



**UAEM** | Universidad Autónoma  
del Estado de México



**Universidad Autónoma del Estado de México**

**Facultad de Economía**

**“Aplicación de Regresión Logística a la Calificación  
Crediticia de los Municipios del Estado de México,  
2011 – 2015”**

**Tesis**

**Que para obtener el título de:**

**Licenciado en Actuaría**

**Presenta:**

**Orea García Elías**

**Sánchez de la Rosa Gustavo**

**Vidal García Misael**

**Asesor:**

**M. en M.A. Verónica Ángeles Morales**

**Toluca, Estado de México.**

**Octubre 2016**

## **Dedicatorias y agradecimientos.**

A Dios, por haberme permitido llegar hasta este punto, además de tu infinita bondad y amor hacia mí ya que sabes y conoces todos los errores que he cometido y los que he de cometer; pero aun así me amas, por eso puedo decir que tu infinito amor, es el infinito después de todos los infinitos.

Mis padres Abad y Felicitas, por haberme apoyado en todo momento, por sus consejos, sus valores, por ser el pilar fundamental en todo lo que soy, por los ejemplos de perseverancia y constancia que los caracterizan y que me han infundado siempre, por el valor mostrado para salir adelante, pero más que nada, por su amor.

Mis padrinos Silvia y Felipe, mis primas Xóchitl y Guadalupe, por su guía, por todo el apoyo que me brindaron, por sus consejos, llamadas de atención y demás gestos que contribuyeron a mi formación profesional y personal.

Mis hermanos Enrique, Edgar y Manuel, por todo el apoyo y confianza, por la diversión y alegría, por estar siempre presentes y por los momentos de felicidad, pero, sobre todo, por sus logros que siempre me llenan de orgullo.

Mis compañeros de tesis Gustavo y Elías, por todo su aporte, esfuerzo y dedicación empleados para la elaboración y culminación de este proyecto.

Todos mis amigos y compañeros de licenciatura, en especial a Jorge y Mike, por cada clase, partido y demás actividades compartidas, por su amistad y apoyo, por cada momento de diversión y alegría, pero sobre todo por esta ahí.

Mis compañeros de Potros Atletismo, por su apoyo y ánimos en cada competencia, repetición, entrenamiento, viaje, en general en cada momento compartido, sin duda mi segunda familia.

Mi asesora de tesis, la M. Verónica Ángeles M. y profesores en general, por la orientación, explicaciones, consejos y recomendaciones, los cuales fueron la base de este proyecto, porque fueron y son el camino que lleva al éxito.

Misael Vidal García.

Gracias a esas personas importantes en mi vida, que siempre estuvieron listas para brindarme toda su ayuda y cariño incondicional, que estuvieron conmigo en las buenas y en las malas, fue un sacrificio y momentos de desilusión, ahora me toca regresar un poquito de todo lo inmenso que me han otorgado.

Para mis padres por su apoyo, consejos, comprensión, amor, ayuda en los momentos difíciles, y por ayudarme con los recursos necesarios para estudiar. Me han dado todo lo que soy como persona, mis valores, mis principios, mi carácter, mi empeño, mi perseverancia, mi coraje para conseguir mis objetivos.

Elías Orea García

A mi padre, mi madre, mis abuelos y mis hermanos. Por ser el soporte fundamental de mi vida.

A los catedráticos: José Luis Casa Bautista, Elizabeth Almazán Torres, Ignacio Salgado Robles, Alejandro Alanís Chico, Octavio Bernal Ramos y Reyna Vergara González, y en especial Vanessa Eloísa Fox Peña.

A mis compañeros y amigos: Alan Álvaro Castañeda, Oscar Esteban Dionisio y Leonardo Munguía de la Cruz.

A mi compañero de Tesis Misael Vidal García y a la maestra Verónica Ángeles Morales, por su dedicación y apoyo en este trabajo.

Gustavo Sánchez de la Rosa

## Índice

Introducción .....	1
Capítulo I: Marco Teórico y Conceptual.....	8
1.1.- Introducción .....	8
1.2.- Agencias calificadoras .....	8
1.2.1.- Antecedentes .....	8
1.2.2.- Principales agencias calificadoras.....	10
1.2.3.- Qué son las calificaciones crediticias.....	11
1.2.4.- Beneficios de las calificaciones crediticias.....	13
1.3 Fitch Ratings .....	15
1.3.1.- Quién es Fitch Ratings .....	15
1.3.2.- Criterios para la asignación de una calificación crediticia .....	17
1.3.3.- Escala de calificaciones crediticias .....	27
1.4.- Evidencia Empírica.....	31
1.4.1- Evidencia Empírica Internacional .....	31
1.4.2.- Evidencia Empírica México.....	33
Capítulo II: Metodología .....	36
2.1.- Introducción .....	36
2.2.- Regresión Logística. ....	36
2.3.- Regresión Logística Ordinal.....	45
2.3.1.- Modelo de regresión logística para variables de respuesta ordinal .....	46
2.3.2.- Validación del modelo .....	51
2.3.3.- Selección de modelo .....	52
2.3.4.- Selección de variables.....	53
2.3.5.- Validación Cruzada.....	57
2.3.6.- Tamaño de la muestra.....	58
2.4.- Lenguaje de Programación R.....	59
Capítulo III: Análisis de datos, modelación y resultados.....	60
3.1.- Introducción .....	60
3.2.- Obtención de los datos.....	60
3.3.- Variables a considerar .....	65

3.3.1.- Razones.....	69
3.4.- Descripción de los datos .....	72
3.5.- Modelos preliminares.....	74
3.5.1.- Resultados <i>Forward Selection</i> .....	74
3.5.2.- Resultados <i>Backward Elimination</i> .....	76
3.6.- Modelo final .....	77
3.6.1.- Estimación del modelo final.....	79
3.6.2.- Validación del modelo .....	85
3.6.3.- Interpretación de los resultados.....	88
Capítulo IV: Conclusiones.....	93
Bibliografía.....	96
Anexos .....	102

## Lista de cuadros

Cuadro 1. Estadísticas de las agencias calificadoras. ....	10
Cuadro 2. Evaluaciones del perfil de los ingresos y gastos operacionales.....	18
Cuadro 3. Calificaciones de Fitch. ....	27
Cuadro 4. Calificaciones por municipio y año. ....	61
Cuadro 5. Descripción de las variables.....	66
Cuadro 6. Descripción de las razones. ....	70
Cuadro 7. Estadísticas descriptivas de las variables y razones. ....	72
Cuadro 8. Resultados del algoritmo <i>Forward Selection</i> . ....	75
Cuadro 9. Resultados del algoritmo <i>Backward Elimination</i> . ....	76
Cuadro 10. Descomposición de la muestra para la validación cruzada. ....	78
Cuadro 11. Descripción de la muestra para la validación cruzada. ....	79
Cuadro 12. Resultados del modelo final. ....	80
Cuadro 13. Intervalos de confianza del modelo final.....	81
Cuadro 14. Composición de las variables que resultaron estadísticamente significativas.....	82
Cuadro 15. Probabilidad de pertenencia para cada observación. ....	83
Cuadro 16. Resultados del pronóstico del modelo.....	85
Cuadro 17. Residual Deviance. ....	85
Cuadro 18. Comparación de la adecuación del modelo mediante el AIC.....	86
Cuadro 19. Probabilidades ajustadas para cada observación del conjunto de prueba.....	87
Cuadro 20. Predicción de calificación para cada observación del conjunto de prueba.....	87
Cuadro 21. Efectos multiplicativos. ....	88

## Lista de gráficas

Gráfica 1. Horas de estudio vs aprobación de examen.....	37
Gráfica 2. Regresión simple horas de estudio vs aprobación de examen. ....	38
Gráfica 3. Función acumulada de probabilidad (Izquierda) y momio de la función acumulada de probabilidad (Derecha). ....	40
Gráfica 4. Logaritmo del momio.....	41
Gráfica 5. Función acumulada de probabilidad de la distribución logística.....	43
Gráfica 6. Porcentaje de calificaciones por año. ....	64
Gráfica 7. Porcentaje de nivel de calificación a considerar para la estimación.....	65
Gráfica 8. Composición de ingresos del municipio de Tecámac 2012. ....	68
Gráfica 9. Composición de egresos del municipio de Tecámac 2012. ....	69
Gráfica 10. Efecto multiplicativo positivo de las variables estadísticamente significativas, omitiendo razones financieras. ....	89
Gráfica 11. Efecto multiplicativo de las razones financieras estadísticamente significativas. .	90



## Introducción

El papel que hoy en día juegan los mercados de capitales en el mundo, y bajo el contexto de la globalización, ha otorgado poder y autoridad a las agencias calificadoras. Poder y autoridad que, a la vez, tiene importantes implicaciones tanto en economías emergentes como en desarrolladas.

Los participantes del mercado y el gobierno toman en cuenta los juicios que hacen las agencias calificadoras, no porque proporcionen una opinión inequívoca sobre los riesgos asociados a la capacidad de repago de las entidades evaluadas, sino porque más bien, se considera a estas como una fuente de juicio autoritario, transformando a las agencias en factores clave en el control al acceso al mercado de capitales y a los beneficios que son intrínsecos a éste.

En el contexto de una siempre creciente globalización financiera, los cambios en la organización de los mercados han sido de una magnitud considerable. Tan solo considérese el rol que jugaba la banca comercial hace apenas unas décadas. Los bancos eran las instituciones en las que corporaciones y gobiernos tanto locales como centrales, se fiaban para obtener financiamiento. Hoy en día, los bonos y otras obligaciones, buscan reemplazar a los préstamos tradicionales como medio primario de financiamiento. Sin embargo, esto no quiere decir que la banca comercial sea ahora de poca importancia en el mercado global, sino que el juicio de quien recibe y quien no recibe financiamiento ya no recae en sus hombros, tal como era el caso del pasado.

En las pasadas dos décadas, la liberalización de los mercados financieros ha hecho a la calificación crediticia, una especie de regulación privada, debido a la cualidad de constante monitoreo de las agencias calificadoras hacia las empresas que tienen o buscan obtener una calificación crediticia. Y de forma similar, la misma liberación, ha incrementado la exposición al riesgo al ampliar el panorama de potenciales inversiones

que buscan el capital de los inversionistas, y, por lo tanto, ahora más que nunca, los inversionistas tienen incentivos para buscar la opinión experta, que les proporcione información acerca de los riesgos en los que pueden incurrir.

El rol que juegan las agencias calificadoras no es una necesidad del sistema en sí, pues, por ejemplo, los mercados europeos, de antes del siglo XIX existieron sin la intervención de éstas. Tradicionalmente la banca comercial era la institución que regulaba las relaciones entre los individuos con capacidad y disposición para invertir, y aquellos individuos que tiene la necesidad de pedir préstamos, y de manera simultánea a la banca, los mercados de capital se fiaban en que las relaciones de prestamistas y prestatarios, ocurrirían entre los individuos que gozaban de la reputación adecuada. Sin embargo, poco a poco, y tal como la organización de los mercados lo ha mandado, las agencias calificadoras se han convertido en las instituciones donde los inversionistas han depositado su confianza, con el incentivo de obtener información aplicable a sus intereses financieros.

La calificación crediticia tiene el propósito, en mercados cada vez menos confiados de relaciones sociales entre participantes, de proporcionar una medida sistemática de riesgo, a la vez que, presionan a las corporaciones a demostrar que no están basando su entendimiento de la valía de la inversión en suposiciones y conjeturas, sino en un mecanismo sistematizado, o, en otras palabras, las corporaciones ahora se sienten presionadas por demostrarle un alto desempeño, a las agencias calificadoras.

Las agencias calificadoras, son instituciones que emiten juicio respecto a “la habilidad y complacencia futura de los emisarios para realizar el reintegro a tiempo de principal e interés de un instrumento y durante la vida de este”. (Moody's, 2004).

Sin embargo, las calificadoras son prontas en mencionar qué es lo que, para ellas mismas, no constituye una calificación crediticia. De acuerdo a Standard And Poor's, la calificación “no es una recomendación de compra, venta o custodia de un

instrumento, de la misma manera que no comenta del precio de mercado o conveniencia para un determinado inversor”. Dicho en otras palabras, la calificación solo debe formar parte de la información aplicable para realizar una inversión. (Standard & Poor's, 2005).

Como ya se ha mencionado, la globalización ha jugado un papel importante en el papel que las agencias asumen. Uno de los objetivos principales de las calificadoras es lograr calificaciones globalmente comparables. Una compañía con una calificación A+ en México, debería no ser diferente a otra compañía con la misma calificación A+ en España, ante cualquier inversionista. Las calificadoras emiten juicio sobre las obligaciones a corto y largo plazo de las que se hacen acreedoras las corporaciones, instituciones financieras y gobiernos locales y centrales, a escala internacional.

No obstante, el proceso de asignación de una calificación crediticia es inherentemente subjetivo y refleja una cierta cantidad de juicio profesional por parte del evaluador. Una cantidad considerable de información cuantitativa es utilizada, sin embargo, analizarla requiere de opinión profesional y considerada. Por lo tanto, la calidad de una calificación crediticia es tan buena como la calidad de la opinión del evaluador y la calidad de la información que se analiza. (Mark Carl Rom, 2009).

Una vez emitida la calificación, los oficiales de las agencias mantienen vigilancia sobre los individuos calificados. Emiten la advertencia de que sobre cualquier cambio que ellos consideren pertinente, digamos recaudación de impuestos en el caso de gobiernos, o un aumento o disminución en alguna razón financiera en el caso de alguna corporación, la calificación puede ser sometida a revisión. La vigilancia que ejercen las agencias calificadoras mantienen en alerta a las entidades calificadas sobre las decisiones que tomen.

En lo que respecta a México, una calificación crediticia otorgada a un gobierno municipal, proporciona información acerca del desempeño financiero y de la capacidad

de repago o default, a instituciones de crédito, en particular la banca comercial. Por lo tanto, es indispensable para un gobierno municipal obtener la calificación más alta posible, si es que se prevé en un futuro requerir de un crédito, ya sea para algún proyecto que requiera financiamiento o como medida de control en caso de una contingencia.

La metodología global de calificación de gobiernos locales y regionales de la calificadora Fitch indica un conjunto de variables que considera, y da una descripción breve de éstas, y adicionalmente indica cuatro factores principales a tomar en cuenta: deuda y otros pasivos a largo plazo, economía, finanzas o desempeño fiscal y gestión y administración. Dentro de la información más específica, caben destacar algunas variables que se presume juegan un papel importante en la asignación de la calificación: impuestos, transferencias, responsabilidades de gastos (gasto en rubros como educación y salud), políticas contables y auditorías, divulgación (nivel de transparencia), liquidez, empleo, renta y riqueza, carga impositiva, tendencias en ingresos y gastos operacionales, políticas presupuestarias, entorno político y finalmente interrelación entre los diferentes factores. (Fitch Ratings, 2016)

El objetivo de esta investigación es conocer el impacto que juegan algunas de estas variables a lo que concierne a las calificaciones obtenidas por algunos municipios del Estado de México, durante el periodo 2011 a 2015. En particular, nos interesa estudiar el impacto que tiene los factores económicos y financieros de manera global, es decir, conocer el impacto que estos dos rubros tienen sobre la calificación final, expresado como porcentaje de ésta, y de manera particular, conocer el impacto de las variables que integran estos factores, así como la interacción entre ellas.

Las agencias calificadoras enfatizan el hecho de que el análisis que realizan para otorgar una calificación crediticia es por naturaleza subjetivo y no puede reducirse a fórmulas matemáticas simples, tales como relaciones lineales entre variables, sin embargo, los estudios concernientes al tema muestran que el análisis formal de ciertas

variables puede ayudar a identificar relaciones explícitas entre un subconjunto de todas las variables analizadas y las calificaciones crediticias.

Nuestra hipótesis de este trabajo es: las variables que se clasifican como financieras, económicas y deuda proporcionan información suficiente para la correcta predicción de la mayor parte de las calificaciones crediticias de los municipios del Estado de México que cuentan con esta, usando el modelo logístico ordenado.

El objetivo principal de la siguiente investigación es aplicar la regresión logística ordinal y nominal a una base de datos, que contiene la calificación crediticia como variable de respuesta, y un conjunto de variables económicas y financieras como posibles predictores de las calificaciones crediticias de los municipios del Estado de México durante el periodo 2011 a 2015.

Mientras que como objetivos particulares tenemos:

1. Hacer uso del modelo obtenido para estimar la asignación de calificación crediticia de municipios dentro y fuera de la muestra.
2. Analizar la adecuación de los modelos propuestos a la muestra.
3. Identificar las variables que, bajo el principio de parsimonia, tienen el mayor peso en la asignación de una calificación.
4. Exponer los resultados obtenidos.

Este trabajo se divide en cuatro capítulos. En el primero se describe brevemente a las agencias calificadoras y su historia, prestando especial atención a la agencia calificadora Fitch Ratings México. También se presentan las definiciones de calificación crediticia que presentan las agencias calificadoras más grandes a nivel global, así como los beneficios que se adquiere como consecuencia de obtener una calificación. Enseguida se presentan, los criterios que la agencia Fitch Ratings México toma en cuenta para asignar una calificación crediticia. Así como la tabla de calificaciones

disponibles para gobiernos locales y regionales a nivel global. Finalmente, se hace referencia a la evidencia empírica encontrada a nivel global y nacional, respecto al tema del presente estudio.

El segundo capítulo, se detallan todos los métodos y técnicas a utilizar. Partiendo del modelo de regresión binaria, o logística, los estadísticos asociados a este modelo y la interpretación del mismo. Enseguida se describe la generalización de la regresión logística, conocida como regresión logística ordinal, técnica central del presente estudio. Se describen el método de estimación, de máxima verosimilitud y las pruebas de validación y adecuación del modelo. Se explica la técnica conocida como Validación Cruzada, que nos servirá para evaluar el desempeño del modelo, así como cálculos de proporciones de muestra, concernientes a esta última técnica. Se describen también, los algoritmos conocidos como *Forward Selection* y *Backward Elimination*, que nos ayudan a la selección de variables de manera sistemática.

Por último, se presenta un breve resumen del lenguaje de programación R que se usa para la estimación. Este lenguaje se seleccionó por la facilidad de uso, el poder computacional que proporciona y el hecho de ser abierto y gratuito para el público en general, además de la creciente atención que recibe por parte de la comunidad académica global.

En el capítulo tercero, se presentan la estadística descriptiva del modelo, comenzando por las calificaciones disponibles durante el periodo de estudio. Se enlistarán los municipios que serán analizados, así como las estadísticas básicas relacionadas a las variables que consideraremos dentro del estudio. Se describe la naturaleza de las variables a usar, y se define un conjunto de razones financieras que actuarán como variables dentro de la estimación del modelo, también se describe su naturaleza y forma de calcularse. Se presentan los cálculos concernientes a la técnica Validación Cruzada, tamaño de la muestra para los conjuntos de capacitación y prueba, así como los resultados de los algoritmos *Forward Selection* y *Backward Elimination*. Enseguida,

se presentan los resultados de la estimación del modelo final, se describirán las características que proporcionan de validez al modelo, tales como el índice de concordancia y las pruebas Residual *Deviance* y Criterio de Información de Akaike (*AIC*), y se da una explicación de los efectos de las variables que resultan ser estadísticamente significativas.

Por último, en el cuarto capítulo, se dan las conclusiones del estudio, así como recomendaciones generales, y las contribuciones que este estudio proporciona sobre el tema.

Todos los códigos, tanto de autoría propia y como código abierto, librerías utilizadas, y *API's (Application Programming Interface)* de las funciones y clases utilizadas en R, tablas relacionadas a cálculos del modelo e histogramas de variables seleccionadas, están en la sección de anexos.

# **Capítulo I: Marco Teórico y Conceptual**

## **1.1.- Introducción**

El interés a las calificaciones crediticias ha ido en aumento en los últimos años, debido a la importancia e influencia que éstas tienen actualmente sobre las decisiones de los participantes del mercado.

Es importante definir ciertos términos que se encontrarán a lo largo del trabajo, por lo que en este capítulo se detallará la calificación crediticia, los beneficios de obtener la calificación, las agencias calificadoras que son los organismos que emiten las calificaciones y una breve historia de éstas. Se prestará especial atención a la calificadora Fitch Ratings México, y a los criterios que toma en cuenta para emitir su juicio sobre la calificación.

## **1.2.- Agencias calificadoras**

### **1.2.1.- Antecedentes**

La valuación de solvencia, no es un concepto nuevo. Es un elemento crítico en las relaciones entre prestamistas y prestatarios. La valuación sistemática de la deuda, empezó a inicios del siglo XIX, durante la expansión ferroviaria hacia el oeste de Estados Unidos. Agencia de reporte, más no de calificación, de crédito evaluaban la capacidad de los comerciantes para pagar sus obligaciones financieras.

La primera agencia de crédito mercantil fue fundada en Nueva York en 1841. Robert Dun adquirió la agencia y posteriormente publicó la primera guía de solvencia en 1859. John Bradstreet fundó una agencia similar en 1849 y publicó su primer guía de crédito en 1857. En 1933, las dos empresas se consolidaron en Dun & Bradstreet. A partir de aproximadamente la mitad del siglo XIX hasta poco antes de la primera guerra mundial, los mercados financieros norteamericanos, experimentaron una explosión de



información. “*History of the Railroads and Canals of the United States of America*” de Henry V. Poor aparece en 1860, este libro detalla las dimensiones de las vías instaladas de ferrocarriles, enumeraba a los inversionistas de dichas obras y el capital de cada uno y anunciaba con detalles la utilidad y pérdidas de las vías ferroviarias, entre otras cosas.

En 1868 Poor publica la primera edición de “*Manual of the Railroads of the United States*”, y ya para 1880 la publicación contaba con cinco mil suscriptores. Dos décadas después John Moody empezaría la publicación de “*Manual of Industrial Statistics*”. (Sinclair, 2005).

La transición de compendios de información y la emisión de juicios de solvencia ocurrió después de la crisis de 1907. Esta crisis trajo consigo un cambio de actitud hacia las finanzas, destruyó también la confianza que se tenía en el sistema financiero americano, acrecentó la demanda de información financiera sin conflictos de interés y ayudó a fundar la Reserva Federal. (Langohr & Langohr, 2008).

En 1909, John Moody fundó su negocio, y en 1922 Henry V. Poor hizo lo propio. Sin embargo, fueron dos americanos Roger Babson y Freeman Putney Jr., quienes inventaron, de forma independiente la valuación de bonos, pero ninguno de los dos explotó el concepto como Moody, y posteriormente Poor lo hicieron.

Subsecuentemente, el crecimiento de la industria ocurrió en diversas fases. Justo después de 1929, la calificación se volvió un requerimiento estándar si se planeaba algún tipo de emisión, esto causado por el número, cada vez más en incremento, de gobiernos que realizaban esta práctica sobre fondos de pensión.

Uno de los últimos periodos del desarrollo de las agencias calificadoras fue durante la década de 1980. Este periodo se caracterizó por la introducción de bonos basura,

obligaciones que tienen una elevada probabilidad de default por parte del emisor. No obstante, compañías pequeñas que emitían estos instrumentos podían adquirir financiamiento, por primera vez en el mercado de capitales. (Sinclair, 2005).

### 1.2.2.- Principales agencias calificadoras

Con alrededor de 160 agencias de calificación en el mundo y tres jugadores importantes globales - Fitch, Moodys y S & P – esta es una industria que podría considerarse como pequeña.

Hoy en día, la industria puede ser descrita como un oligopolio de tres agencias de calificación, con una franja competitiva de las agencias especializadas. Para el año 2000, cada una de las tres principales agencias atienden las necesidades de los inversores en cuestión de instrumentos internacionales, con cobertura de la mayoría de las categorías de industrias emisoras de todo el mundo.

Los tres actores dominantes - S & P, Moody y Fitch - siguen un patrón similar: son empresas grandes, tienen un enfoque global, y proporcionan sus servicios en una variedad de industrias, al emisor y al instrumento específico. Se toman un enfoque analítico con informes de comité, utilizan escalas ordinales y tienen un modelo de pago por servicio.

**Cuadro 1. Estadísticas de las agencias calificadoras.**

	Oficina Principal	Afiliados	Rama	Países Presentes	Oficinas					Total
					América del norte	Europa	Asia Pacífico	América Latina	Medio Oriente	
<b>Moody's</b>	1	9	20	25	6	7	9	4	4	30
<b>S&amp;P</b>	1	6	22	23	7	7	9	4	2	29
<b>Fitch</b>	2	17	27	37	8	8	15	12	3	46

Fuente: International Rating Group (IRG)(2005).

Las tres principales agencias de calificaciones se diferencian en varias dimensiones: el grado y tipo de cobertura (geografía y la industria del emisor, instrumentos), la metodología (modelización estadística o fundamental análisis de crédito), modelo de precios (de pago emisor o suscripción), especificación tipo de escala y tamaño.

### **1.2.3.- Qué son las calificaciones crediticias**

Probablemente la mejor fuente de consulta, para conocer la definición de calificación crediticia, sea la industria misma. A continuación, se exponen las definiciones que Fitch Ratings, Moody's y Standard and Poor's presentan:

Las calificaciones crediticias emitidas por Fitch proporcionan una opinión relativa de la capacidad de una entidad para honrar sus compromisos financieros... Son usadas por los inversionistas como indicadores de la verosimilitud de recibir su capital de vuelta, de acuerdo a los términos en los cuáles invirtieron...Dependiendo de su aplicación, las calificaciones crediticias abordan medidas de probabilidad de default respecto a un punto de referencia, y a la vez, la expectativa de pérdida dado el default. (Fitch, 2005).

La calificación emitida por Moody's es una opinión independiente acerca del riesgo de crédito. Es una evaluación de la capacidad y disposición de un emisor de valores de renta fija para hacer el pago completo y oportuno de las cantidades debidas en el instrumento durante la vida de este. (Moody's, 2004).

Una calificación de crédito de Standard & Poor es la opinión de la solvencia general de un deudor, o la solvencia de un deudor con respecto a un valor de deuda concreto u otra obligación financiera, basado en factores relevantes de riesgo. (Standard & Poor's, 2005).

Aunque las tres definiciones enfatizan ciertos aspectos, todos concuerdan en que la calificación crediticia es una opinión acerca de la capacidad de un deudor de realizar *pagos* concernientes a deuda adquirida, en tiempo y en forma.

El default se define como: '*failure to pay money due.*' Fracaso en el pago de dinero adeudado. (The World Publishing Company, 1970).

De acuerdo con (Langohr & Langohr, 2008) el default es una operación más complicada que lo que deja ver la definición anterior, y se comprende de:

1. Un omitido o retrasado desembolso de intereses y / o principal, incluyendo pagos atrasados realizados dentro de un período de gracia.
2. Bancarrota, administración, sindicatura legal, u otros bloques legales (tal vez por la regulación) al pago puntual de intereses y / o principal.
3. Un intercambio cuando: (i) el emisor ofrece los tenedores de bonos un nuevo paquete de instrumentos o de valores que equivale a una menor obligación financiera (tales como acciones preferentes u ordinarias, o una deuda con un cupón más bajo a la cantidad nominal, menor antigüedad, o de vencimiento más largo); o (ii) el intercambio tenía el propósito aparente de ayudar al prestatario evitar el incumplimiento.

Para efectos del presente trabajo, se tomara la definición que habla sobre la omisión o retraso en reembolso de intereses o capital.

#### **1.2.4.- Beneficios de las calificaciones crediticias**

Las calificaciones crediticias son fuente de información en la intersección entre los prestatarios e inversionistas, respectivamente, la demanda y la oferta para el capital, en lo que respecta al mercado de deuda. Los usuarios de las calificaciones coinciden en que “son una opinión sobre la capacidad relativa de una entidad financiera para cumplir con un compromiso”. (Langohr & Langohr, 2008).

La calificación crediticia acorta la distancia entre prestamistas y prestatarios porque satisfacen necesidades en ambas partes. Los inversores necesitan información en la calidad de sus inversiones y los emisores necesitan tener acceso a los fondos. La satisfacción de estas necesidades facilita las decisiones óptimas de inversión por parte de los inversores y las decisiones óptimas de emisión por parte de los emisores. En el primer caso, una calificación de crédito reduce el costo de la información; y para el último, se reduce el costo de acceso al mercado.

Una primera función de la calificación es medir objetivamente el riesgo crediticio de la actividad del emisor y su financiación de la deuda y para resolver la asimetría de información al respecto. Esta es la razón de ser de las calificaciones de crédito, o lo que nos referimos como la función económica original.

Otra función de las calificaciones es proporcionar un medio de comparación entre los riesgos de crédito inherentes en las operaciones financieras de una entidad.

Por último, las calificaciones proporcionan a los participantes “terreno común” para hacer referencia a la exposición al riesgo.

¿Por qué una entidad buscaría obtener una calificación de crédito?

Una calificación da acceso al emisor a los mercados públicos. Se abre una gama más amplia de alternativas de financiación en términos de tamaño, longitud de la madurez, el mercado geográfico, diversidad de instrumentos y base inversora, gama de monedas, etc. Por lo que es menos dependiente de un conjunto particular de acreedores, dándole una mayor flexibilidad en tiempos de escasez de recursos.

Es más rápido y más fácil de establecer la credibilidad y la capacidad financiera de una empresa cuando una opinión independiente está disponible a partir de las agencias de calificación. Una calificación fuerte puede ser un elemento importante, en la decisión de inversión de un participante del mercado.

Una calificación da reconocimiento al nombre de la empresa. Esto por sí mismo, es de gran valor para una empresa. Al proporcionar un estándar de comparación para los inversores acerca de sus inversiones en obligaciones, las calificaciones aumentan las posibilidades de comercialización de las emisiones de deuda. Permiten el acceso a los emisores inversores en diferentes regiones geográficas, y diferentes categorías de inversores. Las calificaciones son casi siempre un requisito previo para asuntos internacionales. (Sinclair, 2005).

## 1.3 Fitch Ratings

### 1.3.1.- Quién es Fitch Ratings

Fitch México, S.A. de C.V., es una organización enfocada esencialmente a prestar servicios de calificación financiera de diverso orden.

Su constitución fue autorizada por la entonces Comisión Nacional de Valores, en 1992, y su fundación se realizó el 2 de junio del mismo año; y en 2001, siguiendo los pasos de su compañía matriz a nivel internacional, fusionó a Duff and Phelps de México, S.A. de C.V., lo que le permitió consolidar su presencia en México.

La compañía es subsidiaria de *Fitch Ratings Ltd.* y *Fitch Ratings Inc.*, quien forma parte de Grupo *Fitch*, una subsidiaria de propiedad conjunta de *Fimalac S.A.*, y la corporación *Hearst*.

Desde sus inicios la empresa ha recibido asesoría y soporte tecnológico de los grupos de especialistas internacionales de diferentes áreas, lo que le ha permitido mantenerse en el primer plano en cuanto al servicio de calificación se refiere, así como a los nuevos avances y tendencias que a nivel mundial se registran en esta materia.

Al igual que toda la red integrada al Grupo *Fitch*, la compañía, sus administradores y analistas, son completamente independientes de criterio, puesto que no poseen ningún interés o vínculo económico, con algún intermediario o emisor en el mercado de valores doméstico o del extranjero.

Fitch México solo emite calificaciones a través de su escala doméstica. Donde el nivel AAA corresponde a la mínima probabilidad de *default*. Para calificaciones de carácter global, sus analistas se integran a los equipos de analistas de *Fitch Ratings* a nivel internacional, que es quién otorga las calificaciones con esos alcances, dónde ya

entran otras consideraciones como riesgo soberano, convertibilidad, transferencia de divisas, etc.

La organización *Fitch Investors Service Inc.* fue constituida en los Estados Unidos, con el objeto de calificar títulos de deuda en dicho país hacer un poco más de un siglo.

El avance más notorio en cuanto a la visión de consolidar su presencia como líder dentro de las nuevas tendencias globales de los mercados de capitales, se puede considerar que se da en 1997, año en que se lleva a cabo la fusión entre *Fitch Investors Services* y la calificadora Europea de mayor prestigio *IBCA*.

En el 2000 *Fitch* dio otros grandes pasos dentro de su perspectiva de alcanzar la mayor cobertura y prestar el mejor servicio de calificación a nivel global, al absorber en abril del 2000 a *Duff & Phelps* y en octubre del mismo año a *Bankwatch*, el líder mundial de calificación de instituciones bancarias.

*Fitch* en la actualidad tiene presencia en 90 países, contando con 49 oficinas y más de 2,104 empleados dedicados al negocio de calificaciones financieras alrededor del mundo.

Los analistas de *Fitch* cubren Instituciones Financieras, Bancos, Fondos de Inversión y Pensiones, Corporaciones Industriales, Comerciales y de Servicios, Compañías de Seguros y Fianzas, Financiamientos Estructurados con respaldo de Activos, Gobiernos Soberanos y Subnacionales, etc.

Su filosofía de operación se basa en dar el mejor y más oportuno servicio al mercado, soportado por equipos de analistas globales y locales que al combinar conocimientos optimizan la calidad de sus calificaciones, mismas que pueden ser de alcance



doméstico o internacional y en moneda local o extranjera, dependiendo de las características propias de cada emisión o institución.

La dimensión global de Fitch se puede observar a través de la cobertura de sus mercados. En la actualidad califica más de 3,000 Bancos, más de 2,500 Compañías de Seguros, 1,400 Corporaciones Industriales, 84,000 Entidades Públicas (Subnacionales), más de 8, 500 Emisiones Estructuradas en el Mercado de Estados Unidos, más de 1,500 en el mercado europeo, etc. (Fitch Ratings, 2016)

### **1.3.2.- Criterios para la asignación de una calificación crediticia**

Sin duda alguna, el perfil de los ingresos y gastos operacionales del Gobierno Local y Regional (GLR) es una pieza de información fundamental para la calificación crediticia. Para evaluarlo, Fitch analiza la estructura y flexibilidad de los ingresos del Gobierno Local y Regional, así como, de haberlos, en los compromisos de transferencias desde el gobierno central. La existencia de cualquier mecanismo de compensación que pudiera contrarrestar un perfil socio-económico local poco favorable se considera un factor positivo para la calificación. También es importante evaluar el tipo de responsabilidades asumidas por el gobierno sub nacional, ya sean operacionales o en materia de inversión.

Fitch ha clasificado el perfil de los ingresos y gastos operacionales en tres grandes categorías: Fuerte, Neutral y Débil. La clasificación del perfil de los ingresos y gastos operacionales de una entidad puede variar dependiendo de los cambios en la regulación, sistemas de fondeo, mejoras en la información contable que debe revelarse, y/o supervisión y control. La siguiente tabla presenta un indicador de los factores generales en la evaluación.

**Cuadro 2. Evaluaciones del perfil de los ingresos y gastos operacionales.**

<b>Fuerte</b>	<b>Neutral</b>	<b>Débil</b>
<b>Compensación de fondos horizontal y vertical.</b>	Algún tipo de mecanismos de compensación implementado	Falta de transparencia en las cuentas
<b>Régimen regulatorio prudencial robusto o disciplina en el mercado de capitales</b>	Régimen regulatorio generalmente estable	Relación intergubernamental volátil
<b>Relación intergubernamental estable</b>	Cambios ocasionales en el sistema de fondeo	Poca flexibilidad del ingreso
<b>Muy buena transparencia, incluyendo pronósticos</b>	Transparencia adecuada	Falta de rendición de cuentas en el sector público más amplio
<b>Buena protección para los acreedores</b>	Cierta forma de restricciones de deuda	Prácticas rudimentarias en el manejo de la deuda
<b>Adherencia general a normas contables internacionales</b>	Control adecuado	Control y supervisión inadecuados

Fuente: Fitch Ratings (2016).

### **1.3.2.1.- Estructura de ingresos y gastos**

Impuestos: Considera negativa la dependencia de ingresos en uno o dos impuestos, particularmente si estos impuestos están estrechamente correlacionados a actividades económicas, como el impuesto sobre la renta (ISR) de las personas y el impuesto al valor agregado (IVA).

Otra evaluación importante es si el sub nacional tiene la autoridad y el poder de aumentar las tasas impositivas y modificar la base gravable, o si los impuestos son determinados por el gobierno central. Mientras más alta sea la flexibilidad fiscal del sub nacional y más grande el número de impuestos, es más positivo.

Transferencias: Estas pueden consistir en impuestos recaudados por el gobierno central y remitidos a los subnacionales sin ningún límite, o pueden hacerse mediante compensación de ingresos. La compensación puede ser horizontal (entre subnacionales de un mismo nivel), vertical (entre diferentes niveles de gobierno para suavizar disparidades de ingreso o riqueza fiscal) o ambas.

Mientras más importante sea la compensación financiera para el subnacional, Fitch pondrá menos énfasis en su base económica en términos de la evaluación sobre la generación de ingresos. Esto se debe a que es menos probable que sus ingresos estén correlacionados a la economía local y más probable que lo estén al desempeño económico nacional. Las transferencias horizontales tienen un impacto positivo en las entidades subnacionales con una base socioeconómica débil pero tienen un efecto neutral - si no negativo - en aquellos con fundamentos económicos sólidos. Cuanto más alto sea el nivel de transferencias del gobierno a través de compensación, se puede considerar un mayor soporte del Marco Institucional.

Fitch no solo considera el fondeo, sino también la forma en cómo se distribuyen los fondos de compensación a las entidades subnacionales. La agencia considera que una

fórmula objetiva para los cálculos, es más positiva que un sistema basado en decisiones ad hoc del gobierno central. En algunos países, algunos subnacionales pueden ser contribuyentes netos del sistema mientras que otros son receptores netos.

Fitch también examina los impuestos que alimentan el fondo de compensación. Cuanto más diversificados estén los impuestos incluidos, será más positivo para las calificaciones, ya que es probable que los ingresos sean menos volátiles.

**Responsabilidades de Gasto:** En la evaluación del Marco Institucional, Fitch también examina las responsabilidades del subnacional y cómo éstas han cambiado con el paso del tiempo. Fitch considera que responsabilidades como salud y educación requieren una alta cantidad de recursos y por ende evalúa la disponibilidad de fondos para cubrirlas. Cuando el gasto en los servicios aumenta más rápidamente que el PIB (a menudo, la salud), debe ir acompañado de una fuente de ingresos que sea similarmente boyante.

Fitch considera que el gasto de capital generalmente es más flexible que el gasto corriente. Por tanto, la agencia considera que una alta proporción de gasto de capital respecto al total, es positivo para la calidad crediticia. Sin embargo, Fitch también examina el tipo de inversiones que llevan a cabo los subnacionales, dado que en la práctica algunos son difíciles de recortar, por ejemplo una carretera principal en una ciudad o la ampliación de un sistema de transporte subterráneo en una zona urbana muy congestionada.

A medida que la tendencia general a nivel mundial es hacia la descentralización, Fitch incorpora la expectativa de que las responsabilidades de los subnacionales evolucionarán con el tiempo y, por tanto, también lo hará la opinión de la agencia sobre el Marco Institucional. La agencia considera negativamente las responsabilidades de gasto que son delegadas por el gobierno central sin un financiamiento adecuado, o que tengan potencial para ocasionar una revisión la fórmula de financiamiento. La

estructura de la población de un subnacional puede ser muy dinámica, los cambios pueden surgir ya sea a través de migración interna o externa. Aunque el impacto en los ingresos se puede diferir, el impacto sobre el gasto podría ser más repentino.

### ***1.3.2.2.- Políticas Contables, Rendición de Cuentas y Transparencia Políticas contables y Auditorías***

Las políticas contables adoptadas por las entidades subnacionales varían según la jurisdicción. Aunque no existen normas internacionales de contabilidad obligatorias para el sector público, como las del sector empresarial, la Junta de Normas de Contabilidad del Sector Público Internacional ha emitido directrices. El cumplimiento de estas directrices es un factor crediticio positivo. Fitch ve la contabilidad con base en efectivo como la forma más débil de infraestructura contable, aunque reconoce que en algunos países el sistema y los procesos no son lo suficientemente sofisticados para adoptar cualquiera de los métodos alternativos de presentación de informes contables. La contabilidad con base en total devengado, junto con el flujo de efectivo y el balance general, son consideradas por Fitch como la mejor práctica.

En algunos países, no se requiere la certificación de una auditoría por un auditor privado independiente y las cuentas públicas son normalmente “auditadas” por un auditor o contralor designado por un estado o región. La oportunidad de estos reportes puede variar y algunas veces puede retrasarse por varios años. Los auditores designados nacionalmente tienden a comentar sobre la legalidad de las transacciones y no en cómo las cuentas representan una visión justa y verdadera de las finanzas subnacionales.

La oportunidad de las auditorías también es importante – si existe una brecha significativa entre el término del año fiscal y la publicación del reporte, su utilidad se reduce. Fitch prefiere que las auditorías terminen en los últimos seis meses posteriores

al año fiscal en revisión. La agencia considera la publicación de resultados presupuestales trimestrales o semestrales como la mejor práctica.

Cuando se cuente con prácticas contables y requisitos establecidos, Fitch espera que el emisor se ajuste a los mismos. Los reportes financieros adicionales, tales como reportes provisionales de ingresos y gastos durante el año, son percibidos de manera positiva.

Fitch considera óptimo que los estados financieros sean auditados por una firma de contadores independiente y de buena reputación, sin embargo entiende que muchos Gobiernos Locales y Regionales no los proporcionen considerando que no es un requisito legal. Sin embargo, cuando se trata de un auditor público, Fitch espera que las auditorías sean exhaustivas y oportunas. Las presentaciones presupuestarias y de flujo de efectivo son la forma de divulgación financiera más comúnmente disponible de las entidades subnacionales en muchos países.

Divulgación: El nivel de divulgación puede variar. En algunos países, los avances presupuestales actualizados y los informes de auditoría están disponibles poco después del cierre del ejercicio, ya sea a través de los sitios web de cada subnacional o de las contralorías respectivas. Este nivel de transparencia es importante, ya que permite que los inversionistas vean los cambios en la situación financiera y fiscal de la entidad subnacional. Además, la divulgación de las obligaciones indirectas (como los pagos futuros bajo una asociación público-privada) se traduce en una mayor confianza en la situación financiera y fiscal del subnacional.

### **1.3.2.3.- Control y Monitoreo**

Supervisión: Una evaluación de los componentes de control y seguimiento por niveles superiores de gobierno es fundamental. Esto se vuelve más importante en los países que están experimentando un proceso de descentralización, donde los gobiernos subnacionales están adquiriendo nuevos niveles de responsabilidades. El control puede ser mediante una autorización ex-ante o a través de auditorías ex-post y por medio de pre-autorización en el caso de la contratación de deuda.

Control Interno: Fitch podría considerar a los subnacionales que constantemente rebasen los objetivos presupuestarios o que sean incapaces de ajustar los gastos a los ingresos, como carentes de disciplina y control fiscal interno y presupuestario. La agencia ve positivamente a los subnacionales que tienen un departamento de auditoría interna, que es independiente y responsable ante el jefe del ejecutivo o el legislativo. Las auditorías externas designadas por la asamblea local o el estado deben estar libres de interferencias políticas

Regulaciones Prudenciales: Muchos países han establecido límites de endeudamiento prudenciales. La forma de las regulaciones prudenciales varía de un país a otro, pero en general tienden a tener un límite sobre el servicio de la deuda y/o un límite de la razón deuda/ingresos. Otras jurisdicciones pueden limitar la razón deuda/PIB local, prohibir la emisión de bonos con pago de cupón al vencimiento, limitar la deuda a largo plazo para financiar inversiones o prohibir al subnacional tomar préstamos en moneda extranjera. Los controles prudenciales que limitan la deuda respecto a los ingresos totales y no respecto a los ingresos operativos pueden ser difíciles de respetar, dado que los ingresos de capital son, por naturaleza, volátiles.

Los límites de endeudamiento prudencial son muy importantes para los gobiernos subnacionales con poca experiencia en la gestión de la deuda. Dichos límites asegurarán que la deuda se tome en forma responsable y que la asequibilidad de la

deuda sea evaluada. Sin embargo, la imposición de controles de deuda sin tener en cuenta la situación financiera ni la experiencia en la gestión de deuda del gobierno subnacional, puede obstaculizar el desarrollo y puede penalizar injustamente a los subnacionales que han seguido una política de acumulación de deuda muy responsable.

Otras Consideraciones: No hay una relación lineal simple entre las calificaciones de los GLR y cada métrica que Fitch considera en su análisis de calificación. Esto refleja la naturaleza variada del análisis, el Marco Institucional en el que se encuentra el gobierno subnacional, y el tamaño del Gobierno Local y Regional. Por lo tanto, en un MI Fuerte, el factor primordial de calificación sería el marco en sí, de manera que incluso si el entorno económico no fuese dinámico o la carga de la deuda fuese significativa, el Gobierno Local y Regional podría aún alcanzar una calificación alta debido impacto positivo primordial del Marco Institucional. Estas influencias cualitativas en la calidad crediticia del Gobierno Local y Regional explican en gran medida por qué las llamadas economías avanzadas son capaces de alcanzar calificaciones más altas que sus pares en los mercados emergentes a pesar de contar con cargas de deuda mucho más grandes, mientras que las calificaciones en algunos países en desarrollo tienden a ser más bajas aún y cuando su carga de deuda pueda ser modesta o su desempeño fiscal pueda ser fuerte.

Los Gobiernos Locales y Regionales en las economías avanzadas son típicamente menos propensos a las crisis políticas o económicas graves y tienden a tener un sistema de compensación sólido, fuentes de ingresos predecibles, alta flexibilidad fiscal y mercados de capitales más desarrollados.



#### **1.3.2.4.- Liquidez**

Fitch analiza la posición de liquidez de los emisores, incluyendo la programación del cobro de impuestos, el tiempo en que son recibidas las transferencias, el tiempo de los desembolsos, la calidad y tiempos de las cuentas por cobrar y pagar, cualquier línea bancaria comprometida y programas de deuda no desembolsados. Aquellos Gobiernos Locales y Regionales que se encuentren en la posición más fuerte no dependen de flujos de caja externos. El análisis de liquidez es particularmente importante en situaciones de presión financiera o en casos donde el acceso a los mercados de capitales y deuda se vuelve restrictivo y existe un alto riesgo de refinanciamiento.

Empleo: Fitch revisa las tendencias en el empleo y trata de comprender las razones que hacen que una determinada empresa o sector se expanda o contraiga. Las tendencias relativas en el desempleo se examinan a la luz de los cambios en la oferta de mano de obra, participación laboral y otros factores que podrían ejercer una influencia, como la ciclicidad.

Renta y Riqueza: Los niveles de renta se evalúan tanto en términos absolutos como relativos con respecto al promedio regional, nacional e internacional. La revisión de las tendencias en la renta y riqueza del emisor y su comparación con los promedios nacionales proporciona una indicación de su posición relativa y desempeño.

#### **1.3.2.5.- Otros Factores Demográficos**

Fitch revisa parámetros demográficos clave, en particular las tendencias en la población. Aunque el crecimiento balanceado de la población suele considerarse un factor positivo, la estabilidad de la población también puede ser una consideración positiva para la calificación, sobre todo en el caso de las comunidades de menor tamaño que no cuentan con una gran demanda de nuevos servicios ni soportan presiones por el lado del gasto. A la inversa, las zonas en rápido crecimiento pueden

plantear riesgos, ya que las necesidades de inversión son a menudo significativas, y proveer un nivel de infraestructura y servicios adecuado para satisfacer las necesidades de crecimiento puede resultar riesgoso.

#### **1.3.2.6.- Análisis de Ingresos**

Fitch examina la volatilidad, diversificación, dinamismo y predictibilidad de las fuentes de ingresos. En general, un sistema con una gran diversificación de ingresos y sustentado en una base amplia de impuestos es más estable y está en mejores condiciones de apuntalar la riqueza del emisor, dando como resultado un perfil financiero más sólido. La dependencia de impuestos sensibles a la coyuntura económica como los impuestos que gravan las actividades de ventas inmobiliarias pueden exponer al emisor a volatilidad financiera y tener implicaciones negativas para la calificación. La capacidad de un gobierno subnacional para controlar sus propias fuentes de ingresos, incluyendo la facultad de ajustar las tasas tributarias, constituye una característica crediticia positiva. En el caso de entidades cuyos fondos dependen sustancialmente de transferencias desde otro nivel de gobierno u organismo público, Fitch evalúa la continuidad de dicho financiamiento y la forma en que cualquier ajuste podría afectar al subnacional.

Análisis de Gastos Fitch examina las tendencias en el gasto, la flexibilidad del emisor para ajustar sus gastos, y la estabilidad prevista en cada uno de los grandes rubros presupuestarios. Por ejemplo, un emisor con una elevada base de costos fijos o con un alto porcentaje de afiliación sindical en su plantilla tendrá en general menor margen para realizar recortes significativos en los gastos que otro con una menor base de costos fijos o con un mercado laboral más flexible. En algunos países, la estabilidad en el empleo de los funcionarios públicos está garantizada y por lo tanto el Gobierno Local y Regional enfrenta dificultades importantes en la habilidad para recortar la plantilla a fin de reducir los costos operacionales.

### 1.3.2.7.- Políticas Presupuestarias

Fitch revisa las políticas presupuestarias de un emisor, en concreto las estimaciones de ingresos y gastos, y compara las principales hipótesis aplicadas en sus presupuestos con los gastos e ingresos efectivamente producidos a lo largo del tiempo. Fitch considera favorables las estimaciones conservadoras y muestra inquietud si un subnacional parece no estar incorporando plenamente las actuales condiciones económicas, políticas o financieras. (Fitch, 2005)

### 1.3.3.- Escala de calificaciones crediticias

A continuación, se presenta la escala a de calificación de Fitch Ratings (Cuadro 3).

**Cuadro 3. Calificaciones de Fitch.**

Calificación	Descripción
<b>AAA</b>	Las calificaciones nacionales 'AAA' indican la máxima calificación asignada por la agencia en su escala nacional para ese país. Esta calificación se asigna a los emisores u obligaciones con la más baja expectativa de riesgo de incumplimiento en relación con otros emisores u obligaciones en el mismo país.
<b>AA, AA+, AA-</b>	Las calificaciones nacionales 'AA' indican una expectativa de muy bajo riesgo de incumplimiento en relación a otros emisores u obligaciones en el mismo país. El riesgo de incumplimiento inherente sólo difiere

	ligeramente de la de los más altos emisores u obligaciones calificados del país.
<b>A; A+, A-</b>	Las calificaciones nacionales 'A' indican expectativa de bajo riesgo de incumplimiento en relación a otros emisores u obligaciones en el mismo país. Sin embargo, los cambios en circunstancias o condiciones económicas pueden afectar la capacidad de pago oportuno en un grado mayor que en el caso de los compromisos financieros que poseen una calificación más alta.
<b>BBB, BBB+, BBB-</b>	Las calificaciones nacionales 'BBB' indican que existe un riesgo moderado de incumplimiento en relación a otros emisores u obligaciones en el mismo país. Sin embargo, los cambios en circunstancias o condiciones económicas tienen más probabilidades de afectar la capacidad de pago oportuno que en el caso de los compromisos financieros que poseen una calificación más alta.
<b>BB, BB+, BB-</b>	Las calificaciones nacionales 'BB' indican que existe un elevado riesgo de incumplimiento en relación a otros emisores u obligaciones en el mismo país. Dentro del contexto del país, el pago es incierto hasta cierto punto, y la capacidad de pago sigue siendo más vulnerable al cambio económico adverso con el paso del tiempo.
<b>B, B+, B-</b>	Las calificaciones nacionales 'B' indican un riesgo significativamente elevado de incumplimiento en relación a otros emisores u obligaciones en el mismo país. Los

	<p>compromisos financieros actualmente se están cumpliendo pero mantiene un limitado margen de seguridad y la capacidad de pago oportuno depende de un favorable entorno económico y de negocios. Para instrumentos, emisiones u operaciones de financiamiento, esta calificación puede indicar que están deterioradas o en incumplimiento con un riesgo muy elevado de recuperación.</p>
<b>CCC</b>	<p>Las calificaciones nacionales 'CCC' indican que el incumplimiento es una posibilidad real. La capacidad para cumplir los compromisos financieros depende exclusivamente de un favorable entorno económico y de negocios.</p>
<b>CC</b>	<p>Las calificaciones nacionales 'CC' indican que el incumplimiento de algún tipo parece probable.</p>
<b>C</b>	<p>Las calificaciones nacionales 'C' indican que el incumplimiento es inminente. Alta incertidumbre en cuanto a la capacidad de cumplimiento oportuno de sus compromisos financieros, respecto de otras empresas dentro del mismo país. La capacidad para cumplir con los compromisos financieros depende principalmente de condiciones económicas favorables y estables.</p>
<b>RD</b>	<p>Default Restringido. Las calificaciones 'RD' indican que un emisor, en opinión de Fitch Ratings ha incurrido en un incumplimiento de pago de un bono, préstamo u otra</p>

	<p>obligación financiera material, pero no ha entrado en proceso de quiebra, concurso mercantil, insolvencia, liquidación u otro procedimiento formal de disolución, y que no haya cesado en forma alguna el curso normal de negocios.</p> <p>Esto incluiría: a. el incumplimiento de pago selectivo sobre una clase específica o moneda de deuda. b. el vencimiento no renovable de cualquier periodo de gracia aplicable, periodo de cura o de tolerancia posterior a un incumplimiento de pago en un préstamo bancario, valores de mercados de capital o de cualquier obligación financiera relevante. c. la extensión de múltiples dispensas (waiver) o periodos de tolerancia posterior a un incumplimiento de pago en una o más obligaciones financieras relevantes, ya sea de forma continua o al mismo tiempo. d. ejecución de un canje de deuda deteriorada en una o más obligaciones financieras relevantes.</p>
<b>D</b>	<p>Las calificaciones 'D' indican un emisor o instrumento que se encuentra actualmente en incumplimiento.</p>

Fuente: Fitch Ratings (2016).

## **1.4.- Evidencia Empírica**

### **1.4.1- Evidencia Empírica Internacional**

En su estudio (Ammar, Duncombe, Hou, Jump, & Wright, 1982) plantean una pregunta que es clave para nuestra investigación: ¿Qué factores influyen con mayor magnitud la calificación crediticia obtenida? Los autores agruparon las variables a analizar en cuatro grupos: factores económicos, razones de deuda, factores financieros y prácticas administrativas, clasificación que también se expone en la metodología de Fitch México, así como de muchos otros estudios analizados. Este estudio fue uno de los más sobresalientes en cuanto a capacidad predictiva se refiere, pudiendo clasificar de manera correcta 90% de los casos analizados. El éxito de esta investigación nos conduce a suponer la existencia de relaciones funcionales explícitas entre variables y calificación crediticia. El análisis de crédito de una institución es la evaluación de las fortalezas y debilidades relativas de aquellos factores que intrínsecamente contienen información concerniente a la probabilidad de repago de las obligaciones financieras.

(Cluff & Farnham, 1985) Cuestionan la decisión de otros investigadores sobre el modelo estadístico elegido, siendo en muchos casos regresión múltiple o análisis discriminante, y proponen el modelo Probit N-cotómico como una alternativa superior, consiguiendo en esta investigación un resultado global del 66.4% de clasificaciones correctas. Este estudio remarca que los indicadores de deuda de una región han sido estudiados con el supuesto de que entre más elevados afectaran de manera negativa la calificación otorgada, sin embargo, se plantea la idea de que indicadores elevados de deuda no necesariamente sean un factor de detrimento para la estabilidad financiera de una comunidad. También se hace la observación de que una de las limitaciones más importantes al momento de realizar este tipo de estudio, es el no tener acceso al mismo conjunto de datos que usan las calificadoras al momento de realizar la evaluación.

Basta con revisar los apartados que refieren las variables estudiadas en cada investigación, para llegar a la conclusión de que existe un conjunto de variables “base” que todos o la mayoría de los autores usan para probar sus hipótesis. Esto facilita de sobremanera la labor de selección de variables a usar, pues nuestra investigación también tiene como objetivo, cuantificar el efecto que las variables asociadas a factores financieros y económicos tienen sobre la calificación.

La literatura sugiere también que el mercado de deuda en Estados Unidos, está segmentado por región geográfica y tamaño o magnitud de la entidad emisora. Esto último puede ser una razón por la que muchas entidades prefieren no aplicar para conseguir una calificación crediticia, pues perciben no obtener ningún beneficio. (Rivers & Yates, 1997).

En el estudio de (Carleton & Lerner, 2008) los autores comentan acerca de la propiedad de parsimonia del problema de clasificación de calificación crediticia, pues como ellos los redactan, revisando otros estudios relacionados con el tema, se hace evidente que un conjunto relativamente pequeño de variables es el responsable de la mayor parte de la explicación y predicción de las calificaciones crediticias.

En el artículo (Capeci, 1991) utiliza datos de 136 municipios entre 1982 y 1987 para investigar cómo el mercado reacciona a los cambios en la calidad del crédito, tanto en forma directa como indirecta a través de los cambios en las calificaciones de crédito, esperan ver una correlación negativa entre la calificación de crédito y el término de error de la ecuación de rendimiento, en sus resultados dicen que las estimaciones implican una relación negativa entre la cantidad de deuda emitida y la calificación. Lo que sugiere que las características del emisor afectan a las calificaciones y que las calificaciones afectan el rendimiento.



### **1.4.2.- Evidencia Empírica México**

Revisando la literatura del tema, respecto a México, uno se puede percatar de que es escasa, sin embargo, existen varios estudios que abordan el tema. Por ejemplo, en el estudio de (V.A, 2009) a través del modelo de análisis de componentes principales, explora la situación de las finanzas públicas estatales de México, para una muestra de 34 variables, las cuales midieron la dimensión de las finanzas públicas, la insostenibilidad de la deuda, el apalancamiento, y la inversión del estado. Con base en estas variables crea índices que capturan y resumen el desempeño financiero de la entidad federativas en México. También proporciona evidencia de que estos índices permiten al funcionario estatal identificar de manera rápida cuál es su posición relativa con respecto a otros estados y tomar decisiones de política para ubicarse en mejores posiciones a mediano plazo. Para el regulador, los índices permiten identificar casos con alto volatilidad, de acuerdo a su comportamiento en el tiempo, y monitorear la salud de las finanzas públicas locales, también ayudan a monitorear el desempeño de los estados en condiciones de presiones económicas con el fin de identificar posibles incumplimientos.

(Yorio, 2007) utiliza un modelo probit ordenado para estimar la calificación crediticia de los 31 estados y del distrito federal, en su estudio clasifica variables independientes en tres rubros: indicadores fiscales y financieros, endeudamiento y sostenibilidad e indicadores económicos. Sus resultados empíricos afirman, que las variables: Servicio de la deuda como porcentaje de los ingresos fiscales ordinarios (SDIFOS), la participación del gasto en inversión en el gasto de los estados (GIGT) y los ingresos estatales como porcentaje de los ingresos totales (IEIT) tiene influencia significativa en la calificación crediticia. También, indica que los indicadores de deuda y sostenibilidad, así como los indicadores fiscales y económicos son significativos.

Por su parte, (Mendoza, 2008) evalúa el desempeño de las finanzas públicas de los estados en México, a través de tres métodos: análisis discriminante, modelo probit

ordenado y redes neuronales artificiales para el periodo 2001 – 2007, con una muestra de 22 entidades federativas. Sus principales hallazgos son: que el modelo de redes neuronales proporciona un mejor pronóstico tanto para datos que están dentro de la muestra, como para los que están fuera de la muestra, no obstante, el modelo no es eficiente para estimar la calificación crediticia en intervalos, mientras que el análisis discriminante proporciona una mejor estimación por intervalos, dado que clasifica correctamente el 95% de los casos comparado con solo 76% del modelo de redes neuronales. Por otros lados, el modelo probit ordenado no logra clasificar de manera satisfactoria la calidad crediticia de los estados en México, solo clasifica correctamente el 50% de los casos para datos dentro de la muestra y para datos fuera de la muestra, acierta el 28.6% de las observaciones y tiene el mismo poder predictivo que el análisis discriminante para datos fuera de la muestra.

Al mismo tiempo, muestra que los pronósticos de las calificaciones crediticias tiene diferentes usos dependiendo de las personas que los utilizan , como es el caso de un funcionario local al que le permite implementar acciones que ayuden a mejorar la calificación crediticia de sus finanzas públicas; a un regulador, para detectar casos de deterioro financiero significativo que requieran acción inmediata; y aun acreedor, para estimar las tasas de interés de los financiamientos que otorga a los gobiernos estatales y para estimar las reservas de capital que se requiere.

De modo similar, Ibarra et al (2009) utilizaron un modelo Probit y Logit ordenados para relacionar las calificaciones crediticias asignadas por Fitch a los estados mexicanos, su periodo de estudio fue 2000 – 2003, con una muestra de veinte estados mexicanos en su investigación, implementaron tres categorías para validar la calidad crediticia estas fueron: finanzas públicas estatales, deuda pública, economía y bienestar social. Sus principales resultados afirman que las variables de deuda, gasto en inversión como proporción de los ingresos propios (INVI), gasto corriente (GSR), gasto en inversión como proporción del PIB Estatal (INVB), ingreso efectivo ordinario (IEO); gasto en inversión como proporción del gasto primario (INVP), ahorro fiscal como porcentaje del

ingreso efectivo ordinario (AFIEO), gasto primario, son estadísticamente significativos. Así mismo, menciona que las variables de deuda pública son estadísticamente significativas, es decir, un incremento en la deuda de un estado reduce la probabilidad de obtener una mejor calificación. Desde la perspectiva de las finanzas públicas argumentan que reducir la carga de la deuda ayudaría a obtener mejores calificaciones y menores costos de financiamiento. Por otro parte, las variables de economía y bienestar social no son significativas para la estimación de la calificación crediticia. Finalmente, concluyen que el modelo Logit ordenado y el modelo probit ordenado arrojan resultados similares.

No obstante, en el ámbito municipal se puede destacar el estudio de Morales (2012), en el cual utilizo los modelos: análisis discriminante, Z-score y componentes principales para estimar las calificaciones crediticias de los 125 municipios del Estado de México. Para sus modelos uso las siguientes razones financieras: activo circulante, razón de la deuda, razón de endeudamiento, margen de utilidad bruta, rendimiento explotación, rendimiento inversión total, rentabilidad sobre capital. Su evidencia empírica muestra que el modelo Z-score y el análisis discriminante pueden ser empleadas para obtener las calificaciones crediticias.

## **Capítulo II: Metodología**

### **2.1.- Introducción**

El problema de clasificación por calificación crediticia, ha sido abordado por numerosos estudios en los últimos 50 años, principalmente por académicos norteamericanos. Diversos métodos han sido utilizados para atacar la problemática, tales como regresión múltiple y análisis discriminante.

Sin embargo, nosotros observamos características en el problema que favorecen el uso de la regresión discreta. En particular, la regresión logística ordinal parece ajustarse a las especificaciones presentes en el problema.

En este capítulo se presentarán los métodos y técnicas que serán empleados en el resto de la investigación.

### **2.2.- Regresión Logística.**

Para poder exponer los principios de la regresión logística, y con el afán de no abrumar al lector con los detalles del tema, hacemos la suposición de que se cuenta con conocimiento básico de la técnica de regresión lineal múltiple.

Cabe aclarar que el propósito de este capítulo es explicar los principios básicos sobre los cuales está fundamentada la técnica de regresión logística, por lo que omitiremos pruebas que consideramos no son necesarias para la exposición del tema.

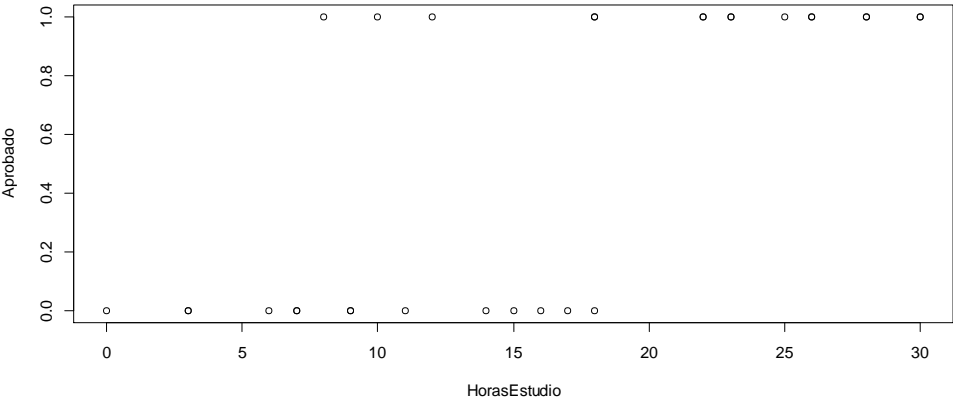
Supongamos pares de observaciones, donde la variable de respuesta, comúnmente denotada como  $Y$ , es dicotómica, es decir solo puede adquirir los valores 0 o 1. Si bien esta técnica se utiliza cuando la variable de respuesta es binaria, también se puede generalizar cuando la variable de respuesta tiene un rango discreto ordinal, caso que

se abordará más adelante. Por ejemplo, aprobar el examen de ingreso a la universidad dependiendo de las horas de estudio que el alumno ha dedicado a su preparación para la prueba. Intuitivamente, es razonable asumir que, a mayor número de horas dedicadas al estudio, mayor será la tendencia a aprobar el examen

En este caso la variable de respuesta tomaría el valor 1 en caso de aprobar y 0 en caso contrario.

La grafica muestra la relación entre el número de horas de estudio y aprobar o no el examen (Gráfica 1).

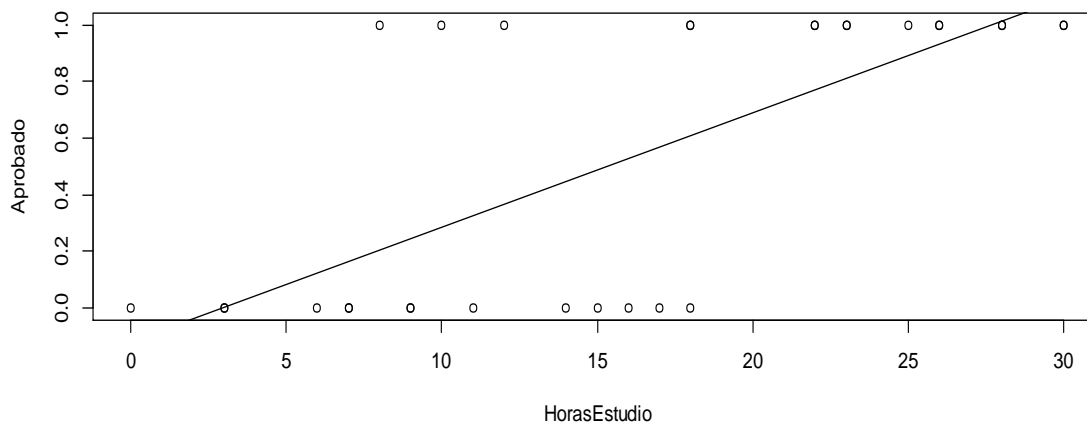
**Gráfica 1. Horas de estudio vs aprobación de examen.**



Fuente: Elaboración propia.

Ahora, si intentamos aplicar el método de mínimos cuadrados nos encontraremos con una situación como la de la gráfica 2.

**Gráfica 2. Regresión simple horas de estudio vs aprobación de examen.**



Fuente: Elaboración propia.

Esta línea que fue determinada a través del método de mínimos cuadrados, tiene varias complicaciones:

- La naturaleza binaria de la variable de respuesta (o el hecho de solo poder tomar como valor 0 o 1), hace difícil la tarea de predicción con el uso de la recta que ha sido determinada, por ejemplo, considere un alumno que ha dedicado 50 horas de estudio, si tratamos de predecir la variable de respuesta con esta información, obtendremos un resultado por encima de 1. ¿Cómo deberíamos interpretar este resultado? Nótese que el mismo fenómeno ocurre si introducimos información que produzca valores por debajo de 0.
- Tomando en cuenta el punto anterior, la interpretación de los coeficientes de las variables predictoros del modelo se ve afectada, pues, aunque pueda ser que la tendencia determinada por la recta corresponda a la que se intuye a priori, la magnitud de esta pueda estar subestimada o sobreestimada.

- También note que la variable  $Y$  sigue una distribución Bernoulli, por lo tanto, se viola el supuesto de varianza constante del método de mínimos cuadrados.

Antes de continuar con el desarrollo de la regresión logística, presentamos la definición de momio:

Sea  $Y$  una variable aleatoria con distribución  $Bernoulli(p)$ :

$$Momio(Y) = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)}$$

El concepto de momio ofrece dos propiedades de interés para nosotros:

- Una interpretación diferente de la probabilidad: Si lanzamos una moneda al aire, tenemos una probabilidad de 0.5 de adivinar de qué lado aterrizará la moneda. Por otro lado, tenemos un momio de 1 sobre el mismo evento. En otras palabras, la probabilidad compara las veces en que adivinamos contra todas las veces que repetimos el experimento, mientras que el momio compara las veces que adivinamos contra las veces que no adivinamos.
- Relajar el rango de la variable de respuesta: Considere el axioma:

$$0 \leq P(E) \leq 1$$

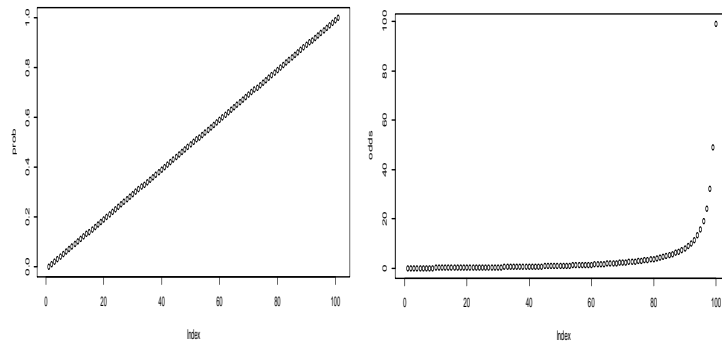
- Mientras que de la definición de momio se puede derivar que:

$$Momio(Y) \geq 0$$

Esta última propiedad es donde enfocaremos nuestra atención.

En lugar de tratar de predecir el resultado de la variable de respuesta  $y_i$  directamente, nos enfocaremos en tratar de predecir la probabilidad de que el evento  $Y = 1$  ocurra. Para lograr esto primero analicemos valores arbitrarios de probabilidad y su mapeo a su momio correspondiente.

**Gráfica 3. Función acumulada de probabilidad (Izquierda) y momio de la función acumulada de probabilidad (Derecha).**



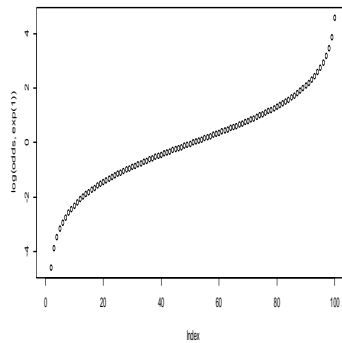
Fuente: Elaboración propia.

En la gráfica 3 puede apreciar que la probabilidad como función está acotada por 0 y 1, hecho que señalamos ya. Mientras que el momio solo está acotado por 0. También se puede apreciar que debido a la forma funcional del momio con la probabilidad de un evento como argumento, asemeja el comportamiento de una función exponencial.



Por ultimo, nos interesa analizar el comportamiento del momio al serle aplicada la funcion logaritmo natural. La gráfica 4 presenta este nuevo comportamiento.

**Gráfica 4. Logaritmo del momio.**



Fuente: Elaboración propia.

Es facil demostrar que:

$$-\infty < \ln\left(\frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)}\right) < \infty$$

Esta última propiedad es la que remueve la limitación del rango que encontrábamos al tratar de ajustar una ecuación de regresión sobre la variable binaria.

La exposición y comprensión de las ideas antes mencionadas, hace posible desarrollar la regresión logística:

Dado las propiedades del momio mencionadas, y ahora adicionalmente las propiedades conjuntas con la función logaritmo natural, nos enfocaremos en la siguiente relación:

$$\ln(\text{Odds}(Y)) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

$$\ln\left(\frac{P(Y = 1|X_1)}{1 - P(Y = 1|X_1)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

Donde:

$\ln()$  es la función logaritmo natural.

$P(Y = 1)$  es la probabilidad de que el evento en cuestión ocurra.

$\beta_0$  es el intercepto con el eje y

$\beta_1$  es la pendiente asociada a la variable  $X_1$

$\varepsilon$  es un término de error no observable.

Es cuestión de hacer una serie de manipulaciones algebraicas sobre la anterior ecuación para llegar a la conclusión de que:

$$P(Y = 1|X_1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon)}}$$

Esta última relación se puede generalizar a:

$$P(Y = 1|X) = \frac{e^{\beta X + \varepsilon}}{1 + e^{\beta X + \varepsilon}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta X + \varepsilon)}}$$

Donde

$\beta$  Es el vector de coeficientes a estimar

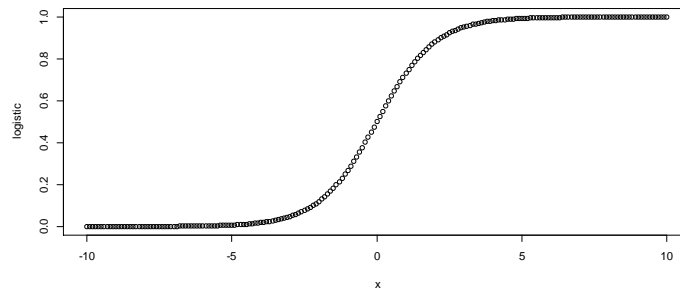
$X$  Es la matriz de variables predictores

$\varepsilon$  Es el termino de error no observable.

El lado derecho de la ecuación anterior se conoce como distribución logística

$$F(X \leq x) = \frac{e^x}{1 + e^x}$$

**Gráfica 5. Función acumulada de probabilidad de la distribución logística.**



Fuente: Elaboración propia.

Para poder interpretar los coeficientes obtenidos es necesario analizar de nuevo la relación:

$$\ln\left(\frac{P(Y = 1|X_1)}{1 - P(Y = 1|X_1)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

Y posteriormente realizar la manipulación:

$$\frac{P(Y = 1|X_1)}{1 - P(Y = 1|X_1)} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon}$$

De estas dos ecuaciones se desprenden dos posibles interpretaciones de los coeficientes. Considere el caso de la primera ecuación, un aumento de una unidad en la variable  $X_1$ , vendría acompañando de un aumento de  $\beta_1$  unidades en el logaritmo del momio de  $Y$ . Esta interpretación nos ofrece más que nada percepción acerca de la tendencia del coeficiente asociada a su variable.

Si consideramos la segunda ecuación, entonces encontraremos una interpretación más sencilla de entender: Si aumentamos en una unidad la variable  $X_1$ , entonces habrá un cambio de  $e^{\beta_1} - 1$  en el momio de  $Y$ . Esta segunda interpretación no solo ofrece la tendencia del coeficiente asociada a la variable, sino que cuantitativamente indica el efecto que determinada variable tendrá en el momio de  $Y$ .

Como se aclaró al inicio del capítulo omitiremos los cálculos de bondad de ajuste, así como inferencias sobre los coeficientes, pues estos tópicos no conciernen al propósito del capítulo. Sin embargo, en otros capítulos se hablará sobre estos cálculos, en medida que se ajusten a los modelos planteados.

## 2.3.- Regresión Logística Ordinal

Un problema que surge de la regresión logística, es que solo considera dos estados posibles para la variable de respuesta, 0 y 1, e ignora la posibilidad de tener más de 2 estados. Tal es el caso del presente estudio, cuya variable de respuesta es la calificación crediticia de los municipios del Estado de México, para el periodo de 2011 a 2015.

Por la razón anterior, en esta investigación utilizamos modelos Logit para múltiple respuesta, este tipo de modelos de regresión logística se usan como herramienta cuando se tiene una variable dependiente con más de dos respuestas o categorías, dependiendo de la naturaleza de la variable a explicar generalmente podemos considerar entre dos tipos de modelo:

- Logit ordinal u ordenado, como su nombre lo indica, este modelo toma en cuenta si existe un orden intrínseco en la variable de respuesta.
- Logit multinominal, normalmente utilizado cuando la variable de respuesta no presenta ningún tipo de jerarquía.

Desde el punto de vista teórico el modelo a considerar para esta investigación es el Logit ordenado pues la calificación crediticia, presenta las características descritas por este modelo, es decir obtener una calificación "A" es preferible a una "BBB", por lo tanto, se satisface el supuesto de orden entre las categorías de la variable de respuesta, este modelo asume que el efecto de la(s) variable(s) predictora(s) es el mismo para cada categoría, es decir, que  $\beta$  es la misma. A continuación, se darán a conocer las generalidades de los modelos a utilizar.

### 2.3.1.- Modelo de regresión logística para variables de respuesta ordinal

Sea  $Y$  una variable de respuesta ordinal. Sea  $P(Y \leq j)$  la probabilidad de que la respuesta caiga en la categoría  $j$  o por debajo (es decir, en la categoría  $1, 2, 3, \dots, j$ ). Esto último es llamado probabilidad acumulada. Por ejemplo, con cuatro categorías, la probabilidad acumulada es:

$$\text{Supongamos } Y = 1, 2, 3 \text{ o } 4. \quad P(Y = 1), P(Y \leq 2) = P(Y = 1) + P(Y = 2),$$

$$P(Y \leq 3) = P(Y = 1) + P(Y = 2) + P(Y = 3),$$

No es necesario obtener  $P(Y \leq 4)$ , pues la teoría de la probabilidad indica que este valor es igual a 1.

Una respuesta con  $c$  categorías tiene  $c$  probabilidades acumuladas. El orden para formar las probabilidades acumuladas refleja el orden de las respuestas. Las probabilidades satisfacen las siguientes condiciones:

$$P(Y \leq 1) \leq P(Y \leq 2) \leq \dots \leq P(Y \leq c) = 1$$

El momio para la categoría  $j$  o menor está representados por la siguiente razón:

$$\frac{P(Y \leq j)}{P(Y > j)}$$

Por ejemplo, cuando el momio equivale a 2.5, la probabilidad de respuesta en la categoría  $j$  o menor es 2.5 veces la probabilidad de una respuesta superior a la categoría  $j$ . Cada probabilidad acumulada puede convertirse al momio.

Un modelo Logístico para respuesta ordinal usa logits de probabilidades acumuladas. Con  $c = 4$ , por ejemplo, los logits son:

$$\text{logit}[P(Y \leq 1)] = \log \left[ \frac{P(Y = 1)}{P(Y > 1)} \right] = \log \left[ \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 2) + P(Y = 3) + P(Y = 4)} \right]$$

$$\text{logit}[P(Y \leq 2)] = \log \left[ \frac{P(Y \leq 2)}{P(Y > 2)} \right] = \log \left[ \frac{P(Y = 1) + P(Y = 2)}{P(Y = 3) + P(Y = 4)} \right]$$

$$\text{logit}[P(Y \leq 3)] = \log \left[ \frac{P(Y \leq 3)}{P(Y > 3)} \right] = \log \left[ \frac{P(Y = 1) + P(Y = 2) + P(Y = 3)}{P(Y = 4)} \right]$$

La probabilidad acumulada final necesariamente equivale a uno. Cada logit acumulado toma las respuestas como binarias considerando si la respuesta está por debajo o arriba de la escala.

Un modelo puede simultáneamente describir el efecto de una variable exploratoria sobre todas las probabilidades acumuladas para  $Y$ . Para cada probabilidad acumulada, el modelo se ve como una regresión logística ordinaria, donde los dos resultados son *Low* = “categoría  $j$  o por debajo” y *High* = “superior a la categoría  $j$ ”. Este modelo se representa de la siguiente manera:

$$\text{logit}[P(Y \leq j)] = \alpha_j + \beta x, \quad j = 1, 2, \dots, c - 1.$$

Este modelo requiere un parámetro constante  $\alpha_j$  diferente para cada probabilidad acumulada. El parámetro de mayor interés,  $\beta$ , describe el efecto de  $x$  sobre  $y$ . El efecto de  $x$  incrementa como la  $|\beta|$  incrementa. En este modelo  $\beta$  no tiene un subíndice  $j$ , ya que es el mismo valor para cada logit acumulado. En otras palabras, el modelo asume

que el efecto de  $x$  es el mismo para cada probabilidad acumulada. (Agresti & Finlay, 2009).

El modelo equivalente para la probabilidad acumulada es:

$$P(Y \leq j) = \frac{\exp(\alpha_j + \beta x)}{1 + \exp(\alpha_j + \beta x)}, \quad j = 1, 2, \dots, c - 1.$$

Para la probabilidad de una categoría específica:

$$P(Y = j) = \frac{\exp(\alpha_j + \beta x)}{1 + \exp(\alpha_j + \beta x)} - \frac{\exp(\alpha_{j-1} + \beta x)}{1 + \exp(\alpha_{j-1} + \beta x)}$$

Ya que el efecto de  $\beta$  es el mismo para cada logit acumulado. Esto resulta en un modelo parsimonioso, comparado con modelos como *Baseline-Category* que es un modelo logit para respuestas nominales que cuenta con parámetros  $\beta$  diferente para Máxima Verosimilitud.

Supóngase una muestra de  $x_1, x_2, \dots, x_n$  observaciones independientes e idénticamente distribuidas, que provienen de una función de distribución. La función de verosimilitud es:

$$L(\theta|X) = L(\theta_1, \dots, \theta_k | x_1, \dots, x_k) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta_1, \dots, \theta_k)$$

Entonces, para cada observación  $x$ , sea  $\hat{\theta}(x)$  un valor parámetro para el cual  $L(\theta|X)$  llega a su máximo como función de  $\theta$ , con el valor de  $x$  como fijo. El estimador de máxima verosimilitud del parámetro  $\theta$  basado en la muestra es  $\hat{\theta}(X)$



Nótese que, debido a su construcción, el rango del estimador de máxima verosimilitud coincide con el rango del parámetro.

De manera intuitiva, el estimador de máxima verosimilitud es una elección razonable para un estimador. El estimador de máxima verosimilitud es el valor para el cual la muestra observada es la más probable de ocurrir. En general, este estimador es un buen estimador puntual.

Uno de los problemas de este estimador es encontrar el valor que maximice la función de verosimilitud, pues aun para distribuciones comunes, este problema no se reduce al uso del cálculo diferencial para encontrar dicho valor.

Otro problema asociado, es el de estabilidad numérica, en otras palabras, la sensibilidad que tiene el estimador ante cambios en la muestra.

Si la función de verosimilitud es diferenciable, entonces los posibles candidatos de máxima verosimilitud son las soluciones a:

$$\frac{\partial}{\partial \theta_i} L(\theta|x) = 0$$

Tómese en cuenta que estos son solo candidatos, ya que las soluciones son solo puntos críticos de la ecuación y no son necesariamente máximos de la función. También se deben considerar los límites del dominio de la función para verificar la ubicación de los máximos de la función.

Máxima verosimilitud será la técnica que se ocupe para estimar los parámetros del modelo, pues sentimos que proporciona un mejor ajuste que el método de mínimos cuadrados.

Para la observación  $i$ , sea  $y_{i1}, \dots, y_{ic}$  un indicador de respuesta binario, donde  $y_{ij} = 1$  para la categoría  $j$  in que la respuesta cae; esto es, cuando  $y_i = j$  entonces  $y_{ij} = 1$  y  $y_{ik} = 0$  para  $k \neq j$ . Recordando que  $x_i$  denota los valores de las variables exploratorias para el sujeto  $i$ . Sea  $\pi_j(x_i) = P(y_i = j | X = x_i)$ . Para observaciones independientes, la función de verosimilitud se basa en el producto de funciones multinomiales para las  $n$  observaciones.

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n \left[ \prod_{j=1}^c \pi_j(x_i)^{y_{ij}} \right] &= \prod_{i=1}^n \left\{ \prod_{j=1}^c [P(y_i \leq j | x_i) - P(y_i \leq j-1 | x_i)]^{y_{ij}} \right\} \\ &= \prod_{i=1}^n \left\{ \prod_{j=1}^c \left[ \frac{\exp(\alpha_j + \beta x)}{1 + \exp(\alpha_j + \beta x)} - \frac{\exp(\alpha_{j-1} + \beta x)}{1 + \exp(\alpha_{j-1} + \beta x)} \right]^{y_{ij}} \right\}. \end{aligned}$$

Denotamos la función de verosimilitud como  $L(\{\alpha_j\}, \beta)$ . Obtenemos cada ecuación de verosimilitud a través de la diferenciación de  $L$  respecto del parámetro particular e igualamos a cero. Por simplicidad, denotamos:

$$G(z) = \frac{\exp(z)}{1 + \exp(z)}, \quad g(z) = \frac{\exp(z)}{[1 + \exp(z)]^2}.$$

Entonces la ecuación de verosimilitud para el parámetro  $\beta$  es:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c y_{ij} x_{ik} \frac{g(\alpha_j + \beta x_i) - g(\alpha_{j-1} + \beta x_i)}{G(\alpha_j + \beta x_i) - G(\alpha_{j-1} + \beta x_i)} = 0.$$

Como en la regresión logística ordinaria, estas ecuaciones son no lineales. Métodos iterativos son utilizados para resolver las ecuaciones de verosimilitud y obtener los

estimadores de máxima verosimilitud de los parámetros del modelo. En la literatura se ha demostrado que para “ $n$ ” suficientemente grande se garantiza un único máximo de la función de verosimilitud. Pero, para un “ $n$ ” pequeño, podría no existir o ser infinito, para ciertos patrones de los datos. (Agresti, 2012)

### 2.3.2.- Validación del modelo

Nuestra principal medida de desempeño del modelo será el índice que concordancia. Esta medida toma en cuenta la probabilidad pronosticada de las observaciones, y las compara con la respuesta de las observaciones mismas. Entre más cercano a uno, el poder predictivo de la variable es mejor.

Las pruebas de bondad de ajuste se utilizan para validar el modelo, es decir, si las variables que se consideran dentro del modelo estimado explican apropiadamente los datos observados. La hipótesis alternativa es equivalente al modelo saturado, que ajusta los datos perfectamente, y la hipótesis nula hace referencia a que el modelo no es significativo en su conjunto.

Para una muestra multinomial de  $n_i$  observaciones, sea  $\{n_{ij}, j = 1, \dots, c\}$  las observaciones que contiene la categoría de respuesta  $c$ . debajo de la hipótesis nula que el modelo sostiene, la frecuencia esperada de las estimaciones basada en los modelos estimados de  $P(Y = j | x_i)$  es igual a:

$$\mu_{ij} = n_i P(Y = j | x_i), \quad j = 1, \dots, c.$$

El estadístico de Pearson (Residual Deviance) para la prueba de bondad de ajuste es:

$$\chi^2 = \sum_i \sum_j \frac{(n_{ij} - \mu_{ij})^2}{\mu_{ij}}.$$

La correspondiente prueba de razón de verosimilitud es:

$$G^2 = 2 \sum_i \sum_j n_{ij} \log \frac{n_{ij}}{\mu_{ij}}.$$

Debajo de la hipótesis nula que sostiene el modelo,  $\chi^2$  y  $G^2$  tienen una muestra grande y siguen una distribución Chi-cuadrada. Sus grados de libertad equivalen al número de logits acumulados, tomando en cuenta el número de observaciones, menos el número de parámetros del modelo. (Agresti, 2012)

### 2.3.3.- Selección de modelo

Para elegir un modelo de un conjunto de modelos potenciales, El mejor criterio conocido es el Criterio de Información de Akaike (AIC). El modelo óptimo estimado para proporcionar las mejores estimaciones, es el modelo que minimice:

$$AIC = -2(\log \text{likelihood} - \text{el número de parámetros en el modelo}).$$

El AIC penaliza un modelo por tener muchos parámetros. Para una muestra un modelo simple puede ofrecer mejores estimaciones de los verdaderos valores esperados.

### **2.3.4.- Selección de variables**

Elegir las variables que mejor describan un fenómeno, es una tarea donde tener conocimiento especializado del fenómeno en cuestión resulta imperativo. Uno puede suponer que variables entraran al modelo, y ajustarlo. Después de varios ajustes, se debería llegar al mejor modelo posible.

Sin embargo, cuando no se tiene conocimientos suficientes sobre la naturaleza del fenómeno, la tarea de selección de variables se torna complicada, pues no es claro dónde empezar.

Una primera idea podría ser calcular todos los modelos posibles con los datos disponibles, no obstante, calcular todos los modelos posibles de regresión se vuelve impráctico, a medida que el número de variables incrementa. Por esta razón se recurre a métodos que ajustan subconjuntos de variables a la vez, y de esta manera se evita el costo computacional asociado al ajuste de modelos innecesarios.

Es importante mencionar que las salidas de ambos algoritmos deben ser tratadas con cautela, pues cada algoritmo incurre en situaciones que afectan la validez de los modelos que ocurren como consecuencia de la convergencia de los algoritmos.

A continuación, se presentarán algoritmos que ayudan a seleccionar variables de manera sistemática

#### **2.3.4.1.- *Forward Selection***

A continuación, se explicará este procedimiento para el caso de la regresión múltiple, sin embargo, este proceso puede ser generalizado para ajustar nuestros propósitos

Para realizar este algoritmo, un paso preliminar es identificar un conjunto de  $k$  variables potencialmente importantes para el modelo.

Los pasos a seguir son:

- Paso 1. Se ajustan todos los posibles modelos que solo incluyan una variable, esto es:

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 x_i$$

Para cada variable  $x_i$ , donde  $i = 1, 2, \dots, k$ . Para cada modelo obtenido se prueba la hipótesis nula:

$$H_0: \beta_1 = 0$$

Contra la hipótesis alternativa:

$$H_a: \beta_1 \neq 0$$

Y se conduce a una prueba  $t$ . La variable que tenga el valor absoluto más grande de este estadístico, se declara la ganadora y será incluida en el modelo.

- Paso 2. Se ajustan el resto de las  $(k - 1)$  variables restantes, en modelos de la forma.

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_i$$

Nótese que este modelo incluye  $x_1$ , que fue la variable que se seleccionó en la primera iteración del algoritmo. Ahora  $i = 1, 2, \dots, k - 1$ .

Se conducen de vuelta pruebas  $t$  y la variable con el valor absoluto más grande de este estadístico se declara la ganadora.

- Paso 3. Se hace recursión en el paso 2, considerando ahora  $(k - 2)$  variables.
  
- Paso 4. Se llega a la convergencia del algoritmo cuando ninguna variable tiene un valor estadísticamente significativo de su estadístico  $t$ .

El resultado de este algoritmo es un modelo que contiene solo los términos que tuvieron valores del estadístico  $t$  a un nivel determinado de significancia. Aunque se asume el uso del estadístico  $t$ , este solo es uno de los posibles estadísticos disponibles a usar. Otras opciones incluyen: el estadístico F, el AIC (Criterio de Información de Akaike), el valor de probabilidad asociado al estadístico, etc.

En la práctica, normalmente solo un subconjunto pequeño de todas las variables analizadas logra entrar al modelo por medio este algoritmo. Pero esto no indica que las variables seleccionadas son importantes para la predicción de la variable de respuesta. Por lo tanto, solo deberíamos reconocer a este algoritmo por lo que es: un método de escaneo y selección de variables.

Los resultados del algoritmo deben ser tratados con cuidado, pues en la ejecución se han realizado un número muy grande de pruebas  $t$ , y esto puede traer como consecuencia una elevada probabilidad de cometer errores de tipo 1. También nótese que no se han incluido términos de orden superior durante las iteraciones del algoritmo, por lo que los efectos de estos son ignorados por completo.

### 2.3.4.2.- *Backward Elimination*

La ejecución de este algoritmo es computacionalmente menos costosa que *Forward Elimination*, lo que es un beneficio cuando el número de variables a escanear y seleccionar es elevado.

El algoritmo es el siguiente:

- Paso 1. Para  $k$  variables disponibles, se ajusta el modelo:

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k$$

Y se elimina la variable con el valor del estadístico  $t$  menos significativo.

- Paso 2. Ahora con  $(k - 1)$  variables se ajusta el modelo

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_{k-1}x_{k-1}$$

Y de nueva cuenta se elimina la variable con el valor del estadístico  $t$  menos significativo

- Paso 3. Se hace recursión en el paso 2 hasta que todas las variables que queden dentro del modelo tengan un valor del estadístico  $t$  a un nivel de significancia dado.

El algoritmo va a realizar a los más  $k$  iteraciones antes de converger, lo cual aporta un costo computacional muy bajo. Pero al igual que *Forward Elimination*, el resultado de este algoritmo se debe de usar con cautela, pues ahora los efectos de los primeros



modelos considerados por el algoritmo, tendrán problemas de dependencia lineal, efectos que pueden pasar desapercibidos por el algoritmo.

### **2.3.5.- Validación Cruzada**

Esta es una técnica de validación de un modelo, usada para evaluar cómo es que los resultados del análisis estadístico, reaccionaran ante un conjunto de datos independientes de su estimación. Normalmente es considerada en situaciones donde el modelo será usado para predicción y uno quiere estimar que tan preciso es el poder predictivo del modelo en la práctica.

Esta técnica comienza por separar la base de datos en dos conjuntos, conocidos como: conjunto de capacitación o entrenamiento, y otro conjunto llamado de prueba. El conjunto de entrenamiento será usado para ajustar el modelo y el conjunto de prueba para medir el desempeño de este último.

Es usual que la predicción en el conjunto de prueba sea menor a la predicción con el conjunto de capacitación, debido a la pérdida de información en la que se incurrió cuando se separó el conjunto de datos original. Entre más grandes sean las discrepancias entre las predicciones de los dos conjuntos, existirá más evidencia de no adecuación del modelo estimado.

Las observaciones que van al conjunto de prueba, son seleccionadas aleatoriamente. Las observaciones que queden en el conjunto de datos originales después de remover los datos que irán al conjunto de prueba, son consideramos el conjunto de capacitación.

En nuestro caso, la medida para estimar la adecuación del modelo, será el porcentaje de datos con predicciones correctas.

### 2.3.6.- Tamaño de la muestra

En esta sección se presenta una fórmula para determinar el tamaño de la muestra en el caso de la regresión logística ordinal, logrando decidir el poder de comparación entre 2 grupos para modelos logit acumulados con respuestas categóricas ordenadas. (Agresti, 2012).

Sea  $1 - \beta$  el poder durante una prueba de nivel de significancia  $\alpha$  para detectar un efecto del tamaño  $\beta_0$  para el logaritmo del momio cumulativo en ese modelo.

Supongamos que el plan es asignar el tamaño de la muestra a los dos grupos en la relación de A a 1, y  $\pi_j$ , indica la conjetura para la probabilidad marginal en la categoría de respuesta j. Sobre la base de aproximaciones con muestras grandes, el tamaño de muestra requerido para una prueba de dos colas es de aproximadamente:

$$n = \frac{3(A + 1)^2 \left( z_{\alpha/2} + z_{\beta} \right)^2}{A\beta_0^2(1 - \sum \pi_j^3)}$$

No obstante, también se presenta el cálculo del límite inferior del tamaño de la muestra, el cual no departe mucho de la formula anterior, siempre y cuando no exista una categoría sumamente dominante en la muestra, normalmente 85% o más.

Este cálculo asume  $\pi_j = \frac{1}{c}$ , donde c es el número de categorías:

$$\frac{n(c)}{n(2)} = 0.75 \left( 1 - \frac{1}{c} \right)^{-1}$$

## 2.4.- Lenguaje de Programación R

R es un lenguaje de programación para la manipulación y análisis estadístico de datos. Fue inspirada por el lenguaje estadístico S, desarrollado por la compañía AT&T. También ocuparemos el *IDE (Integrated Develepment Enviroment)* de código abierto conocido como RStudio para escribir e interpretar código.

Las razones principales por las que optamos por utilizar R fueron:

- R es un lenguaje de propósito general, no solo proporciona funcionalidad estadística, por lo que puede ser utilizado para implementar cualquier algoritmo, implementar clases y funciones.
- Debido a su carácter de programación general, es preferible usar R, que cualquier paquetería estadística, como SPSS, Minitab, Stata, etc.
- Incorpora características encontradas en lenguajes funcionales y orientados a objetos.
- R es software libre, por lo tanto, su uso no está restringido por la obtención de una licencia.
- Debido a que es software abierto, es fácil obtener ayuda debido a su siempre creciente comunidad.
- Por último, los miembros de la comunidad proporcionan funciones y clases de manera continua, por lo que muchas veces no es necesario, escribir una implementación propia. Esto contribuye al principio de encapsulación y abstracción de la programación orientada a objetos.

## **Capítulo III: Análisis de datos, modelación y resultados.**

### **3.1.- Introducción**

Una de las características distintivas del mercado de deuda actual, es la importancia que se le asigna a la calificación crediticia de un municipio. Un número de estudios han tratado con resultados mixtos replicar las calificaciones crediticias y determinar cuáles son los factores que tienen mayor influencia en la asignación de calificaciones. Las agencias calificadoras han sido bastantes vagas acerca de la información clave que influye en las decisiones de calificación. Fitch indica en su metodología las variables que reciben atención.

El objetivo principal de nuestro estudio es la aplicación e interpretación de la regresión logística ordinal, aplicando variables de corte económico, financiera y de deuda. Las características presentes en el problema de asignación de la calificación crediticia hacen que la aplicación de la regresión logística ordinal sea un modelo adecuado, principalmente por la jerarquía intrínseca del proceso, es decir, una calificación “A” es preferible a una “BBB” y ésta en turno a una “BB”.

Una pregunta central a este problema es, ¿Cuáles son las variables que tienen mayor peso al momento de asignar una calificación a un municipio, y cuales serían esos pesos?, ¿Estas variables son económicas, financieras o de deuda?

### **3.2.- Obtención de los datos**

Nuestra base de datos fue construida a partir de la información concerniente al periodo 2011 a 2015, encontrada en los Informes de Resultados de la Fiscalización Superior de las Cuentas Públicas del Estado de México y Municipios del Órgano Superior de Fiscalización del Estado de México (OSFEM), como también de las calificaciones otorgadas por Fitch Ratings México mediante sus reportes de calificación.

Los municipios del Estado de México que cuentan con calificación durante el periodo en cuestión, así como sus calificaciones respectivas se encuentran en el siguiente cuadro (Cuadro 4):

**Cuadro 4. Calificaciones por municipio y año.**

<b>Municipio</b>	<b>Año</b>	<b>Calificación</b>
<b>Acolman</b>	2014	BBB+
<b>Acolman</b>	2015	BBB+
<b>Atenco</b>	2015	BBB+
<b>Atizapán de Zaragoza</b>	2011	BBB
<b>Atizapán de Zaragoza</b>	2012	BBB-
<b>Atizapán de Zaragoza</b>	2013	BBB-
<b>Atizapán de Zaragoza</b>	2014	BBB
<b>Atizapán de Zaragoza</b>	2015	BBB
<b>Atlacomulco</b>	2014	BBB-
<b>Atlacomulco</b>	2015	BBB
<b>Axapusco</b>	2015	BB
<b>Capulhuac</b>	2015	BB-
<b>Chalco</b>	2015	BB+
<b>Chapa de Mota</b>	2014	BB+
<b>Chapa de Mota</b>	2015	BB+
<b>Chiautla</b>	2015	BB+
<b>Huixquilucan</b>	2014	BBB
<b>Huixquilucan</b>	2015	BBB
<b>Jilotepec</b>	2014	BBB
<b>Jilotepec</b>	2015	BBB
<b>Joquicingo</b>	2014	BB
<b>Joquicingo</b>	2015	BB

<b>Juchitepec</b>	2015	BB
<b>Melchor Ocampo</b>	2015	BB+
<b>Naucalpan de Juárez</b>	2012	BBB-
<b>Naucalpan de Juárez</b>	2014	BB+
<b>Naucalpan de Juárez</b>	2015	BBB-
<b>Nextlalpan</b>	2014	BBB-
<b>Nextlalpan</b>	2015	BBB-
<b>Nezahualcóyotl</b>	2014	BBB-
<b>Nezahualcóyotl</b>	2015	BBB-
<b>Ocuilan</b>	2015	BB
<b>Rayón</b>	2015	BB
<b>Soyaniquilpan de Juárez</b>	2014	BB
<b>Soyaniquilpan de Juárez</b>	2015	BB
<b>Tecámac</b>	2011	BBB
<b>Tecámac</b>	2012	BBB
<b>Tecámac</b>	2013	BBB
<b>Tecámac</b>	2014	BBB
<b>Tecámac</b>	2015	BBB+
<b>Temascalapa</b>	2015	BB+
<b>Tenango del Valle</b>	2014	BBB-
<b>Tenango del Valle</b>	2015	BBB-
<b>Teoloyucan</b>	2014	BB+
<b>Teoloyucan</b>	2015	BB+
<b>Tepotzotlán</b>	2015	BBB
<b>Texcoco</b>	2011	BBB-
<b>Texcoco</b>	2012	BBB-
<b>Texcoco</b>	2013	BBB-
<b>Texcoco</b>	2014	BBB-
<b>Texcoco</b>	2015	BBB
<b>Tianguistenco</b>	2015	BBB-

<b>Tlalnepantla de Baz</b>	2014	A-
<b>Tlalnepantla de Baz</b>	2015	A-
<b>Tultepec</b>	2014	A-
<b>Tultepec</b>	2015	A-
<b>Tultitlan</b>	2011	BBB-
<b>Tultitlan</b>	2012	BBB-
<b>Tultitlan</b>	2013	BBB
<b>Tultitlan</b>	2014	BBB
<b>Tultitlan</b>	2015	BBB
<b>Valle de Bravo</b>	2014	A-
<b>Valle de Bravo</b>	2015	A-
<b>Valle de Chalco</b>	2014	BBB
<b>Valle de Chalco</b>	2015	BBB
<b>Zinacantepec</b>	2015	BB+
<b>Zumpango</b>	2014	BBB-
<b>Zumpango</b>	2015	BBB-

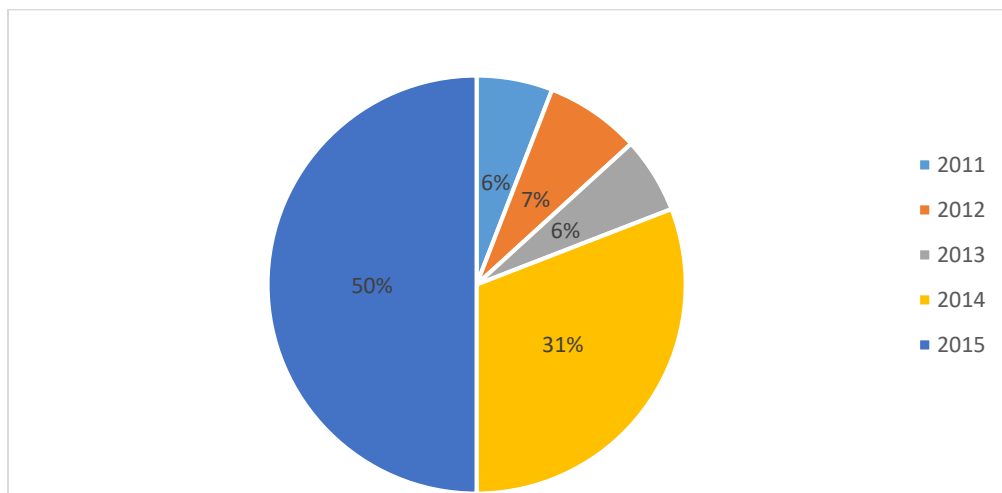
Fuente: Elaboración propia con datos de Fitch Ratings y del OSFEM.

Es importante en este punto citar la aclaración que Fitch hace acerca de sus calificaciones “Las calificaciones comprendidas de los niveles AA a B inclusive, podrán ser diferenciadas agregándoles un signo de más (+) o menos (-), para destacar su fortaleza o posición relativa dentro de cada nivel.” (Fitch Ratings, 2016)

La anterior aclaración indica que, por ejemplo, una calificación BBB+ se encuentra dentro del mismo nivel que una calificación BBB-; para nuestro propósito, estas calificaciones son cuantitativamente idénticas, esto permite simplificar el esquema de calificación de siete calificaciones disponibles originalmente (A-, BBB+, BBB, BBB-, BB+, BB, BB-), a un esquema reducido de tres calificaciones (A, BBB, BB). Esta simplificación permite la construcción más parsimoniosa del modelo, así como una interpretación más sencilla.

A continuación, mostramos gráficamente la proporción de calificaciones por año en nuestra muestra (Gráfica 6).

**Gráfica 6. Porcentaje de calificaciones por año.**



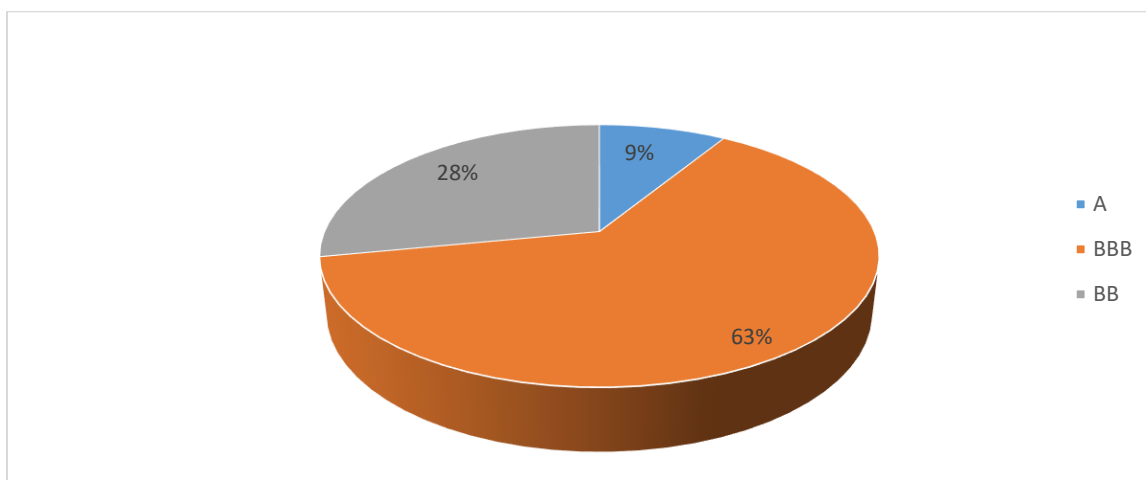
Fuente: Elaboración propia con datos de Fitch Ratings.

Podemos notar que más del 80% de las calificaciones analizadas fueron de los años 2014 y 2015, lo que indica que el análisis realizado fue hecho mayoritariamente con información reciente, por lo tanto, los resultados se verán afectados por los criterios vigentes en estas fechas. Esto es importante, ya que los criterios de Fitch o de cualquier otra calificadora pueden variar a través del tiempo.

A continuación, se muestra gráficamente la proporción de cada nivel de calificación a utilizar en el estudio (Gráfica 7).



**Gráfica 7. Porcentaje de nivel de calificación a considerar para la estimación.**



Fuente: Elaboración propia con datos de Fitch Ratings.

Las calificaciones BBB representan un poco más de la mitad de la muestra, sin embargo, las calificaciones BB y A, también forman parte considerable de la muestra, esto indica que la base de datos es representativa de la gama de calificaciones de Fitch, y el estudio se verá beneficiado de este hecho.

### **3.3.- Variables a considerar**

La información económica, financiera y de deuda, que se tomó en cuenta, fue obtenida de los cuadros: Estado Analítico de Ingresos Comparativos, Estado Analítico del Ejercicio del Presupuesto de Egresos Comparativo, Comportamiento del Ejercicio del Presupuesto de Egresos, Estado de Posición Financiera Comparativo y Evaluación de Programas Derivados de Recursos Ordinarios. La información obtenida se clasificó de la siguiente manera (Cuadro 5):

**Cuadro 5. Descripción de las variables.**

<b>Tipo de Variable</b>	<b>Nombre</b>	<b>Descripción</b>
<b>Económica</b>	<p>Población Periodo Actual</p> <p>Población Periodo Anterior</p>	<p>Este rubro contiene información acerca de la estructura demográfica del municipio en cuestión.</p> <p>El estudio de estas variables se tiene que realizar en el contexto adecuado, por ejemplo, la población se tiene que comparar con alguna otra variable como recaudación de impuestos, o saldo de la deuda, para poder comprender el peso que tiene esta dentro de la calificación. Por si sola una variable de este rubro no contiene información interpretable, a lo que nuestros objetivos conciernen.</p>
<b>Financiera</b>	<p>Impuestos</p> <p>Predial</p>	<p>Posiblemente este rubro sea el que más información contribuye a la</p>

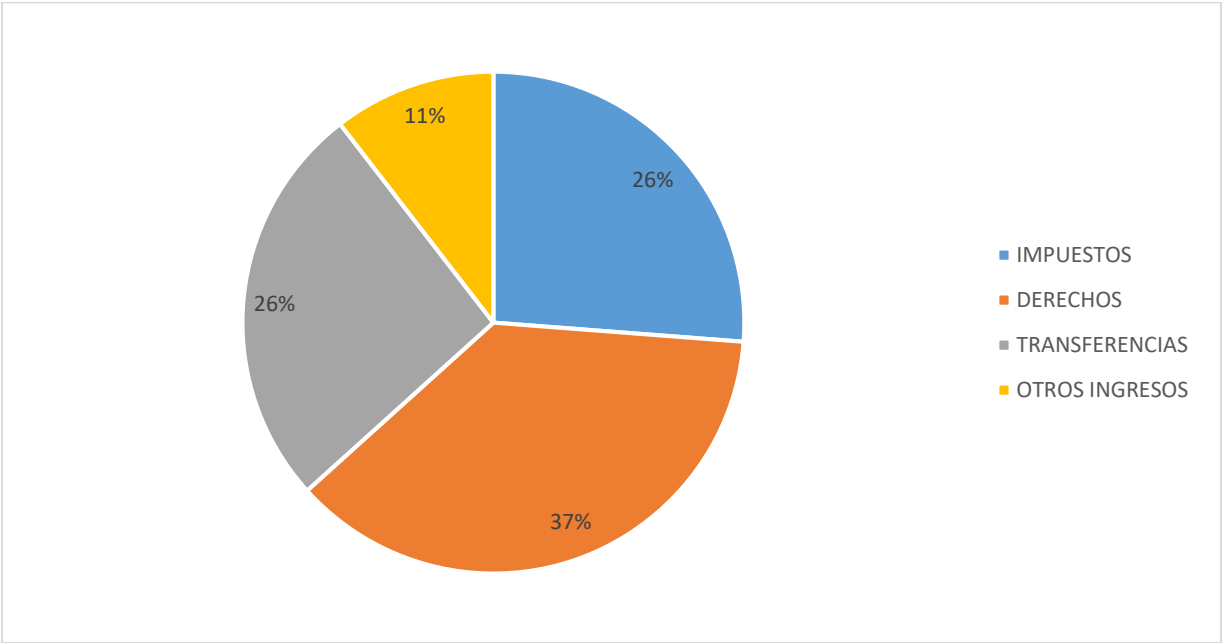
	<p>Derechos</p> <p>Aportaciones de Mejoras</p> <p>Productos</p> <p>Aprovechamientos</p> <p>Transferencias</p> <p>Ingresos Federales</p> <p>Ingresos Estatales</p> <p>Ingresos Derivados del Financiamiento</p> <p>Otros ingresos</p> <p>Total de Ingresos</p> <p>Egresos</p> <p>Servicios Personales</p> <p>Materiales y Suministros</p> <p>Servicios Generales</p> <p>Bienes Muebles e Inmuebles</p> <p>Inversión Pública</p>	<p>calificación de un municipio.</p> <p>Las agencias calificadoras revisan las diversas variables financieras para conocer y medir la capacidad financiera de una entidad.</p> <p>Es imperativo analizar las variables que conciernen a ingresos y egresos, para así determinar la capacidad de repago del municipio.</p>
<b>Deuda</b>	<p>Deuda Pública</p> <p>Saldo de la Deuda</p>	<p>Estas variables requieren especial consideración,</p>

		<p>pues indican el nivel carga de deuda de la entidad.</p> <p>Estas variables son mejor comprendidas al formar parte de una razón.</p>
--	--	--

Fuente: Elaboración propia.

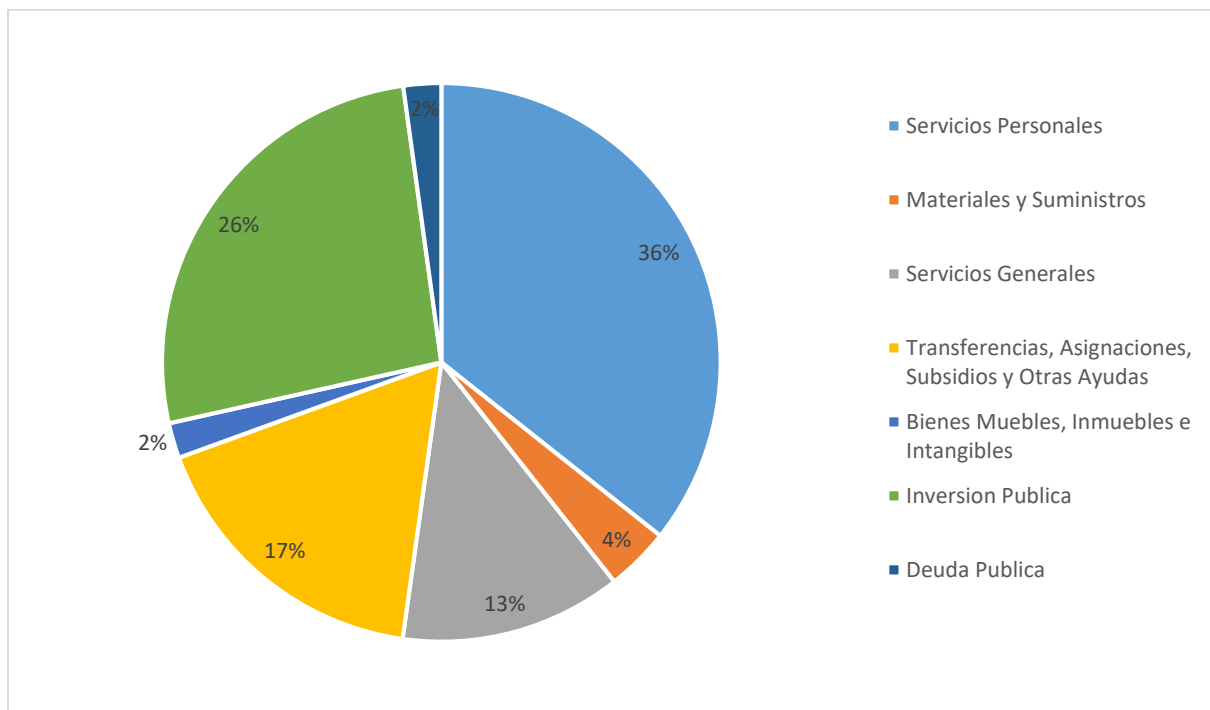
Es importante también conocer la proporción de los factores que integran los ingresos y egresos de los municipios, Nosotros simplificaremos la terea y solo presentaremos esquemáticamente este punto. Consideremos el caso de Tecámec durante el 2012. Las siguientes graficas exponen la composición de ingresos y egresos de forma porcentual (Gráfica 8, Gráfica 9).

**Gráfica 8. Composición de ingresos del municipio de Tecámec 2012.**



Fuente: Elaboración propia con datos del OSFEM.

**Gráfica 9. Composición de egresos del municipio de Tecámac 2012.**



Fuente: Elaboración propia con datos del OSFEM.

### **3.3.1.- Razones**

Como se mencionó en el cuadro anterior, algunas variables no son interpretables, sino hasta analizarse en el contexto indicado. Tal es el caso de las variables de deuda, las cuales son mejor comprendidas al formar parte de una razón financiera.

Una razón financiera es la magnitud relativa de dos cantidades numéricas tomadas de los reportes financieros de una entidad. Estas cantidades son usadas para evaluar el desempeño financiero y condiciones generales de la entidad en cuestión.

En el próximo cuadro se describirán las razones financieras que se tomaron en cuenta como variables dentro de nuestro análisis (Cuadro 6).

**Cuadro 6. Descripción de las razones.**

<b>Tipo de Razón</b>	<b>Razón</b>	<b>Descripción</b>
<b>Deuda</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Saldo de la Deuda vs Ingresos Federales</li> <li>2. Saldo de la Deuda vs Ingresos Totales</li> <li>3. Saldo de la Deuda vs Egresos Totales</li> <li>4. Saldo de la Deuda vs Impuestos</li> </ol>	<p>Estas razones comparan la deuda de la entidad contra ingresos y egresos de la entidad. Entre más grande la magnitud de estas razones el nivel de endeudamiento de la entidad es mayor.</p> <p>El nivel de endeudamiento de una entidad, no necesariamente se asocia a un desempeño pobre por parte de la administración</p>
<b>Financieras</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>5. Impuestos vs Ingresos Totales</li> <li>6. Impuestos vs Población</li> <li>7. Predial vs Impuestos</li> <li>8. Predial vs Ingresos Totales</li> <li>9. Inversiones vs Impuestos</li> <li>10. Transferencias vs Ingresos Totales</li> <li>11. Ingresos Federales vs Transferencias</li> </ol>	<p>Estas razones principalmente indican el porcentaje que una variable representa en términos de otra.</p> <p>Sirven para conocer la composición de los ingresos totales de la entidad.</p>

Fuente: Elaboración propia.

En total se analizarán 68 observaciones de 22 variables y 11 razones, un total de 33 variables. Nosotros seguiremos la regla empírica que indica que lo más sano para un estudio de regresión es considerar alrededor de 10 observaciones por variable. Por lo que siguiendo esta regla deberíamos considerar de 6 a 8 variables que se incluirán en la estimación del modelo. Pero, considere que esto solo es una guía, puede que el modelo final incluya menos de 6 o más de 8 variables, todo dependerá de la adecuación de los parámetros.

### 3.4.- Descripción de los datos

En el cuadro 7 se exponen las estadísticas básicas de las variables que se analizaron. Con la única excepción de Población Periodo Actual y Población Periodo Anterior, todas las variables están expresadas en miles de pesos.

**Cuadro 7. Estadísticas descriptivas de las variables y razones.**

<b>Variable</b>	<b>Mínimo</b>	<b>1er Cuartil</b>	<b>Mediana</b>	<b>Media</b>	<b>3er Cuartil</b>	<b>Máximo</b>
<b>Población Periodo Actual</b>	12,340.00	60,850.00	186,100.00	272,900.00	488,400.00	1,070,000.00
<b>Población Periodo Anterior</b>	12,540.00	61,280.00	193,600.00	278,100.00	492,900.00	1,059,000.00
<b>Impuestos</b>	1,040.00	9,484.00	59,020.00	162,500.00	185,800.00	788,800.00
<b>Predial</b>	632.40	4,786.00	34,800.00	93,780.00	115,500.00	454,500.00
<b>Derechos</b>	895.60	5,234.00	38,430.00	106,800.00	91,060.00	899,400.00
<b>Aportaciones</b>	-	38.35	421.40	3,124.00	2,453.00	31,240.00
<b>Productos</b>	-	91.37	1,010.00	4,182.00	4,472.00	34,370.00
<b>Aprovechamientos</b>	3.30	423.20	2,482.00	12,370.00	9,887.00	252,200.00
<b>Transferencias</b>	46,290.00	148,200.00	280,900.00	520,500.00	710,900.00	2,313,000.00
<b>Ingresos Federales</b>	35,330.00	97,540.00	232,100.00	455,100.00	633,300.00	2,068,000.00
<b>Ingresos Estatales</b>	1,361.00	19,400.00	43,500.00	54,120.00	68,120.00	224,400.00
<b>Ingresos Derivados de Financiamiento</b>	-	193.40	1,146.00	24,300.00	5,972.00	746,000.00
<b>Otros Ingresos</b>	2,098.00	3,022.00	11,220.00	39,710.00	37,230.00	473,600.00
<b>Ingresos Totales</b>	53,560.00	182,900.00	488,300.00	976,000.00	1,362,000.00	4,652,000.00
<b>Servicios Personales</b>	26,610.00	69,010.00	232,900.00	351,500.00	472,500.00	1,818,000.00



<b>Materiales</b>	1,365.00	8,205.00	24,320.00	44,800.00	55,280.00	217,000.00
<b>Servicios Generales</b>	4,020.00	19,420.00	71,700.00	148,100.00	195,700.00	851,100.00
<b>Bienes Muebles e Inmuebles</b>	152.40	3,414.00	10,280.00	19,040.00	26,050.00	106,900.00
<b>Inversión</b>	6,228.00	44,090.00	111,000.00	146,900.00	192,400.00	723,100.00
<b>Deuda Publica</b>	-	11,070.00	24,750.00	122,400.00	127,600.00	964,800.00
<b>Egresos Totales</b>	11,470.00	156,700.00	472,700.00	957,000.00	1,416,000.00	4,954,000.00
<b>Saldo de la Deuda</b>	7,017.00	46,860.00	141,900.00	346,700.00	432,500.00	1,560,000.00
<b>Razón 1</b>	0.10	0.41	0.62	0.76	0.94	6.09
<b>Razón 2</b>	0.08	0.23	0.31	0.34	0.44	0.79
<b>Razón 3</b>	0.09	0.23	0.32	0.42	0.46	3.87
<b>Razón 4</b>	0.40	2.03	2.97	5.38	6.40	19.57
<b>Razón 5</b>	0.01	0.05	0.10	0.12	0.16	0.43
<b>Razón 6</b>	0.00	0.17	0.30	0.48	0.59	2.94
<b>Razón 7</b>	0.04	0.56	0.61	0.60	0.70	0.89
<b>Razón 8</b>	0.00	0.03	0.06	0.07	0.10	0.25
<b>Razón 9</b>	0.07	0.81	1.74	4.95	5.16	40.18
<b>Razón 10</b>	0.14	0.52	0.65	0.65	0.78	1.53
<b>Razón 11</b>	0.31	0.79	0.86	0.83	0.90	0.95

Fuente: Elaboración propia con datos del OSFEM.

Primordialmente, nos gustaría considerar variables que resulten significativas dentro de la estimación de la regresión, esto conlleva a utilizar un número elevado de variables para encontrar exhaustivamente, algún tipo de relación entre las variables de respuesta y variables independientes. El número de variables que entrarán al modelo serán determinados principalmente por la regla empírica y por la adecuación de los

coeficientes estimados de las variables, no es de nuestro interés minimizar el número de variables que mejor expliquen el fenómeno, sino encontrar el número de variables que expliquen significativamente el fenómeno.

Lo próximo a considerar es: ¿Qué variables son las que se deberían incluir en el modelo? ¿Cómo es que deberíamos seleccionar las variables a usar en la estimación de parámetros? ¿Cuántas variables son las que mejor explican la variable de respuesta? se considerarán, los algoritmos conocidos como *Forward Selection* y *Backward Elimination*, los cuales ya fueron descritos en el capítulo anterior, para resolver estos problemas.

### **3.5.- Modelos preliminares**

#### **3.5.1.- Resultados *Forward Selection***

Para utilizar el método de *Forward Selection*, optamos por utilizar como criterio de selección el valor de probabilidad asociado al estadístico  $z$ , de esta manera, mantendremos las variables que tengan la probabilidad más baja de ser no significativas. En nuestro caso el algoritmo convergió después de 8 iteraciones, es decir, después de 8 iteraciones el algoritmo no pudo encontrar una variable significativa en la base de datos, hecho que se ajusta también a la regla empírica que dicta tomar aproximadamente 10 observaciones por variable.

Las variables que resultaron como *output* del algoritmo se muestran en el cuadro 8.:

**Cuadro 8. Resultados del algoritmo *Forward Selection*.**

<b>Coeficiente</b>	<b>Estimado</b>	<b>Error Estándar</b>	<b>Valor Z</b>	<b>P(&gt; z )</b>
<b>Saldo de la Deuda vs Impuestos</b>	1.641E-01	6.563E-02	2.500	0.012421**
<b>Derechos</b>	2.461E-05	7.989E-06	3.080	0.002069***
<b>Servicios Generales</b>	-2.559E-05	1.163E-05	-2.199	0.027855**
<b>Impuestos vs Población</b>	3.239E-01	1.236E-01	2.620	0.008781***
<b>Ingresos Federales</b>	7.036E-06	2.847E-06	2.471	.013458**
<b>Inversión Publica</b>	-1.223E-05	6.586E-06	-1.858	0.063236*
<b>Impuestos</b>	-1.025E-05	5.491E-06	-1.867	0.061849*
<b>Deuda Pública</b>	-2.685E-04	1.425E-04	-1.885	0.059455*

Códigos de significancia: \* al 10%, \*\* al 5%, \*\*\* al 1%. Se usa notación científica computacional (E).

Note que las razones financieras tienen asociados coeficientes con las magnitudes más altas, este hecho se discutirá adelante, cuando se llegue al apartado de interpretación de resultados.

### 3.5.2.- Resultados *Backward Elimination*

Al igual que para el algoritmo *Forward Selection*, el criterio que usamos fue el valor de probabilidad asociado al estadístico z. Este algoritmo convergió después de 18 iteraciones, dejando 15 variables estadísticamente significantes al 10%, descritas en el cuadro 9:

**Cuadro 9. Resultados del algoritmo *Backward Elimination*.**

Coeficiente	Estimado	Error Estándar	Valor Z	P(> z )
Población Periodo Actual	-8.118E-04	3.603E-04	-2.253	0.02423**
Población Periodo Anterior	6.915E-04	3.335E-04	2.074	0.03812**
Impuestos	-5.979E-05	1.941E-05	-3.080	0.00207***
Predial	-6.204E-04	2.528E-04	-2.454	0.01414**
Productos	-8.565E-04	4.476E-04	-1.913	0.05569*
Transferencias	-1.145E-04	4.823E-05	-2.375	0.01757**
Total de Ingresos	1.097E-04	4.637E-05	2.366	0.01796**
Egresos Totales	2.295E-05	8.333E-06	2.754	0.00588***
Servicios Personales	3.766E-05	1.974E-05	1.908	0.05639*
Bienes Muebles e Inmuebles	1.875E-04	6.416E-05	2.923	0.00347***
Impuestos vs Ingresos Totales	- 2.728E+02	9.719E+01	-2.807	0.00500***
Impuestos vs Población Periodo Actual	- 7.433E+00	3.968E+00	-1.873	0.06105*
Predial vs Impuestos	- 2.001E+00	8.355E-01	-2.395	0.01660**
Predial vs Ingresos Totales	6.047E+00	1.937E+00	3.122	0.00180***
Ingresos Federales vs Transferencias	- 2.621E+00	1.207E+00	-2.171	0.02991**

Códigos de significancia: \* al 10%, \*\* al 5%, \*\*\* al 1%

Aún como métodos de selección de variables las salidas de estos algoritmos ya confirman lo dicho por Fitch en su metodología maestra, las variables relacionadas a impuestos y transferencias son significativas, por lo menos, en esta etapa de la estimación.

### **3.6.- Modelo final**

Como método de validación del modelo, decidimos usar la técnica conocida como Validación Cruzada. Esta técnica requiere separar las observaciones de la base de datos en dos subconjuntos: uno de estos conjuntos, conocido como conjunto de capacitación, se usará para estimar los parámetros del modelo, mientras que el otro subconjunto, conocido como conjunto de validación o conjunto de prueba, se usará para predicción y validación del modelo. El principio fundamental de esta técnica consiste en pronosticar los resultados del modelo estimado a partir del conjunto de capacitación, con los datos del conjunto de validación. Esto proporcionara una medida del desempeño del modelo con datos independientes a la estimación de este.

Como ya se explicó en el capítulo anterior, Agresti proporciona una fórmula para determinar la proporción de la muestra que debe formar el conjunto de capacitación, que en nuestro caso fue de 84.375%, y, por tanto, 15.625% debe ir al conjunto de validación.

Una vez determinadas las proporciones, Validación Cruzada requiere que las observaciones sean separadas aleatoriamente en los dos conjuntos ya mencionados, sin embargo, nosotros usaremos la técnica de muestreo estratificado para garantizar que cada una de las calificaciones de nuestra base de datos, A, BBB y BB, estén representadas en la muestra. Esto garantizaría que el modelo se desempeña correctamente ante cualquiera de las calificaciones disponibles.

La composición tanto del conjunto de capacitación como del conjunto de validación es la siguiente (Cuadro 10), tomando en cuenta ajustes por redondeo:

**Cuadro 10. Descomposición de la muestra para la validación cruzada.**

<b>Calificación</b>	<b>Número de observaciones en la base de datos</b>	<b>Proporción que representan las observaciones con esta calificación</b>	<b>Número de observaciones en el conjunto de capacitación</b>	<b>Número de observaciones en el conjunto de validación</b>
<b>A</b>	6	8.8235%	5	1
<b>BBB</b>	43	27.9412%	36	7
<b>BB</b>	19	63.2353%	16	3
<b>Total</b>	68	100%	57	11

Fuente: Elaboración propia.

Por lo tanto, se usarán 57 observaciones de la base de datos para estimar los parámetros del modelo, y 11 observaciones serán usadas para validar el modelo.

Los municipios que forman parte del conjunto prueba, ordenados en orden alfabético, son los siguientes (Cuadro 11):

**Cuadro 11. Descripción de la muestra para la validación cruzada.**

<b>Nombre del Municipio</b>	<b>Año</b>	<b>Calificación</b>
<b>Atenco</b>	2015	BBB
<b>Atlacomulco</b>	2015	BBB
<b>Chalco</b>	2015	BB
<b>Huixquilucan</b>	2015	BBB
<b>Nextlalpan</b>	2014	BBB
<b>Soyaniquilpan de Juárez</b>	2014	BB
<b>Tecámac</b>	2012	BBB
<b>Texcoco</b>	2011	BBB
<b>Tultepec</b>	2014	A
<b>Tultitlan</b>	2013	BBB
<b>Zinacantepec</b>	2015	BB

Fuente: Elaboración propia.

### **3.6.1.- Estimación del modelo final**

Para comenzar la estimación de los parámetros del modelo, se adjuntaron las variables que los algoritmos *Forward Selection* y *Backward Elimination* tuvieron como *output*, es decir, se formó una nueva base de datos con la unión de las variables que ambos

algoritmos consideraron como más importantes, omitiendo repeticiones, seguido de una nueva ejecución de *Backward Elimination*. Este modelo se estimó con el conjunto de capacitación, el conjunto de prueba se reservará para cuantificar el desempeño de las variables. El modelo final esta detallado en el cuadro 12.

**Cuadro 12. Resultados del modelo final.**

<b>Coficiente</b>	<b>Estimado</b>	<b>Error Estándar</b>	<b>Valor Z</b>	<b>P(&gt; z )</b>
<b>(Intercepto):1</b>	-4.469e+00	1.659E+00	-2.694	0.00706***
<b>(intercepto):2</b>	-5.604e-01	1.208E+00	-0.464	0.64279
<b>Impuestos</b>	1.118e-04	4.478E-05	-2.496	0.01255**
<b>Predial</b>	3.109e-04	1.205E-04	2.580	0.00987***
<b>Derechos</b>	1.292e-04	4.540E-05	2.846	0.00443***
<b>Transferencias</b>	6.506e-05	2.371E-05	2.745	0.00606***
<b>Total de Ingresos</b>	5.953e-05	2.525E-05	-2.358	0.01837**
<b>Deuda Pública</b>	5.813e-05	1.974E-05	2.945	0.00323***
<b>Total de Egresos</b>	-1.686e-05	5.815E-06	-2.900	0.00373***
<b>Impuestos vs Población Periodo Actual</b>	5.807e-01	2.139E-01	2.71	0.00662***
<b>Saldo de la Deuda vs Impuestos</b>	1.413e-01	8.279E-02	1.707	0.08784*

Códigos de significancia: \* al 10%, \*\* al 5%, \*\*\* al 1%



La siguiente tabla contiene los intervalos de confianza de los coeficientes (Cuadro 13).

**Cuadro 13. Intervalos de confianza del modelo final.**

<b>Variable</b>	<b>Intervalos de Confianza 95%</b>	
<b>(Intercepto):1</b>	-7.720640	-1.217360
<b>(intercepto):2</b>	-2.928080	1.807280
<b>Impuestos</b>	0.000024	0.000200
<b>Predial</b>	0.000075	0.000547
<b>Derechos</b>	0.000040	0.000218
<b>Transferencias</b>	0.000019	0.000112
<b>Total de Ingresos</b>	0.000010	0.000109
<b>Deuda Pública</b>	0.000019	0.000097
<b>Total de Egresos</b>	-0.000028	-0.000005
<b>Impuestos vs Población Periodo Actual</b>	0.161456	0.999944
<b>Saldo de la Deuda vs Impuestos</b>	-0.020968	0.303568

Fuente: Elaboración propia.

La variable denotada como (Intercepto):1 corresponde al punto de corte de las calificaciones “BB” a “BBB”, mientras que la variable denotada como (Intercepto):2 corresponde al punto de corte de las calificaciones “BBB” a “A”. Tal como se expone en el capítulo anterior, estas cantidades sirven al propósito de variable latente.

A continuación, se detallará la composición de las variables estadísticamente significativas, que estén expresadas en términos de otras (Cuadro 14):

**Cuadro 14. Composición de las variables que resultaron estadísticamente significativas.**

<b>Variable</b>	<b>Composición</b>
<b>Impuestos</b>	Impuestos = Predial + Sobre Adquisición de Inmuebles y Otras Operaciones Traslativas de Dominio de Inmuebles + Sobre Conjuntos Urbanos + Sobre Anuncios Publicitarios + Sobre Diversiones, Juegos y Espectáculos Públicos + Sobre la Prestación de Servicios de Hospedaje + Accesorios de Impuestos.
<b>Derechos</b>	Derechos = De Agua Potable, Drenaje, Alcantarillado, recepción de Caudales de Aguas Residuales para su Tratamiento o Manejo y Conducción + Del Registro Civil + De Desarrollo Urbano y Obras Públicas + Otros Derechos + Accesorios de Derechos.
<b>Transferencias</b>	Transferencias = Ingresos Federales + Ingresos Estatales + Asignaciones, Subsidios y Otras Ayudas.
<b>Total de Ingresos</b>	Total de Ingresos = Impuestos + Derecho + Transferencias + Otros Ingresos y Beneficios.
<b>Total de Egresos</b>	Total de Egresos = Servicios Personales + Materiales y Suministros + Servicios Generales + Transferencias + Bienes Muebles e Inmuebles + Inversión Pública + Inversiones financieras + Participaciones y Aportaciones + Deuda Pública

Fuente: Elaboración propia.

Este modelo tiene un índice de concordancia de 89.47368%. Cabe destacar que de haber utilizado solo las variables que resultaron de la ejecución del algoritmo *Forward Selection* el índice de concordancia hubiera sido de 76.47059%, y de forma análoga, de 79.41176% con el algoritmo *Backward Elimination*. Estos resultados indican que una aplicación extra del *Backward Elimination* fue una estrategia adecuada.

La siguiente tabla contiene las probabilidades ajustadas por el modelo para cada una de las observaciones en cada calificación (Cuadro 15).

**Cuadro 15. Probabilidad de pertenencia para cada observación.**

Observación	Calificación		
	A	BBB	BB
1	2.88E-03	0.874248	1.23E-01
2	7.42E-04	0.964281	3.50E-02
3	9.58E-35	0.999999	4.68E-33
4	2.19E-27	0.999999	1.07E-25
5	3.40E-13	0.999999	1.66E-11
6	2.45E-08	0.999999	1.20E-06
7	8.68E-17	0.999999	4.24E-15
8	1.84E-01	0.081646	7.34E-01
9	1.64E-01	0.09294	7.43E-01
10	3.37E-01	0.037916	6.25E-01
11	5.85E-02	0.243959	6.98E-01
12	5.02E-01	0.019516	4.79E-01
13	4.22E-02	0.312912	6.45E-01
14	6.36E-03	0.758211	2.35E-01
15	2.82E-04	0.986121	1.36E-02
16	4.53E-07	0.999977	2.21E-05
17	2.78E-02	0.411887	5.60E-01
18	5.65E-02	0.25109	6.92E-01
19	2.98E-02	0.395441	5.75E-01
20	2.53E-02	0.4362	5.39E-01
21	1.51E-02	0.566714	4.18E-01
22	2.45E-02	0.444356	5.31E-01

23	1.71E-02	0.536254	4.47E-01
24	2.47E-02	0.442479	5.33E-01
25	4.70E-03	0.809415	1.86E-01
26	8.14E-17	0.999999	3.98E-15
27	7.48E-02	0.198814	7.26E-01
28	1.49E-02	0.570327	4.15E-01
29	7.65E-02	0.194945	7.29E-01
30	4.01E-12	0.999999	1.96E-10
31	5.52E-13	0.999999	2.70E-11
32	3.95E-10	0.999999	1.93E-08
33	1.10E-09	0.999999	5.37E-08
34	2.11E-02	0.481796	4.97E-01
35	1.25E-03	0.941317	5.74E-02
36	7.97E-03	0.714098	2.78E-01
37	6.37E-02	0.227643	7.09E-01
38	3.36E-02	0.365816	6.01E-01
39	8.40E-03	0.703111	2.88E-01
40	1.54E-04	0.992403	7.44E-03
41	1.25E-02	0.61345	3.74E-01
42	2.17E-04	0.989276	1.05E-02
43	3.29E-11	0.999999	1.61E-09
44	1.79E-01	0.084229	7.37E-01
45	9.94E-01	0.000117	5.66E-03
46	6.34E-01	0.01145	3.55E-01
47	1.29E-02	0.605886	3.81E-01
48	4.39E-04	0.978558	2.10E-02
49	8.07E-10	0.999999	3.94E-08
50	1.01E-03	0.952048	4.69E-02
51	1.88E-09	0.999999	9.17E-08
52	9.51E-01	0.001043	4.84E-02
53	5.29E-01	0.017545	4.53E-01
54	1.71E-05	0.999148	8.35E-04
55	2.72E-07	0.999986	1.33E-05
56	6.54E-07	0.999967	3.20E-05
57	1.01E-07	0.999995	4.96E-06

Fuente: Elaboración propia.

El poder predictivo del modelo se resume con el cuadro 16:

**Cuadro 16. Resultados del pronóstico del modelo.**

.Fuente: Elaboración propia

		Calificación Crediticia Real			Totales
		A	BBB	BB	Pronostico
Calificación Crediticia Pronosticada	A	4	0	1	5
	BBB	1	33	1	35
	BB	0	3	14	17
Totales Real		5	36	16	57

El modelo logro pronosticar de manera exitosa cuatro de los cinco municipios que tienen calificación A, 33 de los 36 municipios que tiene calificación BBB y 14 de los 16 municipios que tiene calificación BB. De las 6 calificaciones que fueron pronosticadas de manera incorrecta, solo 1 se encuentra a 2 categorías de distancia, el resto está a solo una categoría de distancia de su calificación real. Esto proporciona evidencia que el modelo proporciona un ajuste adecuado.

### 3.6.2.- Validación del modelo

Para formalmente medir la adecuación del modelo, usaremos la prueba Residual Deviance. Tenemos 57 observaciones,  $(3 - 1) = 2$  categorías a estimar y 11 variables incluyendo los interceptos. Por lo tanto  $57 * 2 - 11 = 103$  grados de libertad que serán considerados en la distribución Chi-Cuadrada.

**Cuadro 17. Residual Deviance.**

Estadístico	Valor	Grados de Libertad	de Valor / Grados de Libertad	P > Chi Cuadrada
<b>Residual Deviance</b>	45.226	103	.40398	~.001

Fuente: Elaboración propia.

Por lo tanto, rechazamos la hipótesis alternativa y concluimos que el modelo se adecua a los datos, con el número de variables señalado.

Otra medida que nos ayuda a determinar la adecuación del modelo es AIC (Criterio de Información de Akaike). Para nuestro modelo final (11 variables) el AIC fue de 94.0716.

Este valor proporciona evidencia de una adecuación mejor, contra los modelos obtenidos mediante el algoritmo *Forward Selection* (AIC = 99.084, 8 variables) y *Backward Elimination* (AIC = 101.526, 15 variables).

**Cuadro 18. Comparación de la adecuación del modelo mediante el AIC.**

Número de Variables	Criterio de Información de Akaike (AIC)
11	94.0716
8	99.084
15	101.526

Fuente: Elaboración propia.

### **3.6.2.1.- Predicción de las probabilidades del conjunto de prueba**

Otra forma de validar los resultados es a través de probar el modelo estimado, con el conjunto de prueba. Usando los parámetros estimados con el conjunto de capacitación, estimamos la probabilidad de las observaciones independientes.

La siguiente tabla contiene las probabilidades ajustadas por el modelo para cada una de las observaciones en cada calificación (Cuadro 19).

**Cuadro 19. Probabilidades ajustadas para cada observación del conjunto de prueba.**

Observación	Calificación		
	A	BBB	BB
1	7.28E-06	0.999999	3.56E-04
2	1.00E+00	4.48E-06	2.19E-04
3	4.32E-10	0.999999	2.11E-08
4	2.35E-04	9.88E-01	1.13E-02
5	1.93E-02	5.05E-01	4.76E-01
6	2.10E-02	4.83E-01	4.96E-01
7	9.50E-24	0.999999	4.64E-22
8	1.77E-05	9.99E-01	8.64E-04
9	7.36E-01	7.13E-03	2.57E-01
10	2.15E-05	9.99E-01	1.05E-03
11	1.61E-04	9.92E-01	7.80E-03

Fuente: Elaboración propia

La predicción de las calificaciones para cada una de las observaciones se expone en el cuadro 20.

**Cuadro 20. Predicción de calificación para cada observación del conjunto de prueba.**

Fuente: Elaboración propia

		Calificación Crediticia Real			Totales
		A	BBB	BB	Pronostico
Calificación Crediticia Pronosticada	A	1	1	0	2
	BBB	0	6	2	8
	BB	0	0	1	1
Totales Real		1	7	3	11

El modelo estimado con el conjunto de capacitación logro predecir correctamente 72.7272% de la muestra. Esto también se debe a que el conjunto de prueba solo representa el 16% de la base total de datos. Y cuando falló en la predicción, solo fallo a los más por una categoría, lo que proporciona evidencia de que el modelo tiene validez y adecuación a los datos con los que se estimó.

### 3.6.3.- Interpretación de los resultados

Los efectos multiplicativos de cada una de las variables sobre la asignación de calificaciones se muestran en el cuadro 21.

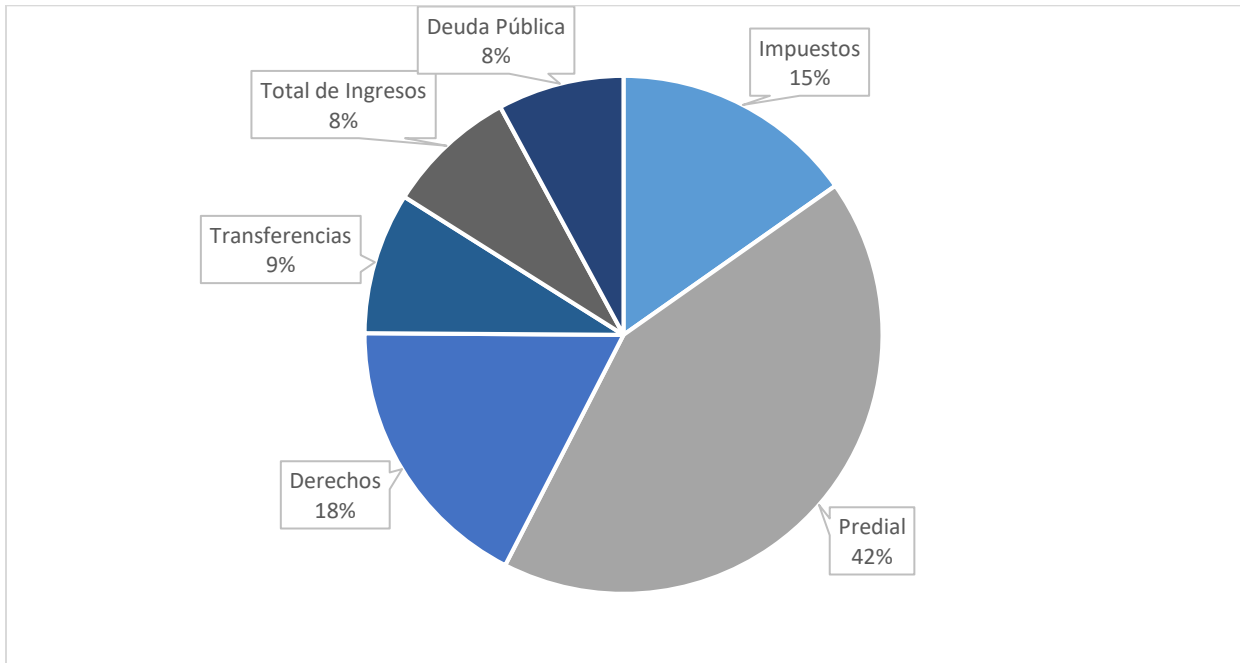
**Cuadro 21. Efectos multiplicativos.**

<b>Variable</b>	<b>Efectos multiplicativo</b>
<b>(Intercepto):1</b>	-
<b>(intercepto):2</b>	-
<b>Impuestos</b>	1.000112
<b>Predial</b>	1.000311
<b>Derechos</b>	1.000129
<b>Transferencias</b>	1.000065
<b>Total de Ingresos</b>	1.00006
<b>Deuda Pública</b>	1.000058
<b>Total de Egresos</b>	0.999983
<b>Impuestos vs Población Periodo Actual</b>	1.787289
<b>Saldo de la Deuda vs Impuestos</b>	1.15177

Fuente: Elaboración propia



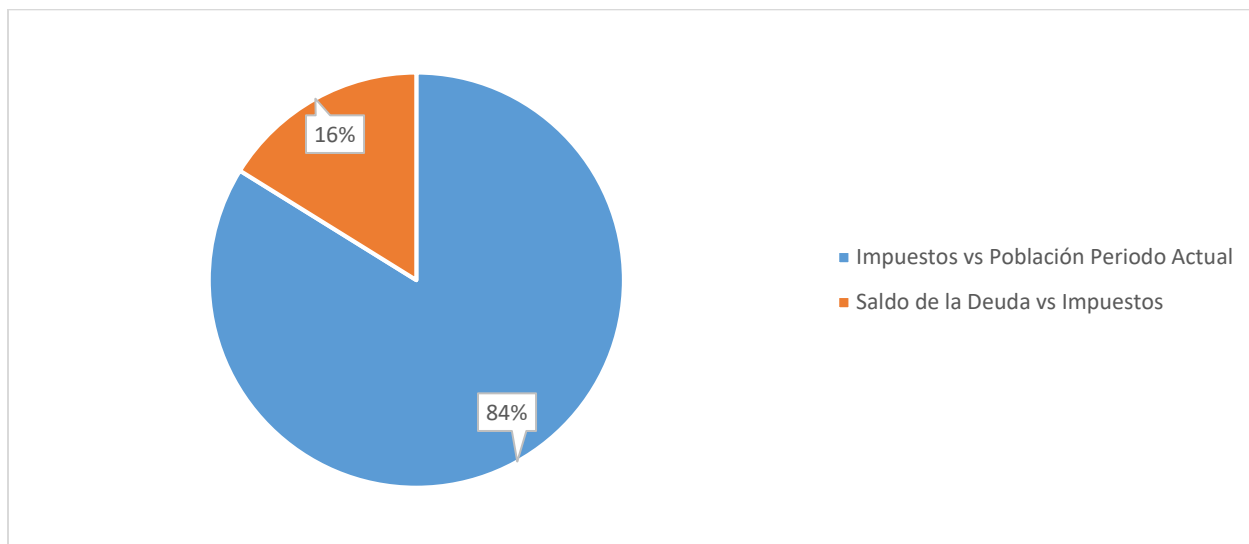
**Gráfica 10. Efecto multiplicativo positivo de las variables estadísticamente significativas, omitiendo razones financieras.**



Fuente: Elaboración propia.

Esta gráfica omite las razones, así como, la variable que tiene efecto negativo, en este caso, los egresos totales, variable que representa el 100% de los efectos negativos dentro del modelo. El impuesto predial es sin duda la variable que tiene el mayor efecto, el 42% de las variables relacionados a ingresos se debe a su contribución, seguido de los derechos y los impuestos, ambas variables íntimamente relacionadas a la capacidad del municipio de obtener ingresos independientes al gobierno central. En su conjunto, el 75% de los efectos de las variables positivas, se debe a ingresos propios del municipio.

**Gráfica 11. Efecto multiplicativo de las razones financieras estadísticamente significativas.**



Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a las razones financieras (Cuadro 23), impuestos vs población periodo actual, representa la variable con mayor efecto multiplicativo dentro del modelo. Seguido de la razón saldo de la deuda vs impuestos, que también tiene un coeficiente con una presencia importante.

Al analizar los coeficientes obtenidas por las variables que resultaron ser significativas, se hacen evidentes dos variables: Impuestos vs Población Periodo Actual y Saldo de la Deuda vs Impuestos.

La variable Impuestos vs Población Periodo Actual, es sin duda la variable que más contribución tiene hacia la calificación crediticia. Tanto el signo como la magnitud ya eran esperados a *priori* de la estimación del modelo. Su efecto multiplicativo es de 1.7872, esto quiere decir que por aumento en una unidad de esta variable tendremos un aumento de .7872 unidades en el momio de la calificación, y por ende la probabilidad de obtener una calificación mayor aumenta.

Aunque esta variable aumenta el momio de la calificación de mayor manera que ninguna otra variable, tómesese que estamos hablando de una razón financiera que involucra impuestos o población, por lo tanto, aumentar esta cantidad podría realizarse

de dos maneras: aumentando la recolección impuestos o disminuyendo la cantidad de población. Debido a que la segunda opción, parece difícil de realizarse en el corto plazo, si no es que imposible, nuestra recomendación sería la obvia: aumentar la recolección de impuestos.

Si uno analiza esta variable, es obvio encontrar una relación, y desechar la posibilidad de encontrarnos ante lo que se conoce como “factor de confusión” en la teoría estadística. La relación es la siguiente: al obtener más impuestos de la población, se tienen mayores ingresos propios, o sea, recursos que no dependen del gobierno central, por lo tanto, en caso de requerir y obtener un crédito de alguna institución, la probabilidad de default disminuye. Esto es consistente con las indicaciones de la metodología maestra de Fitch, citada en el capítulo primero.

Otras variables relacionadas con los ingresos propios de la entidad dentro de la estimación de nuestro modelo son: Impuestos, Predial y Derechos. Esto sigue cayendo en las líneas de lo descrito en el párrafo anterior. Un aumento por unidad (tome en cuenta que para la estimación de los parámetros esta variable estaba expresada en miles de pesos) de recaudación del impuesto predial, lleva asociado un efecto multiplicativo de 1.000311. De la misma manera, 1.000112 para la recaudación de impuestos en general y por último 1.000129 para los Derechos. Fitch aclara que los impuestos son uno de los componentes más importantes dentro de la estructura de ingresos de una entidad.

Al igual que en las hipotecas y otro tipo de préstamos, las instituciones crediticias mantienen la misma actitud, un prestamista tiene que comprobar su nivel de ingresos. Si un candidato a préstamo no presenta los ingresos, que bajo el criterio del banco o institución no son suficientes, el banco incurre en un riesgo innecesario y no otorgará préstamos.

Sin embargo, la variable Transferencias presenta un efecto multiplicativo menor a cualquier otra variable relacionada con ingresos, es de solo 1.000006. ¿Cómo es posible que esta variable, que en muchos de los casos representa un porcentaje significativo de los ingresos totales del municipio y por tanto una fuente importante de ingresos, no

tenga un efecto multiplicativo mayor?

Fitch indica la posibilidad que este rubro sea asociado con un factor negativo, si la base de recaudación de los impuestos que serán canalizados como transferencias, está fuertemente ligada a actividades económicas, como, por ejemplo, el impuesto sobre la renta, como en el caso de nuestro país, pues existirá entonces una fuerte correlación entre el último y el desempeño económico del país. Esto último puede explicar el efecto multiplicativo de la variable en cuestión.

Otra variable que llama la atención es Deuda Pública, pues parece que existe una contradicción entre la naturaleza de la variable y el efecto multiplicativo de esta. Sin embargo, esto se puede entender fácilmente: la deuda de una entidad se puede apreciar mejor si tomamos en cuenta en donde se invirtió esta. El rubro o rubros donde se tenga deuda puede justificarla total o parcialmente. Por ejemplo, un municipio puede endeudarse al construir un puente, sin embargo, puede que este puente represente más turismo y más comercio para la entidad, que al final pueden traducirse en ingresos.

El coeficiente de la variable Total de egresos, también concuerda con lo esperado a priori, y no es necesario ofrecer una explicación de la magnitud o el signo de la variable, pues está altamente ligado a lo ya comentado con las variables relacionadas a ingresos.

Por último analizaremos la razón Saldo de la Deuda vs Impuestos. Una inspección más detallada de esta variable, revela que, aunque tiene un coeficiente y efecto multiplicativo elevado a comparación de otras variables, tiene también la probabilidad de error tipo uno más elevada, sin embargo, se incluye en el modelo porque esta probabilidad no rebasa 10%. Por esta razón a esta variable hay que considerarla con más cuidado. Tómese en cuenta con cada variable que se agregue a cualquier modelo, la probabilidad de error tipo uno aumenta exponencialmente.

## Capítulo IV: Conclusiones

El interés sobre las calificaciones crediticias ha aumentado considerablemente, pues en muchos aspectos, las calificaciones crediticias son el único medio que proporciona información tanto sobre la capacidad de repago de una entidad, como de su desempeño financiero.

Después de examinar un extenso grupo de variables, esperamos incrementar el entendimiento que se tiene sobre la asignación de calificaciones, tratando de identificar la importancia que tiene la subjetividad inherente del proceso sobre la determinación última. Dicho esto, es importante reconocer que la relación encontrada entre las variables y la calificación comprende dos sentidos, en otras palabras, las variables contienen información acerca de la calificación, como así, la calificación contiene información de las variables.

Este estudio pretende explicar el efecto que tienen las variables de carácter económico, financiero y de deuda, usando la regresión logística ordinal, en los municipios del Estado de México durante el periodo 2011 a 2015 que cuentan con esta.

Fueron nueve variables de corte financiero y de deuda las que se encontraron estadísticamente significativas. También se efectuaron análisis posteriores con la técnica Validación Cruzada para conocer el desempeño del modelo fuera de la muestra.

Nuestras conclusiones son:

- Fitch Ratings México hace del conocimiento público, aunque de manera muy superficial, cuales variables son las que considera dentro de los criterios para asignar una calificación crediticia. No obstante, nosotros encontramos que las variables financieras relacionadas a ingresos del municipio, y en específico las variables relacionadas a recaudación de impuestos, parecen tener un peso importante dentro de los criterios que se toman en cuenta.

- Nuestros resultados son consistentes con lo mencionado en la metodología maestra de Fitch para asignar calificaciones crediticias a los gobiernos locales y regionales. Las variables que resultaron significativas, se encuentran descritas en el documento de Fitch.
- Las variables que se consideran de carácter económico tiene presencia dentro del modelo, solo cuando forman parte de una razón financiera. Lo que implica que estas variables están íntimamente relacionadas con las variables financieras.
- Aunque las variables financieras y de deuda parecen explicar en gran parte la calificación crediticia, no hay que dejar de lado otras variables que Fitch Ratings toma en cuenta. Tales como: empleo, vivienda, educación, etc.
- Parece ser que la razón impuestos vs población, que puede interpretarse como una variación de lo que comúnmente se conoce como, recaudación de impuestos, tiene el mayor peso dentro del modelo. Por lo tanto, la recomendación de este estudio es la obvia: incrementar la recaudación de impuestos, es decir, presentar incentivos hacia la población en general, para que la recaudación de impuestos se presente al alta.
- El resto de las variables presentan efectos multiplicativos relativamente bajos, aumentar el valor de estas variables solo incrementa la probabilidad de obtener una mejor calificación en cantidades muy pequeñas. Sin embargo, su efecto es positivo y deben ser tomadas en cuenta.
- Las variables: predial, impuestos y derechos representan el 75% de los efectos multiplicativos positivos asociados a ingresos, no considerando las razones financieras. Esto indica que la calificadora Fitch Ratings México, asigna un peso más grande a estas variables, que, a otras también relacionadas a ingresos, como las transferencias.
- Fitch Ratings México, considera que la importancia de las transferencias será en relación a la recaudación de estas. Fitch Ratings, considera que el peso asignado a esta variable será nulo o negativo en caso de que estén relacionadas a una actividad económica única en particular, como el caso del Impuesto Sobre la Renta. Tal es el caso de México (El Economista, 2014). Esto también

concuenda con resultados anteriores, pues México es los países con menor recaudación tributario. Podemos observar que las consecuencias de una pobre recaudación tributaria tienen ramificaciones en muchos aspectos relacionados a las finanzas de los gobiernos centrales y locales.

- La variable egresos totales, presenta un signo negativo. Esto último está en línea con lo que se esperaba a priori. Considerando la composición de esta variable, encontramos que está formada por: inversión pública, bienes y materiales, deuda pública, etc. Si bien estos rubros pueden considerarse efectos positivos en la administración del municipio, no lo son desde el punto de vista de un prestatario, pues disminuye la capacidad que se reserva para las contribuciones de reintegro de un préstamo.

Esperamos que las contribuciones de este estudio sirvan como cimientos para investigaciones futuras respecto al tema. Pues nosotros reconocemos que el alcance de este estudio no fue exhaustivo. Existen aún variables que pueden ser analizadas para incrementar el conocimiento del tema. En específico, variables de corte económico como vivienda, empleo, educación, etc. Y variables de corte administrativo pueden ser analizadas más a detalle. En otro sentido, también sentimos que el número de observaciones que comprende nuestra base de datos, no es tan extenso como el encontrado en otros estudios. Al contar con una muestra más grande, podríamos comprobar nuestros hallazgos con la confianza de que estos sean más robustos, esperamos que esto sirva a otras investigaciones para tratar de encontrar una muestra más extensa sobre el fenómeno.

## **Bibliografía**

- Agresti, A. (2010). *Analysis of Ordinal Categorical Data*. Hoboken, New Jersey: John Wiley, Inc.
- Agresti, A., & Finlay, B. (2009). *Statistical Methods for the Social Sciences*. New Agresti, A. (2015). *Foundations of Linear and Generalized Linear Models* (1st ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Agresti, A. (2012). *Analysis of Ordinal Categorical Data: Second Edition* (2nd ed.). New York: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470594001>
- Agresti, A., & Finlay, B. (2009). *Statistical Methods for the Social Sciences* (4th ed.). New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Ammar, S., Duncombe, W., Hou, Y., Jump, B., & Wright, R. (1982). Using Fuzzy Rule – Based Systems to Evaluate Overall Financial Performance of Governments : An Enhancement to the Bond Rating Process. *Public Budgeting and Finance*, 68(June), 91–110.
- Benso, E. (1980). Municipal Bond Interest Cost, Issue Purpose and Proposition 13. *Governmental Finance*, 9(3), 15–19.
- Benson, E. D., & Marks, B. R. (2010). Dueling Revenue Caps and Municipal Bond Yields : The Case of Houston , Texas. *Public Budgeting and Finance*, 112–133.
- Benson, E. D., & Marks, B. R. (2007). Structural Deficits and State Borrowing Costs. *Public Budgeting and Finance*, 1–19.
- Budget laws, And State Government Debt. *Economics and Politics*, 13(1), 49–72.
- Capeci, J. (1991). Credit Risk, Credit Ratings, and Municipal Bond Yields: A Panel Study. *National Tax Journal*, 44, 41–56.



- Carleton, W., & Lerner, E. (2008). Statistical Credit Scoring of Municipal Bonds. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1(4), 750–764.
- Chambers, J. (2008). *Software for Data Analysis* (1st ed.). New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-75936-4>
- Clingermayer, J. C., & Wood, B. D. (2010). Disentangling Patterns of State Debt Financing. *The American Political Science Review*, 89(1), 108–120.
- Cluff, G. S., & Farnham, P. G. (1985). A Problem of Discrete Choice: Moody ' s Municipal Bond Ratings. *Journal of Economic Business*, (1974), 277–302.
- Denison, D. V, Hackbart, M. M., Moody, M. J., Denison, D. V, & Hackbart, M. M. (2009). Intrastate Competition for Debt Resources for Debt Resources. *Public Finance Review*, 269–288. <https://doi.org/10.1177/1091142108323486>
- Denison, D. V, Yan, W., & Zhao, Z. J. (2007). Is Management Performance a Factor in Municipal Bond Credit Ratings? The Case of Texas School Districts. *Public Budgeting and Finance*, 86–99.
- Devore, J. L. (2016). *Probability and Statistics for Engineering and the Sciences* (9th ed., Vol. 30). Boston: Cengage Learning. <https://doi.org/10.2307/1270176>
- Ellis, M., & Schansberg, E. (1999). The Determinants of State Government Debt Financing. *Public Finance Review*, 571–588.
- Fitch. (2005). *Master Methodology*. New York: Fitch Ratings.
- Fitch Ratings. (20 de Septiembre de 2016). Obtenido de <http://www.fitchratings.mx>
- Foos, E., & Analyst, A. V. P. (2010). The Bond Rating Process and Credit Trends in the U.S. and Wisconsin. *Moody's Investors Service*, (December).
- Freedman, D., Pisani, R., & Purves, R. (2007). *Statistics* (4th ed.). New York: Norton & Company.

- Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models* (1st ed.). Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.2277/0521867061>
- Grizzle, C. (2010). The Impact of Budget Stabilization Funds on State General Obligation Bond Ratings. *Public Budgeting and Finance*, 95–111.
- Harrell, F. E. (2015). *Regression Modeling Strategies* (2nd ed.). Boston: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3462-1>
- Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2013). *Applied Logistic Regression, 3rd Edition* (1st ed.). New York: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Ibarra, S. J., García, R. G. y Sotres, C. L. (2009). Determinantes de la calificación crediticia de los gobiernos estatales mexicanos. Documentos de trabajo, No. 45. Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey
- Ihlanfeldt, K. (2011). Do Caps On Increases In Assessed Values Create A Lock-In Effect? Evidence From Florida's Amendment One. *National Tax Journal*, 7–26.
- Johnson, C. L., & Kriz, K. A. (2005). Fiscal Institutions , Credit Ratings , and Borrowing Costs. *Public Budgeting and Finance*, 84–103.
- Kammholz, C. D., & Maher, C. S. (2007). Does Revenue Forecasting Responsibility Matter : The Case of Milwaukee, Wisconsin. *Government Budget Forecasting*, 282–304.
- Kaplan, R. S., & Urwitz, G. (2008). Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry. *The Journal of Business*, 52(2), 231–261.
- Kiewiet, D. R., & Szakaly, K. (1996). Constitutional Limitations on Borrowing : An Analysis of State Bonded Indebtedness. *The Journal of Law, Economics & Organization*, 12(1), 62–97.

- Kioko, S. N., & Affairs, P. (2010). The Impact Property Tax Limits On Local Government Borrowing. *Obstructionists of Local Governments Conference*, 1–28.
- Klugman, S., & Wilmot, G. (2013). *Loss Models Further Topics*.
- Knight, B. G. (2000). Supermajority Voting Requirements For Tax Increases: Evidence From The States. *Journal of Public Economics*, 76, 41–67.
- Kousser, T., Mccubbins, M. D., & Moule, E. (2008). For Whom The TEL Tolls: Can State Tax And Expenditure Limits Effectively Reduce Spending? *State Politics and Policy Quarterly*, 8(4), 331–361. <https://doi.org/10.1177/153244000800800401>
- Krueger, S., Walker, R. W., Krueger, S., & Walker, R. W. (2008). Divided Government, Political Turnover, and State Bond Ratings. *Public Finance Review*, 36(3), 256–286. <https://doi.org/10.1177/1091142107309229>
- Langohr, H., & Langohr, P. (2008). *The Rating Agencies and Their Credit Ratings* (1st ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Liu, P., & Thakor, A. (1984). Interest Yields, Credit Ratings, and Economic Characteristics of State Bonds: An Empirical Analysis Note. *1Journal of Money, Credit and Banking*, 16(3), 344–351.
- Livingston, M., & Jewell, J. (1999). A Comparison of Bond Ratings from Moody ' s S & P and Fitch IBCA. *Financial Markets, Institutions & Instrumentes*, (August), 1–45.
- Lowry, R., & Alt, J. (2001). A Visible Hand? Bond Markets, Political Parties, Balanced Marlowe, J. (2007). Much Ado about Nothing ? The Size and Credit Quality Implications of Municipal Other Postemployment Benefit Liabilities. *Public Budgeting and Finance*, 1(1), 104–118.
- Matloff, N. (2011). *The Art of R Programming* (1st ed.). San Francisco: No Starch Press.

- McCulloch, C. E., & Searle, S. R. (2001). *Generalized, Linear, and Mixed Models* (1st ed.). New York: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1198/tech.2003.s13>
- Mendoza, V. (2008). Índice de Fragilidad Financiera de los Gobiernos Estatales 2001-2007.
- Moody's. (2004). *Guide to Moody's ratings, rating process, and rating practices*. New York: Moody's.
- Moon, C.-G., & Stotsky, J. (1993). Municipal Bond Rating Analysis Sample Selectivity and Simultaneous Equations Bias. *Regional Science and Urban Economics*, 23, 29–50.
- Morales, S. M. (2012) La obtención de un pronóstico de vulnerabilidad de los municipios del Estado de México, a través de métodos probabilísticos, como una alternativa de acercamiento a la calificación de crédito asignada por las agencias calificadoras. Documento de Trabajo
- Patel, K. A., & Francisco, S. (2009). Bond Rating Methods: Comparison and Validation. *The Journal of Finance*, 30(2), 631–640.
- Poor's, S. &. (2005). *Corporate Ratings Criteria*. New York: Standard & Poor's.
- Poterba, J., & Rueben, K. (1999). *Fiscal Rules and State Borrowing Costs : Evidence from California and Other States*. San Francisco: Public Policy Institute of California.
- Poterba, J., & Rueben, K. (1997). State Fiscal Institutions And The U.S. Municipal Bond Market. *National Bureau of Economic Research*, 1–40.
- Rivers, M. J., & Yates, B. M. (1997). City Size and Geographic Segmentation in the Municipal Bond Market. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 37(3), 633–645.

- Robbins, M. D., & Kim, D. (2003). Do State Bond Banks Have Cost Advantages for Municipal Bond Issuance? *Public Budgeting and Finance*, 1(1), 57–69.
- Rom, M. C. (2009). The Credit Rating Agencies and the Subprime Mess: Greedy, Ignorant, and Stressed? *Public Administration Review*, (August), 640–650.
- Seber, G. A. F., & Lee, A. J. (2003). *Linear Regression Analysis* (2nd ed.). Hoboken: John Wiley & Sons.
- Shadbegian, R. J. (1999). The Effect of Tax and Expenditure Limitations on the Revenue Structure of Local Government, 1962-87. *National Tax Journal*, 221–237.
- Sinclair, T. J. (2005). *The New Masters of Capital American Bond Rating Agencies and The Politics of Creditworthiness* (1st ed.). Ithaca, New York: Cornell University Press.
- The World Publishing Company. (1970). *Webster's New World Dictionary of the American Language*. New York: The World Publishing Company.
- V.A, y. G. (2009). Herramientas para el pronóstico de la calificación crediticia de las finanzas públicas estatales en México: Redes neuronales artificiales, modelo Probit Ordenado y Análisis Discriminante.
- Yorio, G. (2007). Calificaciones de Riesgo Crediticio de los Gobiernos Estatales de México.
- Wagner, G. (2004). The Bond Market and Fiscal Institutions : Have Budget Stabilization Funds Reduced State Borrowing Costs? *National Tax Journal*, LVII(4), 785–804.
- Wagner, R. E. (1839). Optimality In Local Debt Limitation. *National Tax Journal*, 23, 297–305.
- Zandi, M. (2011). State Debt, Pensions & Bankruptcy Updates. *National Association of State Budget Officers*, (202), 1–5.

Ziebell, M. T., & Rivers, M. J. (1992). The Decision to Rate or Not to Rate : The Case of Municipal Bonds. *Journal of Economic Business*, 44, 301–316.

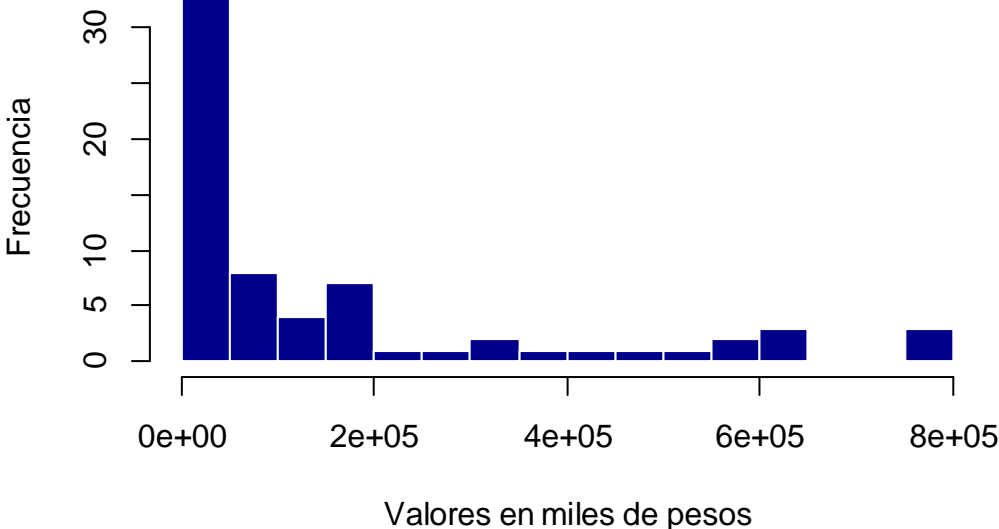
# Anexos



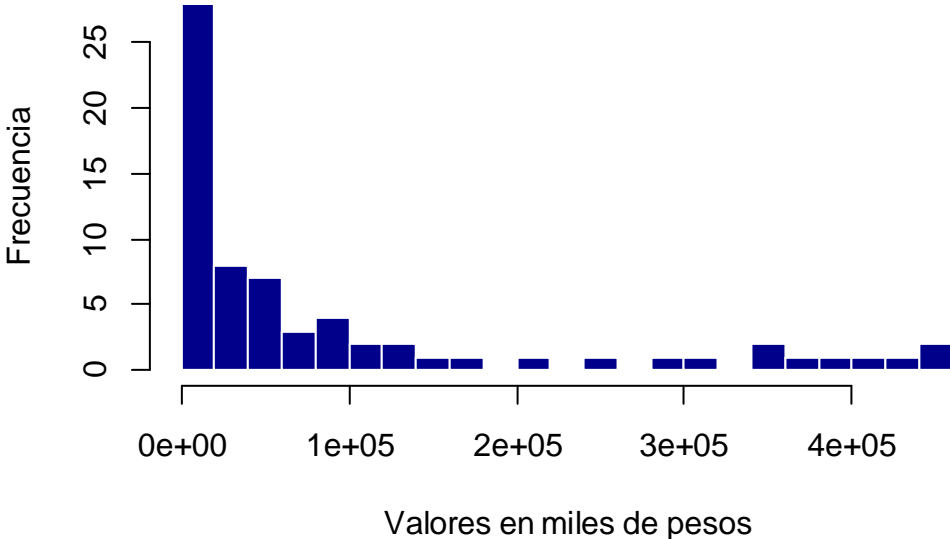
# Anexo 1

Histogramas de las variables incluidas en el modelo final

## Impuestos

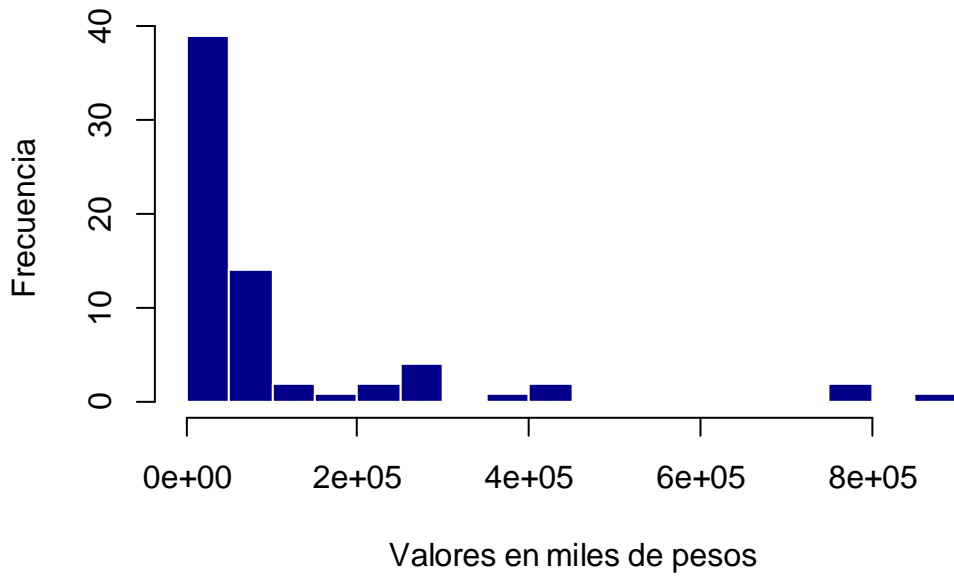


## Predial

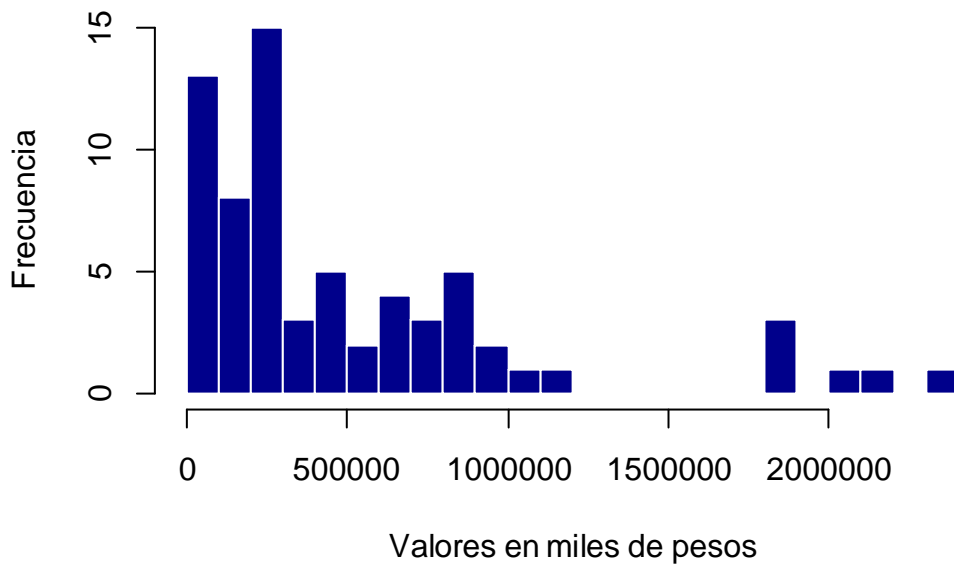




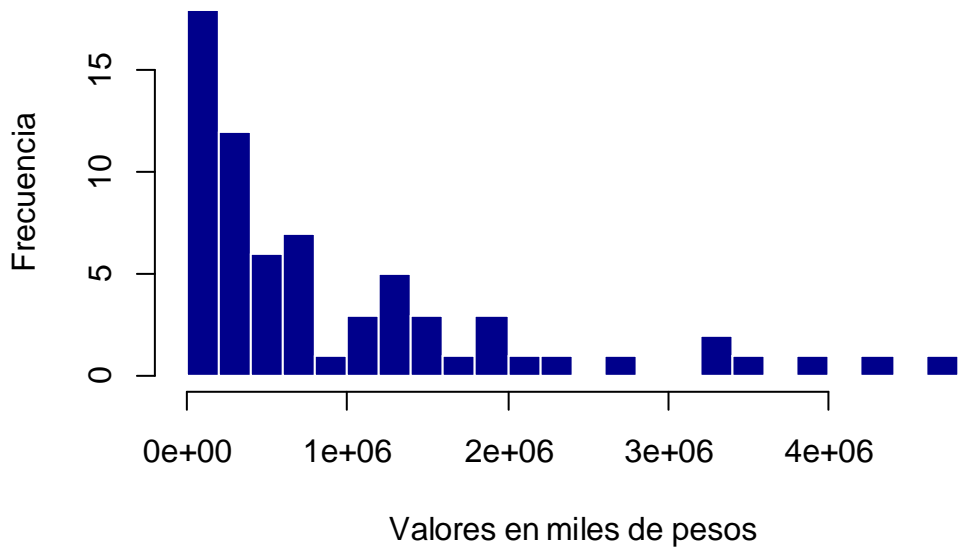
### Derechos



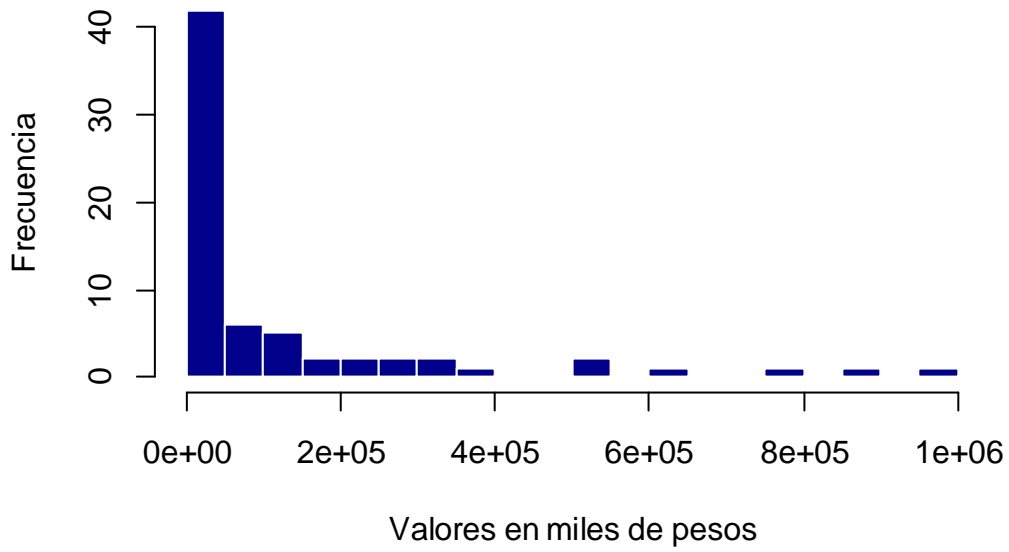
### Transferencias



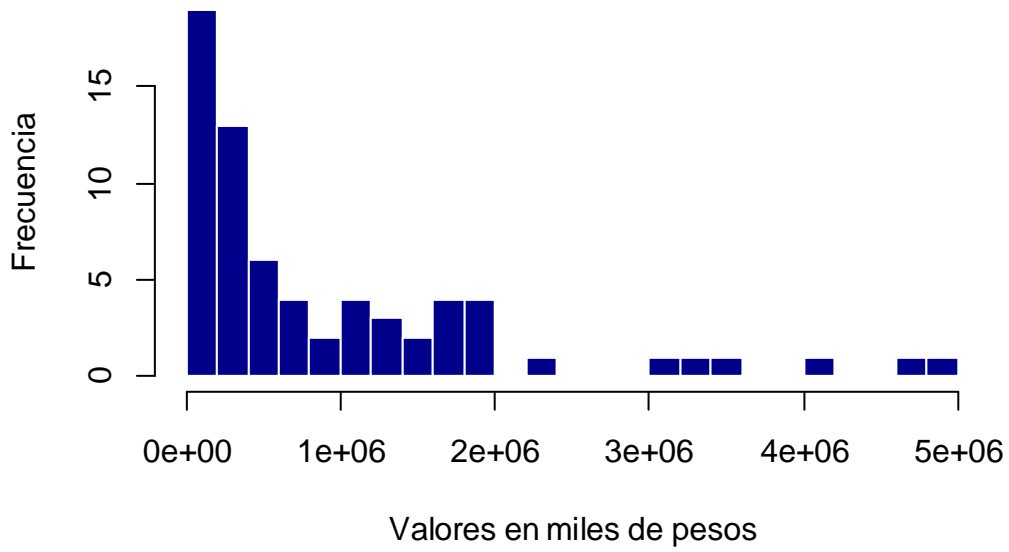
### Total de Ingresos



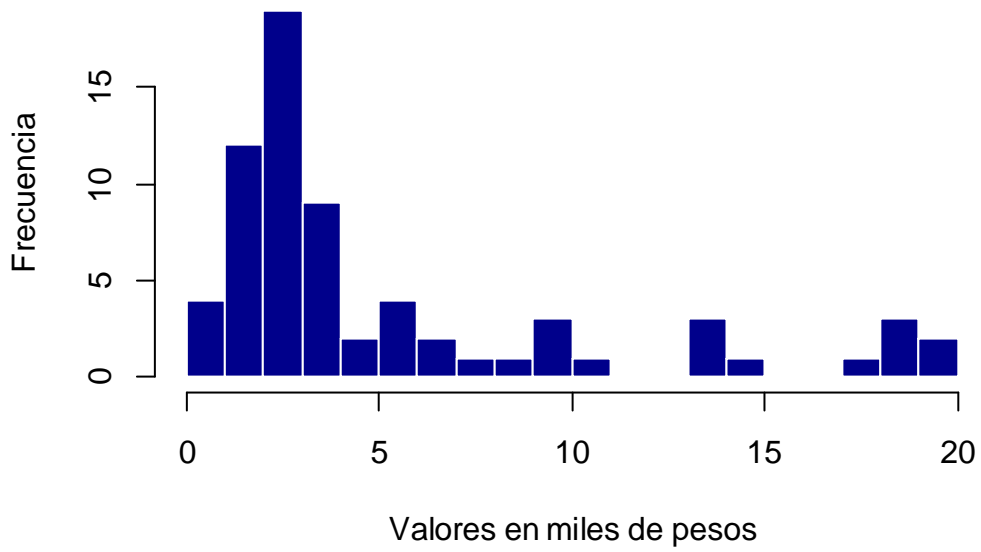
### Deuda Pública



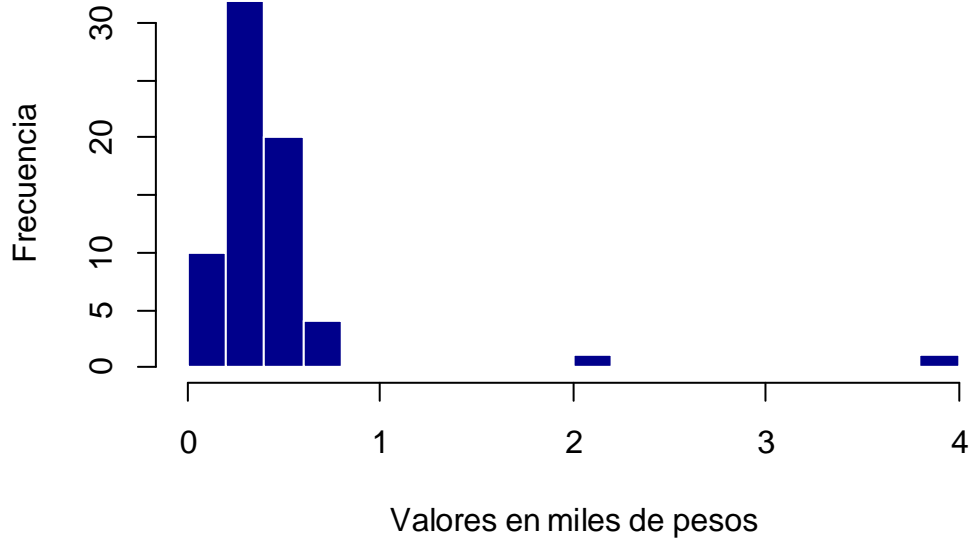
### Total de Egresos



### Impuestos vs Población



## Saldo de la Deuda vs Impuestos



## Anexo 2

#Algoritmo Forward Selection, implementado con nuestra base de datos.

#Este algoritmo no es general y debe de ajustarse para ser usado por una base de datos genérica.

```
BASEVAR <- matrix(,68,10);
```

```
BASENOVAR <- matrix(,68,35);
```

```
for (i in 1:33)
```

```
{
```

```
  factor(BASE$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
```

```
  var <- BASE[,i + 1];
```

```
  model <- vgam(BASE[,1] ~ var,cumulative("logit", TRUE));
```

```
  print(i + 1);
```

```
  print(names(BASE)[i + 1]);
```

```
  z <- summaryvglm(model);
```

```
  print(z@coef3);
```

```
}
```

```
BASEVAR[,1] <- BASE[,27]
```

```
BASENOVAR <- BASE[,-27]
```

```
for (i in 2:33)
```

```
{
```

```
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
```

```
  var <- BASENOVAR[,i];
```

```
  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] +  
BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));
```

```
  print(i);
```

```
  print(names(BASENOVAR)[i]);
```

```
  z <- summaryvglm(model);
```

```

    print(z@coef3);
}

BASEVAR[,2] <- BASENOVAR[,6]
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-6]
for (i in 2:32)
{
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
  var <- BASENOVAR[,i];
  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +
BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));
  print(i);
  print(names(BASENOVAR)[i]);
  z <- summaryvglm(model);
  print(z@coef3);
}

```

```

BASEVAR[,3] <- BASENOVAR[,17]
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-17]
for (i in 2:31)
{
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
  var <- BASENOVAR[,i];
  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +
BASEVAR[,3] + BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));
  print(i);
  print(names(BASENOVAR)[i]);
  z <- summaryvglm(model);
  print(z@coef3);
}

```

```
}
```

```
BASEVAR[,4] <- BASENOVAR[,26]
```

```
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-26]
```

```
for (i in 2:30)
```

```
{
```

```
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
```

```
  var <- BASENOVAR[,i];
```

```
  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +  
BASEVAR[,3] + BASEVAR[,4] + BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));
```

```
  print(i);
```

```
  print(names(BASENOVAR)[i]);
```

```
  z <- summaryvglm(model);
```

```
  print(z@coef3);
```

```
}
```

```
BASEVAR[,5] <- BASENOVAR[,10]
```

```
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-10]
```

```
for (i in 2:29)
```

```
{
```

```
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
```

```
  var <- BASENOVAR[,i];
```

```
  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +  
BASEVAR[,3] + BASEVAR[,4] + BASEVAR[,5]+  
BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));
```

```
  print(i);
```

```
  print(names(BASENOVAR)[i]);
```

```
  z <- summaryvglm(model);
```

```
  print(z@coef3);
```

```

}

BASEVAR[,6] <- BASENOVAR[,17]
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-17]
for (i in 2:28)
{
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
  var <- BASENOVAR[,i];

  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +
BASEVAR[,3] + BASEVAR[,4] + BASEVAR[,5] + BASEVAR[,6] +
BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));

  print(i);
  print(names(BASENOVAR)[i]);
  z <- summaryvglm(model);
  print(z@coef3);
}

BASEVAR[,7] <- BASENOVAR[,4]
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-4]
for (i in 2:27)
{
  factor(BASENOVAR$Calif,labels = c("BB","BBB","A"),ordered=T)
  var <- BASENOVAR[,i];

  model <- vgam(BASENOVAR[,1] ~ BASEVAR[,1] + BASEVAR[,2] +
BASEVAR[,3] + BASEVAR[,4] + BASEVAR[,5] + BASEVAR[,6] + BASEVAR[,7]
+BASENOVAR[,i],cumulative("logit", TRUE));

  print(i);
  print(names(BASENOVAR)[i]);
  z <- summaryvglm(model);
  print(z@coef3);
}

```



```
}
```

```
BASEVAR[,8] <- BASENOVAR[,10]
```

```
BASENOVAR <- BASENOVAR[,-10]
```

## Anexo 3

```
#Aplicacion de la regresión logística ordinal implementada con código
abierto de la librería VGAM
#La implementación de la función vgam es de autoria abierta.
reg=vgam(#Inserción de argumentos)
#Imprimir sumario del ajusta de regresión logística ordinal
summaryvglm(reg)
pro=predict(reg)
#Impresion de predicción para el modelo ajustado
pre=predict.vgam(reg,type = "response")
predicciones=levels(base$Calificacion)[max.col(pre)]
table(predicciones,base$Calificacion)
porc=predicciones==base$Calificacion
tabla=table(porc)
tabla
tabla[2]/57*100
plot(pre)
```

## Anexo 4

#Función para evaluar el modelo estimado con el conjunto de capacitación, con el conjunto de prueba

```
Ev.Base<-function(model.reg, base){
  coeficientes<-data.frame(coef(reg))
  p=matrix()
  q=matrix()
  pr1=matrix()
  pr2=matrix()
  pr3=matrix()
  n=nrow(base)
  nn=ncol(base)
  for (j in 1:n) {
    q[j]=0
    for (i in 3:(nn+1)) {
      p[i]=(coeficientes[i,]*base[j,i-1])
      q[j]=q[j]+p[i]
    }

    pr1[j]=(exp(coeficientes[1,]+q[j])/(1+exp(coeficientes[1,]+q[j])))

    pr2[j]=(exp(coeficientes[2,]+q[j])/(1+exp(coeficientes[2,]+q[j]))) -
    pr1[j]

    pr3[j]=1-(pr1[j]+pr2[j])
  }

  x=data.frame(pr1,pr2,pr3)
  print(x)
  predicciones=levels(base[,1])[max.col(x)]
}
```

```
vi=table(predicciones,base[,1])
porc=predicciones==base[,1];
tabla=table(porc)
print(tabla)
print(vi)
y=tabla[2]/n*100
cat("Fuera de la muestra el modelo predice el",y,"%")
}
```