SI	NO
2005	NO	SI	NO	SI	NO
2006	NO	SI	NO	SI	NO
2007	SI	NO	NO	NO	SI
2008	SI	NO	NO	NO	SI
2009	SI	NO	NO	SI	SI
2010	SI	NO	NO	SI	SI
2011	NO	NO	NO	NO	NO
2012	NO	SI	NO	SI	NO

4.3.4 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

El cálculo del ranking para la transición por número de operaciones y por provisiones de cada matriz generada en el punto 4.3.3 determina un valor de riesgo por cada matriz, que permite establecer un ordenamiento parametrizable, que mediante parámetros de pesos permite ponderar las

matrices MTCC para determinar los periodos con mayor o menor riesgo crediticio. El ranking para cada tipo de transición consta en los puntos: 4.3.4.1 y 4.3.4.2.

4.3.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Los resultados de la evaluación del ranking anual efectuado con las matrices de transición de calificación crediticia por transición del número de operaciones, se detalla en las Tablas 4.28 a 4.31.

Tabla 4.28 Ranking MTCC por número de operaciones, años 2003-2007.

CALIFICACION	PESOS 2003	PESOS 2004	PESOS 2005	PESOS 2006	PESOS 2007
A	0,074913153	0,074894109	0,076068497	0,076575077	0,074302271
B	0,148875562	0,151706405	0,178550725	0,147752395	0,104691076
C	0,236111111	0,277777778	0,275641026	0,251633987	0,255555556
D	0,324234905	0,386169386	0,320234114	0,375000000	0,319711538
E	0,247966377	0,249125874	0,248325893	0,249708625	0,248820755
Total ranking	1,032101109	1,139673552	1,098820254	1,100670083	1,003081195

Tabla 4.29 Ranking MTCC por número de operaciones, años 2008-2012.
Fuente: Autores.

CALIFICACION	PESOS 2008	PESOS 2009	PESOS 2010	PESOS 2011	PESOS 2012
A	0,076588426	0,075377325	0,075756604	0,078839028	0,085778061
B	0,150895141	0,125525947	0,138405797	0,139886578	0,257033248
C	0,361111111	0,305555556	0,268518519	0,083333333	0,361111111
D	0,363247863	0,302197802	0,423076923	0,326923077	0,500000000
E	0,250000000	0,250000000	0,250000000	0,250000000	0,250000000
Total ranking	1,201842541	1,05865663	1,155757843	0,878982017	1,45392242

Tabla 4.30 Ranking MTCC anual por número de operaciones.

Años	RANKING
2003	1,032101109
2004	1,139673552
2005	1,098820254
2006	1,100670083
2007	1,003081195
2008	1,201842541
2009	1,05865663
2010	1,155757843
2011	0,878982017
2012	1,453922420

Los resultados del ranking ordenado de menor a mayor riesgo crediticio, determinan los mejores hacia los peores años evaluados en cuanto al riesgo crediticio de la cartera de vivienda del sector de bancos privados nacionales, durante el período 2003 a 2012, en la Tabla 4.31.

Tabla 4.31 Ranking MTCC final por número de operaciones, ordenado por riesgo crediticio creciente.

Años	RANKING	POSICION
2011	0,878982017	1
2007	1,003081195	2
2003	1,032101109	3
2009	1,058656630	4
2005	1,098820254	5
2006	1,100670083	6
2004	1,139673552	7
2010	1,155757843	8
2008	1,201842541	9
2012	1,453922420	10

4.3.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Los resultados de la evaluación del ranking anual efectuado en las matrices de transición de provisiones, se muestra en las Tablas 4.32 a 4.35:

Tabla 4.32 Ranking MTCC por transición de provisiones, años 2003-2007.

CALIFICACION	PESOS 2003	PESOS 2004	PESOS 2005	PESOS 2006	PESOS 2007
A	0,143275746	0,127237606	0,116909099	0,119176646	0,123616827
B	0,275064017	0,275595143	0,268809242	0,268184053	0,237907534
C	0,339810571	0,355410042	0,357165562	0,342169575	0,352968557
D	0,484286941	0,485237020	0,361569943	0,385970505	0,388334629
E	0,249971405	0,249964998	0,249922137	0,249999433	0,236987879
Total ranking	1,49240868	1,493444808	1,354375983	1,365500212	1,339815426

Tabla 4.33 Ranking MTCC por transición de provisiones, años 2008-2012.

CALIFICACION	PESOS 2008	PESOS 2009	PESOS 2010	PESOS 2011	PESOS 2012
A	0,125415915	0,089319225	0,087708107	0,100434787	0,138379124
B	0,25867366	0,213298674	0,263678595	0,24618124	0,282576681
C	0,361111111	0,360974929	0,357056189	0,083333333	0,361111111
D	0,458734708	0,306970733	0,499842895	0,187881554	0,500000000
E	0,250000000	0,250000000	0,250000000	0,250000000	0,250000000
Total ranking	1,453935394	1,220563561	1,458285786	0,867830913	1,532066917

Al agrupar los resultados anuales del ranking de matrices MTCC generadas por transición de provisiones, se determina la Tabla 4.34.

Tabla 4.34 Ranking MTCC anual por transición de provisiones.

Años	RANKING
2003	1,492408680
2004	1,493444808
2005	1,354375983
2006	1,365500212
2007	1,339815426
2008	1,453935394
2009	1,220563561
2010	1,458285786
2011	0,867830913
2012	1,532066917

A fin de determinar el mejor y peor año respecto al riesgo crediticio se ordena el ranking en forma ascendente, con lo que se emite el ranking final en la Tabla 4.35.

Tabla 4.35 Ranking MTCC anual por transición de provisiones final, ordenado por riesgo crediticio creciente.

Años	RANKING	POSICION
2011	0,867830913	1
2009	1,220563561	2
2007	1,339815426	3
2005	1,354375983	4
2006	1,365500212	5
2008	1,453935394	6
2010	1,458285786	7
2003	1,492408680	8
2004	1,493444808	9
2012	1,532066917	10

4.3.5 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERÍODO EVALUADO

La matriz MTCC promedio del período comprendido entre los años 2003 a 2013, en el mes de junio, considera dos grupos de calificación crediticia: el primero desde junio del 2003 hasta junio de 2012 y el segundo grupo corresponde al período junio 2012 a junio 2013, que no son comparables directamente dada la ampliación de calificaciones crediticias surgida en agosto de 2012. Para establecer un criterio de comparación común, es necesario efectuar un procedimiento de homologación de las calificaciones crediticias, re agrupando las calificaciones del año 2012 mediante un promedio y aplicar el criterio de Cadenas de Markov. Las matrices MTCC promedio para cada tipo de transición, constan en los puntos 4.3.5.1 y 4.3.5.2.

4.3.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

La matriz MTCC con transición por número de operaciones promedio del período 2003 – 2013 se muestra en la Tabla 4.36.

Tabla 4.36 Matriz MTCC promedio anual transición por número de operaciones, período 2003-2013.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2013	A	96,59%	2,64%	0,24%	0,29%	0,24%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	B	33,37%	28,48%	5,68%	23,97%	8,49%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	C	21,93%	6,89%	5,37%	49,20%	16,62%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	D	7,46%	1,84%	1,43%	27,34%	61,93%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	E	0,55%	0,18%	0,07%	0,18%	99,03%	100,00%

4.3.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

La matriz MTCC con transición por provisiones requeridas promedio del período 2003 – 2013 final se muestra en la Tabla 4.37.

Tabla 4.37 Matriz MTCC promedio anual transición por provisiones, período 2003-2013.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2013	A	71,55%	7,89%	3,17%	11,91%	5,48%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	B	1,58%	10,31%	10,98%	60,73%	16,40%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	C	10,39%	0,51%	1,49%	63,01%	24,60%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	D	0,07%	0,01%	1,14%	25,83%	72,95%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	E	0,06%	0,00%	0,00%	2,04%	97,90%	100,00%

4.3.6 PASO 6 – PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC

La proyección de matrices MTCC permite conocer las transiciones de probabilidades en períodos futuros, aplicando el criterio de Cadenas de Markov, detallado en el punto 2.3.5 Estimación de matrices MTCC en períodos futuros, tanto en la transición por número de operaciones como en la transición por provisiones detallada en los puntos 4.3.6.1 y 4.3.6.2.

4.3.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Siguiendo el criterio de transición por número de operaciones, se parte de la matriz MTCC año 2003 y se la multiplica por sí misma, para obtener la matriz MTCC proyectada año 2004, conforme las Tablas 4.38 a la 4.46.

Tabla 4.38 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2004.
 $MTCC \text{ Proyectada } 2004 = MTCC \text{ } 2003 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	96,38%	1,44%	0,42%	1,16%	0,60%	100,00%
B	56,63%	6,39%	2,79%	16,66%	17,53%	100,00%
C	39,35%	5,92%	3,44%	20,92%	30,37%	100,00%
D	19,30%	3,52%	1,92%	11,18%	64,08%	100,00%
E	4,27%	1,06%	0,29%	0,65%	93,73%	100,00%

Tabla 4.39 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2005.
 $MTCC \text{ Proyectada } 2005 = MTCC \text{ proyectada } 2004 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	95,19%	1,52%	0,47%	1,46%	1,37%	100,00%
B	61,29%	3,24%	1,48%	8,14%	25,85%	100,00%
C	45,11%	3,35%	1,67%	9,41%	40,46%	100,00%
D	23,53%	2,26%	1,01%	5,27%	67,92%	100,00%
E	6,63%	1,13%	0,32%	0,87%	91,05%	100,00%

Tabla 4.40 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2006.
 $MTCC \text{ Proyectada } 2006 = MTCC \text{ proyectada } 2005 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	94,12%	1,55%	0,49%	1,58%	2,26%	100,00%
B	63,26%	2,16%	0,88%	4,28%	29,42%	100,00%
C	47,96%	2,21%	0,94%	4,70%	44,19%	100,00%
D	26,24%	1,69%	0,64%	2,88%	68,55%	100,00%
E	8,95%	1,17%	0,34%	0,97%	88,58%	100,00%

Tabla 4.41 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2007.
 MTCC Proyectada 2007 = MTCC proyectada 2006 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	93,13%	1,56%	0,49%	1,63%	3,19%	100,00%
B	64,16%	1,74%	0,63%	2,64%	30,83%	100,00%
C	49,57%	1,72%	0,64%	2,75%	45,32%	100,00%
D	28,27%	1,45%	0,49%	1,89%	67,89%	100,00%
E	11,21%	1,19%	0,35%	1,02%	86,24%	100,00%

Tabla 4.42 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2008.
 MTCC Proyectada 2008 = MTCC proyectada 2007 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	92,19%	1,56%	0,49%	1,64%	4,12%	100,00%
B	64,62%	1,56%	0,52%	1,95%	31,34%	100,00%
C	50,64%	1,52%	0,51%	1,93%	45,39%	100,00%
D	29,98%	1,35%	0,43%	1,49%	66,75%	100,00%
E	13,39%	1,20%	0,35%	1,05%	84,01%	100,00%

Tabla 4.43 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2009.
 MTCC Proyectada 2009 = MTCC proyectada 2008 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	91,28%	1,56%	0,49%	1,65%	5,02%	100,00%
B	64,89%	1,49%	0,48%	1,66%	31,47%	100,00%
C	51,47%	1,44%	0,46%	1,60%	45,04%	100,00%
D	31,52%	1,32%	0,41%	1,33%	65,43%	100,00%
E	15,49%	1,21%	0,36%	1,08%	81,87%	100,00%

Tabla 4.44 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2010.
 MTCC Proyectada 2010 = MTCC proyectada 2009 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	90,42%	1,56%	0,49%	1,64%	5,89%	100,00%
B	65,09%	1,46%	0,46%	1,54%	31,45%	100,00%
C	52,18%	1,41%	0,44%	1,46%	44,51%	100,00%
D	32,97%	1,31%	0,40%	1,26%	64,07%	100,00%
E	17,51%	1,22%	0,36%	1,09%	79,82%	100,00%

Tabla 4.45 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2011.
 $MTCC \text{ Proyectada } 2011 = MTCC \text{ proyectada } 2010 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	89,59%	1,55%	0,49%	1,64%	6,73%	100,00%
B	65,24%	1,45%	0,45%	1,49%	31,36%	100,00%
C	52,83%	1,39%	0,43%	1,41%	43,94%	100,00%
D	34,34%	1,30%	0,40%	1,24%	62,72%	100,00%
E	19,45%	1,23%	0,37%	1,11%	77,84%	100,00%

Tabla 4.46 Matriz MTCC por número de operaciones, proyectada año 2012.
 $MTCC \text{ Proyectada } 2012 = MTCC \text{ proyectada } 2011 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	88,79%	1,55%	0,49%	1,63%	7,54%	100,00%
B	65,38%	1,45%	0,45%	1,47%	31,25%	100,00%
C	53,44%	1,39%	0,43%	1,38%	43,35%	100,00%
D	35,65%	1,31%	0,40%	1,24%	61,41%	100,00%
E	21,32%	1,24%	0,37%	1,12%	75,94%	100,00%

4.3.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Se parte de la matriz MTCC año 2003 construida por transición de provisiones requeridas y se la multiplica por sí misma, para obtener la matriz MTCC proyectada año 2004, conforme el procedimiento del punto 4.3.6.1. Los resultados se muestran en las Tablas 4.47 a 4.55.

Tabla 4.47 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2004. $MTCC \text{ Proyectada } 2004 = MTCC \text{ } 2003 * MTCC \text{ } 2003.$

Proy MTCC 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	30,64%	1,96%	3,39%	22,89%	41,11%	100,00%
B	0,79%	0,20%	0,81%	10,46%	87,74%	100,00%
C	0,26%	0,15%	0,81%	10,38%	88,41%	100,00%
D	0,03%	0,03%	0,04%	0,47%	99,43%	100,00%
E	0,02%	0,02%	0,00%	0,03%	99,92%	100,00%

Tabla 4.48 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2005. MTCC Proyectada 2005 = MTCC Proyectada 2004 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	16,99%	1,11%	1,95%	13,65%	66,29%	100,00%
B	0,46%	0,06%	0,14%	1,51%	97,83%	100,00%
C	0,16%	0,04%	0,11%	1,32%	98,37%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,09%	99,85%	100,00%
E	0,02%	0,02%	0,01%	0,04%	99,91%	100,00%

Tabla 4.49 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2006. MTCC Proyectada 2006 = MTCC Proyectada 2005 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	9,43%	0,62%	1,09%	7,69%	81,16%	100,00%
B	0,27%	0,04%	0,04%	0,37%	99,29%	100,00%
C	0,10%	0,03%	0,02%	0,24%	99,61%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,05%	99,89%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,91%	100,00%

Tabla 4.50 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2007. MTCC Proyectada 2007 = MTCC Proyectada 2006 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	5,24%	0,35%	0,61%	4,30%	89,50%	100,00%
B	0,16%	0,03%	0,02%	0,17%	99,62%	100,00%
C	0,07%	0,02%	0,01%	0,09%	99,80%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

Tabla 4.51 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2008. MTCC Proyectada 2008 = MTCC Proyectada 2007 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	2,92%	0,21%	0,34%	2,40%	94,14%	100,00%
B	0,10%	0,03%	0,01%	0,10%	99,75%	100,00%
C	0,05%	0,02%	0,01%	0,06%	99,85%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

Tabla 4.52 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2009. MTCC Proyectada 2009 = MTCC Proyectada 2008 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	1,63%	0,12%	0,19%	1,35%	96,71%	100,00%
B	0,07%	0,02%	0,01%	0,08%	99,82%	100,00%
C	0,04%	0,02%	0,01%	0,05%	99,88%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

Tabla 4.53 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2010. MTCC Proyectada 2010 = MTCC Proyectada 2009 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	0,92%	0,08%	0,11%	0,77%	98,13%	100,00%
B	0,05%	0,02%	0,01%	0,06%	99,86%	100,00%
C	0,04%	0,02%	0,01%	0,05%	99,89%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

Tabla 4.54 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2011. MTCC Proyectada 2011 = MTCC Proyectada 2010 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	0,52%	0,05%	0,06%	0,44%	98,92%	100,00%
B	0,04%	0,02%	0,01%	0,05%	99,88%	100,00%
C	0,03%	0,02%	0,01%	0,05%	99,89%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

Tabla 4.55 Matriz MTCC por provisiones, proyectada año 2012. MTCC Proyectada 2012 = MTCC Proyectada 2011 * MTCC 2003.

Proy MTCC 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	0,30%	0,04%	0,04%	0,27%	99,36%	100,00%
B	0,04%	0,02%	0,01%	0,05%	99,89%	100,00%
C	0,03%	0,02%	0,01%	0,05%	99,90%	100,00%
D	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%
E	0,03%	0,02%	0,01%	0,04%	99,90%	100,00%

4.3.7 PASO 7 - EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS

A fin de evaluar el grado de ajuste en la estimación de matrices MTCC proyectadas, se han obtenido matrices compuestas por la diferencia de probabilidades entre la matriz MTCC real y su correspondiente matriz proyectada. Un buen grado de ajuste se obtendría al disponer de diferencias mínimas entre ambas matrices. Las matrices se calculan para la transición por número de operaciones como por provisiones requeridas en los puntos 4.3.7.1 y 4.3.7.2.

4.3.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Los resultados constan en las Tablas 4.56 a la Tabla 4.64.c

Tabla 4.56 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2004, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	1,46%	-0,01%	-0,19%	-0,86%	-0,41%	0,00%
B	-15,77%	15,11%	1,52%	4,84%	-5,70%	0,00%
C	-27,81%	5,62%	4,25%	25,24%	-7,29%	0,00%
D	-9,20%	-0,49%	-0,91%	5,99%	4,61%	0,00%
E	-3,80%	-0,83%	-0,05%	-0,18%	4,87%	0,00%

Tabla 4.57 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2005, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	1,92%	0,23%	-0,07%	-0,83%	-1,25%	0,00%
B	-38,62%	24,76%	3,85%	26,53%	-16,52%	0,00%
C	-22,03%	4,34%	-1,67%	44,44%	-25,08%	0,00%
D	-12,66%	-2,26%	5,51%	27,33%	-17,92%	0,00%
E	-5,06%	-0,69%	-0,10%	-0,42%	6,27%	0,00%

Tabla 4.58 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2006, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	2,68%	0,96%	-0,28%	-1,22%	-2,14%	0,00%
B	-22,58%	21,57%	5,90%	19,45%	-24,33%	0,00%
C	-30,32%	3,67%	16,71%	30,59%	-20,66%	0,00%
D	-18,74%	-1,69%	1,86%	22,12%	-3,55%	0,00%
E	-8,72%	-0,93%	-0,34%	-0,97%	10,96%	0,00%

Tabla 4.59 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2007, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	5,08%	-0,57%	-0,23%	-1,10%	-3,19%	0,00%
B	-3,63%	21,95%	2,00%	10,52%	-30,83%	0,00%
C	-29,57%	-1,72%	19,36%	57,25%	-45,32%	0,00%
D	-9,52%	-1,45%	-0,49%	29,36%	-17,89%	0,00%
E	-9,95%	-1,19%	-0,35%	-0,39%	11,87%	0,00%

Tabla 4.60 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2008, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	4,60%	0,80%	-0,12%	-1,17%	-4,12%	0,00%
B	-41,09%	39,61%	5,36%	27,46%	-31,34%	0,00%
C	-50,64%	-1,52%	-0,51%	98,07%	-45,39%	0,00%
D	-24,42%	-1,35%	-0,43%	31,84%	-5,63%	0,00%
E	-13,39%	-1,20%	-0,35%	-1,05%	15,99%	0,00%

Tabla 4.61 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2009, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	6,26%	0,77%	-0,49%	-1,52%	-5,02%	0,00%
B	-39,09%	50,12%	18,87%	1,56%	-31,47%	0,00%
C	-31,47%	-1,44%	-0,46%	78,40%	-45,04%	0,00%
D	-31,52%	-1,32%	-0,41%	55,82%	-22,57%	0,00%
E	-15,49%	-1,21%	-0,36%	-1,08%	18,13%	0,00%

Tabla 4.62 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2010, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	6,89%	1,14%	-0,49%	-1,64%	-5,89%	0,00%
B	-31,75%	35,20%	2,87%	25,12%	-31,45%	0,00%
C	-52,18%	31,93%	-0,44%	65,21%	-44,51%	0,00%
D	-22,97%	8,69%	-0,40%	-1,26%	15,93%	0,00%
E	-17,51%	-1,22%	-0,36%	-1,09%	20,18%	0,00%

Tabla 4.63 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2011, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	5,80%	2,48%	0,08%	-1,64%	-6,73%	0,00%
B	-34,81%	37,68%	3,89%	20,25%	-27,01%	0,00%
C	47,17%	-1,39%	-0,43%	-1,41%	-43,94%	0,00%
D	-34,34%	-1,30%	-0,40%	48,76%	-12,72%	0,00%
E	-19,45%	-1,23%	-0,37%	-1,11%	22,16%	0,00%

Tabla 4.64.a Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2012, por operaciones.

Dif. Proy. MTCC 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	2,28%	5,59%	-0,49%	-1,63%	-5,75%	0,00%
B	-53,61%	-1,45%	-0,45%	33,82%	21,69%	0,00%
C	-53,44%	-1,39%	-0,43%	-1,38%	56,65%	0,00%
D	-35,65%	-1,31%	-0,40%	-1,24%	38,59%	0,00%
E	-21,32%	-1,24%	-0,37%	-1,12%	24,06%	0,00%

A fin de comparar los resultados obtenidos de las matrices anuales de diferencias de probabilidad real menos la probabilidad proyectada, se utiliza la desviación estándar, como una medida de dispersión de los valores calculados respecto al valor promedio, para establecer una medida de volatilidad de las diferencias de probabilidades. Los resultados aplicando la desviación estándar a las matrices MTCC proyectadas, se obtienen utilizando la herramienta MS Excel con la aplicación de la función DESVEST y se muestran en la Tabla 4.64.b.

Tabla 4.64.b Desviación estándar de matrices de diferencias proyectadas y reales, por operaciones.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR
2004	9,65%
2005	17,73%
2006	15,31%
2007	20,10%
2008	29,85%
2009	28,73%
2010	25,42%
2011	22,94%
2012	24,52%

Cada matriz de diferencias de probabilidades se dispone de un valor correspondiente de desviación estándar. Completo el cálculo de todas las matrices, luego se aplica un ordenamiento creciente para determinar los años de mejor a peor grado de ajuste obtenido en la proyección efectuada, considerando la volatilidad de las diferencias de probabilidades reales menos proyectadas, respecto al valor de su promedio. Los resultados se presentan en la Tabla 4.64.c.

Tabla 4.64 c Grado de ajuste en proyección de matrices 2003-2013 con riesgo creciente, transición por operaciones.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR	POSICION
2004	9,65%	1
2006	15,31%	2
2005	17,73%	3
2007	20,10%	4
2011	22,94%	5
2012	24,52%	6
2010	25,42%	7
2009	28,73%	8
2008	29,85%	9

4.3.7.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Los resultados constan en las Tablas 4.65 a 4.73.c.

Tabla 4.65 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2004, por provisiones.

Diff MTCC 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	34,63%	4,98%	1,47%	-12,10%	-28,98%	0,00%
B	0,05%	2,45%	-0,45%	35,20%	-37,25%	0,00%
C	-0,05%	0,94%	0,03%	53,75%	-54,68%	0,00%
D	0,03%	0,01%	-0,03%	3,67%	-3,69%	0,00%
E	-0,02%	-0,02%	0,01%	0,01%	0,02%	0,00%

Tabla 4.66 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2005, por provisiones.

Diff MTCC 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	54,71%	3,74%	1,68%	5,98%	-66,10%	0,00%
B	-0,06%	6,55%	5,36%	42,48%	-54,34%	0,00%
C	0,03%	1,18%	-0,11%	73,97%	-75,07%	0,00%
D	0,08%	-0,02%	11,08%	27,45%	-38,59%	0,00%
E	-0,02%	-0,01%	-0,01%	0,07%	-0,04%	0,00%

Tabla 4.67 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2006, por provisiones.

Diff MTCC 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	60,86%	9,13%	3,29%	7,00%	-80,28%	0,00%
B	0,63%	6,34%	7,94%	71,63%	-86,53%	0,00%
C	0,18%	0,43%	6,73%	10,56%	-17,90%	0,00%
D	0,06%	-0,02%	0,04%	32,74%	-32,82%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,09%	0,00%

Tabla 4.68 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2007, por provisiones.

Diff MTCC 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	62,29%	3,45%	0,90%	22,86%	-89,50%	0,00%
B	5,26%	16,79%	0,13%	77,43%	-99,62%	0,00%
C	2,72%	-0,02%	0,15%	96,96%	-99,80%	0,00%
D	0,28%	-0,02%	-0,01%	31,87%	-32,12%	0,00%
E	0,54%	-0,02%	-0,01%	20,21%	-20,72%	0,00%

Tabla 4.69 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2008, por provisiones.

Diff MTCC 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	63,49%	5,78%	7,80%	17,07%	-94,14%	0,00%
B	1,64%	10,28%	19,31%	68,53%	-99,75%	0,00%
C	-0,05%	-0,02%	-0,01%	99,94%	-99,85%	0,00%
D	0,03%	-0,02%	-0,01%	11,82%	-11,82%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%

Tabla 4.70 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2009, por provisiones.

Diff MTCC 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	87,24%	10,17%	-0,19%	-0,51%	-96,71%	0,00%
B	2,64%	32,39%	63,51%	1,28%	-99,82%	0,00%
C	0,01%	-0,02%	-0,01%	99,90%	-99,88%	0,00%
D	-0,03%	-0,02%	-0,01%	55,72%	-55,66%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%

Tabla 4.71 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2010, por provisiones.

Diff MTCC 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	88,95%	10,05%	-0,11%	-0,77%	-98,13%	0,00%
B	0,91%	8,58%	1,98%	88,38%	-99,86%	0,00%
C	-0,04%	1,44%	-0,01%	98,49%	-99,89%	0,00%
D	-0,02%	0,01%	-0,01%	-0,04%	0,06%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%

Tabla 4.72 Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2011, por provisiones.

Diff MTCC 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	81,43%	13,84%	4,10%	-0,44%	-98,92%	0,00%
B	1,51%	16,88%	5,72%	53,77%	-77,88%	0,00%
C	99,97%	-0,02%	-0,01%	-0,05%	-99,89%	0,00%
D	-0,03%	-0,02%	-0,01%	90,12%	-90,07%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%

Tabla 4.73.a Matriz de diferencias de probabilidades reales menos proyectadas año 2012, por provisiones.

Diff MTCC 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
A	58,04%	9,91%	-0,04%	-0,27%	-67,65%	0,00%
B	-0,02%	-0,02%	-0,01%	68,59%	-68,54%	0,00%
C	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,05%	0,10%	0,00%
D	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%
E	-0,03%	-0,02%	-0,01%	-0,04%	0,10%	0,00%

Con el propósito de comparar los resultados obtenidos en las matrices anuales de diferencias de probabilidad real menos la proyectada, se usa la desviación estándar, como una medida de la dispersión de los valores calculados respecto al valor promedio, para establecer una medida de volatilidad de las diferencias de probabilidades. Los resultados aplicando la desviación estándar a las matrices MTCC proyectadas, se obtienen utilizando la herramienta MS Excel con la aplicación de la función DESVEST y se muestran en la Tabla 4.73.b.

Tabla 4.73.b Desviación estándar de matriz de diferencias entre matrices proyectadas y reales, transición por provisiones.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR
2004	21,17%
2005	32,73%
2006	32,69%
2007	46,06%
2008	45,02%
2009	49,28%
2010	47,95%
2011	50,87%
2012	26,96%

Cada matriz de diferencias de probabilidades dispone de un valor correspondiente de desviación estándar. Luego se aplica un ordenamiento creciente para determinar los años de mejor a peor grado de ajuste de la proyección efectuada, considerando la volatilidad de las diferencias de probabilidades reales menos proyectadas, respecto al valor promedio. Los resultados se presentan en la Tabla 4.73.c.

Tabla 4.73 c Grado de ajuste en proyección de matrices transición por provisiones, 2003-2013.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR	POSICION
2004	21,17%	1
2012	26,96%	2
2006	32,69%	3
2005	32,73%	4
2008	45,02%	5
2007	46,06%	6
2010	47,95%	7
2009	49,28%	8
2011	50,87%	9

4.3.8 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

Conforme el procedimiento establecido en el punto 2.3.6 Probabilidad de incumplimiento con matrices de transición, se genera el cálculo tanto para las matrices MTCC generadas por transición del número de operaciones, como para la transición de provisiones requeridas, mediante los puntos 4.3.8.1 y 4.3.8.2.

4.3.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Aplicando el procedimiento del punto 2.3.6 Probabilidad de incumplimiento con matrices de transición, se obtienen las probabilidades para cada una de las matrices MTCC generadas por transición en el número de operaciones, conforme se aprecia en las Tablas 4.74 a 4.83.

Tabla 4.74 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2003.

PI 2003	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	97,83%	1,17%	0,32%	0,52%	0,16%	2,17%	2,17%
B	44,14%	19,31%	4,83%	30,34%	1,38%	36,55%	55,86%
C	27,08%	10,42%	8,33%	50,00%	4,17%	54,17%	62,50%
D	11,83%	5,38%	4,30%	26,88%	51,61%	51,61%	78,49%
E	1,95%	0,87%	0,22%	0,22%	96,75%	96,75%	96,75%

Tabla 4.75 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2004.

PI 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	97,84%	1,43%	0,24%	0,30%	0,19%	2,16%	2,16%
B	40,86%	21,51%	4,30%	21,51%	11,83%	37,63%	59,14%
C	11,54%	11,54%	7,69%	46,15%	23,08%	69,23%	76,92%
D	10,10%	3,03%	1,01%	17,17%	68,69%	68,69%	85,86%
E	0,47%	0,23%	0,23%	0,47%	98,60%	98,60%	98,60%

Tabla 4.76 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2005.

PI 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	97,11%	1,75%	0,40%	0,62%	0,11%	2,89%	2,89%
B	22,67%	28,00%	5,33%	34,67%	9,33%	49,33%	77,33%
C	23,08%	7,69%	0,00%	53,85%	15,38%	69,23%	69,23%
D	10,87%	0,00%	6,52%	32,61%	50,00%	50,00%	82,61%
E	1,56%	0,45%	0,22%	0,45%	97,32%	97,32%	97,32%

Tabla 4.77 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2006.

PI 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	96,80%	2,51%	0,20%	0,36%	0,12%	3,20%	3,20%
B	40,68%	23,73%	6,78%	23,73%	5,08%	35,59%	59,32%
C	17,65%	5,88%	17,65%	35,29%	23,53%	58,82%	76,47%
D	7,50%	0,00%	2,50%	25,00%	65,00%	65,00%	90,00%
E	0,23%	0,23%	0,00%	0,00%	99,53%	99,53%	99,53%

Tabla 4.78 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2007.

PI 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	98,21%	0,99%	0,26%	0,53%	0,00%	1,79%	1,79%
B	60,53%	23,68%	2,63%	13,16%	0,00%	15,79%	39,47%
C	20,00%	0,00%	20,00%	60,00%	0,00%	60,00%	80,00%
D	18,75%	0,00%	0,00%	31,25%	50,00%	50,00%	81,25%
E	1,26%	0,00%	0,00%	0,63%	98,11%	98,11%	98,11%

Tabla 4.79 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2008.

PI 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	96,79%	2,36%	0,38%	0,47%	0,00%	3,21%	3,21%
B	23,53%	41,18%	5,88%	29,41%	0,00%	35,29%	76,47%
C	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%	100,00%
D	5,56%	0,00%	0,00%	33,33%	61,11%	61,11%	94,44%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.80 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2009.

PI 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	97,54%	2,33%	0,00%	0,12%	0,00%	2,46%	2,46%
B	25,81%	51,61%	19,35%	3,23%	0,00%	22,58%	74,19%
C	20,00%	0,00%	0,00%	80,00%	0,00%	80,00%	80,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	57,14%	42,86%	42,86%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.81 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2010.

PI 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	97,31%	2,69%	0,00%	0,00%	0,00%	2,69%	2,69%
B	33,33%	36,67%	3,33%	26,67%	0,00%	30,00%	66,67%
C	0,00%	33,33%	0,00%	66,67%	0,00%	66,67%	66,67%
D	10,00%	10,00%	0,00%	0,00%	80,00%	80,00%	80,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.82 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2011.

PI 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	95,39%	4,03%	0,58%	0,00%	0,00%	4,61%	4,61%
B	30,43%	39,13%	4,35%	21,74%	4,35%	30,43%	69,57%
C	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	50,00%	50,00%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.83 Probabilidad de incumplimiento por transición del número de operaciones, año 2012.

PI 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	91,07%	7,14%	0,00%	0,00%	1,79%	8,93%	8,93%
B	11,76%	0,00%	0,00%	35,29%	52,94%	88,24%	88,24%
C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

4.3.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

En forma similar aplicando el procedimiento del punto 2.3.6 Probabilidad de incumplimiento con matrices de transición, se obtienen las probabilidades de incumplimiento para cada una de las matrices MTCC generadas por transición en las provisiones, conforme se aprecia en las Tablas 4.84 a 4.93.

Tabla 4.84 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2003.

PI 2003	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	55,30%	3,29%	5,04%	26,54%	9,84%	44,70%	44,70%
B	1,31%	2,41%	5,23%	87,14%	3,92%	96,29%	98,69%
C	0,36%	0,88%	7,14%	84,33%	7,29%	91,62%	98,76%
D	0,02%	0,06%	0,28%	4,14%	95,50%	95,50%	99,64%
E	0,01%	0,02%	0,00%	0,01%	99,95%	99,95%	99,95%

Tabla 4.85 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2004.

PI 2004	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	65,27%	6,94%	4,86%	10,79%	12,13%	34,73%	34,73%
B	0,84%	2,65%	0,36%	45,66%	50,49%	96,51%	99,16%
C	0,21%	1,09%	0,84%	64,13%	33,73%	97,86%	98,70%
D	0,06%	0,03%	0,01%	4,15%	95,75%	95,75%	99,89%
E	0,00%	0,00%	0,01%	0,04%	99,94%	99,94%	99,94%

Tabla 4.86 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2005.

PI 2005	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	71,70%	4,84%	3,64%	19,63%	0,19%	28,30%	28,30%
B	0,40%	6,61%	5,50%	43,99%	43,50%	92,99%	99,60%
C	0,19%	1,23%	0,00%	75,28%	23,30%	98,58%	98,58%
D	0,11%	0,00%	11,09%	27,54%	61,25%	61,25%	88,80%
E	0,01%	0,01%	0,00%	0,11%	99,88%	99,88%	99,88%

Tabla 4.87 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2006.

PI 2006	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	70,29%	9,75%	4,39%	14,69%	0,88%	29,71%	29,71%
B	0,90%	6,38%	7,98%	72,00%	12,75%	92,73%	99,10%
C	0,28%	0,45%	6,76%	10,79%	81,71%	92,51%	99,26%
D	0,09%	0,00%	0,05%	32,79%	67,07%	67,07%	99,87%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.88 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2007.

PI 2007	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	67,53%	3,81%	1,51%	27,15%	0,00%	32,47%	32,47%
B	5,42%	16,82%	0,16%	77,60%	0,00%	77,76%	94,58%
C	2,79%	0,00%	0,16%	97,05%	0,00%	97,05%	97,21%
D	0,31%	0,00%	0,00%	31,91%	67,78%	67,78%	99,69%
E	0,57%	0,00%	0,00%	20,25%	79,18%	79,18%	79,18%

Tabla 4.89 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2008.

PI 2008	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	66,41%	5,98%	8,14%	19,47%	0,00%	33,59%	33,59%
B	1,74%	10,30%	19,33%	68,63%	0,00%	87,96%	98,26%
C	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%	100,00%
D	0,06%	0,00%	0,00%	11,86%	88,09%	88,09%	99,94%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.90 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2009.

PI 2009	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	88,87%	10,30%	0,00%	0,84%	0,00%	11,13%	11,13%
B	2,71%	32,41%	63,52%	1,36%	0,00%	64,88%	97,29%
C	0,05%	0,00%	0,00%	99,95%	0,00%	99,95%	99,95%
D	0,00%	0,00%	0,00%	55,76%	44,24%	44,24%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.91 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2010.

PI 2010	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	89,87%	10,13%	0,00%	0,00%	0,00%	10,13%	10,13%
B	0,96%	8,61%	1,99%	88,44%	0,00%	90,43%	99,04%
C	0,00%	1,46%	0,00%	98,54%	0,00%	98,54%	98,54%
D	0,01%	0,03%	0,00%	0,00%	99,96%	99,96%	99,96%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.92 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2011.

PI 2011	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	81,95%	13,89%	4,16%	0,00%	0,00%	18,05%	18,05%
B	1,55%	16,90%	5,73%	53,83%	21,99%	81,55%	98,45%
C	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	90,17%	9,83%	9,83%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabla 4.93 Probabilidad de incumplimiento por transición de provisiones, año 2012.

PI 2012	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	58,34%	9,95%	0,00%	0,00%	31,71%	41,66%	41,66%
B	0,01%	0,00%	0,00%	68,64%	31,35%	99,99%	99,99%
C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%

4.4 ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.4.1 EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS

Efectuando una revisión de los datos históricos de créditos se determina que la evolución de las calificaciones crediticias corresponden efectivamente a la normativa de calificación de activos de riesgo emitida por la SBS, en donde se presentan dos grupos de datos:

- a) El primer grupo se encuentra comprendido entre el 30/06/2003 al 30/06/2012, el cual presenta las cinco calificaciones crediticias: A, B, C, D, E.
- b) Un segundo grupo se encuentra conformado por los datos al 30/06/2013, que presentan las calificaciones crediticias: A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E.

4.4.2 EVOLUCIÓN DEL NÚMERO DE OPERACIONES COINCIDENTES

Para construir las matrices de transición de calificación crediticia MTCC, es necesario calcular el número de operaciones que a partir del 30/06/2003, se mantienen vigentes en los años posteriores, es decir que mantienen el mismo código de institución financiera, la misma identificación del cliente y el mismo número de operación, en un repositorio de créditos coincidentes. También se determina las provisiones requeridas como cobertura de dinero ante la falta de pago de los préstamos, en cada una de las fechas analizadas, conforme se aprecia parcialmente en la Tabla 4.94 y completo para todas las matrices MTCC calculadas, en el ANEXO E: CUADRO RESUMEN DE OPERACIONES DE CREDITO EN LOS PERIODOS ANUALES PARA GENERAR MATRICES MTCC.

Tabla 4.94 Evolución del número de operaciones coincidentes.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	NUM. OPER. INICIAL	SUM. PROV REQ. INICIAL	VARIACION NUM. OPER. INI	VARIACION PROV. REQ. INI
30/06/2003	30/06/2004	45475	123.606.141,10		
30/06/2004	30/06/2005	32915	84.108.965,20	72,38%	68,05%
30/06/2005	30/06/2006	20516	63.670.052,52	45,11%	51,51%
30/06/2006	30/06/2007	14162	33.470.524,29	31,14%	27,08%
30/06/2007	30/06/2008	6732	2.262.364,25	14,80%	1,83%
30/06/2008	30/06/2009	4505	1.536.412,17	9,91%	1,24%
30/06/2009	30/06/2010	2744	971.492,68	6,03%	0,79%
30/06/2010	30/06/2011	1390	694.547,22	3,06%	0,56%
30/06/2011	30/06/2012	1271	455.496,00	2,79%	0,37%
30/06/2012	30/06/2013	1090	197.227,86	2,40%	0,16%

En la Tabla 4.94 se puede apreciar una tendencia decreciente en la evolución del número de operaciones coincidentes. Nacen 45,475 créditos de vivienda en el sector de bancos privados nacionales en el año 2003, los cuales van paulatinamente disminuyendo al considerar que el análisis de las matrices MTCC requiere evaluar la evolución de las mismas operaciones de crédito, dado que en el transcurso del tiempo se van cancelando. Al final del período, luego de transcurridos diez años hasta el 30/06/2013, llegan a mantenerse 1090 operaciones que representan un 2.40% del total respecto al número de operaciones y un 0.16% respecto al valor total de las provisiones requeridas.

4.4.3 EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES Y PROVISIONES

Resultado del procesamiento de la información respecto al criterio de evolución de calificaciones, junto con las provisiones requeridas inmersas, se generan los siguientes resultados, que se presentan en la Tabla 4.95 a 4.96.

Tabla 4.95 Calificación y provisiones años 2003 - 2007.

CALIFICACION	2003	2004	2005	2006	2007
A	2.943.289,92	1.266.413,45	910.593,64	513.921,96	352.215,16
B	408.567,48	103.262,57	112.290,06	60.487,60	63.420,14
C	467.501,25	198.311,90	73.369,11	82.858,06	53.630,31
D	3.023.814,39	1.835.265,50	647.098,68	476.426,82	372.405,58
E	25.462.850,27	15.996.759,72	13.645.636,45	10.031.415,71	9.740.310,63
TOTAL	32.306.023,31	19.400.013,14	15.388.987,94	11.165.110,15	10.581.981,82

Tabla 4.96 Calificación y provisiones años 2008 - 2012.

CALIFICACION	2008	2009	2010	2011	2012
A	229.529,15	153.368,48	114.385,67	66.906,00	34.390,10
B	23.013,84	19.013,92	22.072,62	14.452,00	9.726,90
C	5.171,60	28.580,38	17.462,11	1.545,00	3.071,33
D	209.868,08	117.731,24	125.136,77	86.264,00	44.575,88
E	96.184,59	276.228,13	229.784,33	299.753,00	116.409,61
TOTAL	563.767,26	594.922,15	508.841,50	468.920,00	208.173,82

Con los resultados de provisiones requeridas anuales por cada calificación crediticia se grafican los resultados en la Figura 4.12.

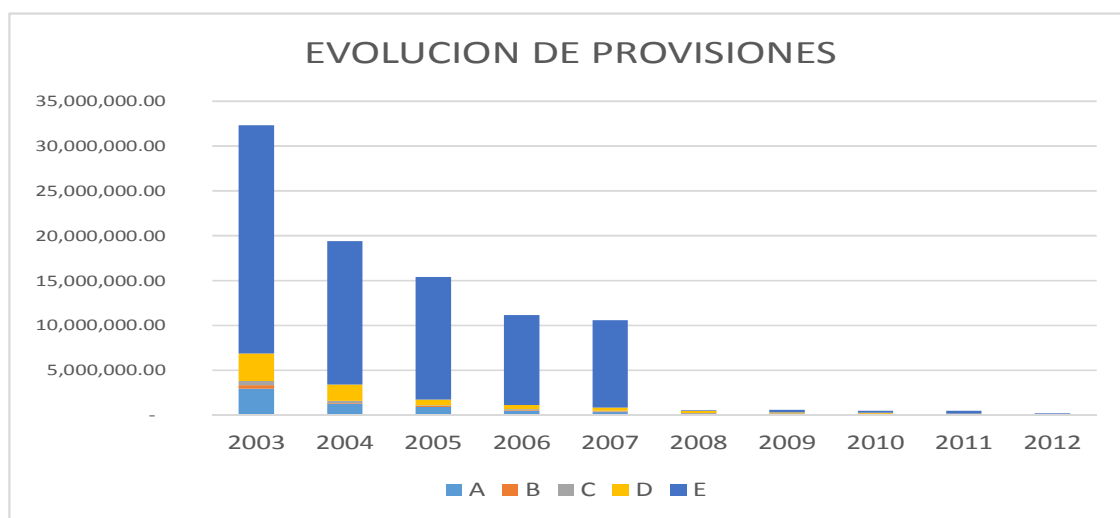


Figura 4.12 Evolución de calificaciones y provisiones para el sector de bancos privados en la cartera de vivienda, en el período 2003 al 2012²¹.

En la Figura 4.12 se observa una evolución decreciente de las provisiones requeridas consolidadas, debido a que se ha realizado un análisis de las operaciones que nacen en el año 2003 y se evalúa su estado hasta el año 2013. Esto puede explicarse por el hecho de que la mayoría de préstamos se han cancelado y las operaciones residuales no requieren un mayor volumen de provisiones de reserva para cubrir las situaciones de no pago de los créditos por parte de los clientes.

4.4.4 PASO 1 - CONSTRUCCIÓN DE MATRICES MTCC

4.4.4.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

De la revisión de las matrices MTCC correspondientes, se han identificado los siguientes hallazgos:

- 1) Se presenta un cumplimiento completo del criterio de cadenas de Markov de manera directa, es decir sus probabilidades son números positivos y la suma de probabilidades por filas es uno o su equivalente al 100%, por lo que no es necesario realizar ningún ajuste.
- 2) En el proceso de re agrupamiento de calificaciones crediticias del 30/06/2013 para posibilitar una comparación mediante el promedio de las calificaciones respectivas, se observa en la matriz resultante que el criterio de Cadenas de Markov no se cumple, por lo que es necesario distribuir las probabilidades, en cada fila de la matriz.
- 3) Aparecen algunos estados absorbentes, es decir, aquellos estados en los que la única transición posible es volver al mismo estado anterior, detectándose en los siguientes períodos y probabilidades de transición:
 - a) 2008 – 2009, $P(C, D) = 100\%$

- b) 2008 – 2009, $P(E, E) = 100\%$
 - c) 2009 – 2010, $P(E, E) = 100\%$
 - d) 2010 – 2011, $P(E, E) = 100\%$
 - e) 2011 - 2012, $P(C, A) = 100\%$
 - f) 2011 - 2012, $P(E, E) = 100\%$
 - g) 2012 - 2013, $P(D, E) = 100\%$
- 4) Se presentan 7 estados absorbentes en el período 2003 al 2013, entre los cuales, 4 corresponden a la transición de probabilidad $P(E, E)$, es decir al incumplimiento o default de no pago de los préstamos y el resto corresponden a probabilidades de transición como: $P(C, D)$, $P(C, A)$, y $P(D, E)$.

4.4.4.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

De la revisión de las matrices MTCC correspondientes, se han identificado los siguientes hallazgos:

- 1) Las matrices MTCC NO presentan un cumplimiento del criterio de Cadenas de Markov de manera directa, por lo que fue necesario distribuir las probabilidades de cada fila de la matriz.
- 2) En el proceso de re agrupamiento de calificaciones crediticias del 30/06/2013 que presenta un mayor detalle de calificaciones, al efectuar el promedio de las calificaciones respectivas para reunificarlas, se observa que en la matriz resultante, el criterio de Cadenas de Markov no se cumple, por lo que es necesario distribuir las probabilidades, en cada fila de la matriz.
- 3) Se presentan algunos estados absorbentes, es decir, aquellos en los que la única transición posible es volver al mismo estado anterior, y

se presentan en los siguientes períodos y probabilidades de transición de calificación crediticia:

- a) 2006 – 2007, $P(E, E) = 100\%$
 - b) 2008 – 2009, $P(C, D) = 100\%$
 - c) 2008 – 2009, $P(E, E) = 100\%$
 - d) 2009 – 2010, $P(E, E) = 100\%$
 - e) 2010 – 2011, $P(E, E) = 100\%$
 - f) 2011 - 2012, $P(E, E) = 100\%$
 - g) 2012 - 2013, $P(C, E) = 100\%$
 - h) 2012 - 2013, $P(D, E) = 100\%$
 - i) 2012 - 2013, $P(E, E) = 100\%$
- 4) De los 9 estados absorbentes detectados en el período 2003 al 2013, 6 corresponden a la transición de probabilidad $P(E, E)$, es decir al incumplimiento o default de no pago de los préstamos y el resto a las probabilidades de transición $P(C, D)$, $P(C, E)$, y $P(D, E)$.

4.4.5 PASO 2 - GRÁFICOS DE EVOLUCIÓN DE CALIFICACIONES CREDITICIAS

4.4.5.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Al analizar la transición por número de operaciones en las matrices MTCC, se observan los siguientes resultados:

- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial A, la calificación inicial A tiene una mayor probabilidad de mantenerse, respecto al resto de transiciones.
- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial B, las probabilidades D, C y E presentan mayores volatilidades en las probabilidades de transición.

- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial C, las probabilidades D, E y A solo en el año 2012, presentan mayores volatilidades de transición, respecto al resto de transiciones.
- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial D, las probabilidades E, y D presentan las mayores volatilidades de transición, respecto al resto de transiciones.
- ✓ En la evolución de probabilidades de calificación inicial E, la probabilidad E se mantiene con un 100%, salvo en el año 2008 que baja al 80% de probabilidad.

4.4.5.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Al analizar la transición por provisiones requeridas en las matrices MTCC, se observan los siguientes resultados:

- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial A, la calificación inicial A tiene una mayor probabilidad de mantenerse, mientras que las transiciones D, y B presentan las probabilidades menores.
- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial B, las probabilidades D, E y C presentan las mayores volatilidades de transición.
- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial C, las probabilidades D, E y A solo en el año 2012, presentan mayores volatilidades de transición, respecto al resto de transiciones.
- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial D, las probabilidades E, D, C presentan las mayores volatilidades de transición, respecto al resto de transiciones.

- ✓ En la evolución de probabilidades con calificación inicial E, la probabilidad E se mantiene al 100%, salvo en el año 2008 que baja al 80% de probabilidad.

Al evaluar el período 2003-2013 con la transición por número de operaciones y por provisiones, analizando las mismas calificaciones, se presentan algunos comparativos:

GRÁFICOS DE TRANSICIÓN DE CALIFICACIONES CON SIMILITUDES: Al evaluar el período 2003-2013 con la transición por número de operaciones y por provisiones, analizando las calificaciones iniciales y su transición a las mismas calificaciones, se presentan algunos comparativos como los siguientes:

- ✓ **Calificación Inicial A:** Respecto al número de operaciones la calificación se mantiene con probabilidades cercanas al 100%, mientras que en el año 2013 baja a un 25% aproximadamente, lo que denota el empeoramiento crediticio en este año. Respecto a la transición por provisiones, las probabilidades fluctúan entre 55% y 90% lo que muestra una tendencia de mantener la misma calificación.
- ✓ **Calificación inicial B:** Respecto a la transición por operaciones las probabilidades oscilan entre 20% y 50%. En la transición por provisiones las probabilidades se encuentran entre 0% y 35%, lo que denota un bajo nivel de permanencia de la calificación.
- ✓ **Calificación inicial C:** En la transición por operaciones las probabilidades fluctúan entre 0% y 10%. Respecto a la transición por provisiones se presenta el mismo comportamiento anterior, esto implica un bajo nivel de permanencia de la calificación.

- ✓ **Calificación inicial D:** Respecto a la transición por operaciones las probabilidades oscilan entre 0% y 55%. En la transición por provisiones las probabilidades varían entre 0 y 90%, esto evidencia un mayor nivel de permanencia de esta calificación.
- ✓ **Calificación inicial E:** En la transición por operaciones desde el año 2003 las probabilidades son cercanas al 100%, mientras que en el año 2012 disminuyen a casi el 0%, aspecto que denota una recuperación de préstamos en cuanto al volumen de operaciones. Respecto a la transición por provisiones se determinaron probabilidades cercanas al 100%, presentándose una disminución al 80% en el año 2008, retornando a valores cercanos al 100% desde el año 2009 hasta el 2013, lo que implica una recuperación de préstamos en el 2008, pero que la tendencia de morosidad se mantiene en los años siguientes.

4.4.6 PASO 3 - CUMPLIMIENTO DE PROPIEDADES DE MATRICES MTCC

4.4.6.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Los resultados obtenidos constan en la Tabla 4.26.

Tabla 4.26 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por transición de operaciones.

AÑO/ CUMPLE	Propiedad 1	Propiedad 2	Propiedad 3	Propiedad 4	Propiedad 5
2003	SI	SI	NO	SI	SI
2004	SI	SI	NO	SI	SI
2005	SI	SI	NO	NO	SI
2006	SI	SI	NO	NO	SI
2007	NO	NO	NO	SI	SI
2008	NO	NO	NO	NO	SI
2009	NO	NO	NO	SI	SI
2010	NO	NO	NO	NO	SI
2011	NO	NO	NO	NO	NO
2012	NO	SI	NO	SI	NO

El análisis de los resultados de la transición por número de operaciones fue el siguiente:

- ✓ **La propiedad 1:** se refiere a que la última columna con calificación “E” (default), la probabilidad de incumplimiento aumenta de arriba hacia abajo, se cumple entre el año 2003 al 2006, y se incumple del 2007 al 2012, lo que implica que la probabilidad de incumplimiento (default) de los préstamos no sigue una tendencia de aumento conforme se empeora la calificación crediticia en los años 2007 al 2012.
- ✓ **La propiedad 2:** referida a que las probabilidades de default para cualquier ranking son siempre mayores a cero, y la probabilidad de default cero no existe, se cumple entre el año 2003 al 2006 y 2012, mientras que se incumple del 2007 al 2012, lo que evidencia que la probabilidad de incumplimiento o default de los créditos si puede presentar valores cero, lo cual puede explicarse en las entidades financieras, por haberse implementado mecanismos de recuperación del dinero adeudado entre el 2007 al 2012.
- ✓ **La propiedad 3:** denota que en la misma fila, a mayor distancia de las probabilidades respecto a la diagonal principal de la matriz, se presentan

menores valores de probabilidades, no se cumple en ningún año, lo que implica que las probabilidades de transición de las calificaciones crediticias no tienen una tendencia mayoritaria de estabilidad, por cuanto las probabilidades de la diagonal principal no presentan los valores más altos.

- ✓ **La propiedad 4:** se refiere a que las probabilidades de mejoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo bajo la diagonal principal, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de abajo hacia arriba mostrando una tendencia de mejoramiento crediticio. La propiedad se cumple en los años: 2003, 2004, 2007, 2009 y 2012, mientras que se incumple en los años 2005, 2006, 2008, 2010 y 2011, lo que muestra la carencia de una tendencia uniforme de mejoramiento del riesgo crediticio, en los años 2005, 2006, 2008, 2010 y 2011.
- ✓ **La propiedad 5:** se refiere a que las probabilidades de empeoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo arriba de la diagonal principal, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de arriba hacia abajo mostrando una tendencia de empeoramiento crediticio. La propiedad se cumple entre los años 2003 al 2010, mientras que se incumple en los años 2011 y 2012, lo que evidencia la carencia de la tendencia uniforme de empeoramiento de riesgo crediticio en los años 2011 y 2012.

4.4.6.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 4.27.

Tabla 4.27 Cumplimiento de propiedades de matrices MTCC por transición de provisiones.

AÑO/ CUMPLE	Propiedad 1	Propiedad 2	Propiedad 3	Propiedad 4	Propiedad 5
2003	NO	SI	NO	SI	NO
2004	NO	SI	NO	SI	NO
2005	NO	SI	NO	SI	NO
2006	NO	SI	NO	SI	NO
2007	SI	NO	NO	NO	SI
2008	SI	NO	NO	NO	SI
2009	SI	NO	NO	SI	SI
2010	SI	NO	NO	SI	SI
2011	NO	NO	NO	NO	NO
2012	NO	SI	NO	SI	NO

El análisis de los resultados de la transición por provisiones fue el siguiente:

- ✓ **La propiedad 1:** se cumple entre el año 2007 al 2010, mientras que se incumple del 2003 al 2006 y del año 2011 al 2012, con lo que se muestra que la probabilidad de incumplimiento o default de los préstamos no sigue una tendencia estricta de aumento conforme se empeora la categoría de calificación crediticia en los años 2003 al 2006 y del 2011 al 2012.
- ✓ **La propiedad 2:** se cumple entre el año 2003 al 2006 y en el año 2012, mientras que se incumple del 2007 al 2011, lo que evidencia que la probabilidad de incumplimiento o default de los créditos puede ser cero, lo cual puede explicarse en las entidades financieras, por haber implementado mecanismos de recuperación del dinero adeudado en los años 2007 al 2011.
- ✓ **La propiedad 3:** no se cumple en ningún año, lo que denota que las probabilidades de transición de las calificaciones crediticias no tienen una tendencia mayoritaria de estabilidad, por cuanto las

probabilidades de la diagonal principal no presentan los valores más altos.

- ✓ **La propiedad 4:** se cumple en el año 2003 al 2006, 2009, 2010 y 2012, mientras que se incumple en los años 2007, 2008, y 2011, lo que muestra la carencia de una tendencia de mejoramiento del riesgo crediticio, en los años 2007, 2008 y 2011.
- ✓ **La propiedad 5:** se cumple en los años 2007 al 2010, mientras que se incumple en los años 2003 al 2006 y 2011 al 2012, lo que evidencia la carencia de la tendencia de empeoramiento de riesgo crediticio en los años 2003 al 2006 y 2011 al 2012.

Comparando los ambos resultados respecto a la transición por número de operaciones y por transición de provisiones se obtuvieron los siguientes criterios consolidados:

- ✓ **La propiedad 1:** establece que la probabilidad de migración al ranking default siempre crece a medida que nos movemos de un ranking de alta calidad hacia los de baja calidad. Dado que no se presentan años coincidentes en la transición por número de operaciones y por provisiones requeridas, se determina que en el default, no se sigue una tendencia de aumento de probabilidades conforme se empeora la calificación crediticia, incumpliendo esta propiedad, lo que denota una volatilidad de las probabilidades.
- ✓ **La propiedad 2:** establece que las probabilidades de default para cualquier ranking son siempre mayores a cero, y que la probabilidad de default cero no existe. Se cumple la propiedad en años coincidentes para ambas transiciones entre el año 2003 al 2006 y en

el año 2012, lo cual indica que la probabilidad de incumplimiento se ha logrado estabilizar en algunas transiciones de calificación de los años del 2007 al 2011.

- ✓ **La propiedad 3:** se refiere a que las probabilidades de migración decrecen con la distancia a los rankings de migración. Esta propiedad no se cumple en ningún año en la transición por número de operaciones al igual que en la transición por provisiones requeridas, con lo que se denota que las probabilidades de transición presentan una volatilidad, por cuanto las probabilidades ubicadas en la diagonal principal no presentan los valores más altos respecto al resto de probabilidades en las matrices MTCC.
- ✓ **La propiedad 4:** establece que las probabilidades de mejoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo bajo la diagonal principal de las matrices MTCC, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de abajo hacia arriba mostrando una tendencia de mejoramiento crediticio. La propiedad se cumple en ambas transiciones: por número de operaciones y por provisiones requeridas en los años: 2003, 2004, 2009 y 2012 denotando una tendencia de mejoramiento del riesgo crediticio respecto a éstos años.
- ✓ **La propiedad 5:** establece que las probabilidades de empeoramiento crediticio se encuentran ubicadas en el triángulo arriba de la diagonal principal de las matrices MTCC, sobre el cual, para una misma columna, las probabilidades aumentan de arriba hacia abajo mostrando una tendencia de empeoramiento crediticio. La propiedad

se cumple en ambas transiciones: por número de operaciones y por provisiones requeridas en los años: 2007 al 2010 denotando una tendencia de empeoramiento del riesgo crediticio en esos años.

4.4.7 PASO 4 - RANKING DE RIESGO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

4.4.7.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

El resultado del ranking de matrices MTCC para el sector de bancos privados nacionales en la cartera de vivienda para el período 2003 al 2013 se presenta en la Tabla 4.31, en el cual se observa una tendencia de riesgo crediticio creciente al que le corresponden distintos años fuera de una secuencia, observándose que el menor riesgo crediticio se presenta en los años: 2011, 2007, 2003 y el mayor riesgo crediticio en los años: 2010, 2008 y 2012.

Tabla 4.31 Ranking MTCC final por número de operaciones, ordenado por riesgo crediticio creciente.

Años	RANKING	POSICION
2011	0,878982017	1
2007	1,003081195	2
2003	1,032101109	3
2009	1,058656630	4
2005	1,098820254	5
2006	1,100670083	6
2004	1,139673552	7
2010	1,155757843	8
2008	1,201842541	9
2012	1,453922420	10

4.4.7.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

El resultado del ranking de matrices MTCC para el sector de bancos privados nacionales en la cartera de vivienda para el período 2003 al 2013 se presenta en la Tabla 4.35, donde se observa una tendencia de riesgo crediticio creciente al que le corresponden distintos años fuera de una secuencia, donde el menor riesgo crediticio se presenta en los años: 2011, 2009, 2007 y el mayor riesgo crediticio en los años: 2012, 2003 y 2004.

Tabla 4.35 Ranking MTCC anual por transición de provisiones final, ordenado por riesgo crediticio creciente.

Años	RANKING	POSICION
2011	0,867830913	1
2009	1,220563561	2
2007	1,339815426	3
2005	1,354375983	4
2006	1,365500212	5
2008	1,453935394	6
2010	1,458285786	7
2003	1,492408680	8
2004	1,493444808	9
2012	1,532066917	10

Los resultados del ranking de matrices MTCC por transición del número de operaciones presenta el menor riesgo crediticio en los años: 2011, 2007, 2003 y el mayor riesgo crediticio en los años: 2010, 2008 y 2012. Respecto a

la transición por provisiones requeridas el menor riesgo crediticio se presenta en los años: 2011, 2009, 2007 y el mayor riesgo crediticio en los años: 2003, 2004 y 2012.

Los resultados consolidados del ranking de matrices MTCC construido con parámetros para una tendencia de empeoramiento del riesgo crediticio, tanto en la transición del número de operaciones y como de provisiones requeridas, coinciden en determinar que los años con menor riesgo crediticio fueron el 2011 y 2007, mientras que el mayor riesgo crediticio se presentó en el año 2012.

4.4.8 PASO 5 - MATRIZ MTCC PROMEDIO DE UN PERIODO EVALUADO

4.4.8.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

La matriz MTCC promedio del período 2003 al 2013 se presenta en la Tabla 4.36.

Tabla 4.36 Matriz MTCC promedio anual transición por número de operaciones, período 2003-2013.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2013	A	96,59%	2,64%	0,24%	0,29%	0,24%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	B	33,37%	28,48%	5,68%	23,97%	8,49%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	C	21,93%	6,89%	5,37%	49,20%	16,62%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	D	7,46%	1,84%	1,43%	27,34%	61,93%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	E	0,55%	0,18%	0,07%	0,18%	99,03%	100,00%

4.4.8.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

La matriz MTCC promedio del período 2003 al 2013 se presenta en la Tabla 4.37.

Tabla 4.37 Matriz MTCC promedio anual transición por provisiones, período 2003-2013.

FECHA INICIAL	FECHA FINAL	CALIF. INICIAL	CALIF. FINAL A	CALIF. FINAL B	CALIF. FINAL C	CALIF. FINAL D	CALIF. FINAL E	Suma fila
30/06/2003	30/06/2013	A	71,55%	7,89%	3,17%	11,91%	5,48%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	B	1,58%	10,31%	10,98%	60,73%	16,40%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	C	10,39%	0,51%	1,49%	63,01%	24,60%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	D	0,07%	0,01%	1,14%	25,83%	72,95%	100,00%
30/06/2003	30/06/2013	E	0,06%	0,00%	0,00%	2,04%	97,90%	100,00%

La matriz MTCC promedio del sector bancos privados nacionales para la cartera de vivienda en el período 2003 al 2013, presenta en la transición por número de operaciones, mayores probabilidades en la diagonal de la matriz que en la transición por provisiones. En cuanto a la tendencia de mejoramiento de riesgo crediticio que se ubica en el triángulo bajo la diagonal principal, presenta mayores probabilidades respecto a la transición por provisiones. Respecto a la tendencia de empeoramiento de riesgo crediticio que se ubica en el triángulo superior a la diagonal principal, se presentan mayores probabilidades en la transición por provisiones requeridas respecto a la transición por número de operaciones.

4.4.9 PASO 6 – PROYECCIÓN DE MATRICES MTCC

4.4.9.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Las matrices MTCC proyectadas por transición del número de operaciones desde el año 2003 al 2013 presentan de manera general una disminución de las probabilidades conforme evolucionan los años, y además se observa que cumplen de manera directa el criterio de Cadenas de Markov.

4.4.9.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Las matrices MTCC proyectadas por transición de las provisiones requeridas desde el año 2003 al 2013 presentan de manera general una

disminución de las probabilidades conforme evolucionan los años, y además se observa que cumplen de manera directa el criterio de Cadenas de Markov.

4.4.10 PASO 7 – EVALUACIÓN DE GRADO DE AJUSTE DE MATRICES MTCC PROYECTADAS

4.4.10.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Las matrices de diferencias de probabilidades presentan en una misma fila valores positivos y negativos, que al sumarse determinan un valor total de 0 en cada una de sus filas.

Los resultados de aplicar la desviación estándar en las matrices MTCC proyectadas en la transición por número de operaciones, a fin de evaluar la volatilidad de las probabilidades que contienen, se muestra en la Tabla 4.64.c determinada previamente, en la cual se observa que los mejores ajustes de proyección se presentan en el año 2004, 2006, y 2005, mientras que los años con mayores dispersiones son 2010, 2009 y 2008.

Tabla 4.64 c Grado de ajuste en proyección de matrices 2003-2013 con riesgo creciente, transición por operaciones.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR	POSICION
2004	9,65%	1
2006	15,31%	2
2005	17,73%	3
2007	20,10%	4
2011	22,94%	5
2012	24,52%	6
2010	25,42%	7
2009	28,73%	8
2008	29,85%	9

4.4.10.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Las matrices de diferencias de probabilidades presentan en una misma fila valores positivos y negativos, que al sumarse determinan un valor total de 0 en cada una de sus filas.

Los resultados de aplicar la desviación estándar en las matrices MTCC proyectadas en la transición por provisiones requeridas, a fin de evaluar la volatilidad de las probabilidades que contienen, se muestra en la Tabla 4.73.c determinada previamente, en la cual se observa que los mejores ajustes de proyección se presentan en el año 2004, 2012, y 2006, mientras que los años con mayores dispersiones son 2010, 2009 y 2011.

Tabla 4.73 c Grado de ajuste en proyección de matrices transición por provisiones, 2003-2013.

MTCC AÑO	DESVIACION ESTANDAR	POSICION
2004	21,17%	1
2012	26,96%	2
2006	32,69%	3
2005	32,73%	4
2008	45,02%	5
2007	46,06%	6
2010	47,95%	7
2009	49,28%	8
2011	50,87%	9

Dado que al evaluar el grado de ajuste de las matrices MTCC proyectadas se obtienen diferencias de probabilidades muy altas, se evidencia que el método utilizado para realizar la proyección de matrices no arroja resultados satisfactorios, por lo que no se recomienda emplear éste método de proyección de matrices, antes de efectuar variaciones en el mismo.

4.4.11 PASO 8 - PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO CON MATRICES MTCC

4.4.11.1 TRANSICIÓN POR NÚMERO DE OPERACIONES

Los resultados anuales de las probabilidades de default por deterioro y default por deterioro y permanencia se encuentran en la Tabla 4.97 y Tabla 4.98.

Tabla 4.97 Probabilidades de incumplimiento por deterioro y deterioro con permanencia, transición por operaciones, parte1.

PI	2003		2004		2005		2006		2007	
	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	2,17%	2,17%	2,16%	2,16%	2,89%	2,89%	3,20%	3,20%	1,79%	1,79%
B	36,55%	55,86%	37,63%	59,14%	49,33%	77,33%	35,59%	59,32%	15,79%	39,47%
C	54,17%	62,50%	69,23%	76,92%	69,23%	69,23%	58,82%	76,47%	60,00%	80,00%
D	51,61%	78,49%	68,69%	85,86%	50,00%	82,61%	65,00%	90,00%	50,00%	81,25%
E	96,75%	96,75%	98,60%	98,60%	97,32%	97,32%	99,53%	99,53%	98,11%	98,11%

Tabla 4.98 Probabilidades de incumplimiento por deterioro y deterioro con permanencia, transición por operaciones, parte2.

PI	2003		2004		2005		2006		2007	
	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	3,21%	3,21%	2,46%	2,46%	2,69%	2,69%	4,61%	4,61%	8,93%	8,93%
B	35,29%	76,47%	22,58%	74,19%	30,00%	66,67%	30,43%	69,57%	88,24%	88,24%
C	100,00%	100,00%	80,00%	80,00%	66,67%	66,67%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
D	61,11%	94,44%	42,86%	100,00%	80,00%	80,00%	50,00%	100,00%	100,00%	100,00%
E	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Al evaluar los resultados con la transición por número de operaciones respecto al default por deterioro y deterioro con permanencia se visualiza que el primero se cumple en la calificación C, a excepción del año 2012 que se cumple en calificación B, mientras que el segundo default se cumple en la calificación B a excepción del año 2007 que cumple en calificación B.

Calculando el promedio del default de deterioro y default por deterioro y permanencia del período 2003 al 2013, se presentan los resultados en la Tabla 4.99.

Tabla 4.99 Promedio de probabilidad de incumplimiento transición por operaciones, período 2003 al 2013.

CALIFICACION	PROM.	PROM. DEFAULT
	DEFAULT DETERIORO	DETERIORO Y PERMANENCIA
A	3,41%	3,41%
B	38,14%	66,63%
C	65,81%	71,18%
D	61,93%	89,27%
E	99,03%	99,03%

El valor promedio de default por deterioro en el periodo 2003 al 2013 se produce en calificación C con un valor de 65.81%, mientras que el default por deterioro con permanencia se cumple en calificación B con un valor promedio de 66.63%.

4.4.11.2 TRANSICIÓN POR PROVISIONES

Los resultados anuales de las probabilidades de default por deterioro y default por deterioro y permanencia se encuentran en la Tabla 4.100 y Tabla 4.101.

Tabla 4.100 Probabilidades de incumplimiento transición por provisiones, parte1.

PI	2003		2004		2005		2006		2007	
	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	44,70%	44,70%	34,73%	34,73%	28,30%	28,30%	29,71%	29,71%	32,47%	32,47%
B	96,29%	98,69%	96,51%	99,16%	92,99%	99,60%	92,73%	99,10%	77,76%	94,58%
C	91,62%	98,76%	97,86%	98,70%	98,58%	98,58%	92,51%	99,26%	97,05%	97,21%
D	95,50%	99,64%	95,75%	99,89%	61,25%	88,80%	67,07%	99,87%	67,78%	99,69%
E	99,95%	99,95%	99,94%	99,94%	99,88%	99,88%	100,00%	100,00%	79,18%	79,18%

Tabla 4.101 Probabilidades de incumplimiento transición por provisiones, parte2.

PI	2008		2009		2010		2011		2012	
	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA	DEFAULT DETERIORO	DEFAULT DETERIORO PERMANENCIA
A	33,59%	33,59%	11,13%	11,13%	10,13%	10,13%	18,05%	18,05%	41,66%	41,66%
B	87,96%	98,26%	64,88%	97,29%	90,43%	99,04%	81,55%	98,45%	99,99%	99,99%
C	100,00%	100,00%	99,95%	99,95%	98,54%	98,54%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
D	88,09%	99,94%	44,24%	100,00%	99,96%	99,96%	9,83%	100,00%	100,00%	100,00%
E	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Al evaluar los resultados con la transición por provisiones respecto al default por deterioro y deterioro con permanencia se visualiza que ambos se cumplen en calificación B en todos los períodos. Calculando el promedio del default de deterioro y default por deterioro y permanencia del período 2003 al 2013, se presentan los resultados en la Tabla 4.102.

Tabla 4.102 Promedio de probabilidad de incumplimiento transición por provisiones, período 2003 al 2013.

CALIFICACION	PROM. DEFAULT DETERIORO	PROM. DEFAULT DETERIORO Y PERMANENCIA
A	28,45%	28,45%
B	88,11%	98,42%
C	87,61%	89,10%
D	72,95%	98,78%
E	97,90%	97,90%

El valor promedio de default por deterioro en el periodo 2003 al 2013 se produce en calificación B con un valor de 88.11%, mientras que el default por deterioro con permanencia se cumple también en calificación B con un valor promedio de 98.42%.

Por lo mencionado en los puntos: 4.3 y 4.4 se determina el cumplimiento del Objetivo 3 en el presente trabajo: “Aplicar el modelo de riesgo crediticio en un caso de estudio referente al segmento de bancos privados nacionales para la cartera de vivienda durante el período 2003 – 2013”.

CAPÍTULO V CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

- 1) La calidad de las matrices MTCC generadas dependen de disponer de bases de datos históricas de préstamos que incluyan la correcta asignación de las calificaciones crediticias conforme la normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, que es aplicada por las instituciones financieras controladas, además de considerar la información completa respecto al número de operaciones de los créditos analizados. Es necesario además un procesamiento informático de las bases de datos para generar las matrices MTCC evitando errores de cálculo.
- 2) Las matrices MTCC permiten visualizar cambios en las categorías de calificación de riesgo crediticio desde un bajo hacia un alto riesgo, mediante la búsqueda de altas probabilidades, lo que permite generar alertas tempranas sobre el deterioro financiero de una cartera de créditos, y permite ejecutar medidas correctivas oportunas al segmento de créditos morosos identificados, como por ejemplo promoviendo una gestión de cobranza intensiva.
- 3) La comparación anual entre matrices MTCC en el período 2003 al 2013 presenta una limitación dado que el sistema de calificación crediticia fue modificado normativamente en agosto de 2012, anteriormente se disponía de cinco calificaciones: A, B, C, D, E; y con la reforma se amplían a nueve: A1; A2, A3, B1, B2, C1, C2, D, E, por lo que se estableció un criterio de homologación de las nuevas calificaciones hacia

las anteriores, para poder comparar las matrices, lo que determina que el mayor nivel de detalle para evaluar el riesgo crediticio puede ser aprovechado solo a partir de agosto de 2012.

- 4) Las matrices MTCC generadas en la transición por provisiones requeridas durante el período 2003-2013 no cumplen de manera directa el criterio de Cadenas de Markov, por lo que fue necesario aplicar un ajuste en la distribución de probabilidades de cada calificación crediticia inicial, para lograr su cumplimiento.
- 5) Los resultados del ranking de matrices MTCC construido con parámetros de una tendencia para empeoramiento del riesgo crediticio, tanto en la transición del número de operaciones y como de provisiones requeridas, coinciden en determinar que los años con menor riesgo crediticio fueron el 2011 y 2007, mientras que el mayor riesgo crediticio se presentó en el año 2012.
- 6) La matriz MTCC promedio para el sector de bancos privados nacionales de la cartera de vivienda en el período 2003 al 2013, en la transición por número de operaciones presenta una tendencia de mejoramiento de riesgo crediticio mayor respecto a la transición por provisiones requeridas, lo que denota una evolución más favorable de los préstamos analizando el volumen de operaciones, que respecto al dinero de reserva (provisiones) que las instituciones financieras guardan para evitar pérdidas financieras.
- 7) Al evaluar el grado de ajuste de las matrices MTCC proyectadas se obtuvieron matrices con diferencias de probabilidades muy altos, lo que evidencia resultados poco satisfactorios, por lo que no se recomienda

emplear la proyección de matrices MTCC, antes de aplicar mejoras en el procedimiento planteado en éste trabajo, a fin de obtener resultados con un mejor grado de ajuste, que viabilice las proyecciones.

- 8) El default o incumplimiento de pago de los préstamos obtenido con las matrices MTCC para el sector de bancos privados en la cartera de vivienda, durante el período 2003 al 2013, en la transición por número de operaciones se presenta a partir de la calificación C con una probabilidad de 65.81% conforme el default promedio de deterioro; y, en calificación B con una probabilidad de 66.63% de acuerdo al default promedio de deterioro con permanencia. El análisis correspondiente con la transición por provisiones requeridas se presenta a partir de la calificación B con una probabilidad de incumplimiento del 87.11% conforme el default promedio de deterioro; y, en calificación B con una probabilidad de 98.42% de acuerdo al default promedio de deterioro con permanencia. Esto implica que los préstamos pueden no ser recuperables desde estas calificaciones crediticias.
- 9) La normativa de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), carece de criterios particulares basados en las líneas de negocio, productos, servicios, y actividades económicas en las que operan las entidades financieras con sus clientes, dado que los criterios emitidos son de índole general, lo que impide diferenciar casos específicos de riesgo crediticio en segmentos determinados de sus clientes.

5.2 RECOMENDACIONES

1.- Implementar el modelo de riesgo crediticio propuesto para evaluar la cartera de créditos de vivienda en el sector de bancos privados nacionales, empleando información histórica de los préstamos, a fin de determinar las probabilidades de transición en la calificación crediticia, determinando los segmentos de préstamos con problemas de morosidad de pago, que viabilicen la aplicación de correctivos y mejoras en los procesos de concesión y recaudación de los préstamos, para reducir el riesgo crediticio en forma oportuna, con lo que se lograría evitar pérdidas económicas para las instituciones financieras.

2.- Mejorar las matrices de transición crediticia MTCC generadas en éste trabajo empleando un enfoque considerando la evolución del ciclo económico durante el tiempo, conforme los planteamientos dados por la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones del Perú.

3.- Sugerir mejoras a la normativa de calificación de activos de riesgo de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), estableciendo nuevos criterios basados en las líneas de negocio en las que operan las entidades financieras controladas, en los productos, servicios y las actividades económicas que genera los préstamos, con lo que se lograría una re categorización de las provisiones requeridas, que se encuentre más ajustada al entorno propio y realidad de cada institución financiera y de los grupos de clientes específicos.

4.- El cálculo de la probabilidad de incumplimiento con matrices MTCC se puede mejorar utilizando rangos con el número de días de mora de los préstamos, sin embargo no es aplicable dada una limitación de información, debido a que el número de días de mora de cada préstamo, se encuentra disponible en el Sistema de operaciones activas y contingentes de la SBS, solo a partir del mes de agosto de 2012, lo que impide determinar una altura de mora exacta, lo que obliga a utilizar el criterio de las calificaciones crediticias disponible.

GLOSARIO

Administración del riesgo de crédito: presenta dos elementos: la Pérdida Esperada que se puede definir como una minusvalía que enfrenta el prestamista cuando el acreditado presenta un deterioro en la fecha de análisis. El segundo es la Pérdida No Esperada y surge como resultado de los cambios en la calidad crediticia de la cartera a lo largo del tiempo. Mientras que la pérdida esperada es un concepto estático, la pérdida no esperada es dinámico. (Elizondo, 2003, págs. 11-12).

Aplicación: *“Se refiere a los procedimientos programados a través de alguna herramienta tecnológica, que permiten la administración de la información y la oportuna toma de decisiones”.* (SBS, 2005, pág. 2).

Cadenas de Markov: *"Son modelos probabilísticos que se usan para predecir la evolución y el comportamiento a corto y a largo plazo de determinados sistemas. Una cadena de Markov, es una serie de eventos, en la cual la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento inmediato anterior. En efecto, las cadenas de este tipo tienen memoria. "Recuerdan" el último evento y esto condiciona las posibilidades de los eventos futuros. Esta dependencia del evento anterior distingue a las cadenas de Markov de las series de eventos independientes, como tirar una moneda al aire o un dado. Las cadenas de Markov son procesos de corta memoria en el sentido de que solo 'recuerdan' el último estado visitado para decidir cuál será el próximo".* (Barreiro, 2009).

Calidad de la información.- *“Es el resultado de la aplicación de los mecanismos implantados que garantizan la efectividad, eficiencia y*

confiabilidad de la información y los recursos relacionados con ella". (SBS, 2005, pág. 3).

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea BCBS: es una organización mundial que reúne a las autoridades de supervisión bancaria, cuya función es fortalecer la solidez de los sistemas financieros. (Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, 2011).

Compra / venta de cartera (factoring): *“Operación mediante la cual las entidades autorizadas anticipan fondos a sus clientes a cambio de la cesión de sus deudas comerciales, cuyo cobro se gestiona y se garantiza. Se contabiliza como un crédito, pero es la compra de documentos que tienen los clientes por el giro ordinario del negocio”*. (Estevez, 2012, pág. 16).

Confiabilidad: *“Es la garantía de que la información es la apropiada para la administración de la entidad, ejecución de transacciones y para el cumplimiento de sus obligaciones”*. (SBS, 2005, pág. 3).

Crédito: *“Es una operación financiera en la que una persona o entidad (acreedor) presta una cantidad determinada de dinero a otra persona (deudor). Esta última persona deberá devolver el dinero tras el tiempo pactado además de una serie de intereses, que son las ganancias del acreedor”*. (e-economic Contabilidad en línea, 2012).

Cumplimiento: *“Se refiere a la observancia de las leyes, regulaciones y acuerdos contractuales a los que los procesos de las instituciones controladas están sujetos”*. (SBS, 2005, pág. 3).

Datos: *“Es cualquier forma de registro electrónico, óptico, magnético, impreso o en otros medios, susceptible de ser capturado, almacenado, procesado y distribuido”*. (SBS, 2005, pág. 5).

Eficacia: *“Es la capacidad para contribuir al logro de los objetivos institucionales de conformidad con los parámetros establecidos”.* (SBS, 2005, pág. 3).

Efectividad: *“Es la garantía de que la información es relevante y pertinente y que su entrega es oportuna, correcta y consistente”.* (SBS, 2005, pág. 3).

Eficiencia: *“Es la capacidad para aprovechar racionalmente los recursos disponibles en pro del logro de los objetivos institucionales, procurando la optimización de aquellos y evitando dispendios y errores”.* (SBS, 2005, pág. 3).

Incumplimiento: *“Es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado; o, efectuarlo con posterioridad a la fecha en que estaba programado, o, en distintas condiciones a las pactadas en el contrato”.* (SBS, 2011, pág. 1).

IFI: Institución financiera controlada por la SBS. (SBS, 2011, pág. 1).

Información: *“Es cualquier forma de registro electrónico, óptico, magnético o en otros medios, previamente procesado a partir de datos, que puede ser almacenado, distribuido y sirve para análisis, estudios, toma de decisiones, ejecución de una transacción o entrega de un servicio”.* (SBS, 2005, pág. 2).

Institución Financiera: *“La expresión ‘institución financiera’ es genérica y comprende a toda empresa que habitualmente se dedica a prestar fondos o a conceder créditos, sea que lo haga con sus propios fondos o con fondos*

recibidos de terceros, esto último cuando está expresamente facultada por la ley para ello". (SBS, 2013, pág. 1).

Integrantes del Sistema Financiero Ecuatoriano: "El Banco Central, las instituciones bancarias, mutualistas, sociedades financieras y bancos públicos". (SBS, 2013, pág. 1).

Matriz de transición: "La forma más cómoda de expresar la ley de probabilidad condicional de una cadena de Markov es mediante la llamada matriz de probabilidades de transición P , o más sencillamente, matriz de la cadena. Dicha matriz es cuadrada con tantas filas y columnas como estados tiene el sistema, y los elementos de la matriz representan la probabilidad de que el estado próximo sea el correspondiente a la columna si el estado actual es el correspondiente a la fila". (Barreiro, 2009).

Nivel de exposición del riesgo de crédito (E): "Es el valor presente (al momento de producirse el incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias". (SBS, 2011, pág. 1).

Pérdida esperada (PE): "Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida". (SBS, 2011, pág. 1).

$$PE = E * pi * (1 - r)$$

Pista de auditoría: "Es el registro de datos lógicos de las acciones o sucesos ocurridos en los sistemas aplicativos u operativos, con el propósito de mantener información histórica para fines de control, supervisión y auditoría". (SBS, 2005, pág. 3).

Préstamo: *“Es un sistema de financiación que permite a una persona física o jurídica adquirir un determinado bien o servicio, financiando una parte de su coste a medio y largo plazo. En este sentido una operación de préstamo se caracteriza por tener una duración definida, un procedimiento de cálculo y modificación del tipo de interés fijado en el momento de su contratación. Por otra parte su finalidad suele estar perfectamente definida en el momento de su formalización. Así pues se trata de operaciones vinculadas a su finalidad, de hecho en el momento de su solicitud una de las cuestiones que se plantean es la finalidad del préstamo, esto es, para qué vamos a utilizar el dinero”.* (Asesores bancarios y financieros - Abanfin.com, 2013, pág. 1).

Probabilidad de incumplimiento (PI): *“Es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo del contrato de crédito, en un período determinado”.* (SBS, 2011, pág. 1).

Riesgo de crédito: *“puede definirse simplemente como la pérdida potencial ocasionada por el hecho de que un deudor o contraparte incumpla con sus obligaciones de acuerdo con los términos establecidos”.* (Lara, 2004, pág. 19).

Severidad de la pérdida (1 – r): *“Es la medida de la pérdida que sufriría la institución controlada después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago. La severidad de la Pérdida es igual a:*
$$\text{Severidad} = (1 - \text{Tasa de recuperación})$$
”. (SBS, 2011, pág. 1).

Sistema de calificaciones: *“...incluye todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recopilación de datos y de tecnología informática, que faciliten la evaluación del riesgo de crédito, la asignación de calificaciones de riesgo internas y la cuantificación de las estimaciones de incumplimiento y de pérdidas”.* (Rojas, 2006, págs. 7-8).

Sistemas de información: *“Son los procesos que permiten realizar un seguimiento de los activos, los riesgos, de modo que puedan describir situaciones en forma sistemática con frecuencias establecidas, en función de indicadores de comportamiento de variables determinadas”.* (SBS, 2011, pág. 2).

Sistema Financiero: *“Un sistema financiero es el conjunto de instituciones que tiene como objetivo el de canalizar el ahorro de las personas. Esta canalización de recursos permite el desarrollo de la actividad económica (producir y consumir) haciendo que los fondos lleguen desde las personas que tienen recursos monetarios excedentes hacia las personas que necesitan estos recursos. Los intermediarios financieros crediticios se encargan de captar depósitos del público, y, por otro, prestarlo a los demandantes de recursos. El sistema financiero ecuatoriano se encuentra compuesto por instituciones financieras privadas (bancos, sociedades financieras, cooperativas y mutualistas); instituciones financieras públicas; instituciones de servicios financieros, compañías de seguros y compañías auxiliares del sistema financiero, entidades que se encuentran bajo el control de la Superintendencia de Bancos, constituyéndose los bancos en el mayor y más importante participante del mercado con más del 90% de las operaciones del total del sistema”.* (SBS, 2013, pág. 1).

Tasa de recuperación (r): *“Es el porcentaje de la recaudación realizada sobre las operaciones de crédito que han sido incumplidas”.* (SBS, 2011, pág. 1).

Tecnología de información: *“Es el conjunto de herramientas y métodos empleados para llevar a cabo la administración de la información. Incluye el hardware, software, sistemas operativos, sistemas de administración de bases de datos, redes, multimedia, servicios asociados, entre otros”.* (SBS, 2005, pág. 2).

BIBLIOGRAFÍA

- Aguas, D., & Castillo, M. (2005). Universidad de los Andes. *Modelo de administración de riesgo crediticio para la cartera comercial de una entidad financiera colombiana*. Bogotá, Colombia. Obtenido de Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia: http://dspace.uniandes.edu.co/xmlui/bitstream/handle/1992/789/MI_II_ND_2005_019.pdf?sequence=1
- Altman, E., De la Fuente, M. D., Elizondo, A., Finger, C., Gutierrez, J., Gutierrez, R., . . . Segoviano, M. (2003). *Medición Integral del riesgo de crédito. Los métodos de calificación de cartera y su importancia para los paradigmas de medición de riesgo de crédito*. Mexico: Limusa Noriega Editores. Obtenido de <http://books.google.com.ec/books?id=UsK-1Ajo44UC&pg=PA3&lpg=PA3&dq=Medici%C3%B3n+Integral+del+riesgo+de+cr%C3%A9dito,+Edward+I.+Altman,+Mar%C3%ADa+de+Lourdes+de+la+Fuente,+Alan+Elizondo,+Christopher+C.+Finger,+Javier+Guti%C3%A9rrez,+Rodolfo+Guti%C3%A9rrez>
- Aparicio, C., Gutierrez, J., Jaramillo, M., & Moreno, H. (Marzo de 2013). Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones. *Indicadores alternativos de riesgo de crédito en el Perú, Matrices de transición crediticia condicionadas al ciclo económico*. Perú. Obtenido de http://www.sbs.gob.pe/repositorioaps/0/0/jer/ddt_ano2013/SBS-DT-001-2013.pdf
- ASBA. (Junio de 2006). Grupo de Trabajo sobre “Riesgo de Crédito y Operacional” - Reporte Preliminar. *Sanas prácticas de gestión y supervisión del riesgo de crédito y operativo en las Américas*, 6,11. Recuperado el 19 de Noviembre de 2013, de Sanas Prácticas de Gestión y Supervisión del Riesgo de Crédito y Operativo en las Américas:

<http://www.asbaweb.org/grupos/grupo%20/Reporte%20preliminar%20ASBA%20-%20WG2%20Riesgo%20de%20Cr%E9dito.pdf>

Asesores bancarios y financieros - Abanfin.com. (2013). Definición de préstamo. Recuperado el 10 de diciembre de 2013, de <http://www.abanfin.com/?tit=prestamos-bancarios-concepto&name=Manuales&fid=fd0bcab>

Barranquilla, E. d. (16 de Noviembre de 2010). INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES II - APUNTES Y EJERCICIOS TOMADOS EN CLASE. Barranquilla, Colombia. Obtenido de <http://investigaciondeoperaciones2.wordpress.com/category/cadenas-de-markov/>

Barreiro, F. (12 de mayo de 2009). Aprender, aprender y poner en práctica lo aprendido. Obtenido de http://www.fbarreiro.com/joom2/index.php?option=com_content&view=article&id=53&Itemid=60

Basel Committee on Banking Supervision, Bank for International Settlements. (s.f.). Long-term Rating Scales Comparison. Obtenido de <http://www.bis.org/bcbs/qis/qisrating.htm>

Bonas, A., Llanes, M., Usón, I., & Veiga, N. (21 de junio de 2007). Universitat Pompeu Fabra IDEC, Máster en Mercados Financieros. *Riesgo de crédito amenaza u oportunidad*. Barcelona, España. Obtenido de http://www.idec.upf.edu/documents/mmf/06_09_riesgo_credito.pdf

BRC INVESTOR SERVICES S.A. (agosto de 2005). Obtenido de <http://brc.com.co/notasy analisis/matricesinforme2005.pdf>

Cardona Hernández, P. A. (Diciembre de 2004). Revista Colombiana de Estadística. *Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio*, Volumen 27. Colombia. Obtenido de http://www.emis.de/journals/RCE/V27/V27_2_139Cardona.pdf

Carrero, E. P. (2002). *Manual de Medición de Riesgo de Crédito de instrumentos derivados de crédito*. Madrid, España: Universidad Francisco de Vitoria. Obtenido de Curso de Máster en Gestión Global del Riesgo, Primera Edición, España.

Castillo, M., & Pérez, H. (junio de 2008). Gestión del riesgo crediticio: un análisis comparativo entre Basilea II y el Sistema de Administración del Riesgo Crediticio Colombiano SARC. Bogotá, Colombia. Obtenido de http://www.javeriana.edu.co/fcea/cuadernos_contab/vol9_n_24/vol9_24_8.pdf

Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria. (Enero de 2001). Documento de consulta. *El Enfoque basado en ratings internos IRB*. Obtenido de http://www.asba-supervision.org/cms/dmdocuments/2010-07-16_NAC-2001-02-Esp.pdf

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (Junio de 2011). Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios. Suiza. Obtenido de Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios: http://www.bis.org/publ/bcbs189_es.pdf

Dominguez, J., Miranda, F., Pallas, J., & Peraza, C. (s.f.). *La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea*. Obtenido de Universidad de Santiago de Compostela, España: <http://www.uv.es/asepuma/XI/31.pdf>

e-conomic Contabilidad en línea. (2012). Crédito - Diccionario de e-conomic. España. Obtenido de <http://www.e-conomic.es/programa/glosario/definicion-credito>

Elizondo, A. (2003). *Medición Integral Del Riesgo de Crédito*. Recuperado el 20 de junio de 2013, de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo2.pdf

Estevez, A. (26 de mayo de 2012). UTA, FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORIA. *IFIS Unidad IV, V, VII*. Recuperado el 5 de noviembre de 2013, de <http://juan-gordon.wikispaces.com/file/detail/IFIS+UNIDAD+IV+V+VI.docx>

Fabiarz, & Alvarez. (s.f.). Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. *Herramientas cuantitativas para la medición de riesgo de crédito*. Perú. Obtenido de http://www.sbs.gob.pe/repositorioaps/0/0/jer/pres_doc_basilea/HERRAMIENTAS_CUANTITATIVAS_MEDICION_RIESGO_CREDITO.pdf

Forero, S., & Carlesimo, S. (2002). *Administración y control de riesgos financieros - Universidad de la Sabana*. Bogotá, Colombia. Obtenido de <http://intellectum.unisabana.edu.co:8080/jspui/bitstream/10818/7806/1/123158.pdf>

García Sánchez, M. (2005). Modelos para estimar el riesgo de crédito. *Riesgo de crédito en México: aplicación del modelo CreditMetrics*. (C. d.-U. Puebla, Ed.) Puebla, México. Obtenido de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf

Inter Banco S.A., Institución de Banca Múltiple. (junio de 2011). México D.F, México. Obtenido de <http://www.interbanco.com.mx/Docs/Riesgo/062011.pdf> Junio 2011

Investor Services S.A. (Agosto de 2005). *Matrices de transición y comportamiento del riesgo crediticio (1998-2004)*. Colombia. Obtenido de *Matrices de transición y comportamiento del riesgo crediticio (1998-2004)*: <http://brc.com.co/notasy analisis/matricesInforme2005.pdf>

J.P. Morgan. (2 de Abril de 1997). *Creditmetrics TM - Technical Document*. New York, U.S.A. Obtenido de <http://www.macs.hw.ac.uk/~mcneil/F79CR/CMTD1.pdf>

Junta de Andalucía, C. d. (2007). Matrices estocásticas & Cadenas de Markov. España. Recuperado el 31 de agosto de 2013, de <http://www.omerique.net/calculat/estocasticas1.htm>

Lara, A. (2004). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. Obtenido de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo2.pdf

Mateus, S., & Gonzalez, A. (8 de abril de 2013). Universidad de riesgos. *Taller de cadenas de Markov en Riesgo de Credito*. Bogotá, Colombia. Recuperado el 12 de septiembre de 2013, de <http://uderriesgos.com/inicio/taller-de-cadenas-de-markov-en-riesgo-de-credito/>

Mendiburu, F. (s.f.). Conceptos de Estadística. Obtenido de Universidad Nacional Agraria La Molina, Apuntes de clase: <http://tarwi.lamolina.edu.pe/~fmendiburu/index-filer/academic/Estadistica/parte1.pdf>

Mendoza Colamarco, E. (s.f.). *De la Crisis Financiera Ecuatoriana, Causas, Consecuencias, Soluciones*. (C. s. Revista Jurídica on line - Facultad de Jurisprudencia, Ed.) Guayaquil, Ecuador. Recuperado el 17 de Agosto de 2013, de http://www.revistajuridicaonline.com/index.php?option=com_content&task=view&id=162&Itemid=27

Ojeda Martínez de Castilla, I., & Gago Vargas, J. (2008). *Métodos matemáticos para Estadística*. España: Pedro Cid, S.A. Obtenido de <http://campusvirtual.unex.es/ebooks/files/file/MME.pdf>

Perotti, E. (s.f.). ESEADE Escuela Superior de Economía y Administración de Empresas. Rosario, Argentina. Obtenido de <http://www.bcr.com.ar/Publicaciones/investigaciones/The%20Merton%20Model.pdf>

Posada, G., & Buitrago, M. (2008). Estadística, Guía didáctica y módulo. Obtenido de <http://www.funlam.edu.co/administracion.modulo/NIVEL-03/Estadistica.pdf>

Rincón, L. (diciembre de 2007). Curso Elemental de Probabilidad y Estadística. México Distrito Federal, México. Obtenido de <http://www.cimat.mx/~pabreu/LuisRinconI.pdf>

RiskMetrics Group. (2007). *CreditMetrics™ TECHNICAL DOCUMENT*. U.S.A. Obtenido de http://www.msci.com/resources/technical_documentation/CMTD1.pdf

Rojas, E. A. (13 de julio de 2006). *Basilea II: Impacto en la gestión de riesgos*. Obtenido de <http://www.ecobanking.com/ES/publicaciones/otros/consultores/BasileaII.pdf>

SBS - Subdirección de Estudios. (30 de junio de 2013). *ANÁLISIS FINANCIERO SISTEMA DE BANCOS PRIVADOS - Período junio 2012 - junio 2013*. Quito, Ecuador. Obtenido de http://soaprd.sbs.gob.ec:7777/medios/PORTALDOCS/downloads/articulos_financieros/Estudios%20Tecnicos/2013/AT6_2013.pdf

SBS. (25 de octubre de 2005). De la gestión del Riesgo Operativo, Libro I, Título X, Capítulo V. Quito, Ecuador. Obtenido de http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/normativa/nueva_codificacion/todos/L1_X_cap_V.pdf

SBS. (16 de diciembre de 2011). *Manual de operaciones activas y contingentes - version 1*. Quito, Ecuador. Obtenido de http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/Manuales/manual_operaciones_activas_contingentes_9_feb_10.zip

SBS. (15 de marzo de 2011). De la administración del Riesgo de crédito, Libro I, Título X, Capítulo II. Obtenido de

http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/normativa/nueva_codificacion/todos/lib_I_tit_X_cap_II.pdf

SBS. (20 de Noviembre de 2012). *Manual de operaciones activas y contingentes - version 2*. Quito, Ecuador. Obtenido de http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/Manuales/manual_operaciones_activas_contingentes_7_nov_12.zip

SBS. (3 de enero de 2012). Resolución JB-2012-2383. Quito, Ecuador. Obtenido de http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/normativa/2012/resol_JB-2012-2383.pdf

SBS. (19 de Julio de 2013). Portal web - Preguntas frecuentes. Quito, Ecuador. Recuperado el 19 de noviembre de 2013, de http://www.sbs.gob.ec/practg/sbs_index?vp_art_id=1&vp_tip=11&vp_lang=1&vp_buscr=0

Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile SBIF. (Diciembre de 2009). *Implementación del enfoque estándar de riesgo de crédito: Una mirada adicional*. Obtenido de https://www.sbif.cl/sbifweb/internet/archivos/publicacion_9132.pdf

Tamara - Ayús, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (Enero de 2012). Matrices de transición en el análisis del riesgo crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una institución financiera colombiana. 105,114. (Revista de Ingenierías Universidad de Medellín, Ed.) Medellín, Colombia. Obtenido de MATRICES DE TRANSICIÓN EN EL ANÁLISIS DEL RIESGO CREDITICIO COMO ELEMENTO FUNDAMENTAL EN EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA COLOMBIANA: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75025069009>

Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Mendoza. (s.f.). Análisis de ambientes operativos en Data Mining. Mendoza, Argentina.

Valencia, V., & Zambrano, J. (2013). Escuela superior Politécnica del Litoral (ESPOL). *Cálculo de la Probabilidad de Default para una cartera de créditos Vehiculares*. Guayaquil, Ecuador. Obtenido de <http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/24421/1/RESUMEN%20CICYT%20VALERIA%20VALENCIA%20Y%20JORGE%20ZAMBRANO.pdf>

Vallejos, S. J. (2006). Minería de Datos. Corriente, Argentina. Obtenido de http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/Mineria_Datos_Vallejos.pdf

Vela, C. (Julio de 2012). Revista Clave - Nueva Ley de Crédito Hipotecario su impacto en el Sector Financiero. Ecuador. Recuperado el 17 de Noviembre de 2013, de <http://www.clave.com.ec/index.php?idSeccion=690>

Vela, C. (Junio de 2013). Revista Clave - Entrevista a Antonio Acosta, Banca privada y crédito hipotecario. Ecuador. Recuperado el 14 de noviembre de 2013, de <http://www.clave.com.ec/index.php?idSeccion=946>

Vela, C. (Marzo de 2013). Revista Clave - Obligatoriedad de prestar para compra de vivienda. Ecuador. Recuperado el 19 de noviembre de 2013, de <http://www.clave.com.ec/index.php?idSeccion=874>

Villarreal Cadena, A. G. (Enero de 2011). Escuela Politécnica Nacional; Biblioteca Digital. *Tesis de grado*. Quito, Pichincha, Ecuador. Obtenido de ESTIMACIÓN DE MATRICES DE TRANSICIÓN PARA LA CARTERA COMERCIAL DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS ECUATORIANAS CONTROLADAS POR LA SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS: <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/2699/1/CD-3384.pdf>

WebMining Consultores. (10 de enero de 2011). KDD: Proceso de Extracción de conocimiento. Chile. Obtenido de

<http://www.webmining.cl/2011/01/proceso-de-extraccion-de-conocimiento/>

Zapata Galindo, A. (octubre de 2004). Modelando el riesgo de crédito en Colombia: Matrices de transición para la cartera comercial. Colombia. Obtenido de http://www.researchgate.net/publication/4832391_MODELANDO_EL_RIESGO_DE_CRDITO_Matrices_de_transicin_para_la_cartera_comercial