

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

**FACULTAD DE CIENCIAS**

**ESTIMACIÓN DE MATRICES DE TRANSICIÓN PARA LA  
CARTERA COMERCIAL DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS  
ECUATORIANAS CONTROLADAS POR LA SUPERINTENDENCIA  
DE BANCOS Y SEGUROS**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO  
MATEMÁTICO**

**ANDRÉS GEOVANNY VILLARREAL CADENA**

andresgvillarreal@hotmail.com

**DIRECTOR: Dr. Julio César Medina Vallejo**

julio.medina@epn.edu.ec

**Quito, enero de 2011**

## **DECLARACIÓN**

Yo, Andrés Geovanny Villarreal Cadena declaro bajo juramento que el trabajo aquí escrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

**Andrés Geovanny Villarreal Cadena**

## **CERTIFICACIÓN**

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por el señor Andrés Geovanny Villarreal Cadena, bajo mi supervisión.

---

**Dr. Julio César Medina Vallejo**  
**DIRECTOR**

## **AGRADECIMIENTOS**

A Jesús y a la Virgen María, porque en ellos he puesto mi confianza y su misericordia siempre ha estado conmigo.

Al Dr. Julio Medina, por su apoyo permanente a lo largo de la realización de esta tesis, por su paciencia, por haber confiado en mí y por supuesto, por el valioso conocimiento aportado.

A cada uno de mis hermanos, quienes me han hecho sentir que voy a poder contar con ellos en todos los momentos de mi vida.

A mis amigos por su compañía, respeto y cariño.

## DEDICATORIA

A mis padres, por su gran amor, paciencia y comprensión, porque siempre estuvieron junto a mí brindándome su apoyo y respaldo, y por enseñarme que con la ayuda de Dios todo se puede.

A mi abuelita, de quien siempre recibí sus bendiciones y su innegable amor.

## CONTENIDO

DECLARACIÓN .....	I
CERTIFICACIÓN .....	II
AGRADECIMIENTOS .....	III
DEDICATORIA.....	IV
CONTENIDO.....	V
RESUMEN .....	VIII
ABSTRACT .....	IX
<b>CAPÍTULO 1 .....</b>	<b>1</b>
<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1. ANTECEDENTES.....</b>	<b>2</b>
<b>1.2. IMPORTANCIA.....</b>	<b>5</b>
<b>1.3. UTILIDAD .....</b>	<b>7</b>
<b>1.4. OBJETIVOS .....</b>	<b>9</b>
1.4.1. OBJETIVO GENERAL .....	9
1.4.2. OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	9
<b>1.5. HIPÓTESIS.....</b>	<b>9</b>
<b>CAPÍTULO 2 .....</b>	<b>11</b>
<b>MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>11</b>
<b>2.1. RIESGO DE CRÉDITO .....</b>	<b>11</b>
2.1.1 ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO.....	17
2.1.2. S.B.S. COMO ENTE SUPERVISOR.....	22
2.1.3. PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO .....	26
2.1.4. TÉCNICAS PARA EL CALCULO DEL RIESGO DE CRÉDITO .....	27
2.1.4.1. Modelo Las cinco C del Crédito .....	29
2.1.4.2. Modelo Z-score.....	30
2.1.4.3. Modelo Zeta.....	31
2.1.4.4. Modelo EMS .....	32
2.1.4.5. Modelo CreditMetrics.....	33
2.1.4.6. Modelo EDF .....	34
2.1.4.7. Modelo Credit Risk + .....	35
2.1.4.8. Modelo CPF .....	36

2.1.4.9.	Modelo Modelizza .....	37
<b>2.2.</b>	<b>CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO.....</b>	<b>38</b>
2.2.1.	ANTECEDENTES.....	38
2.2.2.	CATEGORIAS DE RIESGO DE LOS CRÉDITOS.....	38
2.2.2.1.	Créditos de Riesgo Normal.....	39
2.2.2.2.	Créditos de Riesgo Potencial.....	39
2.2.2.3.	Créditos Deficientes.....	39
2.2.2.4.	Créditos de Dudoso Recaudo.....	40
2.2.2.5.	Pérdidas.....	40
2.2.3.	CLASIFICACIÓN DE LA CARTERA DE CRÉDITO.....	40
2.2.3.1.	Créditos Comerciales .....	41
2.2.3.2.	Créditos de Consumo .....	42
2.2.3.3.	Créditos para la Vivienda.....	43
2.2.3.4.	Microcréditos .....	43
2.2.4.	RESTRUCTURACIÓN DE UN CRÉDITO.....	44
2.2.5.	CONSTITUCIÓN DE PROVISIONES .....	45
<b>2.3.</b>	<b>CADENAS DE MARKOV .....</b>	<b>46</b>
2.3.1.	INTRODUCCIÓN .....	46
2.3.2.	DEFINICIÓN FORMAL .....	49
2.3.3.	CADENAS ESTACIONARIAS Y NO ESTACIONARIAS.....	50
2.3.4.	ESTADOS DE UNA CADENA DE MARKOV.....	50
2.3.4.1.	Estado Absorbente .....	50
2.3.4.2.	Estado Recurrente.....	50
2.3.4.3.	Estado Transitorio.....	51
2.3.4.4.	Estado Periódico.....	51
2.3.4.5.	Estado Ergódico .....	51
2.3.5.	APLICACIÓN .....	51
<b>CAPÍTULO 3.....</b>	<b>52</b>	
<b>METODOLOGÍA .....</b>	<b>52</b>	
<b>3.1. MATRICES DE TRANSICIÓN.....</b>	<b>52</b>	
3.1.1.	INTRODUCCIÓN .....	52
3.1.2.	MÉTODO DISCRETO.....	54
3.1.3.	MÉTODO CONTINUO.....	58

<b>3.2. ELABORACIÓN DE LA HERRAMIENTA .....</b>	<b>61</b>
3.2.1. INTRODUCCIÓN .....	61
3.2.2. DISEÑO DE LA HERRAMIENTA .....	61
3.2.2.1. Diagrama de Flujo Macroproceso.....	63
3.2.2.2. Diagrama de Flujo Subproceso Presentación del Proyecto.....	64
3.2.2.3. Diagrama de Flujo Subproceso Selección de Datos.....	64
3.2.2.4. Diagrama de Flujo Subproceso Carga de Datos BD-ODBC ....	65
3.2.2.5. Diagrama de Flujo Subproceso Ejecución de Análisis.....	66
3.2.2.6. Diagrama de Flujo Subproceso Método Discreto .....	67
3.2.2.7. Diagrama de Flujo Subproceso Método Continuo .....	68
3.2.2.8. Diagrama de Flujo Subproceso Validación de Resultados .....	69
3.2.2.9. Diagrama de Flujo Subproceso Datos de Validación.....	70
3.2.2.10. Diagrama de Flujo Subproceso Resultados de Validación .....	71
3.2.3. PROGRAMACIÓN .....	71
<b>3.3. APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA .....</b>	<b>74</b>
3.3.1. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS.....	74
3.3.2. EJECUCIÓN DE LA HERRAMIENTA.....	77
3.3.2.1. Requerimientos.....	77
3.3.2.2. Fuente de Datos ODBC .....	77
3.3.2.3. Corrida de la Herramienta.....	81
<b>3.4. ANÁLISIS DE RESULTADOS .....</b>	<b>92</b>
3.4.1. INTRODUCCIÓN .....	92
3.4.2. RESULTADOS DEL PERÍODO 2004 - 2005.....	92
3.4.2. RESULTADOS DEL PERÍODO 2005 - 2006 .....	94
3.4.2. RESULTADOS DEL PERÍODO 2006 - 2007 .....	96
3.4.2. RESULTADOS DEL PERÍODO 2007 - 2008 .....	97
<b>3.5. VALIDACIÓN DE LA HERRAMIENTA .....</b>	<b>101</b>
<b>CAPÍTULO 4.....</b>	<b>109</b>
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>109</b>
<b>4.1. CONCLUSIONES .....</b>	<b>109</b>
<b>4.2. RECOMENDACIONES.....</b>	<b>109</b>
BIBLIOGRAFÍA .....	114
ANEXOS .....	116



## RESUMEN

Teniendo en cuenta el reciente interés de las entidades financieras ecuatorianas en la gestión del riesgo de crédito, esta tesis tiene la intención de elaborar una herramienta de fácil utilización, que calcule automáticamente matrices de transición para la cartera comercial de las entidades financieras controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. Esta herramienta reducirá de sobremanera tiempos y costos a las áreas de riesgo de las instituciones en cuestión. Además las probabilidades de transición obtenidas a partir de la herramienta en especial las probabilidades de incumplimiento, serán una contribución importante para mejorar el tratamiento analítico de la administración del riesgo de crédito de las entidades que conforman el sistema financiero ecuatoriano, así como también de gran aporte para el ente regulador y supervisor, dado que en nuestro país, la calidad y cantidad de información crediticia es escasa.

Para la aplicación y validación de la herramienta se trabajará en la línea créditos de consumo, ya que este es el tipo de crédito que muestra los más altos índices de cartera vencida en el país, con datos reales de una de las entidades financieras más importantes obtenidos a través de la central de riesgos con la debida autorización de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador.

Palabras clave: Riesgo de Crédito. Cartera Comercial. Matrices de Transición.

## ABSTRACT

Given the recent interest of the Ecuadorian financial institutions in credit risk management, this thesis intends to develop a user-friendly tool that will automatically calculate the transition matrices for commercial portfolio of financial institutions supervised by the Superintendency of Banks and Insurance of Ecuador. This tool greatly will reduce time and cost of the risk areas of the institutions concerned. Furthermore, the transition probabilities obtained from the tool particularly default probabilities will be an important contribution to improve the analytical treatment of credit risk management of the entities that comprise the Ecuadorian financial system, as well as a great contribution to the regulatory and supervisory entity, given that our country the quality and quantity of credit information is low.

For the implementation and validation of the tool we will work in consumer portfolio line, because this is the type of credit that shows the highest levels of nonperforming loans in the country, with real data from one of the largest financial institutions obtained through the credit bureau with proper authorization from the Superintendency of Banks and Insurance of Ecuador.

Keywords: Credit Risk. Commercial portfolio. Transition Matrices.

# **CAPÍTULO 1**

## **INTRODUCCIÓN**

Este capítulo comprende los antecedentes de la estimación de matrices de transición básicamente en lo que respecta a nuestro país, mostrando así el problema a resolver y exponiendo las razones por las cuales se ha planteado esta investigación; esto es, su importancia, utilidad, objetivos e hipótesis.

El presente trabajo consta de cuatro capítulos, de los cuales el primero es la presente introducción.

Posteriormente en el segundo capítulo, se definen todas las bases científicas que se utilizaron en el desarrollo de este proyecto de titulación.

El tercer capítulo se compone de cuatro secciones: la primera sección es una explicación de la metodología utilizada para la estimación de matrices de transición en tiempo discreto y en tiempo continuo, la segunda sección es una descripción detallada del proceso de elaboración de la herramienta antes mencionada, en la tercera sección, se procede a la aplicación de la herramienta elaborada utilizando datos reales de una de las entidades financieras más importantes del país, así como también en la cuarta sección se analizan en detalle los resultados obtenidos por ambos métodos y en la quinta sección se da lugar a la validación de la herramienta utilizando datos que no hayan formado parte en la aplicación de la herramienta.

Para realizar esta tesis se recopiló toda la información posible en publicaciones, libros y entrevistas a personal que tienen bajo su responsabilidad el cargo de Jefes de Riesgo de la Superintendencia de Bancos y Seguros, institución en la cual tuve la oportunidad de realizar mis pasantías. La información obtenida se analizó a efecto de comprobar las hipótesis propuestas.

Finalmente en el cuarto y último capítulo se presentan las principales conclusiones a las que se ha llegado luego de la realización del presente trabajo, así como también, las recomendaciones suministradas principalmente para la realización de trabajos futuros, conclusiones y recomendaciones que servirán como insumo para profundizar más en el tema.

Cabe destacar, que este estudio no es definitivo, constituyendo solamente uno de los cimientos para la realización de estudios posteriores, que deberán ser realizados con parámetros más sobresalientes como se enuncia en las recomendaciones de este proyecto.

## **1.1. ANTECEDENTES**

“La incertidumbre es una de las características principales con las cuales debe vivir una institución financiera. Una amplia serie de fenómenos cuyo comportamiento es impredecible tienen un impacto directo en el desempeño de dichas instituciones.”<sup>1</sup>

De todos los riesgos a los cuales las entidades financieras ecuatorianas están expuestas, el principal riesgo que enfrentan es el riesgo de crédito. Los avances en el riesgo de crédito han ayudado a las entidades financieras conocer de mejor manera la exposición de sus carteras de crédito y establecer los montos de las pérdidas a las cuales se exponen.

Las entidades financieras tienen la obligación de crear reservas preventivas de capital para hacer frente a pérdidas originadas tanto por el deterioro de la calidad crediticia de los acreditados así como también por los cambios en los factores de mercado cuyo comportamiento es impredecible.<sup>2</sup>

---

<sup>1</sup> ELIZONDO, Alan. *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. (2003).

<sup>2</sup> ELIZONDO, Alan. *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. (2003).

El deterioro de la calidad de la cartera de crédito y el incremento de las pérdidas en una entidad financiera se deben a la complejidad organizativa de dichas entidades, al apalancamiento, a la volatilidad de los mercados y a los ciclos de desempleo. Por otra parte, la innovación en los instrumentos financieros para mitigación del riesgo de crédito, los adelantos en los modelos de control preventivo y procedimientos de medición del mismo, así como también las mejoras en los procesos de otorgamiento de los créditos que han desarrollado las entidades financieras, ayudan de sobremanera a mantener una correcta administración del riesgo de crédito.

La medición del riesgo de crédito ha tenido un significativo avance en la forma de conceptuarse, así como también en el desarrollo de un significativo número de modelos para cuantificar sus efectos, tanto a escala local como a escala internacional.

La Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador ha iniciado una cultura de consolidación de políticas de riesgo para el sector financiero; de esta manera dentro de los requerimientos necesarios para la implantación de dichas políticas la Superintendencia de Bancos y Seguros requiere que las entidades financieras creen sus propios modelos para evaluar, calificar y controlar los riesgos idóneamente.

“Las técnicas para el otorgamiento y seguimiento de los créditos que hace el sector financiero a sus clientes han tenido importantes desarrollos en los últimos años. Sin embargo, el objetivo final de medir el riesgo de crédito sigue siendo el mismo: prever anticipadamente las pérdidas potenciales en las que podría incurrir una institución financiera en el otorgamiento de créditos.”<sup>3</sup>

Las diferentes técnicas que existen en la actualidad utilizadas para determinar el riesgo de crédito se componen de metodologías que buscan calcular la probabilidad de incumplimiento o también conocida como probabilidad de “default”

---

<sup>3</sup> ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

de un deudor frente a un acreedor; dicho de diferente manera, estas técnicas buscan calcular el riesgo de que un individuo no pueda cumplir con sus obligaciones adquiridas una vez que ha asumido una deuda. Las matrices de transición son una de estas metodologías.<sup>4</sup>

La aplicación "CreditMetrics" de J.P. Morgan es un modelo para la estimación del riesgo de crédito la cual se dio a conocer en el año de 1997. Como parte principal de esta aplicación se encuentran las matrices de transición, las cuales a partir de esta fecha empezaron a utilizarse como herramienta para medir el riesgo de crédito convirtiéndose en una de las técnicas más utilizadas debido a su fácil implementación.

Las matrices de transición tienen como objetivo principal reflejar en el corto, mediano y largo plazo, el grado de estabilidad que presentan las categorías de riesgo de una determinada entidad financiera.

"La matriz de transición es la principal herramienta para determinar la probabilidad de que un crédito con una calificación crediticia determinada cambie de calificación durante un periodo específico. A esta probabilidad se le conoce como probabilidad de migración en la calidad de un crédito.

En otras palabras sirven para estimar la probabilidad de pasar de un estado (i) en el cual se encontraba la deuda del individuo o deudor en un cierto período de tiempo t, a un estado (j) en el período siguiente t+1."<sup>5</sup>

Partiendo de que hasta el momento en lo que se ha podido incursionar, no se tiene una herramienta para la estimación de matrices de transición en el Ecuador, y en un intento en conjunto con algunas autoridades de la Superintendencia de Bancos y Seguros por superar esta limitación, se ha visto necesario diseñar una herramienta sencilla y fácilmente interpretable por el usuario, que automatice la

---

<sup>4</sup> ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

<sup>5</sup> ELIZONDO, Alan. *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. (2003).

estimación de matrices de transición para la cartera comercial de las entidades financieras ecuatorianas.

## 1.2. IMPORTANCIA

El objetivo de este proyecto de titulación, es dar a conocer al lector de una manera fácil, práctica y sencilla, en qué consiste el riesgo de crédito y, principalmente cómo el cálculo de matrices de transición es de vital importancia para su estimación.

Estimar el riesgo de crédito es muy importante, ya que históricamente este riesgo se ha convertido en la principal causa de las pérdidas de las entidades financieras, puesto que los activos crediticios aproximadamente pueden llegar a componer desde un 80% hasta un 90% de los activos totales de la mayoría de estas entidades.

Las personas del área de riesgo, encargados de la calificación de los créditos de la cartera comercial de las entidades financieras, asocian los patrones de comportamiento financiero con la probabilidad de que se mantenga, aumente o disminuya el riesgo de incumplimiento. Por ejemplo, la pérdida de liquidez, los incrementos rápidos y sostenidos de endeudamiento y las caídas en la rentabilidad, se pueden relacionar con la probabilidad de incumplir.<sup>6</sup>

El objetivo principal de la asignación de las calificaciones a la cartera de créditos, es la evaluación del riesgo de crédito de la entidad financiera, valorando la capacidad para cumplir o incumplir el pago de los compromisos adquiridos por los prestatarios o deudores.

En este sentido, se supone que la calificación que se otorgó a un determinado crédito al inicio de un periodo, se mantenga en el tiempo, siempre y cuando todos

---

<sup>6</sup> *Matrices de transición y comportamiento del riesgo crediticio*. BRC Investor Services S.A. (2005).

los factores exógenos se mantengan estables, salvo mejoras o deterioros que pudieran darse internamente en los sujetos de crédito o deudores, lo cual podría causar el cambio de la calificación asignada. Por tanto, las matrices de transición ayudan a juzgar la precisión de la labor de los agentes del departamento de riesgo encargados de la calificación de los créditos, al evaluar el riesgo de que los deudores incumplan con sus pagos, y además facilitan la lectura del comportamiento financiero en el país.<sup>7</sup>

Además las entidades financieras necesitan reinvertir de manera apropiada sus utilidades y desarrollar procesos que provean información confiable respecto al riesgo de crédito, ya que la repartición de recursos no es eficiente y las entidades financieras asignan dinero para cubrir las provisiones sin saber cuál es el nivel óptimo, corriendo el riesgo de disminuir sus activos en el futuro; por esta razón, la elaboración de este proyecto es de vital importancia, ya que en el cual se diseña una metodología que obtiene probabilidades de que los individuos entren en default o incumplimiento, las cuales aportaran significativamente en el cálculo de dichas provisiones.

Este proyecto se centra en la elaboración y aplicación de una herramienta que calcula probabilidades de transición, las cuales serán una contribución de gran valor para las entidades financieras en la determinación del riesgo de crédito de sus carteras comerciales, teniendo en cuenta que el crédito que otorga una entidad financiera, es una de las principales fuentes de financiación en el Ecuador.

Por lo tanto las matrices de transición son un elemento muy importante en la estimación del riesgo de crédito de las instituciones financieras, debido a que proveen la base para analizar el posible deterioro que pudiera presentar una cartera de crédito en el futuro.

---

<sup>7</sup> *Matriz de Transición Multianual*. Equilibrium Calificadora de Riesgo S.A. (2006).



Además las matrices de transición sirven de herramienta a las entidades financieras para mantener una correcta administración del riesgo de crédito, lo cual es esencial para obtener una cartera de crédito de calidad.

### **1.3. UTILIDAD**

Es conocido en la actualidad, que cuando un problema cae en el mundo de las finanzas, su estudio e investigación se disparan por el alto interés económico que genera. El problema de construir una cartera crediticia de calidad no es la excepción, este es un problema en el cual las entidades financieras han puesto especial énfasis debido, entre otros aspectos, a la rentabilidad que se podrían obtener al aumentar los préstamos o créditos, sin incrementar las pérdidas esperadas.

“Las instituciones financieras expresan la percepción de riesgo que tienen de cada uno de sus clientes mediante la calificación de los créditos. La información provista por dicha calificación les permite evaluar el estado actual de la calidad de sus balances, así como hacer los cálculos de las provisiones que deben hacer sobre sus carteras.”<sup>8</sup>

Por esta razón las matrices de transición son instrumentos de gran utilidad y servirán como insumo en la evaluación, otorgamiento y asignación de tasas de los créditos.

No obstante, en la gestión de la administración de riesgo de crédito es primordial poder predecir el incumplimiento de los clientes a sus compromisos adquiridos y sus posibles cambios entre categorías de riesgo. De esta manera, las matrices de transición constituyen una herramienta útil e imprescindible para las entidades

---

<sup>8</sup> GOMEZ, José; MORALES, Adriana; PINEDA, Fernando y ZAMUDIO, Nancy. *Estimación de matrices de transición de la calidad de cartera comercial de las entidades financieras colombianas*. Colombia. (2007).

financieras, porque a través de ellas se puede estimar las probabilidades de transición de determinada cartera de crédito.<sup>9</sup>

Estas matrices nos muestran históricamente para un crédito ubicado en cierta categoría de riesgo, cual ha sido la probabilidad que tiene de conservar, modificar hacia arriba, o modificar hacia abajo su calificación en un periodo determinado, en otras palabras estas matrices muestran el defecto, la recuperación y la historia de las calificaciones de los créditos.

La información extraída de las matrices de transición, permitirá a los jefes de riesgo tomar importantes decisiones en lo que se refiere al tipo de políticas que permitan a la entidad maximizar su rentabilidad y minimizar el riesgo de crédito.

Por todo lo mencionado anteriormente, diseñar una metodología que automatice el cálculo de las matrices de transición, constituirá una herramienta extraordinaria para las instituciones financieras ecuatorianas, en especial para los jefes de riesgo y los encargados de la administración del riesgo de crédito de dichas entidades, quienes son responsables de la proyección de pérdidas y de mantener la seguridad y solvencia de la entidad financiera, razón por la cual resulta importante medir con gran precisión estas probabilidades.

Además, a través de esta herramienta, las entidades financieras podrán anticiparse a posibles resultados adversos y al mismo tiempo planificar adecuadamente la gestión financiera, para de esta forma garantizar la calidad de sus carteras de crédito.

Por último es importante recalcar que todo lo que abarca la valoración y cuantificación del riesgo de crédito, constituye una de las vías más importantes para ejercer y aplicar conocimientos que posee un estudiante de Ingeniería Matemática.

---

<sup>9</sup> GOMEZ, José; MORALES, Adriana; PINEDA, Fernando y ZAMUDIO, Nancy. *Estimación de matrices de transición de la calidad de cartera comercial de las entidades financieras colombianas*. Colombia. (2007).

## **1.4. OBJETIVOS**

### **1.4.1. OBJETIVO GENERAL**

- Elaborar un modelo que permita estimar las Matrices de Transición para las Entidades Financieras controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador.

### **1.4.2. OBJETIVOS ESPECIFICOS**

- Diseñar una herramienta que a través del ingreso de calificaciones asignadas por las entidades financieras ecuatorianas a sus carteras comerciales, se pueda calcular la respectiva Matriz de Transición para un determinado periodo de tiempo.
- Contrastar los resultados de las estimaciones de probabilidades de migración entre estados, que se obtendrían aplicando los métodos discreto y continuo en la calidad de los créditos comerciales de las entidades financieras ecuatorianas.
- Validar la herramienta obtenida, comparando los resultados del modelo, con el grado de estabilidad que presentan las categorías de riesgo asignadas por las entidades financieras ecuatorianas.

## **1.5. HIPOTESIS**

- Es posible medir el riesgo de crédito, estimando la probabilidad de incumplimiento a través del cálculo de matrices de transición.

- Se puede diseñar una herramienta de fácil utilización, que automatice el cálculo de las matrices de transición.
- Las matrices de transición resultantes de la aplicación de la herramienta, son confiables y eficientes.
- Los resultados obtenidos a partir del método continuo tienen un grado de aproximación mayor a los datos reales, en relación a los resultados obtenidos con el método discreto.
- Las matrices de transición resultantes, muestran la estabilidad que usualmente se debe encontrar en la evaluación del riesgo de crédito de las entidades financieras.

## CAPÍTULO 2

### MARCO TEÓRICO

En este capítulo se dan a conocer las definiciones y bases científicas, utilizadas en el desarrollo de este proyecto de titulación, las cuales permitirán al lector formarse una idea general sobre estos, al mismo tiempo ayudan a entender de mejor manera lo expuesto a lo largo de este trabajo; entre estas bases científicas tenemos: el riesgo de crédito, la calificación de activos de riesgo, las cadenas de Markov.

#### 2.1. RIESGO DE CRÉDITO<sup>10</sup>

La palabra **riesgo** se remonta al Latín “risicare”, al francés “risque” y al italiano “risco”, en Latín tiene un significado negativo, relacionado con peligro, daño, siniestro o pérdida.<sup>11</sup>

El concepto de riesgo puede reducirse a aquella situación en que habiendo un rango de posibles resultados, no se puede determinar de antemano cuál de ellos ocurrirá. En el ámbito financiero se asocia con las variaciones inesperadas ya sean negativas o positivas en el comportamiento de un activo.

En la actualidad el concepto de riesgo es muy importante en el negocio financiero ya que cualquier operación, procedimiento o decisión se encuentra relacionada por sus resultados con el riesgo, tal y como lo expresa Alfonso de Lara “el riesgo es parte inevitable de los procesos de toma de decisiones en general y de los

---

<sup>10</sup> El desarrollo de este tema se ha basado en el paper: ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

<sup>11</sup> DE LARA HARO, Alfonso. *Medición y control de riesgos financieros*. Segunda edición. México D.F.: Limusa, (2002). p189.

procesos de inversión en particular. El beneficio que se pueda obtener por cualquier decisión o acción que se adopte, debe asociarse necesariamente con el riesgo inherente a dicha decisión o acción.”

La palabra **crédito** proviene del latín “credere”, tiene un significado relacionado con confiar o confianza. Otorgar un crédito significa brindar confianza a un individuo o a una sociedad.

El concepto de crédito puede reducirse al derecho a disponer de un dinero ajeno por un periodo de tiempo determinado, a cambio de cierto interés. El que da el crédito se reconoce como prestamista y el que lo recibe se reconoce como prestatario.

Otra definición de crédito puede ser la transacción entre dos partes donde la una parte (prestamista) otorga recursos en el presente sin exigir un pago inmediato de la otra parte (prestatario) bajo la promesa de restituirlos en el futuro en condiciones previamente establecidas.

El crédito ha tenido una constante evolución, hasta convertirse hoy en uno de los principales instrumentos de financiación, tanto de empresas como de personas, llegando a ser sinónimo de crecimiento y de desarrollo económico.

El proceso de un crédito en una entidad financiera se compone de cinco etapas que se detallan a continuación:

- a) “Aprobación del crédito.
- b) Determinación de la calificación del crédito.
- c) Asignación del precio del crédito.
- d) Generación de alertas tempranas.
- e) Estrategias de cobranza.”<sup>12</sup>

---

<sup>12</sup> ELIZONDO, Alan y LOPEZ, Carlos. *El Riesgo de Crédito en México*. (1999). p120.

La **cartera de crédito** es un conjunto de préstamos que una entidad financiera ha concedido a sus clientes, por lo que es considerada como parte de los activos de la institución.<sup>13</sup>

Luego de haber definido riesgo, crédito y cartera de crédito, nos enfocaremos en definir el riesgo de crédito.

**El riesgo de crédito** es la posibilidad de que un prestatario no pueda cumplir con sus obligaciones de acuerdo a condiciones previamente establecidas, provocando grandes pérdidas para el prestamista.

Además el riesgo de crédito es considerado como uno de los más antiguos, ya que tiene origen muchos años atrás, aproximadamente 1800 a. C.; en esencia ha permanecido sin variantes desde esa época.<sup>14</sup>

“El riesgo de crédito se define, como la pérdida potencial en que puede incurrir un acreedor, debido al incumplimiento de un deudor, en una obligación o transacción financiera” (Zapata 2002), al mismo tiempo se define como “las pérdidas esperadas de un incumplimiento por parte del prestatario, o los efectos que produciría el deterioro de la calidad de un crédito”,<sup>15</sup> y De Lara lo define como la pérdida potencial producto del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago.

Para mitigar el riesgo de crédito, las entidades financieras antes de otorgar un crédito a un cliente, realizan estudios que les permitan tener la seguridad de que recuperarán el dinero prestado.

---

<sup>13</sup> MOLINA, Ernesto. *Contabilidad Bancaria*. Décimo cuarta edición. (2000). p127.

<sup>14</sup> SANTOS, Carla. *Riesgo de Crédito en México*. (1999). p22.

<sup>15</sup> GALICIA, Martha. *Nuevos Enfoques de Riesgo de Crédito*. Instituto de Riesgo Financiero. México D.F. (2003).

La existencia de riesgo de crédito, depende en general de la solvencia y compromiso del prestatario, pero su magnitud está netamente relacionada con el volumen de la operación.

Para reducir el riesgo de crédito toda entidad financiera debería tener un proceso de revisión constante del crédito con el fin de identificar tempranamente créditos con problemas y reducciones en la calidad de crédito. Dependiendo de la entidad financiera existen diferencias en las metodologías que se utilizan para rehabilitar un crédito con problemas.

El riesgo crediticio se compone tanto de un riesgo de incumplimiento, que es la probabilidad de que el prestatario incumpla, y de un riesgo de mercado que mide la pérdida financiera que se experimentará si el prestatario incumple.

Adicionalmente, para el análisis del riesgo de crédito se deben tomar en cuenta dos horizontes de estudio: el riesgo de crédito individual y el riesgo de la cartera de crédito.

En el estudio del riesgo de crédito individual es necesario considerar tres parámetros básicos: la probabilidad de incumplimiento o de default a la que nos referiremos en mayor detalle en la siguiente sección, la tasa de recuperación y la exposición crediticia.

**La probabilidad de incumplimiento** se entiende como la posibilidad de incumplimiento a la omisión del pago de un crédito luego de que este ha entrado en un periodo de mora o en otras palabras en un periodo de impago de la deuda.

**La tasa de recuperación** se entiende como la proporción de la deuda que se podrá recuperar una vez que el prestatario ha caído en incumplimiento.

**La exposición crediticia** se entiende como el principal remanente más un interés acumulado.



Además, para obtener la medición de riesgo, es necesario definir las pérdidas crediticias esperadas y pérdidas crediticias no esperadas.

**Las pérdidas esperadas** nos indican la cantidad promedio que las entidades financieras pueden perder por haber asumido el riesgo de otorgar créditos; además sirven para realizar el cálculo de las provisiones de la cartera de crédito. Al ser la pérdida esperada aditiva, entonces la pérdida esperada de la cartera de crédito, es la suma de las pérdidas esperadas de los créditos que la componen.

**Las pérdidas no esperadas** están compuestas por riesgos crediticios que no se consideran como probables o estimables en la etapa de evaluación, pero que a pesar de lo anterior pueden suceder en el futuro; además estas pérdidas pueden provocar un impacto negativo en la solvencia de la entidad financiera ya que estas deben ser cubiertas patrimonialmente y no mediante provisiones. Las pérdidas inesperadas a diferencia de las pérdidas esperadas, no son aditivas dado que dependen en gran medida de la correlación entre los distintos créditos que componen una cartera de crédito.

De todo lo anterior, las pérdidas en que puede incurrir una entidad financiera por incumplimiento en obligaciones crediticias, siguen una distribución binomial de la forma:

$$\text{Pérdidas} = \begin{cases} 0, & \text{con probabilidad } 1-p \\ (1-r)E, & \text{con probabilidad } p \end{cases}$$

Donde,

E: es exposición crediticia

p: es la probabilidad de incumplimiento

r: es la tasa de recuperación

En consecuencia, las pérdidas crediticias esperadas se calculan de forma individual para cada crédito con la siguiente fórmula:

$$\text{Pérdida crediticia esperada} = (p)(E)(1-r)$$

En cambio, las pérdidas no esperadas corresponden a una determinada función de distribución de pérdidas que depende de los componentes de riesgo antes mencionados, a un horizonte temporal determinado y a un nivel de confianza establecido.

De lo anterior, las pérdidas no esperadas generalmente se refieren a  $x$  veces la desviación estándar de la función de distribución de pérdidas. Este número  $x$  depende del nivel de confianza establecido. Si hacemos la suposición de que la exposición crediticia y la tasa de recuperación son fijas e independientes de la función de distribución de pérdidas, tendremos que la desviación estándar ( $s_p$ ) de la función de pérdidas será:

$$(s_p) = \left( \sqrt{p(1-p)} \right) (E)(1-r)$$

Luego,

$$\text{Pérdida crediticia no esperada} = x_{\text{veces}} (s_p)$$

En el análisis del riesgo de la cartera de crédito, es importante considerar la correlación que existe entre los diferentes activos que lo componen. Por tanto, el porcentaje de las pérdidas crediticias esperadas se lo puede obtener de la siguiente manera:

$$\text{Porcentaje de pérdidas crediticias esperadas} = \sum_{\substack{1 \leq i \leq M \\ 1 \leq j \leq N}} w_i p_j (1-r_i)$$

Donde,

$p_j$ : es la probabilidad de incumplimiento del deudor del crédito  $j$

$w_i$ : es la participación del crédito  $i$  en la cartera total

$r_i$ : es la tasa de recuperación del crédito  $i$

De igual manera,

$$\text{Porcentaje de pérdidas crediticias no esperadas} = x_{\text{veces}} \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{\substack{1 \leq i \leq N \\ 1 \leq j \leq N \\ i \neq j}} w_i w_j \sigma_i \sigma_j \phi_{ij}}$$

Donde,

$w_i$ : es la participación del crédito  $i$  en la cartera total

$\sigma_i$ : es la desviación estándar del valor del crédito  $i$

$\phi_{ij}$ : es la correlación entre el crédito  $i$  y el crédito  $j$

### 2.1.1. ADMINISTRACION DEL RIESGO DE CRÉDITO<sup>16</sup>

Para cualquier institución en la cual la rentabilidad de su negocio este estrechamente ligada a los riesgos que asume, la gestión o administración de riesgos es parte fundamental. En las entidades financieras la gestión de riesgos, tiene lugar en el departamento o área de riesgo de las mismas, y entre sus objetivos tenemos: mantener los diferentes tipos de riesgos a niveles razonables, obteniendo así una buena rentabilidad para la institución, asimismo mantener al personal con capacitación constante.

Como ya se dijo anteriormente, las entidades financieras están sujetas a una variedad de riesgos, siendo el más importante de estos el riesgo de crédito, ya

---

<sup>16</sup> Este tema se ha basado en material del siguiente paper: *Principios para la Administración del Riesgo de Crédito*. Documento consultivo emitido por la Comisión de Basilea de Supervisión de Bancos. (1999).

que en los últimos tiempos se ha ido incrementando el nivel de morosidad, por lo que el departamento de riesgo debe prestar mayor atención al mismo, razón por la cual a continuación se dará una breve descripción de la administración del riesgo de crédito.

El análisis de los créditos se considera un arte, ya que este es un proceso dinámico y exige creatividad por parte de las personas encargadas del departamento o área de riesgos.

La administración del riesgo de crédito abarca un set completo de políticas y procedimientos utilizado por las entidades financieras para manejar, monitorear, evaluar y controlar los riesgos, ya que una buena administración del riesgo de crédito es la clave del éxito para cumplir con los objetivos y metas propuestos, garantizando así, que siga adelante el negocio financiero.

Las políticas de riesgos deben partir de la estrategia para poder responder a preguntas sobre donde las entidades financieras quieren estar en el futuro a mediano y largo plazo, así como también preguntas de dónde no se quiere estar. Estas políticas deben mostrar claramente de qué forma se administraran los créditos con problemas.

Las políticas de riesgo de crédito de una entidad financiera, deben recoger las enseñanzas que provienen tanto de la teoría como de la experiencia histórica de la entidad, para operar y administrar la cartera de préstamos de forma eficaz, esto es, asegurar la rentabilidad.<sup>17</sup>

La administración del riesgo de crédito tiene el objetivo de maximizar la tasa de rendimiento de las entidades financieras, manteniendo la exposición al riesgo dentro de los límites tolerables, dado que una deficiente administración del riesgo de crédito puede provocar un impacto negativo en los accionistas y clientes en general.

---

<sup>17</sup> VILARIÑO, Ángel. *La Gestión del Riesgo de Crédito*. Junio. (2000).

En la administración del riesgo de crédito se busca fijar de manera adecuada los límites de los créditos con el objetivo de reducir las pérdidas por el posible incumplimiento de los prestatarios.

Los resultados que se obtienen al establecer correctamente los límites de crédito son muchos, de los cuales los más destacados son: evitar que la pérdida en un solo crédito ponga en peligro a la entidad financiera, evitar también dar créditos a clientes que excedan su capacidad de endeudamiento y permitir a los gerentes de las entidades financieras, monitorear el cumplimiento de las tolerancias predeterminadas del riesgo de crédito de acuerdo con las políticas de crédito establecidas.

Al momento en que una entidad financiera otorga un crédito, esto implica que de antemano se están aceptando los riesgos y los beneficios que esto involucra. Las entidades financieras tienen la tarea de evaluar constantemente la relación riesgo/beneficio tanto en la cartera entera de crédito como en los créditos individuales.

Las entidades financieras deberían establecer los precios de los créditos de tal manera que se cubran todos los costos implícitos y se obtenga una adecuada compensación por los riesgos incurridos, ya que las entidades financieras tienden a no fijar el precio de un crédito adecuadamente y, por ende, no se obtiene una compensación adecuada por los riesgos.

Una débil administración del riesgo de crédito es uno de los grandes problemas que enfrentan las entidades financieras en el mundo entero, por tanto las entidades financieras deberían ser capaces de sacar lecciones útiles de las experiencias del pasado.

Las entidades financieras deberían estar de acuerdo de la necesidad de identificar, medir, monitorear y controlar el riesgo de crédito y de determinar si su capital es adecuado frente a estos riesgos y si tienen amplia compensación para los riesgos adquiridos.

Para que los encargados de la gestión de la administración del riesgo de crédito tomen una decisión de crédito, primeramente deben realizar un proceso de evaluación en el cual se precise el monto máximo en riesgo que la entidad financiera está dispuesta a asumir para un determinado cliente.

Estas personas encargadas de la gestión de la administración del riesgo de crédito tienen la ardua tarea de establecer provisiones para las pérdidas esperadas y la tarea de mantener un capital adecuado para poder absorber los riesgos y pérdidas inesperadas.

Aunque la gestión de la administración del riesgo de crédito no puede prevenir perdidas, una buena administración puede asegurar que la entidad financiera conozca los niveles de riesgo a los cuales se encuentra expuesta y pueda decidir si está de acuerdo en asumir estos riesgos.

En el caso de presentarse fallo en el plazo establecido, el mecanismo más usado es el cobro de intereses de mora, que teóricamente, debe subsanar a las entidades financieras, de las eventuales pérdidas que la mora le ocasiono. En el caso de incumplimiento en el monto establecido, los mecanismos más comunes son:

- a) Presión por parte del personal de cobros a través de llamadas telefónicas y/o cartas.
- b) Procesos jurídicos que implican hacer efectiva la garantía, y cuando procede, perseguir los bienes del deudor o en el caso de créditos sin ninguna garantía el embargo de sueldo.
- c) Reporte a las centrales de información crediticia.

Sólo cuando se han utilizado estos mecanismos, o cualquier otro diseñado por la entidad financiera, y el resultado final obtenido, no se ha traducido en una recuperación parcial o total del monto adeudado, es que se puede hablar de pérdida, para la cual a esta fecha ya debió de haberse creado una provisión del 100%.

Las personas encargadas de la administración del riesgo de crédito tienen que capaces de desarrollar e implementar procedimientos completos y sistemas de información útiles para monitorear la condición de cada uno de los créditos individuales que poseen y la cartera total de créditos.

Las entidades financieras deberían desarrollar y utilizar sistemas de evaluación interna del riesgo para administrar correctamente el riesgo de crédito. El sistema de clasificación de riesgos tiene que estar acorde con el tamaño y la complejidad de las actividades de las entidades.

Además las personas encargadas de la administración del riesgo de crédito deberían utilizar metodologías que les permita cuantificar el riesgo de sus créditos individuales, así como también poder analizar el riesgo de crédito a nivel de cartera para identificar sensibilidades o concentraciones específicas, por ejemplo casos de contrapartes relacionadas, un sector industrial o económico particular, un tipo de facilidad de crédito, un determinado tipo de crédito, la ubicación geográfica, etc.

Los encargados de la administración del riesgo de crédito deberían intentar identificar todos los tipos posibles de situaciones que pudiesen deteriorar la calidad de la cartera crediticia, como pueden ser las bajas económicas, tanto en la economía entera como en sectores particulares, niveles más altos de lo esperado en lo que se refiere a incumplimiento y mora, etc. Adicional a estos análisis económicos también se deberían elaborar planes de contingencias respecto de acciones que la gerencia puede tomar en ciertas circunstancias.

Las entidades financieras tienen que preocuparse tanto del riesgo de crédito inherente en la cartera entera de crédito como del riesgo inherente en créditos individuales. Las entidades financieras también deberían considerar las relaciones que existen entre el riesgo de crédito y los demás tipos de riesgo tanto voluntarios: riesgo de mercado, así como involuntarios: riesgo de liquidez, riesgo operativo, riesgo legal, etc.

La gestión del manejo de riesgos no es tema únicamente de la unidad de riesgo de la entidad financiera, sino también debe servir a varios niveles de la organización.

El reconocimiento a la gestión del manejo de riesgos empieza a cambiar cuando los altos ejecutivos toman conciencia de la importancia de los riesgos, cuando el rendimiento del capital económico se vuelve más importante y cuando los agentes supervisores como en nuestro caso la Superintendencia de Bancos y Seguros empiezan a aceptar el manejo de modelos internos para mejorar la administración del riesgo de crédito.

Para resumir lo expuesto anteriormente, algunos de los beneficios de una efectiva administración del riesgo de crédito en las entidades financieras son:

- a) Alcanzar los objetivos propuestos.
- b) Reducir costos de capital.
- c) Reducir tiempos en la gestión de administración.
- d) Lograr un alto nivel de competitividad.
- e) Reducir eventos inesperados.
- f) Agregar valor a la institución.

La administración eficaz del riesgo de crédito es esencial para el éxito a largo plazo, ya que de manera general esta administración se enfoca a la protección del capital de la entidad financiera.

### **2.1.2. S.B.S. COMO ENTE SUPERVISOR<sup>18</sup>**

---

<sup>18</sup> Este tema se ha basado en material del paper y de la página web siguientes:

*Principios para la Administración del Riesgo de Crédito.* Documento consultivo emitido por la Comisión de Basilea de Supervisión de Bancos. (1999).

<http://www.superban.gov.ec>.



Una de las obligaciones principales del Estado, es proteger la formación de capital, el ahorro y la inversión, y considerando que una falta de regulación específica para el desarrollo y supervisión de las actividades de las entidades que se han conformado dentro del sistema financiero del país, ocasiona un incremento en los riesgos que en determinado momento pueden afectar la estabilidad del sistema financiero, se dio lugar a la creación de la S.B.S. Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador.

La Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador es un organismo autónomo e independiente de regulación y supervisión, es el órgano que ejerce la vigilancia e inspección de bancos, instituciones de crédito, cooperativas, empresas financieras, entidades afianzadoras de seguros y las demás que la ley disponga, que ejerce su mandato constitucional y legal según las mejores prácticas internacionales.

La Superintendencia de Bancos y Seguros dispone de una organización flexible y efectiva, con una cultura de calidad y trabajo en equipo, con instrumentos tecnológicos adecuados, además de contar con un personal identificado con la institución, que busca permanentemente la excelencia y que posea valores éticos y morales.

El objetivo de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador es velar por la seguridad, estabilidad, transparencia y solidez de los sistemas financieros, de seguros privados y de seguridad social, mediante un eficiente y eficaz proceso de regulación y supervisión para proteger los intereses del público e impulsar el desarrollo del país.

Entre los objetivos estratégicos de la Superintendencia de Bancos y Seguros está el de lograr una adecuada administración de riesgos mediante el fortalecimiento de los procesos de supervisión de los sistemas controlados.

Como ya se dijo anteriormente, el riesgo de crédito representa el principal motivo de pérdidas para las entidades financieras, razón por la cual se ha desarrollado medidas para prevenirlas así como para cuantificarlas.

Estas medidas han sido constituidas por el Comité de Basilea en cooperación con los bancos más importantes del mundo. El Comité de Basilea es una organización internacional, que entre sus funciones podemos mencionar entre las más importantes las siguientes: fomentar la cooperación monetaria y financiera a nivel internacional, realizar la función de banco para los bancos centrales de diferentes países del mundo, promover el debate y facilitar los procesos de adopción de decisiones entre los distintos bancos centrales.

Esta organización, además de determinar el capital necesario para hacer frente al riesgo de crédito, está promoviendo que los organismos controladores o supervisores de entidades financieras en todo el mundo, promuevan prácticas sanas para administrar el riesgo de crédito, específicamente:

- a) Establecer un entorno apropiado para el riesgo de crédito,
- b) Operar bajo un proceso sano para otorgar créditos,
- c) Mantener un proceso adecuado para administrar, medir y monitorear los créditos,
- d) Garantizar controles adecuados del riesgo de crédito.

Independientemente de la sofisticación de las actividades o del tamaño de la entidad financiera, la administración del riesgo de crédito tiene que incluir estas cuatro prácticas para propiciar que las entidades financieras se mantengan sanas, fuertes y confiables. De igual manera se debería trabajar con prácticas sanas relacionadas a la elaboración de provisiones y reservas.

A pesar de que los altos jefes y los encargados del área de riesgo son los responsables finales de un sistema eficaz de la administración del riesgo de crédito, la Superintendencia de Bancos y Seguros como parte de sus actividades habituales de supervisión, tiene la obligación de evaluar el sistema de las

entidades financieras para identificar, medir, monitorear y controlar el riesgo de crédito. Adicionalmente, se debe verificar si el directorio de la entidad financiera supervisa efectivamente el proceso de administración del riesgo de crédito y si la gerencia monitorea las posiciones de riesgo y el cumplimiento, de acuerdo a las políticas establecidas.

Los supervisores o auditores externos enviados por la Superintendencia de Bancos y Seguros también tienen que evaluar la calidad del proceso de validación de la entidad financiera en el cual se utilizan clasificaciones internas de riesgo y/o modelos del riesgo de crédito. Los supervisores también tienen que revisar los resultados de las otorgaciones de crédito y las funciones de administración del crédito.

Los auditores externos o supervisores deberían verificar si la gerencia de una entidad financiera reconoce tempranamente créditos con problemas y observar si se toman las acciones adecuadas. Los supervisores tienen que monitorear las tendencias en la cartera general de los créditos y discutir posibles deterioros con la alta gerencia. Asimismo, los supervisores tienen que evaluar si el capital de las entidades financieras, además de sus provisiones y reservas, es adecuado en relación con el nivel del riesgo de crédito inherente.

Después de evaluar el sistema de administración del riesgo de crédito, los supervisores tienen que discutir junto con la gerencia, las debilidades detectadas en el sistema, las concentraciones excesivas, la clasificación de créditos con problemas y la estimación de provisiones. Si los supervisores determinan que el sistema de administración del riesgo de crédito de la entidad financiera no es adecuado o eficaz, tienen que garantizar que esta entidad tome medidas adecuadas para mejorar sus sistemas de administración del riesgo de crédito.

Además los supervisores deben analizar la definición de los límites de crédito conjuntamente con las restricciones de los mismos, en particular, se tiene que prestar especial atención a los créditos otorgados a contrapartes relacionadas.

### 2.1.3. PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO<sup>19</sup>

La probabilidad de incumplimiento es conocida también como probabilidad de “default”. Se entiende como probabilidad de incumplimiento a la omisión del pago de un crédito luego de que este ha entrado en un periodo de mora o en un periodo de impago de la deuda.

A medida que avanza el tiempo, la evolución de un crédito desde su iniciación hasta su finalización, sufre modificaciones. Los incumplimientos pueden deberse tanto por pequeños retrasos o por fallas operacionales de los deudores, los cuales no son de preocupación. Los incumplimientos empiezan a ser relevantes cuando no se ha cancelado la cantidad establecida contractualmente después de un determinado período de tiempo.

Este periodo de incumplimiento difiere dependiendo del tipo de crédito, por ejemplo para créditos de consumo el periodo de incumplimiento es menor que para créditos hipotecarios.

Cuando un prestatario incumple una deuda, no importa la cuantía ni la pérdida que finalmente sufrirá la entidad financiera, pues en la mayoría de los casos mediante un juicio se logra recuperar lo incumplido mas los costos judiciales e intereses de mora; en este sentido, la entidad financiera no registrará pérdida alguna aunque haya existido incumplimiento. Lo que en verdad interesa a las personas encargadas de la administración del riesgo de crédito es detectar este incumplimiento a tiempo.

En los modelos de medición del riesgo de crédito encontramos “diferentes definiciones de incumplimiento, entre ellas tenemos:

---

<sup>19</sup> El desarrollo de este tema se ha basado en: ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

- a) Dejar de pagar los intereses y/o el capital de una deuda por un período determinado.
- b) Cualquiera de los siguientes eventos: reestructuración de una deuda, creación de una provisión de cartera específica o disminución de la calificación crediticia.
- c) La situación en la que el valor de los activos de una empresa es inferior al de sus deudas.
- d) Bancarrota o concordato.<sup>20</sup>

La definición más utilizada en la evaluación de carteras de crédito es la primera; las demás se utilizan para otros tipos de estudio, por lo que de aquí en adelante cuando se mencione la probabilidad de incumplimiento, nos estaremos refiriendo a la primera definición.

#### **2.1.4. TECNICAS PARA EL CÁLCULO DEL RIESGO DE CRÉDITO<sup>21</sup>**

En la actualidad existen una gran variedad de herramientas que son empleadas en la implementación de modelos de riesgo de crédito, por ejemplo tenemos: la econometría, la simulación, la optimización, los modelos financieros, así como también, una combinación entre ellas.

Una de las partes principales de modelos de análisis del riesgo de crédito, es el cálculo de las probabilidades de transición. El problema de estimar probabilidades de transición de una cartera de créditos, se lo puede abordar de muchas maneras; en la actualidad existen bastantes modelos que son utilizados para determinar el riesgo de crédito, los cuales se componen de metodologías que buscan calcular matrices de transición para determinar las probabilidades de incumplimiento. Estos modelos anteriormente mencionados, de acuerdo a sus

---

<sup>20</sup> IBARRA, E y PADILLA, J. *Medición del riesgo de incumplimiento*. (1996).

<sup>21</sup> El desarrollo de este tema se ha basado en: ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

características, se clasifican en tres categorías: los expertos, los paramétricos y los condicionales.

Los modelos expertos se basan esencialmente en criterios subjetivos y en el juicio o la experiencia de los encargados de la administración del riesgo de crédito. Entre los más comunes de estos modelos tenemos al modelo de las cinco C del crédito (Carácter, Capital, Capacidad, Colateral y Ciclo).

Los modelos paramétricos utilizan la información de un determinado conjunto de variables que caracterizan a los deudores de créditos para calcular las probabilidades de incumplimiento sin pretender conocer las causas que las generan. En este grupo se encuentran las matrices de transición (“Creditmetrics” de RMG), los modelos de frecuencias esperadas de incumplimiento (“EDF”, “Portfolio Manager” y “Creditor Monitor” de KMV Corporation), el análisis actuarial (“CreditRisk+” de CSFP) y el análisis discriminante o modelos de scoring (Z-score, Z-model, EMS “Emerging Markets Corporate Bond Scoring System”).

Algunos de estos modelos utilizan como sus principales insumos, calificaciones de riesgo de la cartera de crédito y las distancias al vencimiento del crédito, que nos dicen que los créditos más antiguos tienen menor probabilidad de entrar en incumplimiento.

Por último, los modelos condicionales buscan conocer las causas del incumplimiento haciendo un análisis basado en un modelo con relaciones de causalidad entre las diferentes variables financieras, sectoriales y macroeconómicas. En este grupo se encuentran los modelos “CreditPortfolioView” de McKinsey, “Algo Credit” de Algorithmics, “Analitics” de Analítica Consultores, “CredScoRisk” de AIS, etc.

Adicionalmente a estos modelos tradicionales, en los últimos tiempos algunos investigadores han desarrollado nuevos modelos como el proyecto “Modelizza”, el cual basándose en la inteligencia artificial es capaz de predecir el riesgo de crédito.

A continuación se presenta una breve descripción de algunos de los modelos que se citaron previamente, con el fin de encontrar las semejanzas existentes entre ellos.

#### **2.1.4.1. Modelo Las cinco C del crédito**

Las cinco C del crédito significan: Carácter, Capital, Capacidad, Colateral y Ciclo. Este es uno de los modelos más tradicionales que se utilizan para medir el riesgo de crédito. En este modelo de las cinco C del crédito, el analista del riesgo de crédito utiliza y pondera subjetivamente cinco factores claves para tomar una decisión de crédito. Estos factores son:

**Carácter.** En esta categoría se mide la reputación del sujeto de crédito, su voluntad para pagar y su historia crediticia. En esta categoría se busca conocer en profundidad al sujeto de crédito o prestatario, como por ejemplo su carácter, su honradez, etc.

**Capital.** En esta categoría se mide la capacidad total de endeudamiento que tiene el sujeto de crédito.

**Capacidad.** En esta categoría se mide la habilidad para pagar del sujeto de crédito, la cual se consigue realizando un análisis de la volatilidad de los ingresos del deudor, así como también se realiza un análisis de la capacidad de generación de fondos.

**Colateral.** En caso de ocurrir el evento de incumplimiento, la entidad financiera tendría derecho sobre la partida de activo depositada en un fideicomiso o hipotecada para garantizar el cumplimiento de una obligación adquirida por el sujeto de crédito. En otras palabras, es una garantía como refuerzo de la solvencia del prestatario.

**Ciclo económico.** Esta categoría es un elemento primordial en la determinación de la exposición crediticia, de sobremanera en aquellos sectores económicos que

dependen de él. En otras palabras se analizan las condiciones del entorno económico.

El problema con el modelo, es que realizar un análisis de crédito de este estilo representa un costo para las entidades financieras ya que se requieren un grupo importante de profesionales y analistas financieros, así como también se necesita de importantes inversiones en capacitación de personal, razón por la cual en los últimos tiempos esta técnica, ha sido remplazada por otras técnicas. En la actualidad, un analista de riesgo de crédito puede utilizar una metodología probablemente más sofisticada que el modelo de las cinco C, puesto que su objetivo es obtener una clasificación ordinal de los acreditados y de las operaciones crediticias.

#### **2.1.4.2. Modelo Z-score**

El análisis discriminante es una de las técnicas más utilizadas en el análisis de la información financiera. A partir del año de 1968, investigadores entre ellos Edward Altman comenzaron a trabajar en el análisis discriminante con el objetivo de determinar con precisión que empresas se dirigían hacia la quiebra y que otras no.

El análisis discriminante es una técnica estadística multivariante cuya finalidad es analizar si existen diferencias significativas entre grupos de observaciones respecto a un conjunto de variables medidas sobre los mismos, para en el caso de que existan, explicar en qué sentido se dan y proporcionar procedimientos de clasificación sistemática de nuevas observaciones de origen desconocido en uno de los grupos analizados. La clasificación se da a partir de un conjunto de variables que caracterizan a los individuos u objetos que se desean clasificar. El procedimiento consiste en identificar combinaciones lineales de las variables con la característica de que la varianza entre grupos se maximice y la varianza dentro de los grupos sea mínima, es decir, pretendiendo obtener homogeneidad de varianza dentro de cada grupo y obtener heterogeneidad de varianza entre grupos.



Edward Altman desarrolló el modelo Z-score que fue inicialmente utilizado para predecir quiebras de las empresas. Este modelo ha sido utilizado por más de treinta años con el fin de predecir cuándo una empresa se acerca a un problema de insolvencia. Con este modelo se analizó la información financiera anual de un grupo de empresas por año, obteniendo dos grupos de clasificación: bancarrota y no bancarrota.

Luego de arduo análisis financiero y utilizando una función discriminante de la forma  $Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_kX_k$ , donde  $a_1, a_2, \dots, a_k$ , son los coeficientes de la función discriminante,  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , son las variables independientes y  $Z$  es el valor de la función, se logro elegir a cinco variables como las mejores predictoras de quiebras:

$$X_1 : \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_2 : \frac{\text{Utilidades}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_3 : \frac{\text{Utilidades antes de Impuestos e Intereses}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_4 : \frac{\text{Capital a Precios de Mercado}}{\text{Pasivos Totales}}$$

$$X_5 : \frac{\text{Ventas}}{\text{Activos Totales}}$$

#### 2.1.4.3. Modelo Zeta

En el año de 1977 el Modelo Zeta o más conocido en el ámbito financiero por su nombre en ingles "Z-model", fue desarrollado por Edward Altman en conjunto con los investigadores Haldeman y Narayanan. Z-model es un modelo que se construyo principalmente en base a ciertas modificaciones que se realizaron al modelo Z-score.

Esta vez, se logro elegir a siete variables como las mejores predictoras de quiebras:

$$X_1 : \text{Retorno sobre Activos} = \frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_2 : \text{Estabilidad de las Utilidades} = \text{Error Estándar de Retorno sobre Activos}$$

$$X_3 : \text{Servicio de la Deuda}$$

$$X_4 : \text{Rentabilidad Acumulada} = \frac{\text{Utilidades}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_5 : \text{Liquidez} = \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_6 : \text{Capitalización} = \frac{\text{Capital Contable}}{\text{Capital Total}}$$

$$X_7 : \text{Tamaño} = \text{Activos Totales}$$

#### 2.1.4.4. Modelo EMS

El EMS o Modelo de Scoring para Mercados Emergentes, fue desarrollado en el año de 1995 por Salomon Brothers. Tomando en cuenta la premisa que mercados emergentes significa con ciertos problemas económicos, en el modelo EMS el cual es utilizado para calificar créditos, se combinan cuatro factores de desempeño financiero obteniendo así la calificación del riesgo de una determinada empresa:

$$X_1 : \text{Capital de Trabajo} = \frac{\text{Activos} - \text{Pasivos}}{\text{Activos}}$$

$$X_2 : \frac{\text{Utilidades}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_3 : \frac{\text{Ingresos Operativos}}{\text{Activos Totales}}$$

$$X_4 : \frac{\text{Valor en Libros del Capital Contable}}{\text{Pasivos Totales}}$$

La validez del método depende en buena medida de la calidad de la información disponible. Como nos podemos dar cuenta, el fundamento del modelo EMS es una ampliación del modelo Z-score de Edward Altman, el cual fue citado anteriormente.

#### **2.1.4.5. Modelo CreditMetrics**

El modelo CreditMetrics fue desarrollado por J.P. Morgan en el año de 1997 y es uno de los modelos más utilizados para medir reducciones o mejoras de la calificación del riesgo de crédito.

En este modelo, cada sujeto de crédito es clasificado en una calificación crediticia, y se utiliza una matriz de transición para determinar la probabilidad de que el deudor caiga en incumplimiento.

Básicamente el modelo CreditMetrics se compone de cuatro pasos y son los siguientes:

- Paso 1.- Definir el horizonte de tiempo.
- Paso 2.- Definir el sistema de calificación de crédito.
- Paso 3.- Construir la respectiva matriz de transición.
- Paso 4.- Identificar la curva cero correspondiente a cada calificación y obtener el precio del bono bajo los diferentes escenarios.

El modelo utiliza información proveniente de curvas de rendimiento y tomando en cuenta la estructura de correlación de las calificaciones crediticias, se valora la cartera de crédito a través del método de simulaciones de Monte Carlo; luego se

calculan la media y la desviación estándar del mismo como medidas del valor en riesgo.

#### **2.1.4.6. Modelo EDF**

El modelo EDF o Modelo de Frecuencias Esperadas de Incumplimiento, fue desarrollado por la corporación KMV, basándose en el modelo de Merton de 1974; KMV ha desarrollado dos paquetes funcionales para medir el riesgo crédito: “Creditor Monitor”, que mide el riesgo individual, y “Portfolio Manager”, que mide el riesgo de una cartera de crédito.

Este modelo se basa principalmente en la relación que existe entre el valor de mercado del capital de una empresa y el valor de mercado de sus activos, así como también se utiliza la relación existente entre la volatilidad de los activos y el capital.

De lo anterior se establece que el valor de mercado del capital (C) depende de cinco variables fundamentales:

- a) El valor de los activos (A).
- b) La volatilidad del activo ( $s_A$ ).
- c) La tasa de interés (r).
- d) El valor del préstamo (B).
- e) El tiempo de maduración del préstamo (t).

Así mismo, la volatilidad del capital ( $s_C$ ) es una función de la volatilidad del activo ( $s_A$ ).

Por tanto, una vez que (A), ( $s_A$ ), (B), (r) y (t) son conocidos, se puede calcular la probabilidad de incumplimiento esperada.

#### 2.1.4.7. Modelo Cr dit Risk +

Los Modelos Actuariales son t cnicas que se utilizan para evaluar el riesgo de cr dito en los seguros. La t cnica matem tica que utilizan los modelos actuariales es la de combinar tasas de inter s con probabilidades.

Uno de los modelos m s utilizados para medir el riesgo de cr dito que utiliza esta t cnica es el modelo "Credit Risk +", desarrollado en el a o de 1997 por Credit Suisse First Boston.

Teniendo en cuenta que la probabilidad de incumplimiento de un individuo es una variable aleatoria que sigue una distribuci n gama com n a un grupo o sector, la probabilidad de incumplimiento ( $X_k$ ) del k- simo grupo o sector tiene como par metros ( $a_k$ ) y ( $b_k$ ), los cuales dependen de la tasa de incumplimiento media ( $m_k$ ) y de su volatilidad ( $s_k$ ), tales que:

$$X_k \sim G[a_k, b_k]$$

Donde,

$$a_k = \frac{m_k^2}{s_k^2}$$

$$b_k = \frac{s_k^2}{m_k}$$

Luego, para una cartera de cr dito de (n) carteras del mismo sector y la misma exposici n, el n mero de cr ditos en incumplimiento sigue una distribuci n Poisson de la forma:

$$q_d = \frac{e^{-m} m^d}{d!}$$

Con (m) el n mero promedio de cr ditos en incumplimiento de las (n) carteras y (d) el n mero promedio de cr ditos en incumplimiento que se podr an realizar.

#### 2.1.4.8. Modelo CPF

El modelo CPV o Credit Portfolio View fue desarrollado por la firma McKinsey. CPF utiliza modelos de regresión logística con la finalidad de estimar empíricamente la relación entre la probabilidad de incumplimiento y variables macroeconómicas explicativas. Una vez obtenida esta estimación del modelo, se realizan simulaciones tipo Monte Carlo introduciendo choques aleatorios en las variables macroeconómicas.

En el modelo Credit Portfolio View, se construye un indicador macroeconómico ( $y_{i,t}$ ) expresado como una suma ponderada de las variables explicativas ( $x_{k,t}$ ), las cuales se distribuyen normalmente y pueden depender de sus valores rezagados, es decir,

$$x_{k,t} = a_{k,0} + a_{k,1}x_{k,t-1} + a_{k,2}x_{k,t-2} + \dots + a_{k,p}x_{k,t-p} + e_{k,t}$$

$$y_{i,t} = b_{i,0} + b_{i,1}x_{1,t} + b_{i,2}x_{2,t} + \dots + b_{i,q}x_{q,t} + g_{i,t}$$

Donde ( $e_{k,t}$ ) y ( $g_{i,t}$ ) son procesos estocásticos aleatorios distribuidos normalmente.

Luego, la probabilidad de incumplimiento sigue una función logit de la forma:

$$p_{i,t} = \frac{1}{(1 + e^{y_{i,t}})}$$

Utilizando la simulación de Monte Carlo se puede calcular la distribución de pérdidas de la cartera de crédito, así se tiene:

- Estimar modelos ARMA para cada variable macroeconómica  $x_{it}$
- Estimar ( $y_{it}$ ) con un modelo de regresión lineal.
- Simular ( $e_{k,t}$ ) y ( $g_{i,t}$ ) utilizando distribución normal.
- Calcular ( $p_{it}$ ) según función logit.
- Repetir cientos de veces los pasos 3 y 4 anteriores.

#### **2.1.4.9. Modelo Modelizza**

Modelizza fue desarrollado por la Universidad Miguel Hernández en España, para poder predecir la probabilidad de incumplimiento de una operación crediticia.

El objetivo del proyecto Modelizza, es validar la eficiencia de las redes neuronales, comparándolas con las herramientas estadísticas tradicionales que actualmente utilizan las entidades financieras.

Los resultados de este modelo han sido bastantes positivos, ya que tienen un grado de ajuste mayor a los métodos tradicionales. Cabe resaltar que este proyecto busca no solo adaptarse a las entidades financieras, sino también incursionar en otros campos como la medicina, el marketing, etc.

Todos estos modelos de medición del riesgo de crédito mencionados anteriormente, han ido evolucionando en el transcurso del tiempo a partir de modelos anteriores más primitivos, y luego de haber realizado una breve descripción de cada uno de ellos, se encontraron algunas diferencias significativas entre ellos; sin embargo, la particularidad que poseen cada uno de estos modelos es que todos buscan encontrar una estimación de las probabilidades de incumplimiento.

La selección de la metodología a utilizar, dependerá del tipo de información, del tipo de producto (tipo de crédito) y de las necesidades con las que cuente la entidad financiera.

Por lo todo lo expuesto anteriormente, la necesidad de mejorar estos modelos, nos impulsa a diseñar y elaborar herramientas como lo es la automatización en la estimación de matrices de transición, para de esta forma poder reducir de sobremanera tiempos y costos a las áreas de riesgo de las entidades financieras en cuestión. Por tanto en el siguiente capítulo, nos centraremos únicamente en el estudio de las matrices de transición como una herramienta para medir el riesgo de crédito.

## **2.2. CALIFICACIÓN DE ACTIVOS DE RIESGO<sup>22</sup>**

### **2.2.1. ANTECEDENTES**

El directorio de las instituciones controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, tiene la tarea de designar una comisión especial integrada por no menos de tres funcionarios de alto nivel, entre ellos un vocal del directorio, el auditor interno y un funcionario de alto nivel, con experiencia en el manejo de activos de riesgo; comisión que deberá efectuar un seguimiento permanente de los activos de riesgo, con cuyos resultados se determinará el nivel de provisiones requerido para protegerlos adecuadamente frente a eventuales pérdidas por incobrabilidad o por pérdidas de valor.

Este directorio conocerá el informe de la comisión de calificación de activos de riesgo por lo menos cuatro veces en cada año calendario, con saldos cortados al 31 de marzo, 30 de junio, 30 de septiembre y 31 de diciembre.

Adicionalmente se remitirá a la Superintendencia de Bancos y Seguros un ejemplar del informe de calificación conocido por el directorio.

### **2.2.2. CATEGORIAS DE RIESGO DE LOS CREDITOS**

La Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador ha establecido cinco categorías para clasificar a los diferentes tipos de crédito: Créditos de Riesgo Normal, Créditos con Riesgo Potencial, Créditos Deficientes, Créditos de Dudoso Recaudo, y Pérdidas.

---

<sup>22</sup> El desarrollo de este tema está basado en la norma de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador: *Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero*. Título IX. Capítulo II.



### **2.2.2.1. Créditos de Riesgo Normal**

A los créditos que se encuentran en esta categoría se les dice que tienen calificación **A**. Los créditos comprendidos en esta categoría corresponden a clientes cuyos flujos de fondos demuestran la posibilidad de atender de manera suficiente el pago de sus obligaciones con la entidad, así como del resto de sus acreedores, tanto de los intereses, como del capital prestado.

Esta categoría deberá otorgarse a deudores que hayan cumplido oportunamente con sus obligaciones y nada indique que su comportamiento podrá verse negativamente afectado en el futuro.

No se podrá incluir dentro de esta categoría a un deudor cuya fuente de pago dependa de la generación de recursos de otras personas.

### **2.2.2.2. Créditos con Riesgo Potencial**

A los créditos que se encuentran en esta categoría se les dice que tienen calificación **B**. Los créditos comprendidos en esta categoría corresponden a clientes cuyos flujos de fondos siguen demostrando la posibilidad de atender sus obligaciones, aunque no a su debido tiempo.

Son considerados créditos con riesgo potencial, los que correspondan a deudores que no cuenten con una documentación actualizada o suficiente.

### **2.2.2.3. Créditos Deficientes**

A los créditos que se encuentran en esta categoría se les dice que tienen calificación **C**. Los créditos comprendidos en esta categoría corresponden a clientes con fuertes debilidades financieras, que determinan que los ingresos del deudor sean insuficientes para cubrir con el pago de intereses y el servicio de capital en las condiciones pactadas. Esta situación se refleja en atrasos continuos, cancelaciones parciales y renovaciones sucesivas.

Deberán calificarse en esta categoría, a los créditos cuyos deudores tengan antecedentes financieros insuficientes o de difícil comprobación y sobre los cuales no sea posible efectuar una evaluación objetiva del riesgo crediticio por falta de adecuada información, especialmente con relación al origen del flujo de sus recursos y su real capacidad de pago.

#### **2.2.2.4. Créditos de Dudoso Recaudo**

A los créditos que se encuentran en esta categoría se les dice que tienen calificación **D**. Los créditos agrupados en esta calificación son aquellos en los cuales el cobro del préstamo sea dudoso, porque el prestatario no alcanza a generar ingresos suficientes para el pago de los intereses ni para amortizar el principal en un plazo razonable, lo que obliga a prorrogar los vencimientos y a capitalizar los intereses total o parcialmente, con el consiguiente aumento de su endeudamiento, sin que existan posibilidades ciertas de mejorar este continuo deterioro patrimonial.

#### **2.2.2.5. Pérdidas**

A los créditos que se encuentran en esta categoría se les dice que tienen calificación **E**. Deben ubicarse en esta categoría los créditos o porción de los mismos que son considerados como incobrables o con un valor de recuperación tan bajo en proporción a lo adeudado, bien sea porque los clientes han sido declarados en quiebra, o sufren un deterioro notorio y presumiblemente irreversible de su solvencia y cuya garantía es de escaso o nulo valor con relación al monto adeudado.

### **2.2.3. CLASIFICACIÓN DE LA CARTERA DE CRÉDITO**

Para los efectos de la clasificación de la cartera de créditos, esta se dividirá en cuatro clases: créditos comerciales, créditos de consumo, créditos para la vivienda y microcréditos.

La calificación de la cartera crediticia comprende a cada deudor con relación a la totalidad de sus obligaciones, de modo que la calificación final exprese el riesgo asociado. La cuantificación de dicho riesgo representa el valor esperado de las pérdidas con relación a cada deudor y reflejará el nivel adecuado de provisiones.

La calificación de los activos de riesgo se efectuará de dos maneras: para los créditos comerciales, la calificación se efectuará sobre cada sujeto de crédito, sea ésta persona natural o jurídica. Cuando se trate de créditos de consumo, para la vivienda y microcréditos, dicha calificación se realizará sobre cada operación.

### **2.2.3.1. Créditos Comerciales**

Se entiende por créditos comerciales, todos aquellos otorgados a sujetos de crédito (empresas de indistinto tamaño), cuyo financiamiento esté dirigido a las diversas actividades productivas como son: adquisición de bienes, satisfacer necesidades de capital de trabajo, pago de servicios de la empresa, refinanciar pasivos con otras instituciones y proveedores de corto plazo.

Las operaciones de tarjetas de crédito corporativas, así como los créditos efectuados entre instituciones financieras se encuentran en esta categoría.

#### *2.2.3.1.1. Cobertura de la calificación para Créditos Comerciales*

Los deudores de créditos comerciales cuyo monto no sobrepase los veinticinco mil dólares americanos, serán calificados tomando en cuenta estos parámetros:

CATEGORIA	MAYOR A (Meses)	HASTA (Meses)
Riesgo Normal "A"		Uno
Riesgo Potencial "B"	Uno	Tres
Deficientes "C"	Tres	Seis
Dudoso Recaudo "D"	Seis	Nueve
Pérdida "E"	Nueve	

### 2.2.3.2. Créditos de Consumo

Son créditos de consumo los otorgados por las entidades financieras controladas a personas naturales que tengan por destino la adquisición de bienes de consumo (electrodomésticos, ropa, muebles) o pago de servicios (servicios básicos, educación, salud), que generalmente se amortizan en función de un sistema de cuotas periódicas y cuya fuente de pago es el ingreso neto mensual promedio del deudor, entendiéndose por éste el promedio de los ingresos brutos mensuales del núcleo familiar menos los gastos familiares estimados mensuales, razón por la cual los créditos de consumo tienen una especial importancia económica y social en el país.

El crédito de consumo es un préstamo a corto y mediano plazo. Los plazos son por lo general entre uno y tres años y su pago se efectúa en cuotas normalmente iguales y sucesivas.

Todas las operaciones efectuadas a través del sistema de tarjetas de crédito, se considerarán créditos de consumo.

#### 2.2.3.2.1. Cobertura de la calificación para Créditos de Consumo

La calificación cubrirá la totalidad de la cartera de créditos de consumo concedida por la entidad del sistema financiero, según los criterios antes señalados y en base de los siguientes rangos:

CATEGORIA	MAYOR A (Días)	HASTA (Días)
Riesgo Normal "A"		Quince
Riesgo Potencial "B"	Quince	Cuarenta y cinco
Deficientes "C"	Cuarenta y cinco	Noventa
Dudoso Recaudo "D"	Noventa	Ciento Veinte
Pérdida "E"	Ciento Veinte	

### 2.2.3.3. Créditos para la Vivienda

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

La propiedad adquirida queda en garantía o "hipotecada" a favor de la entidad financiera para asegurar el cumplimiento del crédito.

El crédito para la vivienda es un préstamo a mediano y largo plazo. Los plazos son por lo general a varios años, estos pueden variar entre 8 a 40 años, aunque lo habitual son 20 años.

#### 2.2.3.3.1. Cobertura de la calificación para Créditos para la Vivienda

La calificación cubrirá la totalidad de la cartera de créditos para la vivienda que mantenga la entidad, en función de los criterios antes señalados, estableciéndose los parámetros de calificación de la siguiente forma:

CATEGORIA	MAYOR A (Meses)	HASTA (Meses)
Riesgo Normal "A"		Tres
Riesgo Potencial "B"	Tres	Nueve
Deficientes "C"	Nueve	Doce
Dudoso Recaudo "D"	Doce	Veinticuatro
Pérdida "E"	Veinticuatro	

### 2.2.3.4. Microcréditos

Es todo crédito concedido a un prestatario, sea persona natural o jurídica, o a un grupo de prestatarios con garantía solidaria, destinado a financiar actividades en

pequeña escala, de producción, comercialización, servicios o emprendimientos para conseguir ingresos que les permitan vivir adecuadamente. Además los microcréditos se han ido incrementando últimamente especialmente en países en vías de desarrollo.

La fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, debidamente verificados por la entidad prestamista del sistema financiero.

Las operaciones que se otorguen a los microempresarios a través de tarjetas de crédito, se considerarán microcréditos.

#### *2.2.3.4.1. Cobertura de la calificación para Microcréditos*

La calificación cubrirá la totalidad de las operaciones de microcrédito concedidas por la entidad del sistema financiero, según los criterios antes señalados, y en base de los siguientes parámetros:

CATEGORIA	MAYOR A (Días)	HASTA (Días)
Riesgo Normal "A"		Cinco
Riesgo Potencial "B"	Cinco	Treinta
Deficientes "C"	Treinta	Sesenta
Dudoso Recaudo "D"	Sesenta	Noventa
Pérdida "E"	Noventa	

#### **2.2.4. RESTRUCTURACIÓN DE UN CRÉDITO**

Se denomina reestructuración de un crédito, al acuerdo, convenio o contrato en virtud del cual se modifican las principales condiciones del crédito, ya sea estableciendo un monto diferente o un nuevo plan de pagos por el saldo de un crédito impago.

La reestructuración deberá estar instrumentada mediante un nuevo contrato, o mediante la asignación de nuevas condiciones u obligaciones al contrato original establecido, independientemente de que se encuentre o no amparado por una línea de crédito.

Por ejemplo, cuando un crédito de consumo ha sido reestructurado por una sola vez, se lo considerará para efectos de la calificación como crédito deficiente o con calificación C; pero cuando ya registra una segunda reestructuración se lo considerará crédito de dudoso recaudo o con calificación D; y, cuando registre tres o más reestructuraciones, se calificará al crédito como pérdida o con calificación E.

#### 2.2.5. CONSTITUCIÓN DE PROVISIONES

**Las provisiones** vienen a ser el monto equivalente a las pérdidas esperadas de la cartera de créditos. Una vez concedido el crédito, se debe realizar un seguimiento al proceso del crédito y en caso de descubrir la posibilidad de pérdidas, se debe tomar una porción de dinero del capital, la cual se conoce también como reserva preventiva, para cubrir estas pérdidas.

Según la calificación asignada, la administración de cada entidad controlada, deberá proceder a constituir provisiones, cuyos porcentajes mínimos y máximos serán:

CATEGORIA	MINIMO (%)	MAXIMO (%)
Riesgo Normal "A"	1	4
Riesgo Potencial "B"	5	19
Deficientes "C"	20	49
Dudoso Recaudo "D"	50	99
Pérdida "E"	100	100

## 2.3. CADENAS DE MARKOV<sup>23</sup>

### 2.3.1. INTRODUCCIÓN

El autor de las Cadenas de Markov fue el matemático ruso Andrei Andreevitch Markov (1856-1922), del cual reciben su nombre. Markov desarrollo una teoría que permite encontrar la probabilidad de que un sistema se encuentre en un estado en particular en un momento dado.

Las Cadenas de Markov son una serie de eventos, donde la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento inmediato anterior. En consecuencia, 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.

Con el fin de aclarar este tema consideremos el siguiente ejemplo de un estudio acerca del clima. Luego de que investigadores realizaran algunos estudios sobre el clima, se ha logrado encontrar información muy valiosa para predecir el clima, así tenemos: si un día está soleado, entonces en el 70% de los casos el día siguiente continua soleado y en el 30% de los casos el día siguiente se pone nublado, de igual manera si un día está nublado, entonces en el 40% de los casos el día siguiente se pone soleado y en el 60% de los casos el día siguiente continua nublado.

En términos de probabilidad, observamos que si un día esta soleado, la probabilidad de que continúe soleado el día siguiente es 0.7 y la probabilidad de que al día siguiente esté nublado es 0.3, y también si un día está nublado, la probabilidad de que esté soleado el día siguiente es 0.4 y la probabilidad de que se ponga nublado al siguiente día es 0.6.

---

<sup>23</sup> Este tema se ha basado en material del paper y de la página web siguientes:

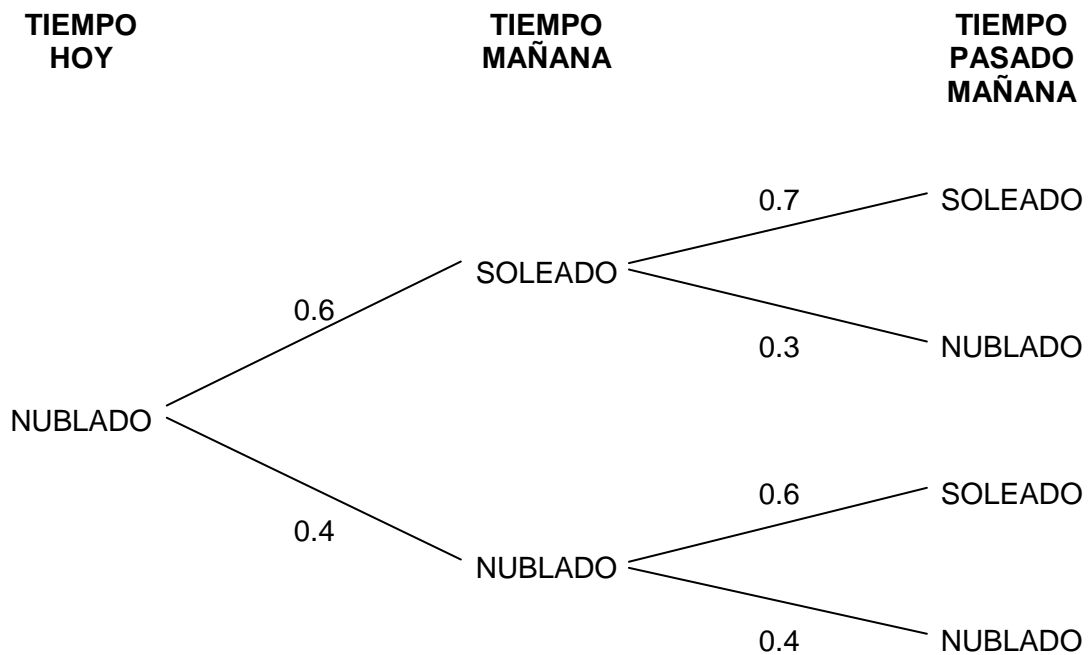
MORENO, L. *Procesos estocásticos*. Universidad Nacional de Colombia. Departamento de Matemáticas y Estadística. Colombia. (1994).

<http://www.mitecnologico.com/Main/CadenasDeMarkovIntroduccion>.



Luego del análisis anterior las preguntas que deberíamos hacernos en este momento son las siguientes: si hoy está nublado, *¿cuál es la probabilidad de que mañana continúe nublado?*, *¿cuál es la probabilidad de que pasado mañana continúe nublado?*

Para un mayor entendimiento, a través de un diagrama de árbol podemos ilustrar la situación anterior.



Con la ayuda del diagrama de árbol anterior, podemos predecir qué lo que ocurrirá mañana si sabemos que hoy está nublado. Vemos que la probabilidad de que mañana continúe nublado es 0.4, es decir, si hiciéramos esta predicción muchas veces estaríamos en lo correcto cerca del 40% de las veces.

Para encontrar la probabilidad de esté nublado pasado mañana buscamos en las hojas del árbol correspondientes al tiempo pasado mañana los lugares donde dice nublado. Hay dos hojas donde esto ocurre. Por tanto debemos determinar cómo desde el principio de la raíz del árbol, podemos llegar allí.

Si el día de hoy está nublado, para que pasado mañana esté nublado, podríamos tener en el día de mañana dos posibles estados soleado o nublado. Por tanto para llegar al destino de que pasado mañana sea un día nublado tenemos dos caminos distintos en el diagrama de árbol, así: (hoy nublado, mañana soleado, pasado mañana nublado) o (hoy nublado, mañana nublado, pasado mañana nublado). Estas secuencias son mutuamente excluyentes, es decir que no pueden ocurrir simultáneamente, o en otras palabras la ocurrencia de un evento impide automáticamente la ocurrencia del otro evento (o eventos), así tenemos que la probabilidad de que pasado mañana sea un día nublado, dado que hoy está nublado, es:

$$\begin{aligned}
 & P(\text{pasado mañana nublado} \mid \text{hoy nublado}) \\
 &= P((\text{nublado, soleado, nublado}) \text{ o } (\text{nublado, nublado, nublado})) \\
 &= P(\text{nublado, soleado, nublado}) + P(\text{nublado, nublado, nublado}) \\
 &= (0.6 \times 0.3) + (0.4 \times 0.4) \\
 &= 0.34.
 \end{aligned}$$

Este resultado se obtuvo multiplicando las probabilidades condicionales a lo largo de los caminos desde hoy nublado hasta pasado mañana nublado. Lo que nos interesa no es solamente lo que pase hoy, mañana o pasado mañana, lo que realmente importa es el número de días que pasan entre una predicción y otra. En otras palabras lo que nos gustaría es ser capaces de predecir si en el día 0 está nublado, ¿cuál es la probabilidad un día después también esté nublado?, ¿y dos días después?, ¿y n días después?

El proceso del ejemplo anterior puede adquirir uno de estos dos valores, nublado y soleado, los cuales tienen probabilidad  $p$  y  $q$ , respectivamente; además  $p+q = 1$ . Ahora, si establecemos que cuando tenemos día soleado es 1 y cuando tenemos día nublado es 0, es posible definir una variable aleatoria para los  $n$  días por  $X_n$  donde  $X_1$  es el estado del clima en el primer día,  $X_2$  el estado del clima en el segundo día y así sucesivamente hasta llegar a  $X_n$  que será el estado del clima en el  $n$ -ésimo día, tal que:

$P \{X_n = 1\} = p$ , y  $P \{X_n = 0\} = q$ .

Donde  $P$  denota probabilidad.

En efecto, tenemos una secuencia de variables aleatorias independientes  $X_1, X_2, X_3 \dots, X_n$  por cada uno de los días, entonces  $\{X_n \text{ con } n = 0, 1, 2, \dots\}$  se le llama un **proceso estocástico** o **proceso aleatorio**. En un proceso de este tipo a los valores de las observaciones no se los puede predecir con precisión de antemano. Sin embargo puede especificarse una probabilidad de observar determinado valor, tal como en nuestro ejemplo.

Muchos procesos reales, como el del ejemplo, se pueden modelar examinando únicamente la historia más reciente, es decir, examinando su último estado, sin considerar todos los estados anteriores. Una **Cadena de Markov** es un proceso de esta naturaleza: supongamos que en el momento  $n$ , el estado actual del proceso y todos los estados anteriores son conocidos, entonces las probabilidades de todos los estados futuros por ejemplo  $X_{n+1}$  depende únicamente del estado actual  $X_n$  y no de los anteriores,  $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}$ . Esto se puede ver en el diagrama de árbol, si sabemos cuál es estado del clima hoy, no tenemos que saber cuál fue el de ayer, antier o antes.

### 2.3.2. DEFINICIÓN FORMAL

El proceso estocástico  $\{X_n \text{ con } n = 0, 1, 2, \dots\}$  es una **Cadena de Markov** si para cada  $i, j$  y  $n$  se tiene:

$$P \{X_n = j / X_0, X_1, \dots, X_{n-1} = i\} = P \{X_n = j / X_{n-1} = i\} = pij.$$

Donde,  $P \{X_n = j / X_0, X_1, \dots, X_{n-1} = i\}$  es la probabilidad de que  $X$  en el tiempo  $n$  sea igual a  $j$ , condicionado a que  $X$  en los tiempos  $0, 1, 2, \dots, n-1$  fue igual a  $i$ .

### 2.3.3. CADENAS ESTACIONARIAS Y NO ESTACIONARIAS

Si nos basamos en el hecho de que si las Cadenas de Markov, dependen o no del tiempo, se tienen cadenas estacionarias y cadenas no estacionarias.

Una Cadena de Markov se dice **Cadena Estacionaria u Homogénea**; si las probabilidades de transición son independientes del tiempo, en otras palabras, las probabilidades son las mismas en cada etapa del proceso.

Una Cadena de Markov se dice **Cadena No Estacionaria o No Homogénea**; si las probabilidades de transición dependen del tiempo.

En el mundo real, son más utilizadas las Cadenas de Markov con probabilidades de transición estacionarias; en consecuencia se tiene:

$$p_{ij}^1 = p_{ij}^2 = \dots = p_{ij}^{n-1}$$

### 2.3.4. ESTADOS DE UNA CADENA DE MARKOV

Los estados en los cuales las Cadenas de Markov pueden clasificarse son los siguientes:

#### 2.3.4.1. Estado Absorbente

Un estado es absorbente cuando una vez que se entra en él, no se puede salir del mismo, o la probabilidad de seguir en ese estado es de un 100%.

#### 2.3.4.2. Estado Recurrente

Un estado es recurrente si, partiendo de este estado, se tiene la certeza de volver en algún momento del tiempo sobre sí mismo.

#### **2.3.4.3. Estado Transitorio**

Un estado es transitorio si, partiendo de este estado, no se tiene la certeza de volver en algún momento del tiempo sobre sí mismo.

#### **2.3.4.4. Estado Periódico**

Un estado es periódico si, partiendo de ese estado, sólo es posible volver a él en un número de etapas que sea múltiplo de un cierto número entero mayor que uno. Si el estado no es periódico se dice Estado Aperiódico.

#### **2.3.4.5. Estado Ergódico**

Un estado es ergódico si, todos los estados de una cadena de Markov son recurrentes, aperiódicos y se comunican entre sí.

### **2.3.5. APLICACIÓN**

Las Cadenas de Markov son una herramienta muy importante cuando se desea estudiar la evolución y el comportamiento de un sistema a través de periodos sucesivos, en donde se analizan sus probabilidades de cambio.

La parte más difícil es saber reconocer cuándo podemos aplicar las Cadenas de Markov. La característica más importante que hay que buscar en la memoria de un evento a otro.

Desde este punto de vista, podemos utilizar las Cadenas de Markov en varios ámbitos, por ejemplo, podemos analizar la probabilidad de que un partido político que obtuvo resultados favorables en una elección en un determinado periodo vuelva a ganar o pierda en la siguiente elección, en la banca se puede analizar la cartera de créditos, en la administración se pueden utilizar en la planeación de personal, se puede estudiar el clima, etc.

## CAPÍTULO 3

### METODOLOGÍA

Este capítulo está dedicado a desarrollar la metodología empleada, el diseño y aplicación de la herramienta propuesta, los resultados obtenidos, y la validación de la herramienta, todo esto con el único propósito de alcanzar los objetivos planteados.

#### 3.1. MATRICES DE TRANSICIÓN<sup>24</sup>

##### 3.1.1. INTRODUCCIÓN

Las matrices de transición es una de las técnicas más utilizadas para estimar las probabilidades de migración entre estados debido a su fácil implementación. Para nuestro estudio, aplicaremos la teoría de las matrices de transición a las calificaciones de la cartera de crédito de las entidades financieras ecuatorianas, con la finalidad de conocer las probabilidades que tendría un crédito con cierta calificación de pasar a otra calificación en el siguiente año; en otras palabras el objetivo es observar el comportamiento que pueden tener las categorías de riesgo de una determinada entidad financiera en el transcurso de un año.

Como se dijo anteriormente, para el caso de el Ecuador las categorías de riesgo de crédito son cinco: A, B, C, D y E.

---

<sup>24</sup> Para el desarrollo de este tema se ha tomado como referencia las publicaciones:

ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá. (2002).

GOMEZ, José; MORALES, Adriana; PINEDA, Fernando y ZAMUDIO, Nancy. *Estimación de matrices de transición de la calidad de cartera comercial de las entidades financieras colombianas*. Colombia. (2007).

Formalmente, una **probabilidad de transición**  $p_{ij}$  se define como la posibilidad de que un crédito con calificación crediticia  $i$  pueda migrar o moverse a otra calificación crediticia  $j$  en un cierto período.

Una matriz de transición tiene la siguiente forma:

Estados	1	2	3	...	...	$j$	...	$s$
1	$p_{11}$	$p_{12}$	$p_{13}$			$p_{1j}$		$p_{1s}$
2	$p_{21}$	$p_{22}$	$p_{23}$			$p_{2j}$		$p_{2s}$
3	$p_{31}$	$p_{32}$	$p_{33}$			$p_{3j}$		$p_{3s}$
...						...		...
$i$	$p_{i1}$	$p_{i2}$	$p_{i3}$	...	...	$p_{ij}$	...	$p_{is}$
...						...		...
...						...		...
$s$	$p_{s1}$	$p_{s2}$	$p_{s3}$	...	...	$p_{sj}$	...	$p_{ss}$

Nuestra matriz de transición se compone de tres partes que son: la primera columna a la izquierda, la cual muestra la calificación con la cual un crédito inicia el año, la primera fila superior que muestra la calificación con la cual un crédito termina el año y el resto de celdas, que muestran las probabilidades de transición de las categorías de riesgo, exponiendo el porcentaje de calificaciones que se mantuvieron, subieron o bajaron en el transcurso de cierto período. Además consideremos a  $1$  como la mejor calificación y a  $s$  como la peor calificación.

Hay que tomar en cuenta que las celdas que se encuentran por debajo de la diagonal son las probabilidades que corresponden a los créditos que subieron de calificación, y de la misma manera las celdas por encima de la diagonal son las probabilidades que corresponden a los créditos que bajaron de calificación. Por ejemplo, la celda  $p_{32}$  nos muestra la probabilidad que tienen los créditos que se encuentran en la calificación  $3$ , de pasar (subir) a la calificación  $2$ , al final del año.

Entonces, la matriz anterior con  $i$  filas y  $j$  columnas, debe cumplir con las siguientes propiedades para ser una matriz de transición:

- a) Todos los elementos de la matriz son no negativos, es decir para todo  $i, j$ , se tiene que:

$$p_{ij} \geq 0$$

- b) La suma de los elementos de cada fila es igual a la unidad, es decir para todo  $i$ , se tiene que:

$$\sum_j p_{ij} = 1$$

Esta matriz se dice estocástica, por el concepto matemático de las cadenas de Markov que se está utilizando, el mismo que fue desarrollado en el capítulo anterior.

Por tanto, el problema de estimar probabilidades de transición  $p_{ij}$  de una cartera de crédito y de analizar la evolución de las calificaciones durante un año, se lo aborda a partir de dos métodos: el método continuo y el método discreto.

### 3.1.2. MÉTODO DISCRETO

Para la aplicación de este método vamos a asumir que la matriz que vamos a estimar sigue un proceso markoviano homogéneo. Por tanto supongamos que tenemos una muestra de un total de (N) créditos los cuales serán constantemente monitoreados durante un período (T), donde (T) se compone de (t) subperíodos de un año cada uno. Según avanza el tiempo estos créditos adquieren una calificación mensual, basada en condiciones previamente establecidas.

Definamos entonces como  $n_i(t)$  al número de créditos que estaban en la calificación (i) al comienzo del periodo (t), como  $n_{ij}(t)$  al número de créditos que comenzaron al inicio del periodo (t) en la calificación (i) y terminaron al finalizar el periodo (t) en la calificación (j) y como  $p_{ij}(t)$  a la probabilidad de que un crédito



migre del estado (i) al estado (j) en un periodo (t) para  $i, j \in S$ , donde S representa el conjunto finito de todos los estados posibles que para nuestro caso vendría a ser el conjunto de todas las calificaciones posibles (A, B, C, D y E).

Primeramente se estima una matriz de transición P(t) por cada periodo de tiempo (t) a las cuales les llamaremos matrices de transición parciales, a partir de las cuales obtendremos la matriz de transición total P(T), la cual considera todo el periodo analizado (T).

Las matrices de transición P(t) tienen por componentes a las  $p_{ij}(t)$ , mientras que la matriz de transición P(T) tiene por componentes a las  $p_{ij}$  promedio.

Así, según Kuchler y Sorensen (1997), la función de verosimilitud está dada por:

$$L(p, n) = \prod_{(i,j)} (p_{ij}(t))^{n_{ij}(t)}$$

En consecuencia, la función logarítmica de verosimilitud estará dada por:

$$l(p, n) = \sum_{(i,j)} n_{ij}(t) \log(p_{ij}(t))$$

Esta función logarítmica es cóncava y los estimadores de máxima verosimilitud de los elementos de la matriz de transición se obtienen maximizando esta función con respecto a cada una de las probabilidades.

Estos estimadores están representados por:

$$p_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i}, \forall i, j$$

Esta expresión nos muestra, la proporción de créditos que de la categoría  $i$  migraron a la categoría  $j$  en un período  $t$ .

Una vez calculadas las  $p_{ij}(t)$  de todos los periodos de tiempo ( $t$ ) de todos los datos, se calculan las probabilidades de transición promedio ( $p_{ij}$  promedio), de la siguiente manera:

$$p_{ij} \text{ promedio} = \sum_{t=0}^T w_t p_{ij}(t)$$

Donde,

$w_t$ : es la ponderación para cada período de tiempo analizado.

En nuestro caso la ponderación es igual para todos los periodos, por tanto las  $p_{ij}$  promedio vienen a ser el promedio usual de las  $p_{ij}(t)$ .

Una vez obtenidas las  $p_{ij}$  promedio, se procede a formar la matriz de transición total  $P(T)$ .

En el presente estudio, se considera el supuesto de que la matriz de transición buscada es homogénea o invariante en el tiempo para un número determinado de períodos. No obstante, según Gómez González y Kiefer (2007b), considerar el supuesto que esta matriz de transición en el tiempo sigue un proceso markoviano homogéneo, suele ser inadecuado para períodos largos en la mayoría de aplicaciones empíricas.

La estimación de matrices de transición en tiempo discreto presenta una serie de inconvenientes de entre los cuales se puede mencionar tres como los más importantes.

El primero inconveniente que se tiene con el método discreto, es que no es posible garantizar que las probabilidades de la matriz de transición tengan valores estrictamente positivos ( $p_{ij} > 0$ ). Por ejemplo, supongamos que de la categoría  $i$  a la  $j$  no se presenta ninguna transición en un periodo de tiempo, entonces el

estimador de máxima verosimilitud para la probabilidad de migración dará como resultado cero.

Este problema se hace evidente cuando se consideran migraciones poco probables, como migraciones desde calificaciones altas hacia calificaciones bajas. Con esto no estamos diciendo que un prestatario con una buena calificación no pueda caer a una categoría mala en un período de tiempo determinado, ya que se ha comprobado que si existen varios casos en los cuales sucede este tipo de eventos.

El segundo inconveniente que se tiene es que el método discreto tiende a subestimar las probabilidades de migración entre categorías, por ejemplo supongamos que este método nos muestra que un prestatario registró una migración de una categoría alta a una categoría baja, por ejemplo a la categoría de incumplimiento (categoría E), pero nosotros sabemos que antes de entrar en la categoría de incumplimiento, el crédito estuvo por periodos cortos de tiempo en categorías intermedias antes de incumplimiento, y no solo al finalizar el período, entro en la categoría de incumplimiento. Este tipo de casos pueden aumentar o disminuir las probabilidades de incumplimiento y no son tenidos en cuenta en el método discreto, pero estos eventos si son registrados a través del método continuo.

El tercer inconveniente que se tiene al utilizar el método discreto, es que las matrices de transición estimadas a partir de este sirven únicamente para realizar pronósticos del tamaño del período para el cual se calcularon, mientras que en el método continuo, además de los pronósticos para el tamaño del periodo para el cual se calcularon, los ejercicios de pronóstico pueden hacerse para períodos de tiempo que sean múltiplos enteros del tamaño del período escogido.

Los tres problemas mencionados anteriormente, se los puede resolver estimando matrices de transición con el método continuo.

### 3.1.3. MÉTODO CONTINUO

Para la aplicación de este método, vamos a asumir que la matriz que vamos a estimar, sigue un proceso markoviano homogéneo, por tanto supongamos que tenemos una muestra de un total de  $N$  créditos los cuales serán constantemente monitoreados entre el tiempo 0 y el tiempo  $T$ , el cual se compone de  $z$  subperíodos distribuidos uniformemente. Según avanza el tiempo, estos créditos adquieren una calificación mensual, y para nuestro estudio cada subperíodo  $z$  representará un mes, por tanto se tendrá una calificación por cada subperíodo  $z$ , basada en condiciones previamente establecidas.

Definamos como  $Y_i(z)$  al número de créditos con calificación  $i$  en el inicio de un subperíodo  $z$ , como  $N_{ij}(T)$  al total de migraciones del estado  $i$  al estado  $j$  ocurridas entre el tiempo (0) y el tiempo (T), y como  $p_{ij}(t)$  a la probabilidad de que un crédito migre del estado (i) al estado (j) en un periodo (t) para todo  $i, j \in S$ , donde  $S$  representa el conjunto finito de todos los estados posibles. El objetivo de estudio consiste en estimar la matriz de transición anual  $P(t)$  la cual tiene por componentes a los  $p_{ij}(t)$ , de manera que considere todo el periodo que se quiere analizar.

Esta matriz de transición  $P(t)$ , puede expresarse en términos de las intensidades de transición, las cuales representan las probabilidades instantáneas de migración entre los diferentes estados. Por tanto se tiene,

$$P(t) = \exp(Lt), \forall t \geq 0$$

Donde  $L$  representa a la matriz generadora, que tiene por componentes a las intensidades de transición y la función “exp” indica la función exponencial de una matriz.

El propósito de expresar la matriz de transición en términos de la matriz generadora es que al tener las probabilidades instantáneas como insumo, podemos obtener la matriz de transición correspondiente ya no solamente para un

año sino también para el tiempo que se desee, escalando la matriz generadora por el tiempo. Para nuestro caso, se estimaran matrices de transición anuales, es decir, con el  $t$  igual a uno.

Por tanto para cualquier  $t$ , la matriz de transición es una función monótona de la matriz generadora, entonces podemos encontrar estimadores de máxima verosimilitud para las probabilidades de transición, obteniendo en primer lugar estimadores de máxima verosimilitud para las intensidades de migración, y luego, escalando por el período de tiempo apropiado.

Según Kuchler y Sorensen (1997), los estimadores de máxima verosimilitud de los elementos de la matriz generadora están dados por:

$$l_{ij} = \frac{N_{ij}(t)}{\int_0^T Y_i(z) dz}, \forall i \neq j$$

En palabras más sencillas, el numerador de la expresión ( $l_{ij}$ ) cuenta el número de créditos en todo el periodo  $T$  que pasaron de la categoría  $i$  a la  $j$  y el denominador tiene en cuenta cada crédito que se ha encontrado en la categoría  $i$  en algún momento entre el tiempo 0 y el tiempo  $T$ .

Como podemos observar en el denominador de la expresión, tenemos que calcular la integral de la función  $Y_i(z)$ , pero dado que únicamente contamos con los puntos por donde pasa esta función y no precisamente tenemos la función  $Y_i(z)$ , entonces debemos encontrar la integral con ayuda de algún método de aproximación numérica.

El método de aproximación que se usara para estimar la integral de la función  $Y_i(z)$ , será el Método de Simpson ya que este es el que mejor se ajusta a las necesidades de nuestro estudio.

Luego, los elementos de la diagonal de la matriz generadora están dados por:

$$l_{ii} = -\sum_{i \neq j} l_{ij}$$

Una de las ventajas más sobresalientes de este modelo continuo es que la estimación de una probabilidad de transición siempre será estrictamente positiva, ya que en este modelo continuo si se considera las secuencias de migraciones entre categorías intermedias, garantizando así que las probabilidades resultantes sean mayores a cero, incluso si ningún crédito experimenta ninguna migración directa ni tampoco migraciones intermedias, igual seguiremos obteniendo este resultado.

Para ilustrar lo anterior, supongamos que queremos encontrar la estimación de la probabilidad de un evento infrecuente o raro, para poner un ejemplo, deseamos analizar la probabilidad de migración de la categoría “A” a la categoría de incumplimiento “E” en un periodo de un año, pero nos encontramos con el inconveniente de que no hubo ningún crédito que experimentara directamente dicha transición, aún así podemos estimar una probabilidad estrictamente positiva si hubo por lo menos un crédito que migró de “A” a “B”, u otro que lo hizo de “B” a “C”, u otro de “C” a “D”, u otro de “D” a “E”, durante dicho período.

Por medio de este método, al considerar transiciones indirectas entre estados, se soluciona el problema de la subestimación de las probabilidades, ya que a diferencia del método discreto, este toma en cuenta todas las transiciones que se presentaron durante todo el período analizado.

Dado que es evidente que la facilidad de implementación y los resultados de los dos métodos son diferentes, posteriormente se realizarán estimaciones de las matrices de transición de la cartera comercial de una de las principales entidades financieras del sistema financiero ecuatoriano, utilizando el método continuo y el método discreto, con la finalidad de observar diferencias entre ambos métodos y conocer cuál de los dos obtiene los mejores resultados, dado que el objetivo de este proyecto es hallar una metodología aplicable y que produzca resultados confiables y con el mayor grado de aproximación a la realidad.

## **3.2. ELABORACIÓN DE LA HERRAMIENTA**

### **3.2.1. INTRODUCCIÓN**

El proceso de elaboración de la herramienta para la estimación de matrices de transición, consta de dos fases principales: la fase del diseño y la fase de la programación, de las cuales, la segunda se complementa de la primera y las dos se presentan a continuación:

### **3.2.2. DISEÑO DE LA HERRAMIENTA**

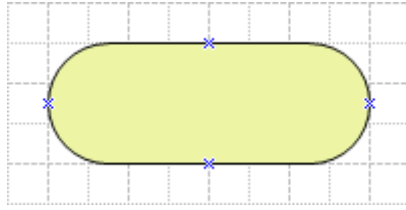
Para tener una descripción detallada de todo el proceso comprendido en la elaboración de la herramienta, en esta fase del proyecto, se realizarán diagramas de flujo por cada uno de los procesos involucrados en el diseño de la misma.

El objetivo de elaborar diagramas de flujo de los diferentes procesos involucrados, es facilitar la comprensión de los mismos, ya que estos diagramas de flujo nos brindan la posibilidad de adentrarse de manera más sencilla en el lenguaje de la programación, obteniendo un resultado profesional, rápido y eficaz al momento de programar.

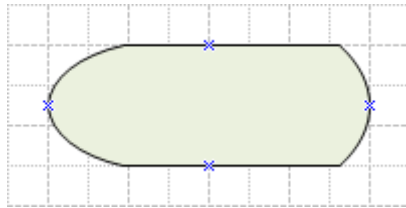
Los diagramas de flujo se realizaron con el software Microsoft Office Visio Professional, el cual es una utilidad desarrollada por Microsoft para visualizar y analizar diferentes tipos de sistemas y procesos.

A continuación se presentan las figuras utilizadas en los diagramas de flujo, cada una con su respectiva función.

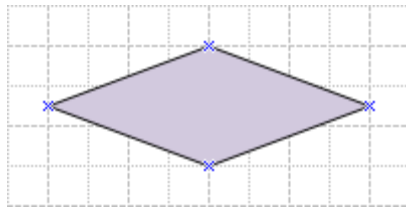
- a) INICIO / FIN



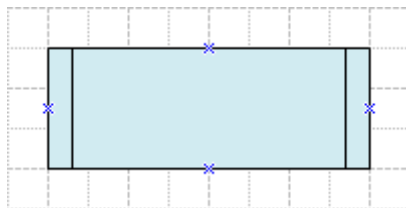
b) PRESENTACION DE PANTALLA



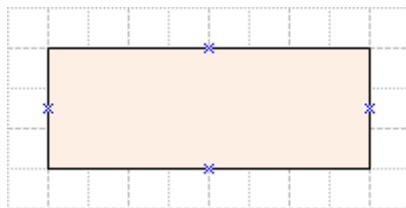
c) DECISIÓN



d) SUBPROCESO

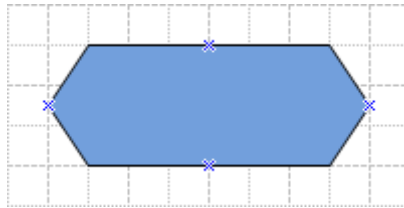


e) PROCESO SIMPLE

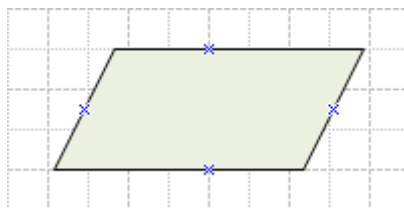




f) CICLO REPETITIVO

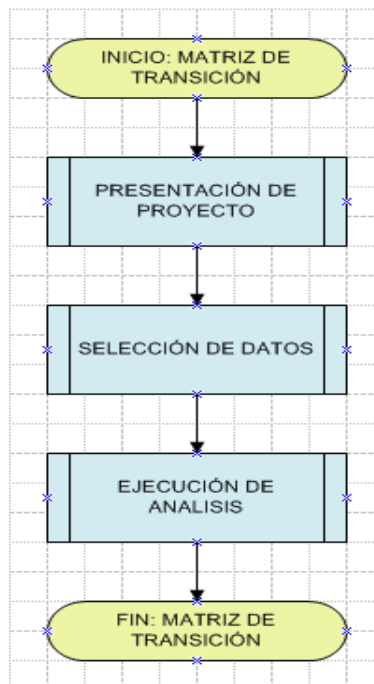


g) ENTRADA / SALIDA DE DATOS



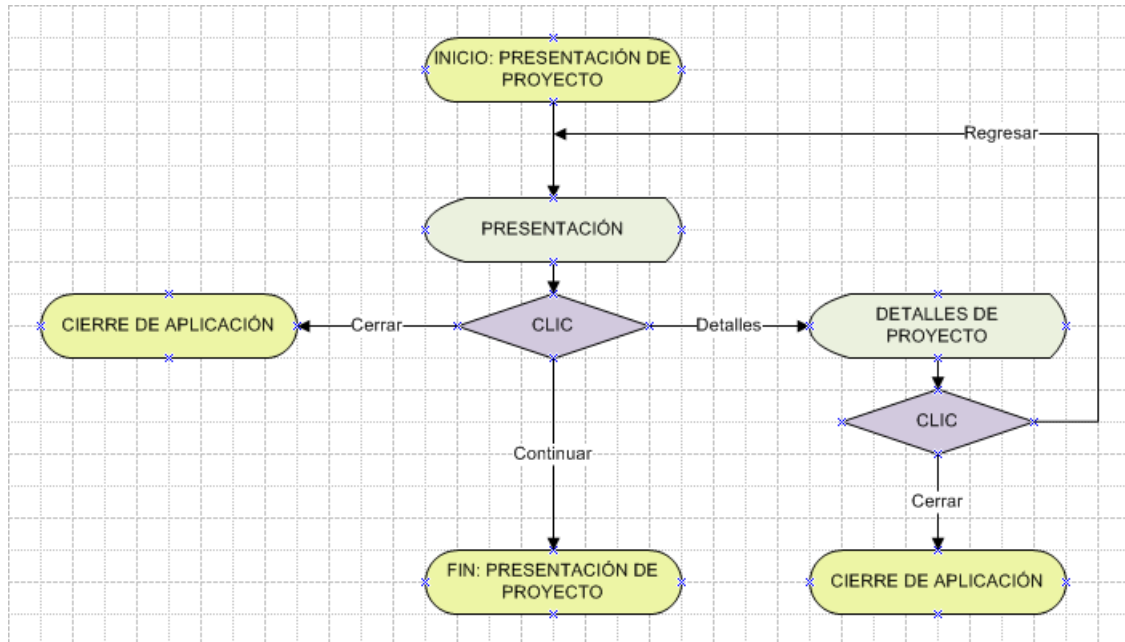
En total se elaboraron un total de 10 diagramas de flujo, los cuales se muestran a continuación:

### 3.2.2.1. Diagrama de Flujo Macroproceso



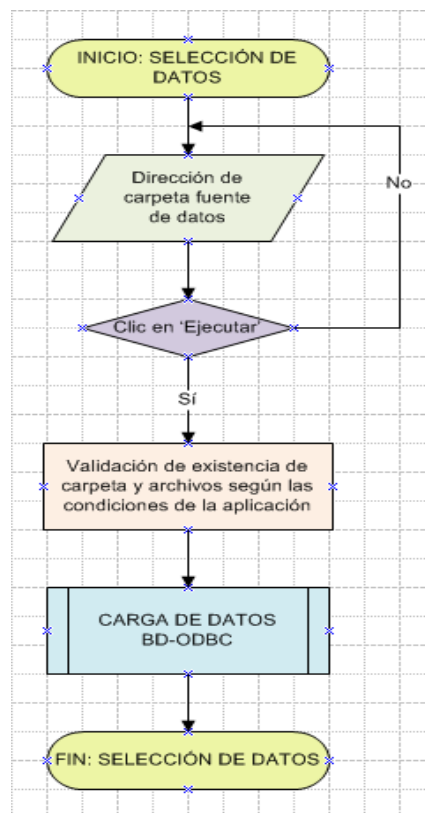
Este diagrama de flujo tiene tres subprocessos, los mismos que se presentan a continuación:

### 3.2.2.2. Diagrama de Flujo Subproceso Presentación de Proyecto



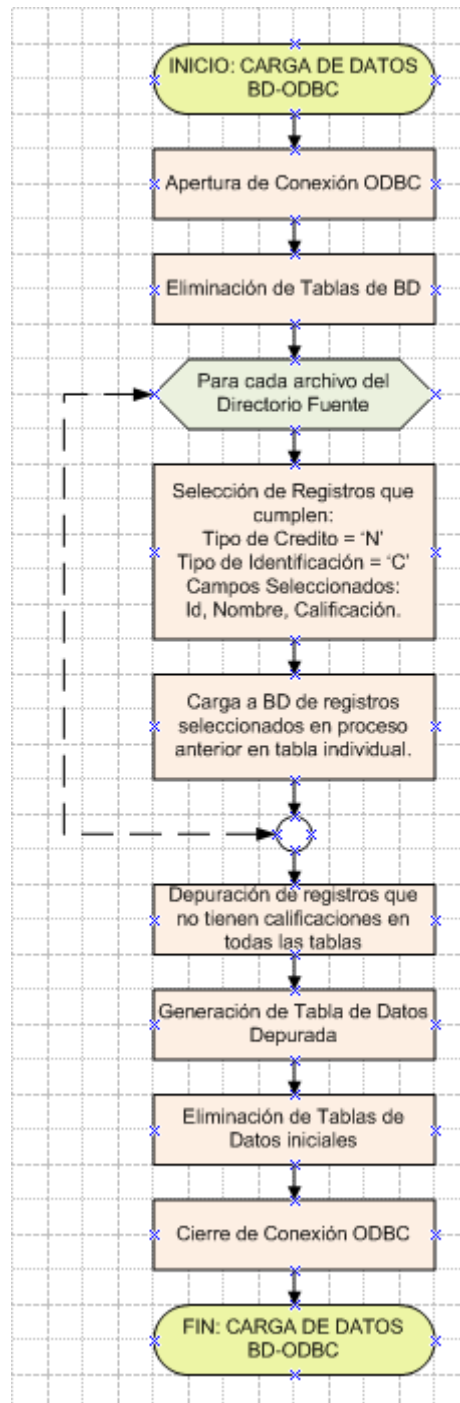
La palabra “CLIC” significa ubicarse con el cursor en uno de los botones y dar clic.

### 3.2.2.3. Diagrama de Flujo Subproceso Selección de Datos



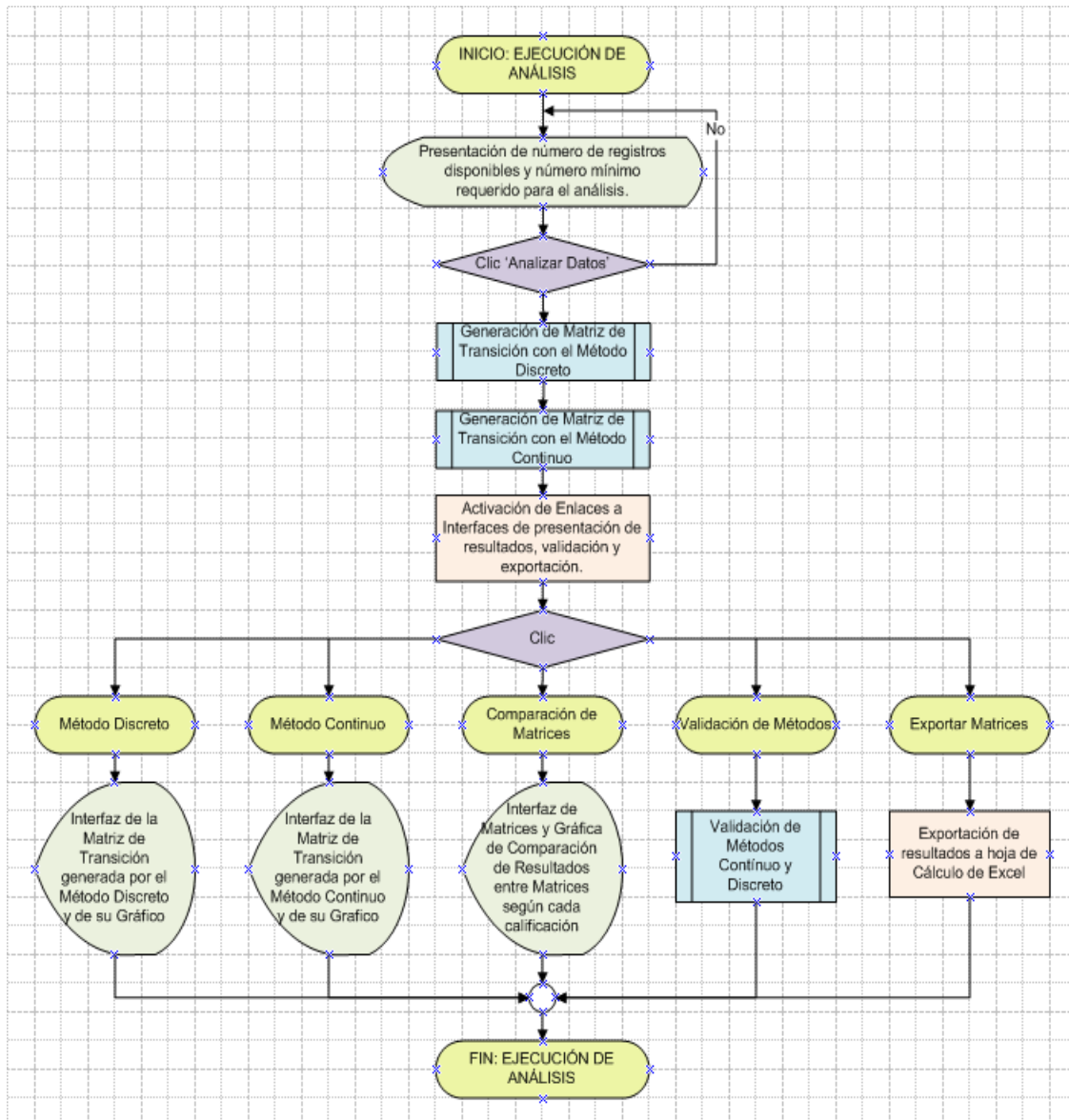
Este diagrama de flujo tiene a su vez un subproceso involucrado, el cual se presenta a continuación:

### 3.2.2.4. Diagrama de Flujo Subproceso Carga de Datos BD-ODBC



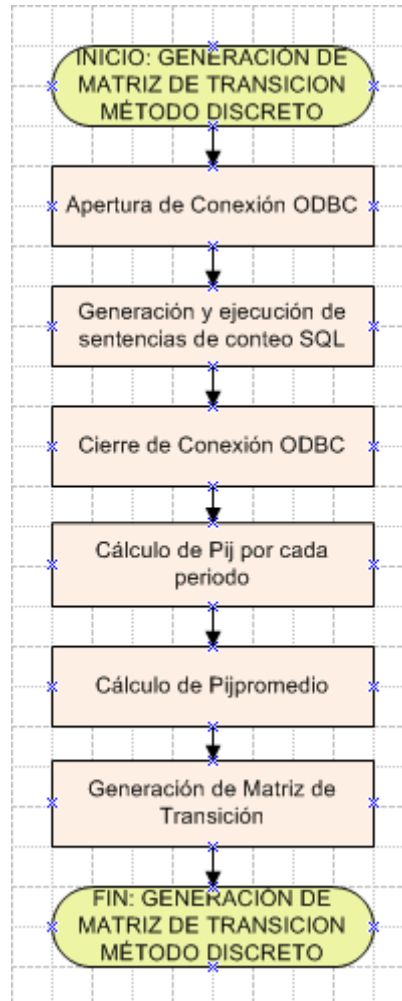
En la Carga de Datos BD-ODBC, se realizan varias actividades internas, siendo la principal el filtrado de datos, en el cual se seleccionan todos los datos que cumplen con las especificaciones establecidas y son copiados desde los archivos .txt, hacia una base de datos de Microsoft Access mediante una conexión ODBC. La conexión ODBC es la de más fácil utilización en su tipo y la que mejor se adapta a nuestros requerimientos. Esta conexión se desarrollará más adelante.

### 3.2.2.5. Diagrama de Flujo Subproceso Ejecución de Análisis

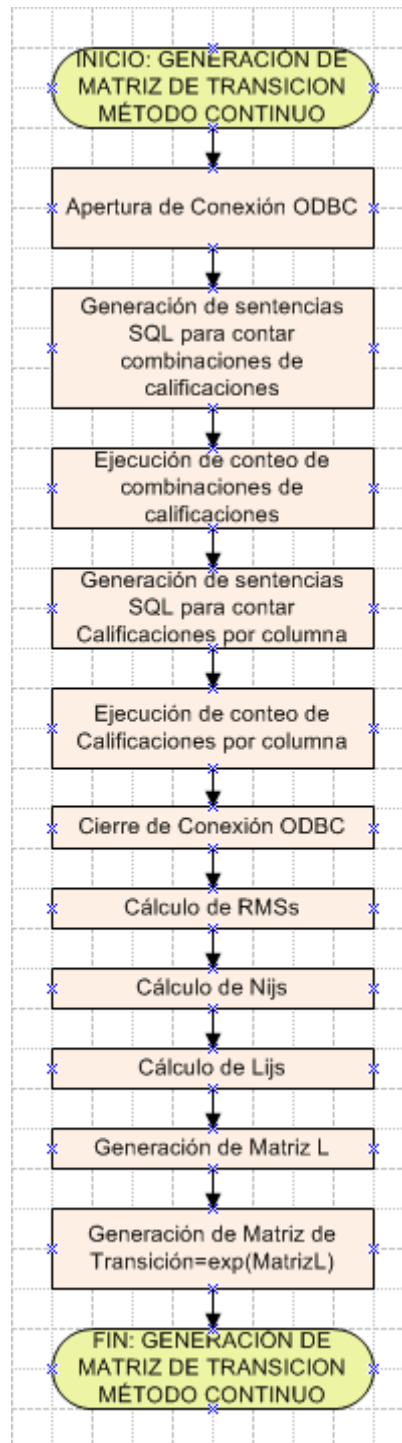


Este diagrama de flujo tiene a su vez tres subprocesos: Generación de Matriz de Transición con el Método Discreto, Generación de Matriz de Transición con el Método Continuo, y Validación de Métodos Continuo y Discreto, los mismos que se presentan a continuación.

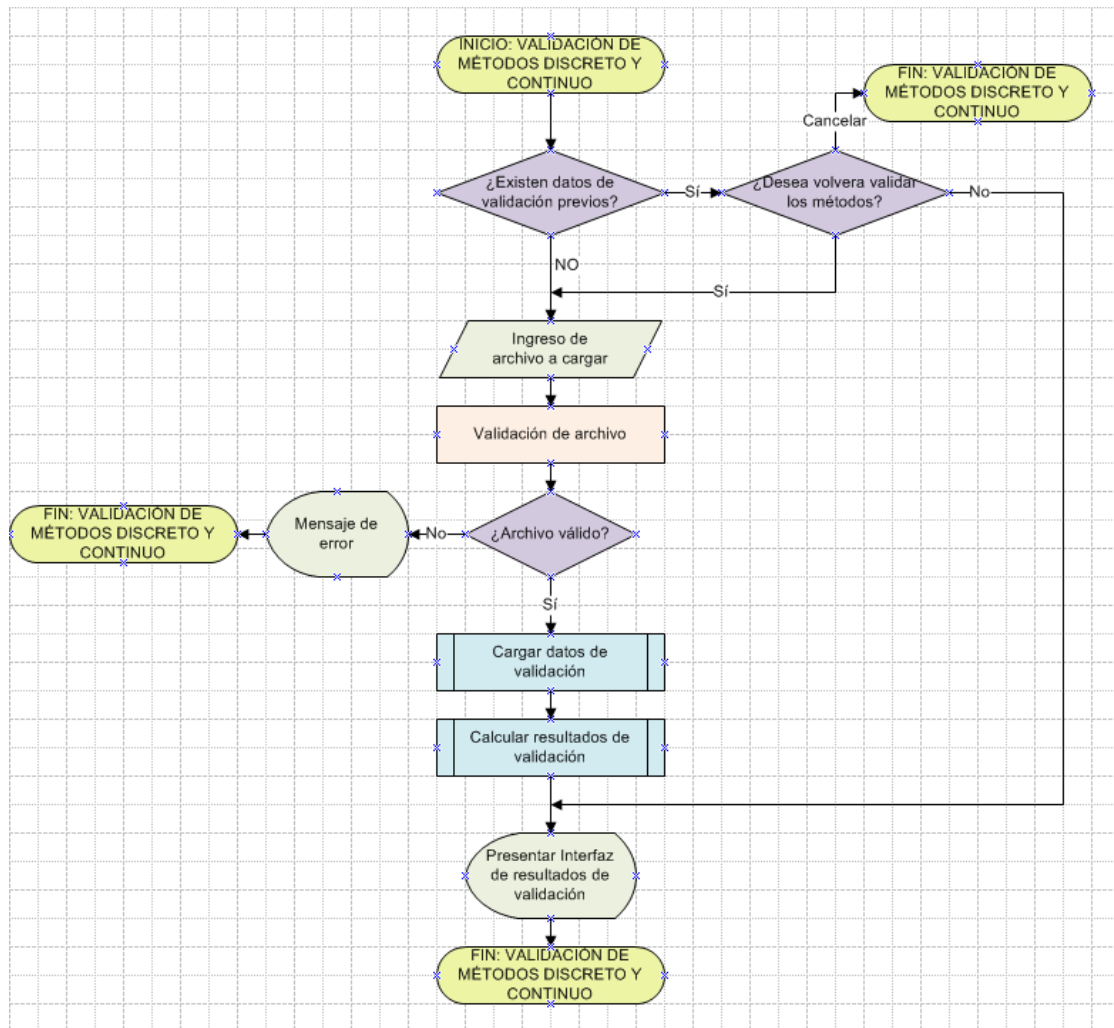
### 3.2.2.6. Diagrama de Flujo Subproceso Método Discreto



### 3.2.2.7. Diagrama de Flujo Subproceso Método Continuo

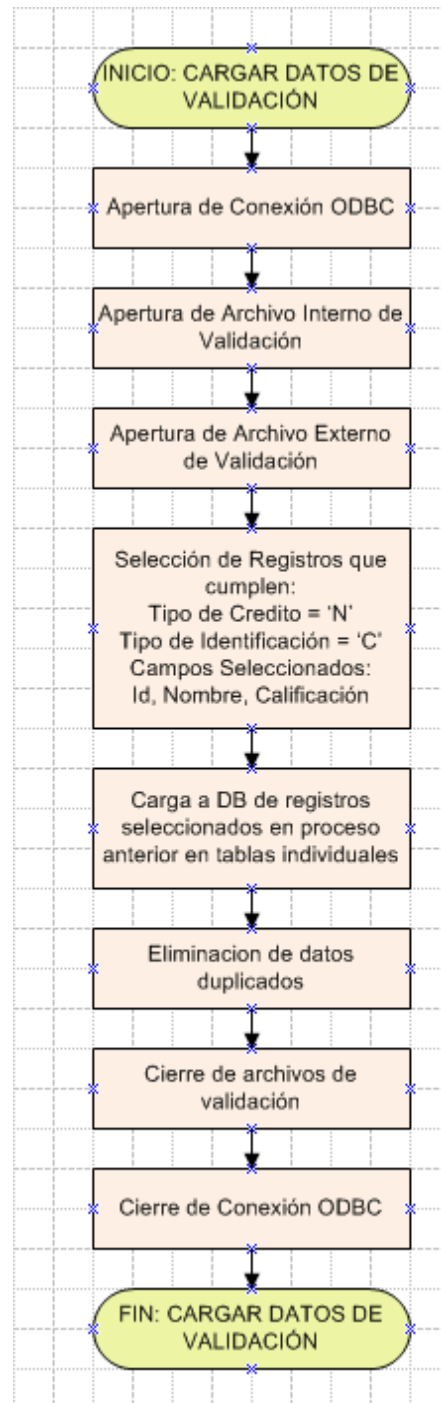


### 3.2.2.8. Diagrama de Flujo Subproceso Validación de Resultados



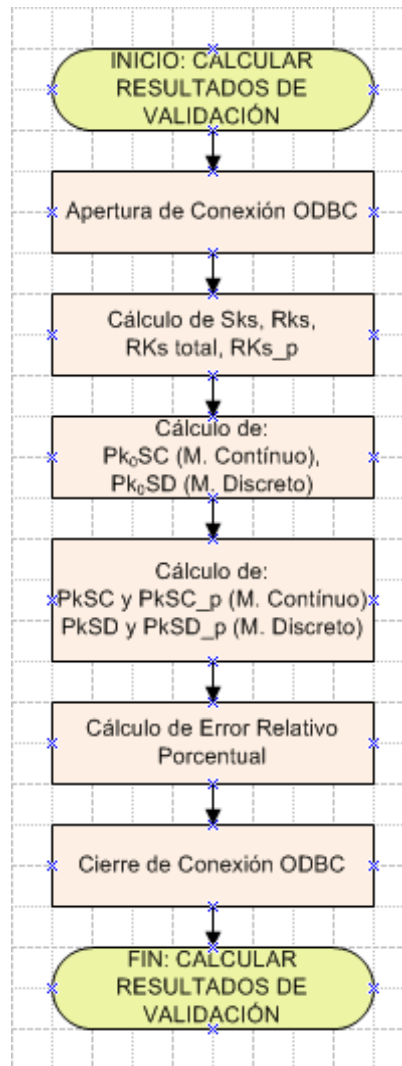
Este diagrama de flujo tiene a su vez dos subprocesos: Cargar datos de validación y Calcular resultados de validación, los mismos que se presentan a continuación.

### 3.2.2.9. Diagrama de Flujo Subproceso Datos de Validación





### 3.2.2.10. Diagrama de Flujo Subproceso Resultados de Validación



### 3.2.3. PROGRAMACIÓN

Considerando la ayuda de cada uno de los diagramas de flujo anteriores, se procederá a la programación de la herramienta. Tomando en cuenta, la gran cantidad de información que debemos manejar y analizar, se pensó conveniente, utilizar para la programación, el software matemático MATLAB versión 2008a, debido a todas las facilidades matemáticas que este nos brinda.

El software matemático MATLAB que fue creado por “The MathWorks” en 1984, tiene un lenguaje de programación de alto desempeño propio, el cual brinda un

entorno de desarrollo integrado, es decir se integran tanto el cálculo, la visualización y la programación en un ambiente de fácil utilización donde los problemas y las soluciones se expresan en una notación matemática.

MATLAB se utiliza bastante en lo que se refiere a cálculos numéricos, desarrollo de algoritmos, modelación, simulación y prueba de prototipos, análisis de datos, exploración y visualización, graficación de datos con fines científicos o de ingeniería, y desarrollo de aplicaciones que requieran de una interfaz gráfica de usuario. Además, este software es un sistema interactivo, a través del cual podemos resolver bastantes problemas computacionales, especialmente aquellos problemas que involucren vectores y matrices, y a diferencia de los lenguajes no interactivos como son el C, el tiempo de implementación es considerablemente menor.<sup>25</sup>

Además, este es un software que tiene la opción de diseñar fácilmente un conjunto de pantallas con botones, menús, ventanas, etc., llamadas **interfaces gráficas de usuario**, las cuales admiten utilizar de manera muy simple programas realizados dentro de este entorno. Las ventajas que ofrece MATLAB en este campo no son muy amplias, en comparación a otras aplicaciones de *Windows* como *Visual Basic*, *Visual C*.

Para la creación de las interfaces gráficas de usuario o GUIs, se puede proceder de dos maneras, la primera de ellas consiste en escribir un programa que genere la GUI, mientras que la segunda manera consiste en utilizar la aplicación GUIDE, la cual es una herramienta de diseño de GUIs, que se encuentra incluida en el paquete Matlab.

Dado que, para poder utilizar la primera opción se necesita conocer algunos conceptos avanzados de programación, para la elaboración de las GUIs de nuestra herramienta se va a considerar la segunda opción. La aplicación GUIDE, conocida por su nombre en inglés "Graphical User Interface Development

---

<sup>25</sup> ESQUEDA, José. *Matlab e Interfaces Gráficas*. Universidad Autónoma de Baja California. México. (2002).

Environment” es un conjunto de herramientas, diseñadas para crear GUIs de manera fácil y rápida, reduciendo la labor de programación, al grado de seleccionar, tirar, arrastrar y personalizar propiedades. La aplicación GUIDE está diseñada para hacer menos tediosos el proceso de aplicación de la interfaz grafica y obviamente para trabajar como herramienta de trazado de GUIs.

Una vez que todos los controles están en posición se editan las funciones de cada uno de ellos, escribiendo el código de MATLAB que se ejecutará cuando el control sea utilizado. Siempre será difícil diseñar GUIs, pero con GUIDE no debería ser difícil implementarlas. Uno de los componentes poderosos de GUIDE es el editor de propiedades, el cual es una herramienta de trazado, y asistente de codificación (revisión de nombres y valores de propiedades). GUIDE está disponible en cualquier momento que se esté lidiando con los controles de MATLAB. En el momento que el editor de propiedades se fusiona con el panel de control, el editor de menú y herramienta de alineación, resulta una combinación que brinda inigualable control de los gráficos en MATLAB.<sup>26</sup>

El acceso a la aplicación GUIDE se lo puede realizar de varias maneras, siendo la más común de ellas, tecleando guide en la ventana de comando, e inmediatamente se despliega la aplicación.

Además, conjuntamente con el software MatLab, se utilizara el ODBC (Object Data Base Conector) el cual es un driver que sirve para hacer conexiones con bases de datos. Con este tipo de drivers se pueden realizar de una manera más sencilla consultas de determinada base de datos.

El código completo de la herramienta, está compuesto de varios archivos, y no se encuentra desarrollado en esta sección debido a razones de privacidad y también por la gran extensión del mismo.

---

<sup>26</sup> ESQUEDA, José. *Matlab e Interfaces Gráficas*. Universidad Autónoma de Baja California. México. (2002).

### 3.3. APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA

#### 3.3.1. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Para la aplicación de la herramienta, se recopilaron bases de datos de la cartera comercial de deudores de una de las entidades financieras más importantes del país. La información detallada de estos deudores proviene del formato de la Central de Riesgos de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. Además, para propósito de nuestro estudio, se recolectaron las bases de datos de los últimos seis años (2004, 2005, 2006, 2007, 2008 y 2009) de dicha entidad, las cuales se obtuvieron en medios magnéticos.

Todas las bases de datos que provienen de la Central de Riesgos, tienen el mismo formato y la misma extensión (.txt). A continuación se presenta un ejemplo del formato en el que vienen:

The screenshot shows a Notepad window titled "31-12-2003 - Bloc de notas". The text content is as follows:

```

"REPUBLICA DEL ECUADOR"
"SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS"
"DEUDORES DE UNA INS
"CARTERA DETALLADA -

"identificación"
"Institución "
"Fecha de corte"
"R" "1790 8001" "MOLINOS LA UNION SA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 8001" "CORPORACION DE PROMOCION UNIVERSITARIA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 6001" "DYGOIL CONSULTORIA Y SERVICIOS PETROLEROS CIA. LTDA." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 2001" "ENCHAPES DECORATIVOS S.A. ENDESA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 3001" "H.O.V. HOTELERA QUITO SA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 0001" "LA INTERNACIONAL S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1791 0001" "GMAC DEL ECUADOR S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 1001" "MANUFACTURAS ARMADURIAS Y REPUESTOS ECUATORIANOS S.A. MARESA" "NV " "T" "TIT
"E" "1013 " "WINDCOLOR INC" "NV " "T" "TITULAR
"C" "1701 9" "GRANDA GARCES EDUARDO AURELIO" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0590 8001" "BOSQUES TROPICALES S.A. BOTROSA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 9001" "PREDUCA S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1791 3001" "COMBUSTIBLES DEL ECUADOR S.A. COMDECSA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0190 6001" "HYUNMOTOR S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1390 1001" "INDUSTRIAS ALES C. A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 6001" "CORPORACION EL ROSADO S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0160 0001" "ILUSTRE MUNICIPALIDAD DE CUENCA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 0001" "NEGOCIOS INDUSTRIALES REAL N.I.R.S.A. S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1791 6001" "MEDANITO DEL ECUADOR ECUAMEDANITO S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 1001" "AUTOMOTORES ANDINA SA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1390 1001" "MOLINERA MANTA S.A. MOLIMANTA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1791 7001" "COMPANIA NACIONAL DE TRANSMISION ELECTRICA TRANSELECTRIC S.A." "NV " "T" "TIT
"R" "0990 5001" "CONSTRUTORA NORBERTO OEBRECHT S. A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1791 4001" "FIDEICOMISO HUANCABILCA III" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 5001" "FABRICA DE ENVASES S.A. FADESA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0991 4001" "IPAC S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 2001" "DISTRIBUIDORA SUPERIOR DISUSA SA" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 1001" "MAQUINARIAS Y VEHICULOS S.A. MAVESA" "NV " "T" "TITULAR
"E" "1011 " "INMOBILIARIA FINAPRO S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0190 1001" "CARTONES NACIONALES S.A. I CARTOPEL" "NV " "T" "TITULAR
"R" "1390 9001" "LA FABRIL S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 6001" "CORPORACION MULTIBG S.A." "NV " "T" "TITULAR
"E" "1000 " "BANCOLOMBIA BOGOTA" "NV " "T" "TITULAR
"C" "0901 2" "CHONG QUI LANG LONG JOSE ALEJANDRO" "NV " "T" "TITULAR
"R" "0190 3001" "TUBERIA GALVANIZADA ECUATORIANA S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0990 0001" "EL ROSARIO ERSA S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0991 7001" "FERTISA, FERTILIZANTES, TERMINALES I SERVICIOS S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "1790 6001" "AGIP ECUADOR S.A." "NV " "T" "TITULAR
"R" "0190 4001" "INDURAMA S.A." "NV " "T" "TITULAR

```

Como la idea original es que la herramienta pueda ser usada para analizar datos de cualquier entidad financiera ecuatoriana, y dado que todas las entidades financieras tienen las bases de datos con el mismo tipo de formato y extensión, entonces la programación está elaborada de tal modo que la herramienta aproveche que los archivos estén estandarizados, para realizar de manera más sencilla el filtrado de los datos.

Estas bases de datos, contienen información referente a la identificación del prestatario, al tipo de crédito, a los días de mora, a los montos de los créditos y sus calificaciones, intereses, entre otras.

Las columnas de datos que se utilizarán para la aplicación de la herramienta son: Tipo de Identificación, Identificación, Nombre del Sujeto, Tipo de Crédito y Calificación.

En las bases de datos recopiladas, encontramos información del total de la cartera de créditos de determinada entidad financiera. Por tanto, para cada uno de los créditos, se tiene su correspondiente calificación mensual, (A, B, C, D y E) donde la calificación A es la mejor y la calificación E es la peor, y a partir de la migración entre estos estados, ya sea de manera ascendente o descendente, se calculan las matrices de transición. Cabe recalcar que como definición de incumplimiento, se entiende al hecho de estar calificado en la categoría E.

Se creyó conveniente, trabajar en la línea de créditos de consumo, ya que a diferencia de los créditos comerciales, de vivienda, y microcréditos, este tipo de crédito además de que muestra los más altos índices de cartera vencida, es el más extendido en el país.

El único problema que se tiene al trabajar con los créditos de consumo, es que el plazo promedio de pago de estos créditos es de tres años, por tanto no se cuenta con la información necesaria para realizar estudios para periodos largos de tiempo. Considerando estas limitaciones y con el único propósito de realizar comparaciones entre los dos procedimientos, se tomó para el caso discreto como

para el caso continuo, un período total de estudio exactamente de dos años (período T), entre diciembre de un cierto año y el mismo mes dos años después, es decir para obtener una matriz de transición anual, se estudiarán un máximo de 25 meses consecutivos por cada período que se desee analizar.

Además, algunos registros no fueron tomados en cuenta con el fin de alcanzar consistencia entre la información y los objetivos del proyecto. En primer lugar, se tomaron en cuenta únicamente los créditos cuyos prestatarios sean personas naturales, ya que los otros créditos son operaciones que difieren en sus características de los créditos ordinarios y también solo se consideraron aquellos créditos que estaban de manera consecutiva desde el inicio del período hasta el fin de período que se desea analizar, es decir un crédito es apto para el estudio si y solo si tiene calificación en todos los 25 meses que comprende el período, ósea entre diciembre de un cierto año y diciembre dos años después.

La herramienta se elaboró con el objetivo de estimar las matrices de transición a un año, por cada uno de los dos métodos, el método discreto y el método continuo. Entonces, tomando en cuenta que tenemos información de seis años y considerando las limitaciones mencionadas anteriormente, de que el período total de tiempo considerando para el análisis es de máximo dos años (período T), se procederá a dividir la información en cuatro grupos.

En el primer grupo la información de los años 2004 y 2005, en el segundo grupo la información de los años 2005 y 2006, en el tercer grupo la información de los años 2006 y 2007, y por último en el cuarto grupo la información de los años 2007 y 2008, dejando la información del año 2009 para el proceso de la validación de la herramienta.

La razón de esta clasificación es para estimar dos matrices de transición por cada grupo, es decir una matriz de transición por cada método. Por lo tanto, con los resultados del último grupo (2007-2008) y con la información del año 2008, realizar las validaciones correspondientes con la información del año 2009.

### 3.3.2. EJECUCIÓN DE LA HERRAMIENTA

Para proceder a la ejecución de la herramienta y obtener las matrices de transición buscadas, se debe considerar tres etapas: Requerimientos, Fuente de datos ODBC y Corrida de la Herramienta.

#### 3.3.2.1. Requerimientos

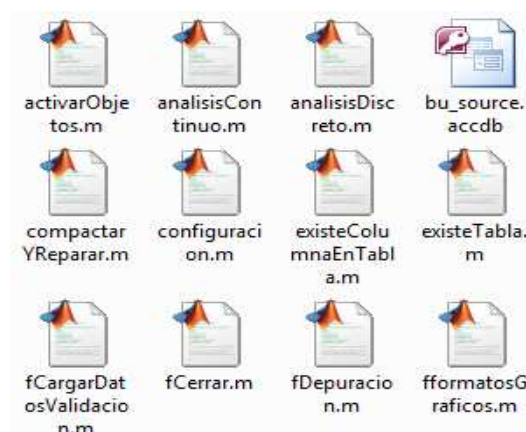
Esta primera etapa consiste en tener instalados los siguientes softwars en el equipo donde se correrá la herramienta.

- a) Driver de base de datos para Microsoft Access
- b) MatLab 7.6.0 (R2008a)
- c) Windows 32 bits (Vista o Xp)
- d) Microsoft Office 2007

#### 3.3.2.2. Fuente de Datos ODBC

Esta segunda etapa consiste en la creación de la fuente de datos ODBC, para lo cual se debe seguir las siguientes instrucciones.

- a) Copiar la carpeta que contiene los archivos de la aplicación, a una carpeta en el disco duro de la maquina.



b) Clic en “Inicio”.



c) Clic en “Herramientas Administrativas”.

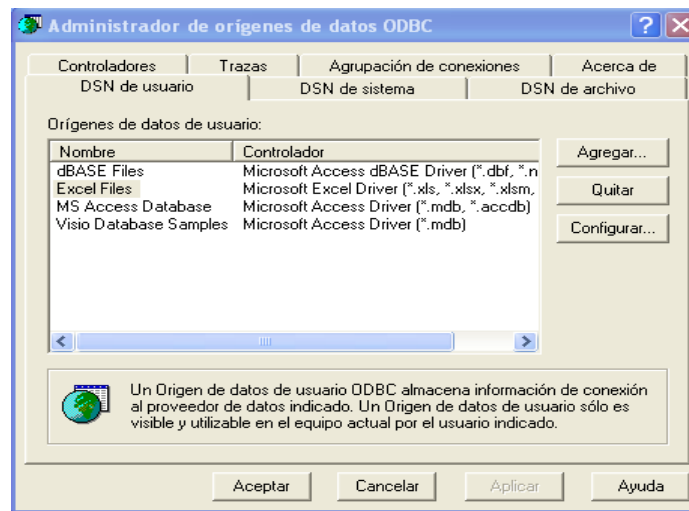


d) Clic en “Orígenes de datos ODBC”.

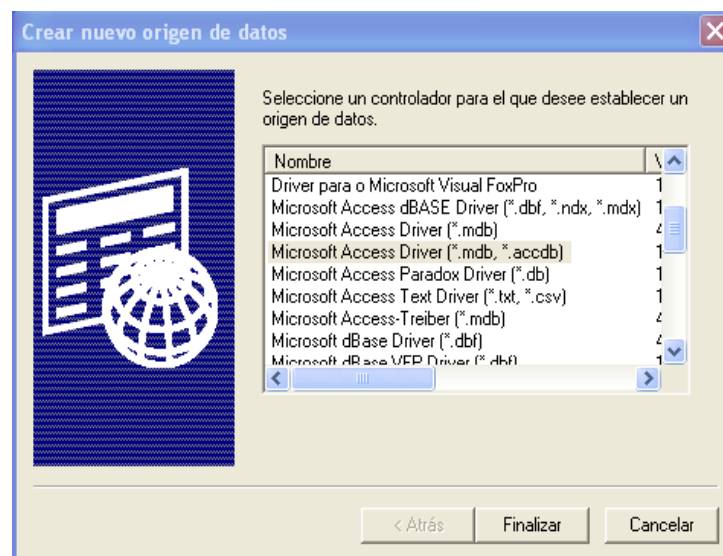




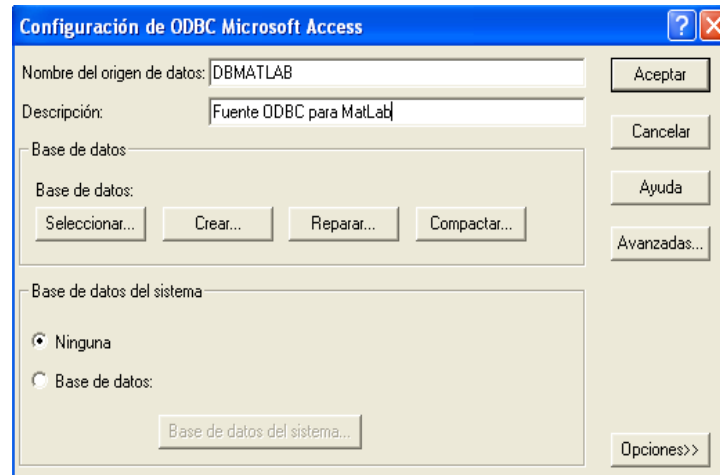
- e) Ubicarse con el cursor en “Excel Files” y dar clic en “Agregar”.



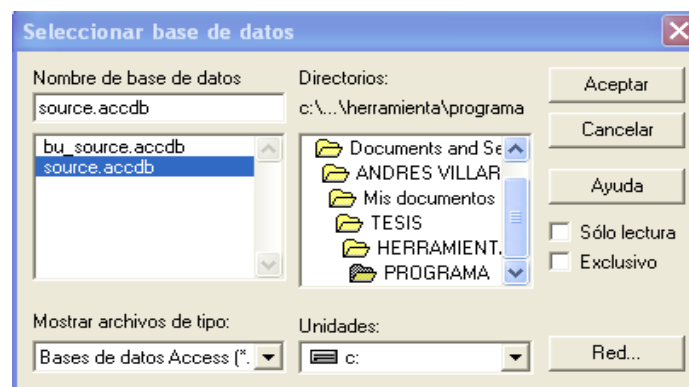
- f) Ubicarse con el cursor en “Microsoft Access Driver (\*.mdb, \*.accdb)” y dar clic en “Finalizar”.



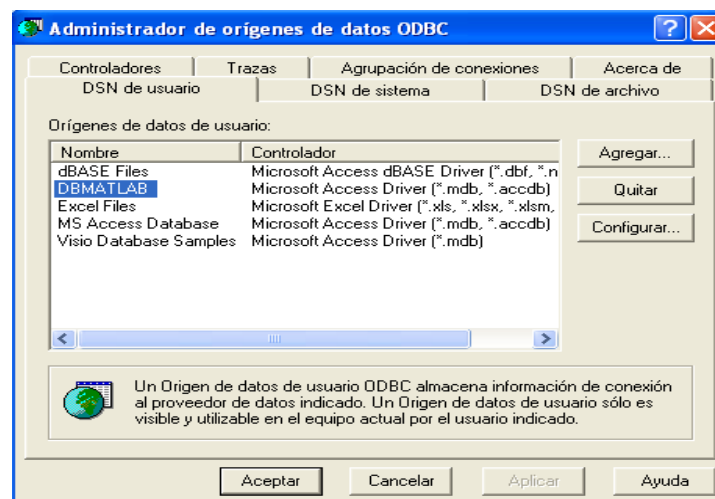
- g) Identificar la fuente ODBC, llenando los campos “Nombre del origen de datos” y “Descripción”, con “DBMATLAB” y “Fuente ODBC para MatLab” respectivamente.
- h) Identificar la base de datos, dando clic en “Seleccionar”.



- i) Ubicar con el cursor la base de datos “source.accdb” localizada en la carpeta de la aplicación y dar clic en “Aceptar”.



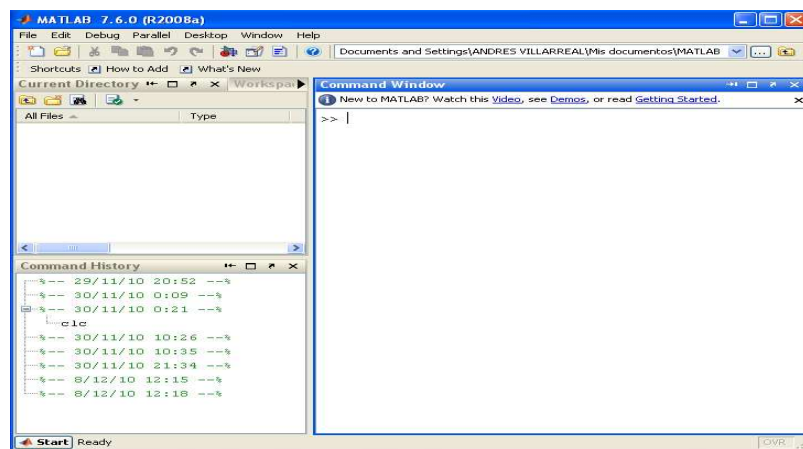
- j) Clic en “Aceptar”.



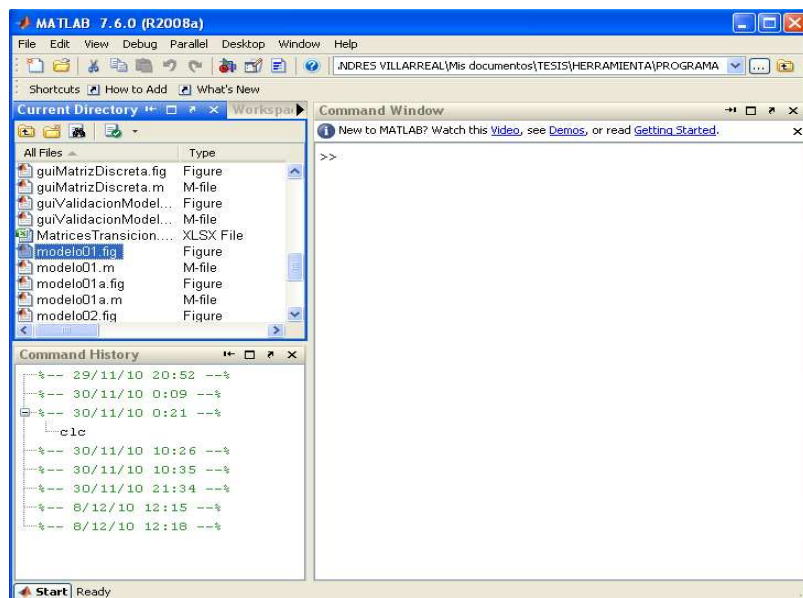
### 3.3.2.3. Corrida de la Herramienta

Esta tercera y última etapa es la de la Corrida, para lo cual se deben seguir cada uno de los pasos del procedimiento que se presenta a continuación:

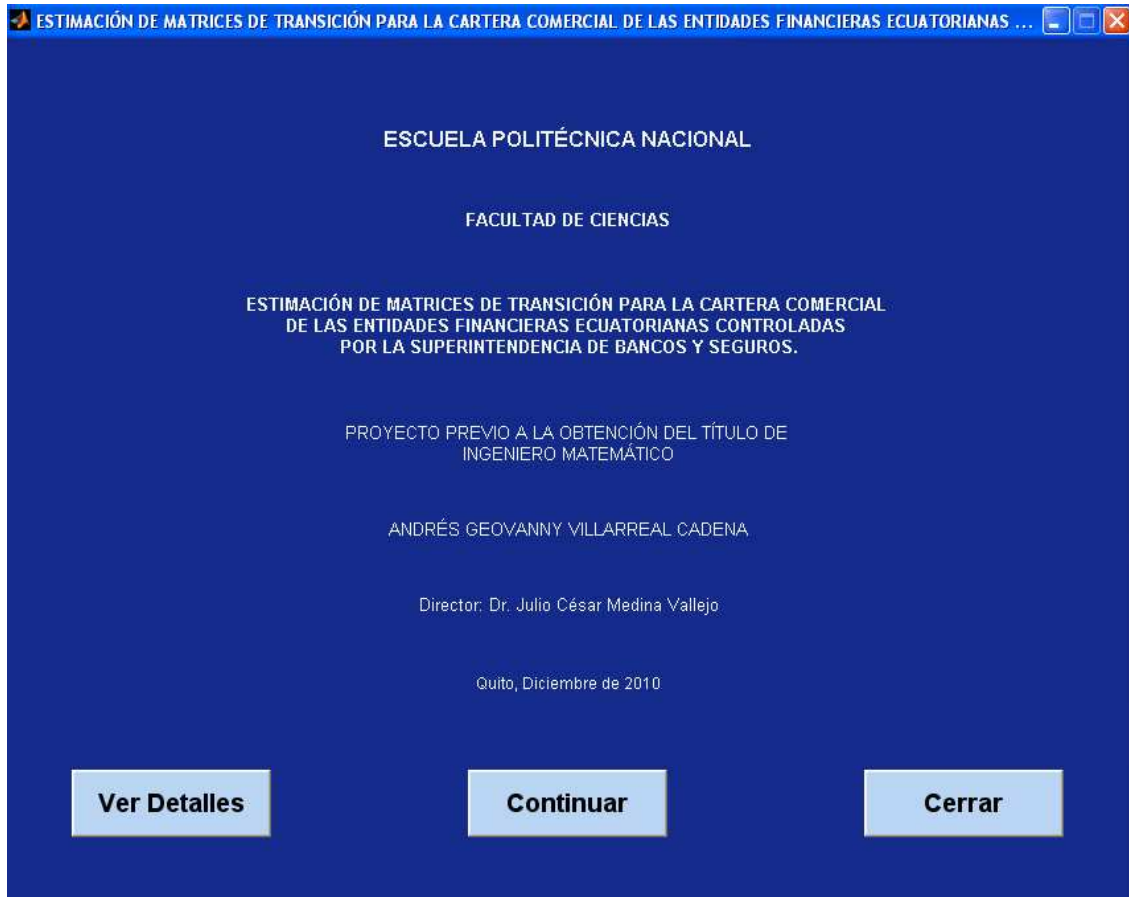
- a) Copiar las 25 bases de datos (archivos .txt) del periodo que se desea analizar en una carpeta en el disco duro de la máquina.
- b) Abrir el software Matlab.



- c) En “Current Directory” colocar la dirección de la carpeta donde se encuentran los archivos de la aplicación.



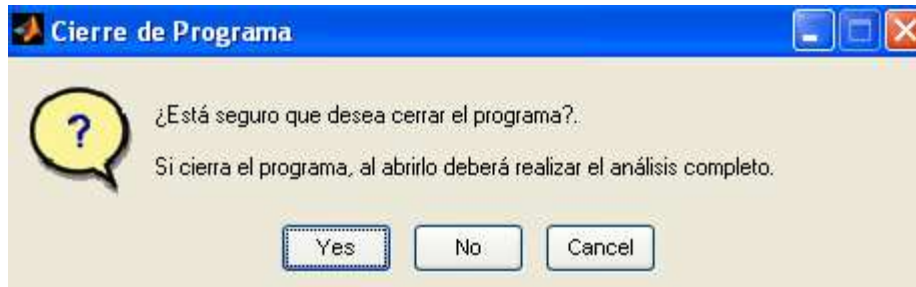
- d) Buscar el archivo “modelo01.fig” y al dar doble clic en el mismo, aparecerá la siguiente pantalla.



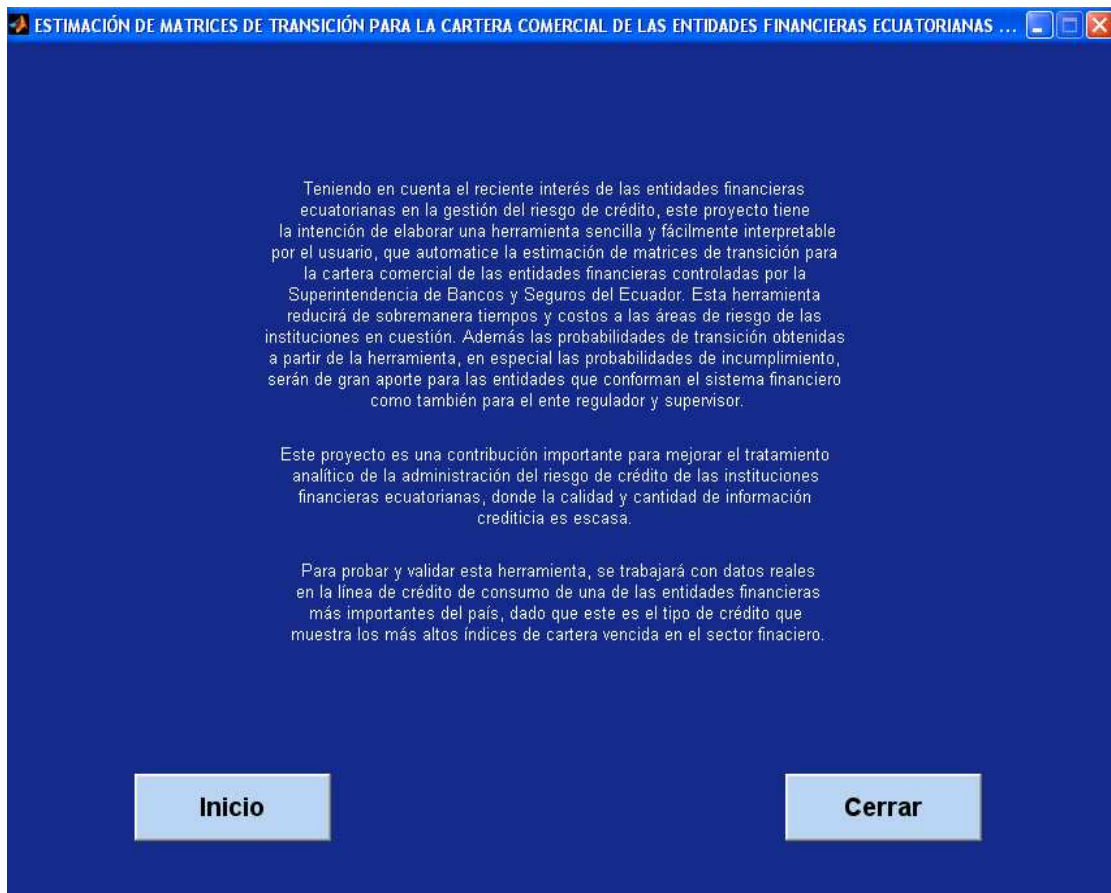
Esta pantalla viene a ser la carátula de la herramienta. Esta nos muestra la información referente al título, autor, director y fecha del proyecto.

Como se puede ver, en esta pantalla tenemos tres botones, y al dar clic en cada uno de ellos se desplegará una pantalla por cada botón.

En las diferentes pantallas de la herramienta se encuentran varios botones “Cerrar” los cuales tienen la función de cerrar la aplicación. Al ser presionados nos muestran la siguiente pantalla:



El botón “Ver Detalles” despliega la siguiente pantalla:



Esta pantalla nos muestra una breve descripción del proyecto, de forma que el usuario se relacione mejor manera con el mismo.

En esta pantalla existen dos botones: “Inicio” y “Cerrar”. El botón “Inicio” nos lleva a la pantalla anterior de la herramienta, mientras que el botón “Cerrar” cierra la aplicación.

e) Dar clic en el botón “Continuar”, donde aparecerá la siguiente pantalla:



En esta parte del proceso, se elige la carpeta que contiene todas las bases de datos del periodo que se desean analizar. En nuestro caso de aplicación, la carpeta seleccionada debe contener 25 archivos (con extensión .txt) cada archivo correspondiente a un mes de dicho periodo, de no ser así, el programa nos muestra el siguiente mensaje de error al presionar el botón “Ejecutar”.



Esta pantalla nos muestra las instrucciones que se debe seguir para usar correctamente la herramienta.

En esta pantalla existen tres botones: "Inicio" "Ejecutar" y "Cerrar". El botón "Inicio" nos lleva a la pantalla anterior de la herramienta, el botón "Cerrar" cierra la aplicación, y el botón "Ejecutar" continua con el proceso.

f) Dar clic en el botón "Ejecutar" donde aparecerá la siguiente pantalla:



En esta etapa del proceso, el programa procede a realizar el filtrado de datos, y a la selección de los registros aptos para el estudio, de acuerdo a las condiciones previamente establecidas. Esta pantalla aparece luego de un cierto periodo de tiempo, el cual dependerá de la cantidad de datos que se estén procesando, por ejemplo en nuestro caso el tiempo promedio de espera en todos los periodos de analisis fue de ocho horas.

En esta pantalla se muestra el numero de datos que son aptos o validos para el análisis y como se puede ver, en este caso son un total de 143641 datos.



Como se puede observar en la pantalla, existen ocho botones de los cuales tres están habilitados y cinco están deshabilitados. El botón "Anterior" nos lleva a la pantalla anterior de la herramienta, el botón "Cerrar" cierra la aplicación, mientras que el botón "Analizar Datos" activa estos cinco botones deshabilitados.

- g) Dar clic en el botón "Analizar Datos", donde aparecerá la siguiente pantalla:



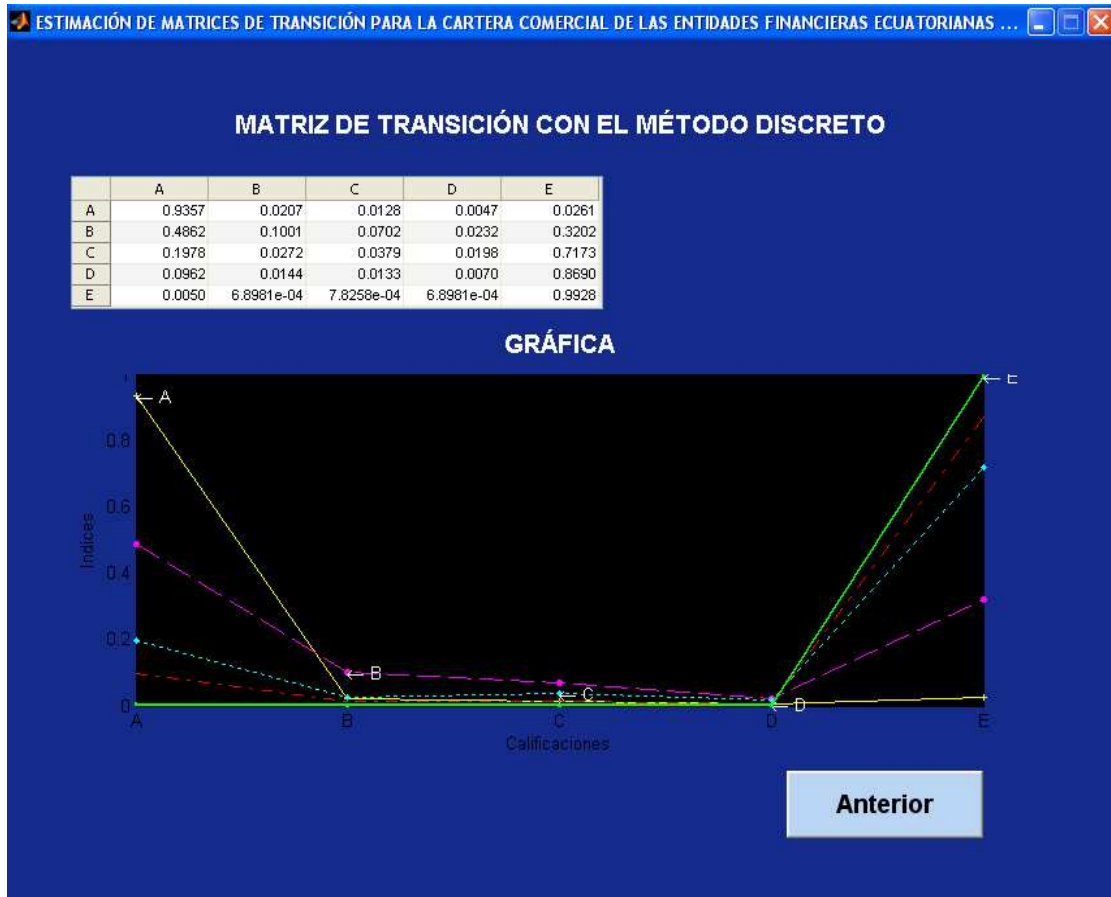
En esta etapa del proceso se trabaja con los datos aptos de estudio, calculando de esta manera las matrices de transición, una por cada método.

Esta pantalla nos muestra los cinco botones que estaban deshabilitados anteriormente, ya activados luego del respectivo análisis de los datos.

Los botones "Anterior" y "Cerrar" realizan la misma función de la pantalla anterior.



- h) Dar clic en el botón “MATRIZ DE TRANSICIÓN CON EL MÉTODO DISCRETO”, donde aparecerá la siguiente pantalla:



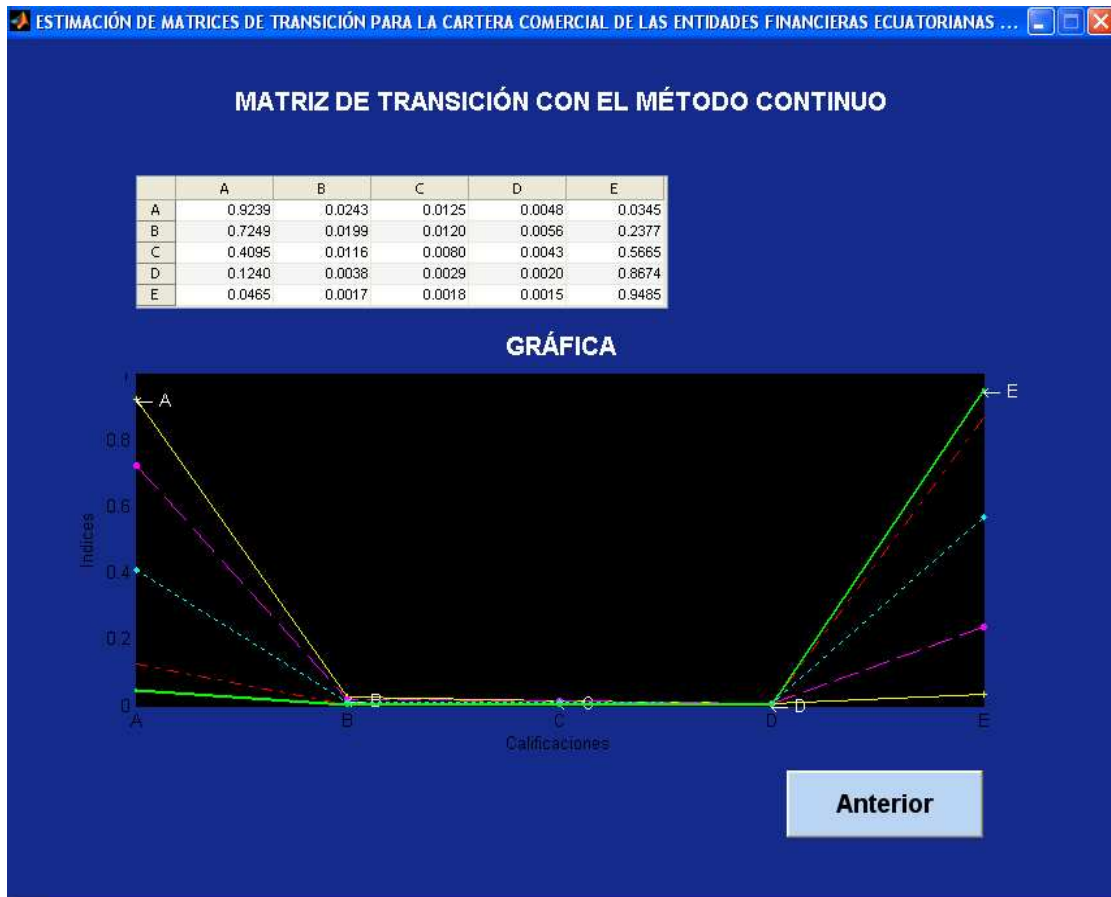
Esta pantalla consta de dos partes importantes:

La primera parte de la pantalla nos muestra la Matriz de Transición calculada a través del Método Discreto.

La segunda parte de la pantalla nos muestra graficamente las probabilidades de transición para cada categoría de riesgo.

Además, en esta pantalla encontramos el boton “Anterior” con el cual podemos volver a la pantalla donde se encuentran los demas botones utilizados para observar los resultados.

- i) Dar clic en el botón “MATRIZ DE TRANSICIÓN CON EL MÉTODO CONTINUO”, donde aparecerá la siguiente pantalla:



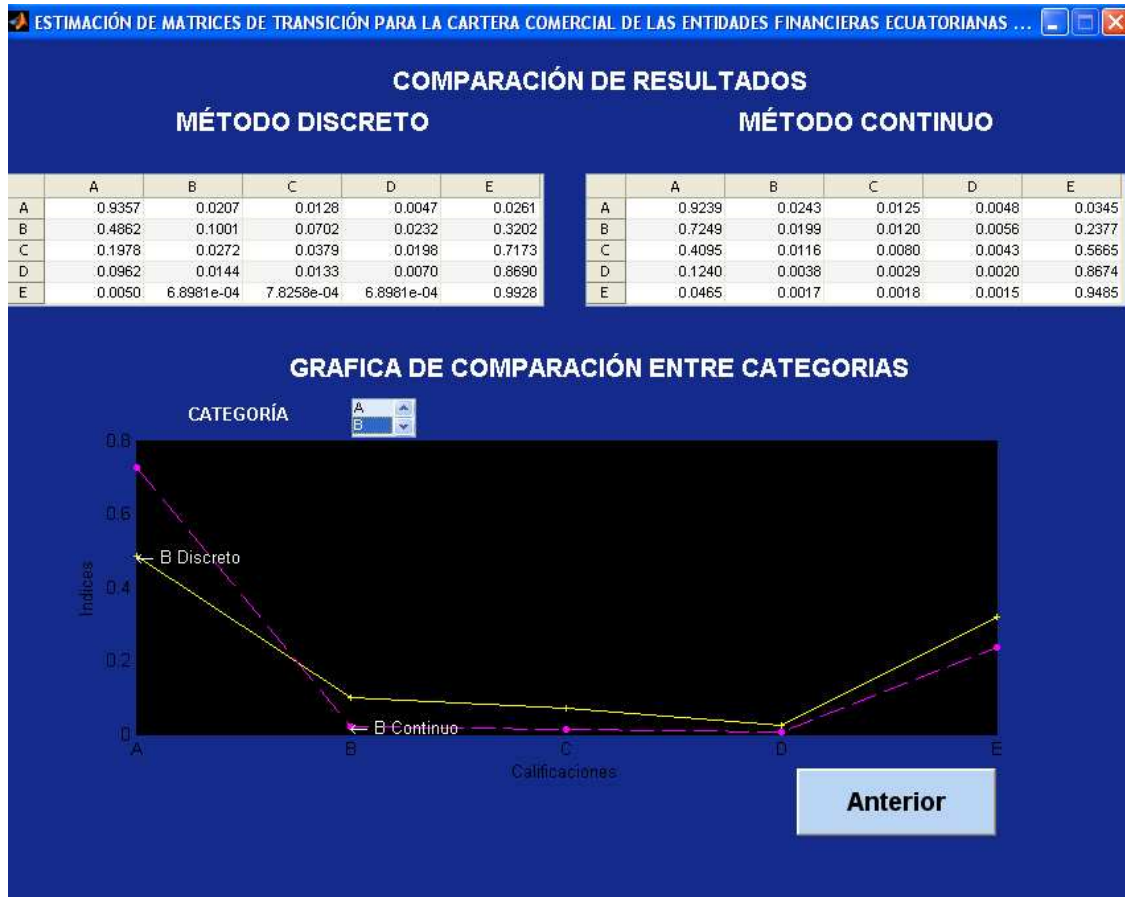
Esta pantalla consta de dos partes importantes:

La primera parte de la pantalla nos muestra la Matriz de Transición calculada a través del Método Continuo.

La segunda parte de la pantalla nos muestra gráficamente las probabilidades de transición para cada categoría de riesgo.

Además, en esta pantalla encontramos el botón “Anterior” con el cual podemos volver a la pantalla donde se encuentran los demás botones utilizados para observar los resultados.

- j) Dar clic en el botón “COMPARACIÓN DE RESULTADOS”, donde aparecerá la siguiente pantalla:



Esta pantalla consta de dos partes importantes:

La primera parte de la pantalla nos muestra la Matriz de Transición calculada a través del Método Discreto y la Matriz de Transición calculada a través del Método Continuo en un mismo plano.

En la segunda parte podemos seleccionar cada una de las cinco categorías de riesgo y comparar gráficamente sus probabilidades de transición estimadas tanto por el Método Discreto como por el Método Continuo .

Además, al dar clic en el botón “Anterior” podemos volver a la pantalla donde se encuentran los demás botones utilizados para observar los resultados.

- k) Dar clic en el botón “VALIDACIÓN DE LA HERRAMIENTA”, donde aparecerá la siguiente pantalla:

ESTIMACIÓN DE MATRICES DE TRANSICIÓN PARA LA CARTERA COMERCIAL DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS ECUATORIANAS ...

### VALIDACIÓN DE LA HERRAMIENTA

Sks		Rks		Rks_p	
A	445372	A	403978		84.8715 %
B	17360	B	13139		2.7604 %
C	11268	C	9540		2.0043 %
D	1950	D	2131		0.4477 %
E	34937	E	47200		9.9162 %

Número de registros (Datos Históricos): 510887

Número de registros (Datos Reales): 475988

MATRIZ CON EL MÉTODO DISCRETO

	A	B
A	0.9357	0.0207
B	0.4862	0.1001
C	0.1978	0.0272
D	0.0962	0.0144

Matriz Pk0

	A	B
A	4.1674e+05	9.2009e+03
B	8.4411e+03	1.7373e+03
C	2.2286e+03	306.8958
D	187.6510	28.1366

	Pks	Pks_p	Error Absoluto
A	427772.0734	83.7313 %	1.1402 %
B	11297.2431	2.2113 %	0.54906 %
C	7387.1358	1.4459 %	0.55831 %
D	2775.4526	0.54326 %	0.095561 %
E	61655.0951	12.0682 %	2.152 %

MATRIZ CON EL MÉTODO CONTINUO

	A	B
A	0.9239	0.0243
B	0.7249	0.0199
C	0.4095	0.0116
D	0.1240	0.0038

Matriz Pk0

	A	B
A	4.1147e+05	1.0836e+04
B	1.2584e+04	344.6241
C	4.6146e+03	131.0593
D	241.7743	7.3340

	Pks	Pks_p	Error Absoluto
A	430533.0856	84.2717 %	0.59978 %
B	11378.8515	2.2273 %	0.53309 %
C	5915.6879	1.1579 %	0.84633 %
D	2331.719	0.45641 %	0.0087057 %
E	60727.656	11.8867 %	1.9705 %

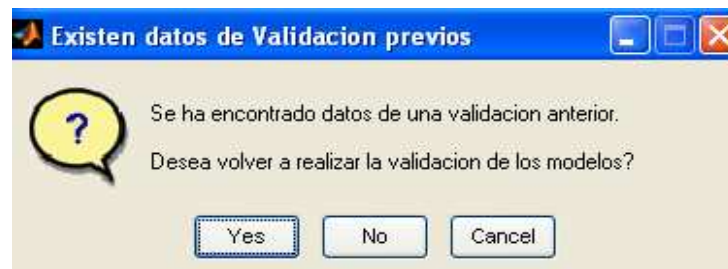
Error Total Método Discreto: 0.89904      Error Total Método Continuo: 0.79168

**Anterior**

Esta pantalla nos muestra las matrices de transición estimadas por cada método y los resultados utilizados para realizar los pronósticos. El modo de cálculo se lo explica detalladamente en la etapa de Validación de la Herramienta. En la pantalla aparecen los Sks que son los totales de créditos en cada categoría para el mes de datos históricos, los Rks son los totales de créditos en cada categoría para el mes de datos reales y los Rks\_p son los porcentajes de estos totales. También se muestran la cantidad total de créditos tanto del mes de datos históricos como del mes de datos reales. Las matrices Pk0 son los resultados del producto de los Sks por las matrices de transición de cada método, los Pks son los pronósticos para cada método de la cantidad de créditos que se encontrarán en cada categoría y los Pks\_p son los porcentajes de estos pronósticos. Al comparar los Pks\_p con los Rks\_p se calculan los errores absolutos y totales para cada método.

Además, al dar clic en el botón “Anterior” podemos volver a la pantalla donde se encuentran los demás botones utilizados para observar los resultados.

Si se desea volver a validar la herramienta, aparecerá el siguiente mensaje, el cual nos pregunta si queremos volver a la validación previa o si se desea volver a validar la herramienta.

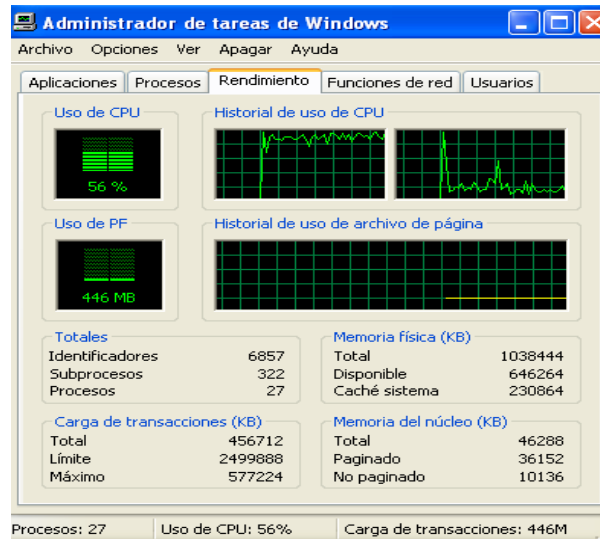


- I) Dar clic en el botón “EXPORTACIÓN DE MATRICES A EXCEL”, donde aparecerá la siguiente pantalla:



Esta pantalla nos indica que las matrices resultantes de los métodos discreto y continuo del período analizado, han sido guardadas en un archivo Excel de nombre MatricesTransicion.xlsx, mismo que se encontrará en la carpeta donde están ubicados los archivos de la herramienta.

Por último, se creyó conveniente incluir la siguiente pantalla, la cual muestra que el equipo ha usado un promedio de 446 MB (megabytes) de memoria y un promedio de 56% de uso del procesador al momento de la ejecución de la herramienta en cuestión.



### 3.4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

#### 3.4.1. INTRODUCCIÓN

Partiendo del hecho que disponemos de información correspondiente a seis años (2004, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009) y como ya se dijo anteriormente, se agrupó esta información en cuatro períodos: 2004 – 2005, 2005 – 2006, 2006 – 2007 y 2007 – 2008, dejando libre la información del año 2009 para el proceso de validación. Por tanto se realizó una corrida de la herramienta por cada período, obteniendo de esta manera un total de cuatro corridas.

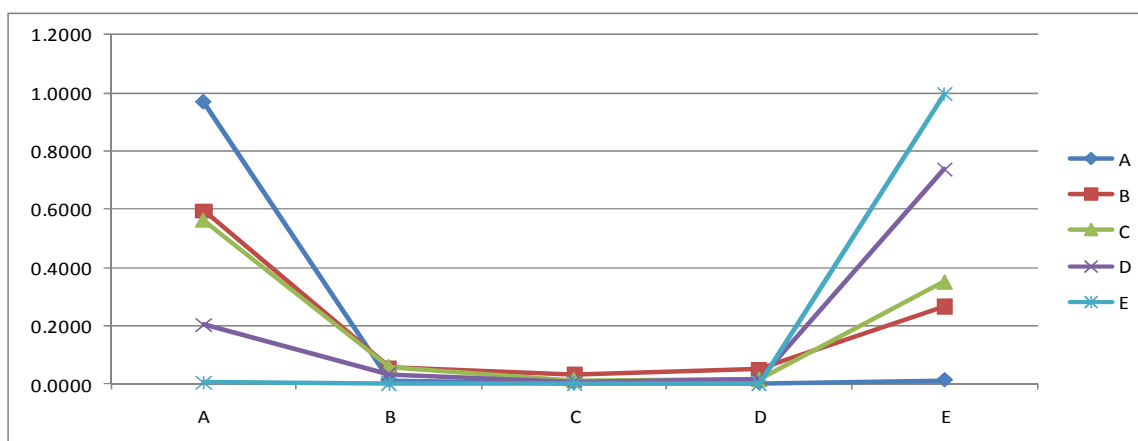
#### 3.4.2. RESULTADOS DEL PERÍODO 2004 – 2005

La información que se consideró para la estimación de las matrices de transición por cada uno de los métodos en el período 2004 – 2005, contiene la historia crediticia de un total de 93406 créditos de consumo en el mes de diciembre del 2003, incrementados a 117783 créditos en el mismo mes del año 2004, y a 178003 créditos en el mes de diciembre del 2005. Sin embargo, el número total de créditos que fueron aptos para la estimación de matrices de transición fue de 50431.

Luego de la aplicación de la herramienta, la matriz de transición resultante para el período 2004 – 2005, estimada a través del método discreto es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9686	0.0129	0.0034	0.0027	0.0124
<b>B</b>	0.5941	0.0561	0.0327	0.0508	0.2663
<b>C</b>	0.5630	0.0591	0.0136	0.0147	0.3496
<b>D</b>	0.2031	0.0336	0.0073	0.0183	0.7377
<b>E</b>	0.0036	0.0005	0.0004	0.0009	0.9947

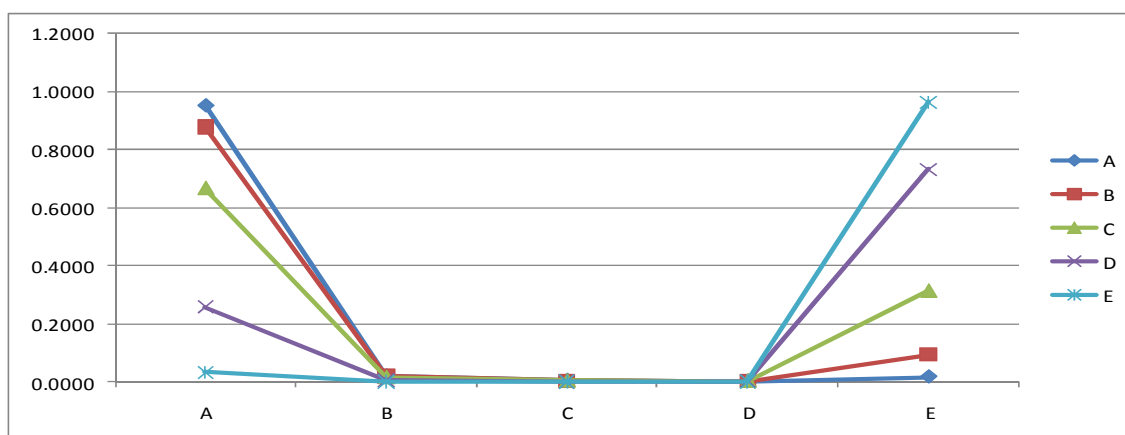
Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



La matriz de transición resultante para el período 2004 – 2005, estimada a través del método continuo es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9533	0.0213	0.0051	0.0028	0.0176
<b>B</b>	0.8791	0.0197	0.0049	0.0029	0.0934
<b>C</b>	0.6657	0.0150	0.0039	0.0027	0.3127
<b>D</b>	0.2584	0.0060	0.0017	0.0018	0.7321
<b>E</b>	0.0335	0.0010	0.0005	0.0013	0.9638

Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



### 3.4.3. RESULTADOS DEL PERÍODO 2005 – 2006

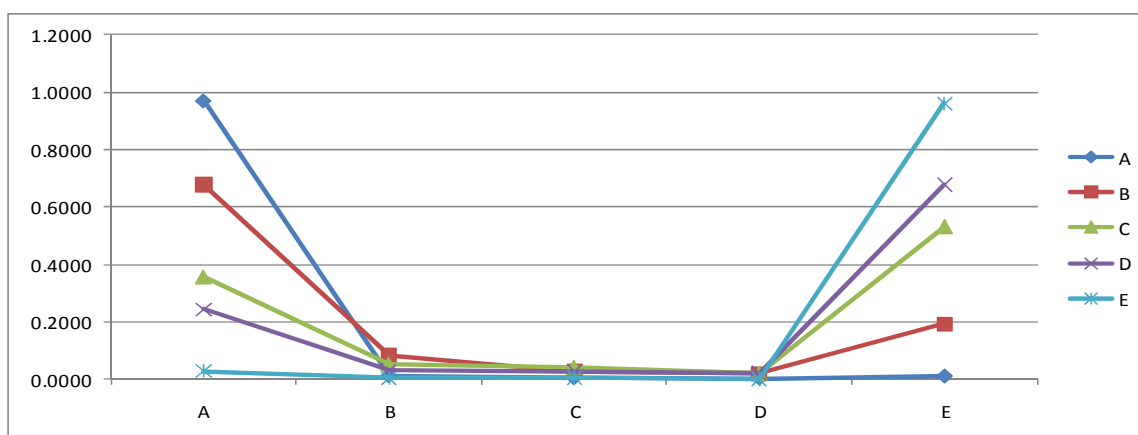
La información para el período 2005 – 2006, contiene la historia crediticia de un total de 117783 créditos de consumo en el mes de diciembre del 2004, incrementados a 178003 créditos en el mismo mes del año 2005, y a 313982 créditos en el mes de diciembre del 2006. Sin embargo, el número total de créditos que fueron aptos para la estimación de matrices de transición fue de 61203.

La matriz de transición resultante para el período 2005 – 2006, estimada a través del método discreto es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9715	0.0114	0.0038	0.0031	0.0101
<b>B</b>	0.6776	0.0822	0.0286	0.0189	0.1927
<b>C</b>	0.3547	0.0532	0.0421	0.0205	0.5295
<b>D</b>	0.2427	0.0302	0.0268	0.0221	0.6783
<b>E</b>	0.0277	0.0046	0.0053	0.0016	0.9609



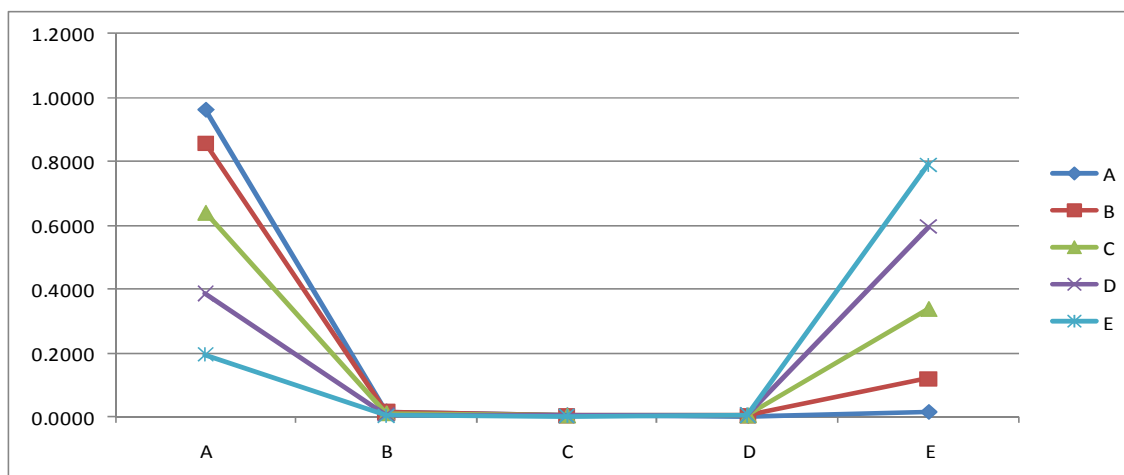
Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



La matriz de transición resultante para el período 2005 – 2006, estimada a través del método continuo es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9629	0.0160	0.0041	0.0027	0.0143
<b>B</b>	0.8575	0.0148	0.0046	0.0038	0.1194
<b>C</b>	0.6401	0.0117	0.0046	0.0051	0.3385
<b>D</b>	0.3872	0.0077	0.0036	0.0052	0.5962
<b>E</b>	0.1960	0.0049	0.0033	0.0058	0.7901

Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



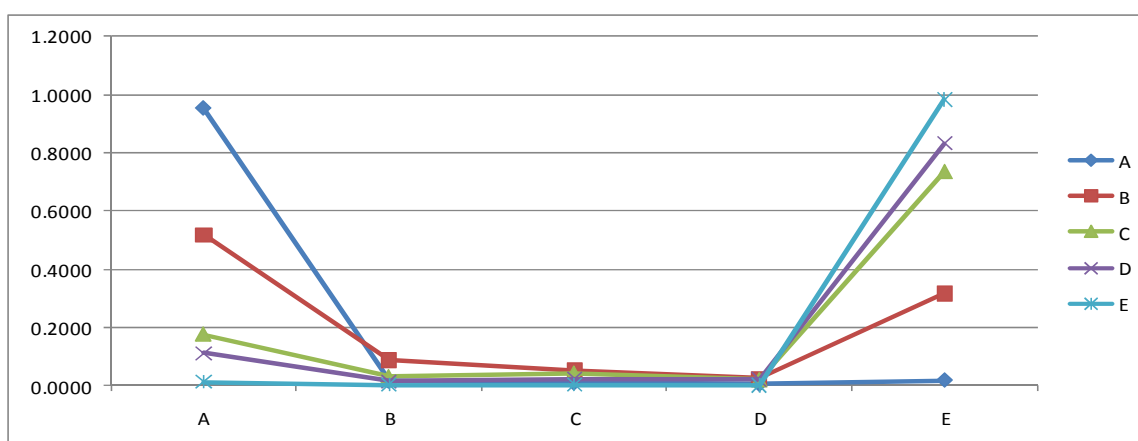
### 3.4.4. RESULTADOS DEL PERÍODO 2006 – 2007

La información para el período 2006 – 2007, contiene la historia crediticia de un total de 178003 créditos de consumo en el mes de diciembre del 2005, incrementados a 313982 créditos en el mismo mes del año 2006, y a 445535 créditos en el mes de diciembre del 2007. Sin embargo, el número total de créditos que fueron aptos para la estimación de matrices de transición fue de 91993.

La matriz de transición resultante para el período 2006 – 2007, estimada a través del método discreto es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9540	0.0148	0.0088	0.0038	0.0186
<b>B</b>	0.5180	0.0868	0.0539	0.0243	0.3169
<b>C</b>	0.1761	0.0299	0.0421	0.0192	0.7327
<b>D</b>	0.1111	0.0140	0.0228	0.0206	0.8315
<b>E</b>	0.0126	0.0025	0.0021	0.0008	0.9820

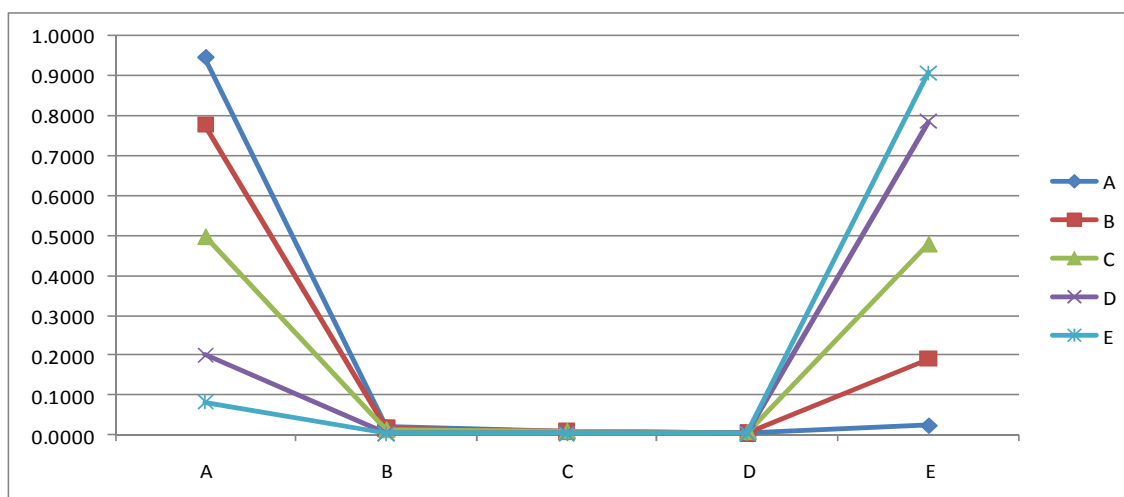
Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



La matriz de transición resultante para el período 2006 – 2007, estimada a través del método continuo es presentada a continuación:

	A	B	C	D	E
A	0.9452	0.0192	0.0084	0.0038	0.0234
B	0.7781	0.0165	0.0090	0.0052	0.1911
C	0.4971	0.0112	0.0076	0.0056	0.4784
D	0.2000	0.0051	0.0043	0.0043	0.7863
E	0.0819	0.0028	0.0034	0.0041	0.9079

Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



Debido a la similitud que se presenta en los resultados de los anteriores períodos 2004 – 2005, 2005 – 2006, y 2006 – 2007, solo se analizarán los resultados obtenidos del último período, es decir los de la corrida del período 2007 – 2008, dejando los resultados expuestos anteriormente solo para efectos de ilustración.

### 3.4.5. RESULTADOS DEL PERÍODO 2007 - 2008

De igual manera, la información que se consideró para la estimación de las matrices de transición por cada uno de los métodos en el período 2007 – 2008,

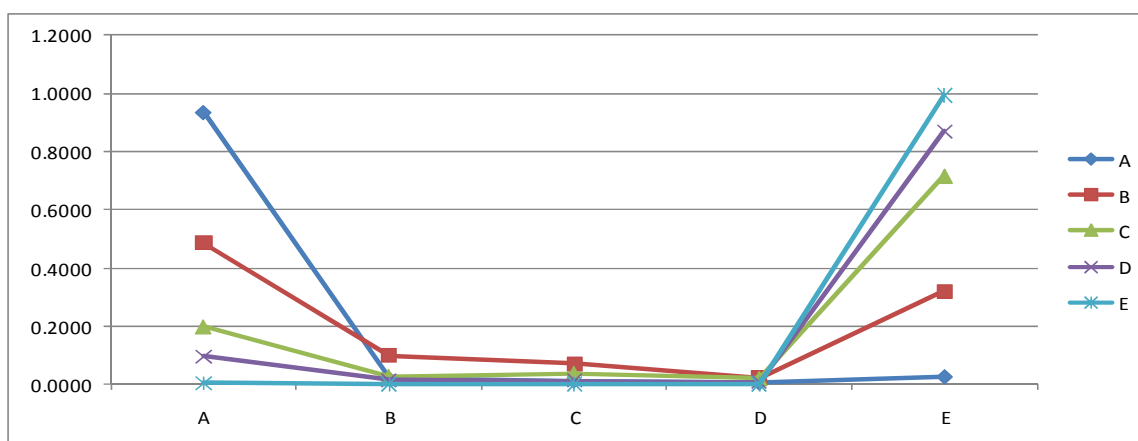
contiene la historia crediticia de un total de 313982 créditos de consumo en el mes de diciembre del 2006, incrementados a 445535 créditos en el mismo mes del año 2007, y a 510887 créditos en el mes de diciembre del 2008. Sin embargo, el número total de créditos que fueron aptos para la estimación de matrices de transición fue de 143641.

El tiempo total de corrida para este período fue de casi once horas. Los tiempos de los períodos anteriores fueron mucho menores, siendo este el más alto de todos. Esto se explica por la gran cantidad de registros que tienen sus bases de datos, debido a que los créditos aumentan con el pasar del tiempo. Dependiendo de la capacidad del equipo que se esté utilizando, este tiempo puede disminuir.

La matriz de transición resultante para el período 2007 – 2008, estimada a través del método discreto es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9357	0.0207	0.0128	0.0047	0.0261
<b>B</b>	0.4862	0.1001	0.0702	0.0232	0.3202
<b>C</b>	0.1978	0.0272	0.0379	0.0198	0.7173
<b>D</b>	0.0962	0.0144	0.0133	0.0070	0.8690
<b>E</b>	0.0050	0.0007	0.0008	0.0007	0.9928

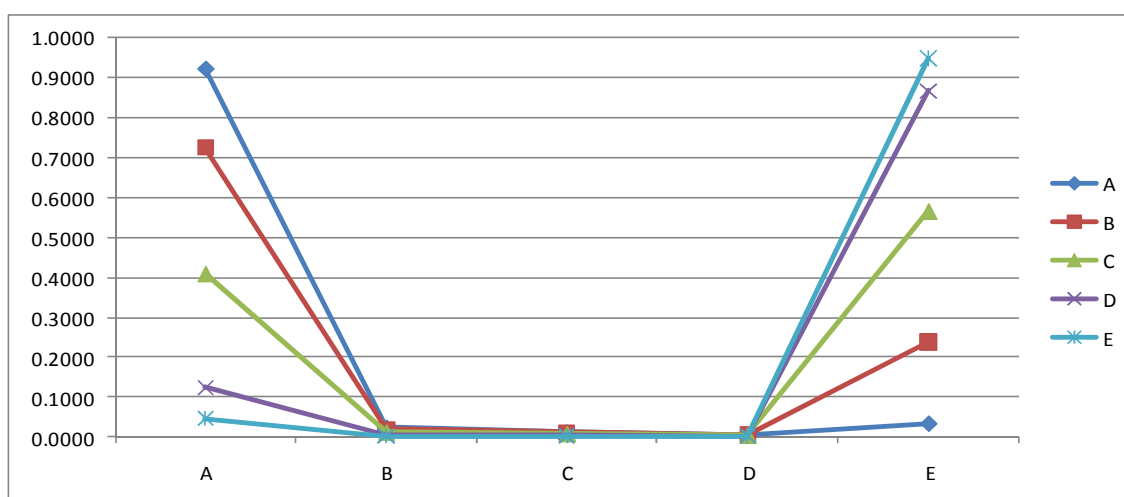
Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



De igual manera, la matriz de transición resultante para el período 2007 – 2008, estimada a través del método continuo es presentada a continuación:

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>A</b>	0.9239	0.0243	0.0125	0.0048	0.0345
<b>B</b>	0.7249	0.0199	0.0120	0.0056	0.2377
<b>C</b>	0.4095	0.0116	0.0080	0.0043	0.5665
<b>D</b>	0.1240	0.0038	0.0029	0.0020	0.8674
<b>E</b>	0.0465	0.0017	0.0018	0.0015	0.9485

Las probabilidades de transición vistas gráficamente:



Antes de realizar el respectivo análisis, una matriz de transición se la puede leer y explicar de la siguiente manera: Por ejemplo consideremos las probabilidades de migración más importantes que tuvieron lugar en el caso de la matriz de transición estimada a través del método continuo, así tenemos que en la categoría A, un 92.39% de los créditos se mantendrán en esta calificación los próximos doce meses, un 2.43% migrarán a la categoría B y un 1.25% migrarán a la categoría C. Caso contrario vemos con la categoría B, donde un 1.99% de los créditos se mantendrán en esta calificación, un 72.49% migrarán a la categoría A y un 1.2% migrarán a la categoría C. En la categoría C, un 0.8% de los créditos se mantendrán en esta calificación, un 1.16% migrarán a la categoría B y un 0.43%

migrarán a la categoría D. En la categoría D, un 0.2% de los créditos se mantendrán en esta calificación, un 0.29% migrarán a la categoría C y un 86.74% migrarán a la categoría E. Por último en la categoría E, un 94.85% se mantendrán en esta categoría, mientras que un 0.15% migrarán a la categoría D y un 0.18% de los créditos migrarán a la categoría C.

Al comparar la matriz de transición estimada a través del método discreto con la matriz de transición estimada a través del método continuo, en este último período 2007 - 2008, se observa algunas semejanzas entre ellas.

<b>Método Discreto</b>	<b>Método Continuo</b>	<b>Comentarios</b>
La masa está concentrada en los extremos de la diagonal de la matriz, es decir en la categoría A y en la categoría E.	La masa está concentrada en los extremos de la diagonal de la matriz, es decir en la categoría A y en la categoría E.	Esta semejanza nos dice que la probabilidad de mantenerse en estas categorías de riesgo es bastante grande, lo cual suena bastante lógico, ya que los créditos ubicados en la categoría A y en la categoría E por lo general tienden a quedarse en estas calificaciones.
Para todos los demás elementos de la matriz, la concentración de masa se da en las categorías que se dirigen tanto a la categoría A como a la categoría E.	Para todos los demás elementos de la matriz, la concentración de masa se da en las categorías que se dirigen tanto a la categoría A como a la categoría E.	Esto nos dice que la migración es mucho más común para las mejores y para las peores categorías de riesgo, lo cual suena bastante lógico, ya que los créditos de alta calificación migran poco hacia malas calificaciones, y en cambio los créditos de mala calificación tienen poca probabilidad de mejorar con el transcurso del tiempo.

Así mismo, al comparar la matriz de transición estimada a través del método discreto con la matriz la matriz de transición estimada a través del método continuo, en este último período 2007 – 2008, se observa diferencias entre estas.

Las diferencias que se presentan en las estimaciones de cada uno de los métodos son notorias. La forma de cálculo de las mismas que se expuso en la sección anterior explica en parte este comportamiento.

Método Discreto	Método Continuo	Comentarios
La matriz de transición que se estimó a través del método discreto, concentra mayor masa en los elementos de la diagonal.	La matriz de transición que se estimó a través del método continuo, concentra menor masa en los elementos de la diagonal.	Es decir en el método continuo se presenta una probabilidad menor de que los créditos ubicados en las categorías A, B, C, D, y E se mantengan en las mismas categorías en el siguiente año, a diferencia del método discreto.
Las probabilidades de permanecer en las categorías A y E son bastante superiores a las probabilidades de la matriz de transición que se estimó a través del método continuo.	Las probabilidades de permanecer en las categorías A y E son bastante inferiores a las probabilidades de la matriz de transición que se estimó a través del método discreto.	Esto resulta del hecho de que la matriz de transición estimada a través del método continuo considera las migraciones intermedias. En otras palabras, cuando no se considera la probabilidad de llegar a una categoría determinada mediante una secuencia de migraciones indirectas, se subestima la probabilidad de realizar dicha migración.
La matriz de transición que se estimó a través de este método tiene las probabilidades más altas de pasar a las categorías inferiores.	La matriz de transición que se estimó a través de este método tiene las probabilidades más altas de pasar a las categorías superiores.	No sobra recordar que todas las estimaciones están sujetas a errores estadísticos.

### 3.5. VALIDACIÓN DE LA HERRAMIENTA

Para esta fase de validación, a través de las matrices de transición estimadas por los métodos discreto y continuo se realizarán pronósticos, para compararlos con datos reales de la entidad financiera en cuestión, que no hayan formado parte en la aplicación de la herramienta, estableciendo así el porcentaje de error de predicción de la misma.

Para realizar la validación de la herramienta se debe tomar en cuenta tres aspectos: las matrices de transición resultantes del período analizado, un mes que se encuentre dentro de los doce últimos meses de este período y el mismo mes pero que pertenezca a un año siguiente. Es decir si el mes escogido del período de estudio es Agosto del 2008, el otro mes deberá ser Agosto del 2009.

Dado que las cantidades de registros de los dos meses que se van a comparar (mes de datos históricos y mes de datos reales) son diferentes, entonces para que exista coherencia en el proceso de validación, se compararán porcentajes.

El primer paso del proceso de validación consiste en tomar el mes del período de estudio y contabilizar cuántos créditos se encuentran en la Categoría A, cuántos en la Categoría B, cuántos en la Categoría C, cuántos en la Categoría D y cuántos en la Categoría E, para luego obtener los porcentajes de créditos que se encuentran en cada categoría. Estos porcentajes los almacenaremos en un vector de cinco componentes que lo llamaremos “Mes de Estudio”.

El segundo paso es multiplicar cada uno de los cinco componentes del vector “Mes de Estudio” por cada una de las filas, tanto de la Matriz de Transición estimada por el Método Discreto, como de la Matriz de Transición estimada por el Método Continuo, es decir la primera componente con la primera fila de cada matriz, la segunda componente con la segunda fila, y así con las cinco componentes, obteniendo de esta manera dos matrices 5x5 a las cuales las llamaremos “Matriz Discreta” y “Matriz Continua” respectivamente.



El tercer paso es sumar los componentes de cada una de las cinco columnas de la “Matriz Discreta” y de la “Matriz Continua” y las respuestas vienen a ser las predicciones de cada método del porcentaje de créditos que se ubicarán en cada categoría (A, B, C, D, E), a las cuales las almacenaremos en dos vectores que los llamaremos “Predicción Discreta” y “Predicción Continua” respectivamente.

El cuarto paso del proceso de validación consiste en tomar el mes del año siguiente (mes de datos reales) y contabilizar cuántos créditos se encuentran en la Categoría A, cuántos en la Categoría B, cuántos en la Categoría C, cuántos en la Categoría D y cuántos en la Categoría E, para luego obtener los porcentajes de créditos que se encuentran en cada categoría. Estos porcentajes los almacenaremos en un vector que lo llamaremos “Mes Real”.

El quinto paso es calcular el valor absoluto de la resta entre el vector “Mes Real” y el vector “Predicción Discreta” y de la resta entre el vector “Mes Real” y el vector “Predicción Continua”, cuyos resultados serán los porcentajes de error de predicción de cada método que se produjeron en cada categoría, los cuales serán almacenados en dos vectores que los llamaremos “Error Discreto” y “Error Continuo” respectivamente.

El último paso es calcular el promedio de las componentes de los vectores “Error Discreto” y “Error Continuo”, que vienen a ser los Errores Totales de Predicción de cada método.

El siguiente proceso de validación se lo ha realizado utilizando la información de los doce meses del año 2008 es decir los doce últimos meses del periodo que se analizó 2007 – 2008, y la información de los doce meses del año 2009 los mismos que no se tomaron en cuenta en el análisis. En total se realizaron doce validaciones, es decir una validación por cada mes, las cuales se presentan a continuación:

Para esta validación, se trabajo con 449968 datos del mes de Enero del año 2008 y con 514219 datos del mes de Enero del año 2009.

<b>ENERO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.3094	84.2628	86.8136	3.5042	2.5508
<b>B</b>	2.3246	2.2282	3.4483	1.1237	1.2201
<b>C</b>	1.5432	1.1615	2.2471	0.7039	1.0856
<b>D</b>	0.5809	0.4593	0.5189	0.0621	0.0596
<b>E</b>	12.2419	11.8882	6.9721	5.2697	4.9161
<b>Error Total</b>				<b>2.1327</b>	<b>1.9664</b>

Para esta validación, se trabajo con 455020 datos del mes de Febrero del año 2008 y con 511784 datos del mes de Febrero del año 2009.

<b>FEBRERO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.1965	84.0853	85.8915	2.695	1.8062
<b>B</b>	2.3035	2.2234	4.0427	1.7392	1.8193
<b>C</b>	1.5252	1.1587	2.4153	0.8901	1.2566
<b>D</b>	0.5739	0.4581	0.4203	0.1536	0.0378
<b>E</b>	12.4009	12.0744	7.2302	5.1707	4.8442
<b>Error Total</b>				<b>2.1297</b>	<b>1.9528</b>

Para esta validación, se trabajo con 444132 datos del mes de Marzo del año 2008 y con 500080 datos del mes de Marzo del año 2009.

<b>MARZO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	82.813	83.9062	84.8008	1.9878	0.8946
<b>B</b>	2.3641	2.2194	4.6669	2.3028	2.4475
<b>C</b>	1.5704	1.1581	2.6202	1.0498	1.462
<b>D</b>	0.5889	0.4587	0.4503	0.1386	0.0083
<b>E</b>	12.6637	12.2576	7.4618	5.2019	4.7958
<b>Error Total</b>				<b>2.1362</b>	<b>1.9216</b>

Para esta validación, se trabajo con 454348 datos del mes de Abril del año 2008 y con 489588 datos del mes de Abril del año 2009.

<b>ABRIL</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.3816	84.1236	85.1988	1.8172	1.0751
<b>B</b>	2.2434	2.224	3.5802	1.3367	1.3561
<b>C</b>	1.4843	1.158	2.9296	1.4453	1.7716
<b>D</b>	0.5614	0.4573	0.4957	0.0657	0.0384
<b>E</b>	12.3293	12.037	7.7957	4.5336	4.2413
<b>Error Total</b>				<b>1.8397</b>	<b>1.6965</b>

Para esta validación, se trabajo con 461028 datos del mes de Mayo del año 2008 y con 503184 datos del mes de Mayo del año 2009.

<b>MAYO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.563	84.2957	85.1363	1.5732	0.8405
<b>B</b>	2.2702	2.2285	3.9266	1.6564	1.6981
<b>C</b>	1.4951	1.16	2.538	1.043	1.378
<b>D</b>	0.5621	0.4579	0.5382	0.0239	0.0803
<b>E</b>	12.1096	11.858	7.8609	4.2486	3.997
<b>Error Total</b>				<b>1.7090</b>	<b>1.5988</b>

Para esta validación, se trabajo con 464190 datos del mes de Junio del año 2008 y con 490647 datos del mes de Junio del año 2009.

<b>JUNIO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.5616	84.2328	84.6246	1.063	0.3918
<b>B</b>	2.2381	2.2267	3.6501	1.412	1.4234
<b>C</b>	1.4747	1.1587	2.6708	1.196	1.5121
<b>D</b>	0.5564	0.4573	0.6573	0.1009	0.2000
<b>E</b>	12.1692	11.9246	8.3973	3.7719	3.5273
<b>Error Total</b>				<b>1.5088</b>	<b>1.4109</b>

Para esta validación, se trabajo con 467252 datos del mes de Julio del año 2008 y con 485240 datos del mes de Julio del año 2009.

<b>JULIO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.3243	84.0389	84.1285	0.8042	0.0896
<b>B</b>	2.2517	2.2217	3.7668	1.5151	1.5451
<b>C</b>	1.4819	1.1566	2.6455	1.1636	1.4889
<b>D</b>	0.5575	0.4567	0.6257	0.0682	0.1690
<b>E</b>	12.3846	12.1261	8.8336	3.5511	3.2926
<b>Error Total</b>				<b>1.4204</b>	<b>1.3170</b>

Para esta validación, se trabajo con 472369 datos del mes de Agosto del año 2008 y con 483774 datos del mes de Agosto del año 2009.

<b>AGOSTO</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.2846	84.0178	83.9404	0.6559	0.0774
<b>B</b>	2.262	2.2212	3.6354	1.3734	1.4141
<b>C</b>	1.4863	1.1564	2.644	1.1577	1.4876
<b>D</b>	0.5575	0.4567	0.5924	0.0349	0.1358
<b>E</b>	12.4096	12.1479	9.1878	3.2218	2.9602
<b>Error Total</b>				<b>1.2887</b>	<b>1.2150</b>

Para esta validación, se trabajo con 478468 datos del mes de Septiembre del año 2008 y con 478301 datos del mes de Septiembre del año 2009.

<b>SEPTIEMBRE</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.5757	84.2111	84.4878	0.9121	0.2767
<b>B</b>	2.2413	2.226	3.0426	0.8014	0.8167
<b>C</b>	1.4688	1.158	2.379	0.9102	1.2211
<b>D</b>	0.5512	0.4568	0.6000	0.0488	0.1433
<b>E</b>	12.1629	11.9481	9.4905	2.6725	2.4577
<b>Error Total</b>				<b>1.0690</b>	<b>0.9831</b>

Para esta validación, se trabajo con 486190 datos del mes de Octubre del año 2008 y con 473387 datos del mes de Octubre del año 2009.

<b>OCTUBRE</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	82.4318	83.6481	84.0741	1.6423	0.4261
<b>B</b>	2.4278	2.2129	3.6368	1.209	1.4238
<b>C</b>	1.6017	1.1556	2.0482	0.4465	0.8926
<b>D</b>	0.5930	0.4581	0.5615	0.0315	0.1034
<b>E</b>	12.9458	12.5252	9.6794	3.2664	2.8458
<b>Error Total</b>				<b>1.3191</b>	<b>1.1383</b>

Para esta validación, se trabajo con 496197 datos del mes de Noviembre del año 2008 y con 472101 datos del mes de Noviembre del año 2009.

<b>NOVIEMBRE</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.3688	84.0502	83.9945	0.6258	0.0557
<b>B</b>	2.2414	2.2219	3.3328	1.0913	1.1108
<b>C</b>	1.4717	1.1563	2.2495	0.7778	1.0932
<b>D</b>	0.5528	0.4564	0.5834	0.0306	0.1269
<b>E</b>	12.3653	12.1151	9.8398	2.5255	2.2752
<b>Error Total</b>				<b>1.0102</b>	<b>0.9324</b>

Para esta validación, se trabajo con 510887 datos del mes de Diciembre del año 2008 y con 475988 datos del mes de Diciembre del año 2009.

<b>DICIEMBRE</b>					
<b>Categoría</b>	<b>Predicción Método Discreto(%)</b>	<b>Predicción Método Continuo(%)</b>	<b>Datos Reales(%)</b>	<b>Error Método Discreto(%)</b>	<b>Error Método Continuo(%)</b>
<b>A</b>	83.7313	84.2717	84.8715	1.1402	0.5998
<b>B</b>	2.2113	2.2273	2.7604	0.5491	0.5331
<b>C</b>	1.4459	1.1579	2.0043	0.5583	0.8463
<b>D</b>	0.5433	0.4564	0.4477	0.0956	0.0087
<b>E</b>	12.0682	11.8867	9.9162	2.152	1.9705
<b>Error Total</b>				<b>0.8990</b>	<b>0.7917</b>

Como se puede observar en las pantallas de los resultados, el Método Continuo fue el que obtuvo los menores porcentajes de error en cada uno de los doce meses que se realizó la validación.

De igual manera la categoría de riesgo cuyas predicciones se aproximaron mas a la realidad fue la Categoría D, mientras que las predicciones de la Categoría E fueron las que obtuvieron los mayores porcentajes de error en los dos métodos.

Además los porcentajes de error de las predicciones del Método Discreto oscilan entre 0.0239 y 5.2697 y el promedio de error de las doce validaciones de este método es 1.5386%, mientras que los porcentajes de error de las predicciones del Método Continuo oscilan entre 0.0083 y 4.9161 y el promedio de error de las doce validaciones de este método es 1.4104%. Luego de revisar estos resultados y tomando en cuenta la gran cantidad de datos analizados, se puede considerar estos resultados como aceptables.

Por último se observó que las predicciones para el mes de Diciembre fueron las que obtuvieron los porcentajes de error más bajos en los dos métodos, mientras que las predicciones para el mes de Enero fueron las que obtuvieron los porcentajes de error más altos en los dos métodos.

## CAPÍTULO 4

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En la elaboración del presente proyecto de titulación, se encontraron las siguientes conclusiones y recomendaciones, las cuales se encuentran detalladas a continuación.

#### 4.1. CONCLUSIONES

- 1) Se logro diseñar una herramienta de fácil utilización, que a través del ingreso de calificaciones asignadas por las entidades financieras ecuatorianas a sus carteras comerciales, automatice el cálculo de las matrices de transición anuales, de un determinado período de tiempo.
- 2) Los métodos utilizados para la estimación de las matrices de transición son: el método discreto y el método continuo, donde es evidentemente que el método continuo es más eficiente y tiene mayores ventajas que el método discreto, puesto que éste matemáticamente presenta los menores porcentajes de error. Por otra parte, el margen de error entre ambos métodos es mínimo.
- 3) Los resultados encontrados para el período 2007 - 2008 muestran que la matriz de transición estimada a través del método continuo concentra menos masa en los elementos de la diagonal, que la matriz estimada con el método discreto, lo cual se debe a que la matriz de transición estimada a través del método continuo considera las migraciones intermedias.
- 4) Las matrices de transición resultantes de la aplicación de la herramienta, son confiables y eficientes, a pesar de que las estimaciones efectuadas

aplicando el método continuo mostraron más precisión que las estimaciones efectuadas aplicando el método discreto.

- 5) La matriz de transición estimada a través del método continuo presenta las mayores probabilidades de pasar a las categorías superiores; mientras que la matriz de transición estimada a través del método discreto presenta las mayores probabilidades de pasar a las categorías inferiores.
- 6) Naturalmente el método continuo planteado para la determinación de las matrices de transición es más eficiente que el método discreto, ya que este último subestima las probabilidades de realizar migraciones indirectas; no así, la implementación de método discreto es más sencilla.
- 7) Para la validación de la herramienta, se comparó las predicciones realizadas a través de los resultados de los métodos, con datos reales que no fueron considerados en el estudio, obteniendo que las predicciones efectuadas a partir del método continuo tienen un grado de aproximación mayor a los datos reales, en relación a las predicciones efectuadas con el método discreto.
- 8) La validación de la herramienta nos dice que matrices de transición resultantes están muy bien calculadas ya que se acercan bastante a la realidad, además estas nos muestran la estabilidad que usualmente se debe encontrar en las categorías de riesgo de crédito de las entidades financieras.
- 9) La teoría de las matrices de transición proporcionan elementos importantes para la mitigación del riesgo de crédito, siendo uno de los factores más importantes las probabilidades de incumplimiento, ya que estas permiten hacer pronósticos del cambio de calidad que pueden sufrir las carteras de crédito en un período de tiempo determinado y, de esta manera, son un elemento muy importante para hacer mediciones de las pérdidas que pueden experimentar las entidades tras el incumplimiento.



- 10) La administración de riesgos debe ser vista como un instrumento de las entidades financieras para el logro de una rentabilidad consistente en el largo plazo de manera que guarde relación con los niveles de riesgo asumidos.
- 11) Los tiempos de corrida de la herramienta, varían de acuerdo a la cantidad de datos con los cuales se esté trabajando, sin embargo, considerando las necesidades de pronósticos que tienen las entidades financieras, este tiempo es despreciable, ya que a lo mucho estas entidades realizarán una corrida de la herramienta por mes.

## **4.2. RECOMENDACIONES**

- 1) La recomendación central de este trabajo es que se generen los espacios en las entidades financieras ecuatorianas para que se desarrollen y se puedan implementar herramientas tan interesantes como ésta.
- 2) Alternativamente, las matrices de transición en tiempo continuo se pueden estimar sin hacer supuestos de homogeneidad. El método para hacer esto es no paramétrico, y se resume en el estimador de Aalen-Johansen.
- 3) Considerando los resultados que se presentaron de los créditos de consumo, se sugiere para un estudio posterior, aplicar la herramienta para otros tipos de crédito de manera que se puedan estudiar períodos más largos de tiempo, con el fin de determinar el grado de aproximación a la realidad y las posibles limitaciones que pueda presentar la herramienta en otros escenarios.
- 4) Los resultados del estudio lo que hacen es confirmar la necesidad de una introducción a nuevas metodologías de medición del riesgo, para lo cual se requerirá el desarrollo de competencias profesionales en los supervisores y los supervisados. No se puede considerar que estemos ante un tema

acabado, con soluciones ya implantadas sino que por el contrario es un campo abierto a la innovación, y a la realización de cambios profundos en los sistemas vigentes.

- 5) De manera general, identificar y aumentar el control sobre los créditos que presentaron alta probabilidad de entrar en incumplimiento, con el fin de minimizar las posibles pérdidas en las que puede incurrir la entidad por el impago de estas obligaciones, reduciendo así el riesgo de la disminución de las utilidades producto del mayor gasto en provisiones.
- 6) En el cálculo de la probabilidad de incumplimiento sería importante tomar en cuenta los cambios económicos que se presentaron en el país, ya que las probabilidades de incumplimiento son muy sensibles a estos cambios y existen períodos críticos en los cuales la cartera crediticia se deteriora notablemente.
- 7) Utilizar la herramienta solo bajo condiciones confiables de información, ya que una recopilación equivocada de información, representaría resultados erróneos de la misma.
- 8) En las diferentes entidades financieras debería existir el compromiso de los ejecutivos tanto para una participación activa y no defensiva al momento de tomar acción acerca de la violación de límites de riesgo, como también para tomar decisiones acerca de la distribución de capital con un punto de vista basado en el riesgo.
- 9) Debería haber individuos específicos responsables, con experiencia y conocimiento para monitorear la calidad de crédito de acuerdo con los estándares más altos conforme a las políticas y procedimientos, así como también con la capacidad plena para juzgar prudentemente el riesgo de crédito. El monitoreo ayudaría a la entidad financiera a introducir los cambios necesarios en los acuerdos contractuales y a mantener reservas apropiadas para pérdidas de crédito.

- 10) Por último, cabe destacar que este estudio no es definitivo, constituyendo solamente uno de los cimientos para la realización de estudios posteriores, que deberán ser realizados con parámetros más sobresalientes.
  
- 11) Para disminuir los tiempos de corrida de la herramienta, se recomienda trabajar en una computadora con buena capacidad de memoria y de procesador.

## BIBLIOGRAFÍA

1. ELIZONDO, Alan. *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. (2003).
2. ZAPATA, Alexander. *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Asociación Bancaria de Colombia. Apuntes de Banca y Finanzas N°6. Bogotá, Colombia. (2002).
3. *Matrices de transición y comportamiento del riesgo crediticio*. BRC Investor Services S.A. (2005).
4. *Matriz de Transición Multianual*. Equilibrium Calificadora de Riesgo S.A. (2006).
5. GOMEZ, José; MORALES, Adriana; PINEDA, Fernando y ZAMUDIO, Nancy. *Estimación de matrices de transición de la calidad de cartera comercial de las entidades financieras colombianas*. Colombia. (2007).
6. DE LARA HARO, Alfonso. *Medición y control de riesgos financieros*. Segunda edición. México D.F.: Limusa, (2002).
7. ELIZONDO, Alan y LOPEZ, Carlos. *El Riesgo de Crédito en México*. (1999).
8. MOLINA, Ernesto. *Contabilidad Bancaria*. Décimo cuarta edición. (2000).
9. SANTOS, Carla. *Riesgo de Crédito en México*. (1999).
10. GALICIA, Martha. *Nuevos Enfoques de Riesgo de Crédito*. Instituto de Riesgo Financiero. México D.F. (2003).
11. *Principios para la Administración del Riesgo de Crédito*. Documento consultivo emitido por la Comisión de Basilea de Supervisión de Bancos. (1999).
12. VILARIÑO, Ángel. *La Gestión del Riesgo de Crédito*. (2000).
13. IBARRA, E y PADILLA, J. *Medición del riesgo de incumplimiento*. (1996).
14. Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero. Título IX. Capítulo II.
15. MORENO, Luis. *Procesos estocásticos*. Universidad Nacional de Colombia. Departamento de Matemáticas y Estadística. Colombia. (1994).
16. NORRIS, James. *Markov Chains*. Cambridge University. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics. Estados Unidos. (2005).

17. KÜCHLER, Uwe y SORENSEN, Michael. *Exponential Families of Stochastic Processes*. (1997).
18. GOMEZ, José y KIEFER, Nicholas. *Evidence of non-Markovian behavior in the process of bank rating migrations*. Colombia. (2007).
19. ESQUEDA, José. *Matlab e Interfaces Gráficas*. Universidad Autónoma de Baja California. México. (2002).
20. VINE, Michael. *Microsoft Access VBA Programming*. Segunda edición. Boston, Estados Unidos. (2005).
21. <http://www.superban.gov.ec>.
22. <http://www.mitecnologico.com/Main/CadenasDeMarkovIntroduccion>.

## **ANEXOS**

**ANEXO No. 1**  
**MUESTRA DE LA BASE DE DATOS DE LOS REGISTROS APTOS**  
**PARA EL ESTUDIO DEL PERIODO 2007 – 2008**







