UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA

Repositorio Digital USM **https://repositorio.usm.cl**

Departamento de Arquitectura Arq_paso

2021

APLICACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DISCRIMINANTE MDA DEALTMAN EN EL SECTOR DE SEGUROS DE VIDA NACIONAL

PERALTA MUÑOZ, LEÓN LEONIDES

https://hdl.handle.net/11673/53636

Repositorio Digital USM, UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA

DEPARTAMENTO DE
INGENIERIA COMERCIAL
UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
Departamento de Ingeniería Comercial
MBA, Magíster en Gestión Empresarial

APLICACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DISCRIMINANTE MDA DE ALTMAN EN EL SECTOR DE SEGUROS DE VIDA NACIONAL

Tesina de Grado presentada por

León Leonides Peralta Muñoz

Como requisito para optar al grado de

MBA, Magíster en Gestión Empresarial

Guía de Tesina Dr. Zócimo Campos Jaque

Junio de 2021

TÍTULO DE TESINA: "APLICACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DISCRIMINANTE MDA DE ALTMAN EN EL SECTOR DE SEGUROS DE VIDA NACIONAL"

AUTOR: León Leonides Peralta Muñoz

TRABAJO DE TESINA, presentado en cumplimiento parcial de los requisitos para el Grado de MBA, Magíster en Gestión Empresarial de la Universidad Técnica Federico Santa María.

OBSERVACIONES: _____

COMISIÓN DE TESINA:

Dr. Zócimo Campos Jaque, Profesor Guía

Dr. Lionel Valenzuela Oyaneder, Profesor Co-Referente Interno

Mg. Cristián Carvallo González, Profesor Externo

Concepción, Junio 2021

Todo el contenido, análisis, conclusiones y opiniones vertidas en este estudio son de mi exclusiva responsabilidad.

Nombre: León Leonides Peralta Muñoz.

Fecha: 18 de Junio de 2021**.**

Resumen Ejecutivo

Clasificar empresas, es un ejercicio teórico y práctico que involucra una serie de conocimientos, técnicas y aplicación de modelos que, no necesariamente están respaldados por una Teoría Universal, esto redunda en que cualquier resultado puede ser afirmado, rebatido, cuestionado, o desvirtuado. Los problemas financieros de las empresas, su capacidad para hacer frente a sus compromisos, normalmente se relacionan con el concepto de fracaso financiero, cuando aquellos van mal. Por ello, resulta del todo necesario validar modelos o técnicas que han surgido a través del tiempo, y que cuentan con ciertas evidencias de estudios realizados en segmentos de mercados y otros países, pero no en Chile.

Para analizar y clasificar empresas se requiere considerar ciertos aspectos relativos al análisis predictivo. Aquí toma importancia modelos analíticos contables, como el análisis financiero de ratios, modelos econométricos como Logit o Probit, modelos de IA como Redes Neuronales, o modelos discriminantes como MDA de Altman, este último, es el que se aplicará en este estudio a una muestra de 30 empresas de seguros de vida del mercado nacional, con información de estado financieros de 2018. Lo que se busca es validar las particularidades del modelo, la importancia y aplicabilidad de las variables o ratios involucrados. Esto se realizará por dos caminos, vía comparación con un análisis de ratios contables evaluados por el examinador, y de un análisis Logit para ratificar las bondades del modelo.

Lo que se espera encontrar en este análisis exploratorio descriptivo, es si el modelo referido es una herramienta que preste la utilidad que propone, y constatar en este segmento de empresas, las características de las variables utilizadas, que sirva de base para diseñar políticas corporativas que apoyen la gestión financiera de las empresas seleccionadas y definidas en el alcance del estudio.

Tablas de Contenidos

• Tabla de contenidos del trabajo

Resumen Ejecutivo	04
Tablas de Contenidos	05
1. Introducción	08
2. Origen y propósito del estudio	10
3. Objetivos	11
3.1 Objetivo General	11
3.2 Objetivos Específicos	11
4. Alcance del Estudio	12
5. Metodología de Trabajo	13
6. Estado del Arte	15
6.1 Antecedente del Estado del Arte	15
6.2 Marco Teórico del Estado del Arte	18
6.2.1 Visión general de las metodologías	18
6.2.2 Selección del Modelo	20
6.2.2.1 Modelo de Altman (1968)	20
6.2.2.1.1 Selección de muestra	23
6.2.2.1.2 El Modelo MDA	24
6.2.2.2 Reformulación del Modelo (Altman 1995)	27
6.2.2.3 Algunas ventajas del modelo	29
6.2.3 Epílogo Marco Teórico	29
7. Desarrollo de la propuesta	31
7.1 Selección de la muestra	31
7.2 Cálculo de los ratios (variables) y ranking de las empresas.	32
7.3 Cálculo de la función discriminante	35
7.4 Resultados preliminares.	36
7.5 Observación año 2019 de las empresas mal evaluadas por el Modelo	36
7.6 Análisis LOGIT	37

7.6.1 Variables para considerar 38
7.6.2 Descubriendo el Modelo 39
7.6.3 El Modelo a interpretar 40
7.6.4 Bondad de ajuste del modelo Logit 42
8. Conclusiones 45
9. Bibliografía 47
9.1 Bibliografía Documentos 47
9.2 Webgrafías 48
10. Anexos 50
Anexo 1: Clasificadoras de Riesgo (Fuente CMF) 50
Anexo 2: Empresas seleccionadas como muestra 51
Anexo 3: Enfoque de Grupo de Clasificación de Fortaleza Financiera 52
11. Artículo Publicable

• Tabla de tablas

Tabla Nº1: Ratios más frecuentes
Tabla Nº2: Factores económicos subyacentes a las variables.
Tabla Nº3: Ratios y posiciones
Tabla Nº4 Clasificación en base a promedio de ratios
Tabla Nº5 Z Score modificado para empresas del mercado asegurador chileno.

• Tabla de cuadros

Cuadro Nº1: Carta Gantt planificación del estudio.
Cuadro Nº2: Participantes mercado asegurador chileno 2019
Cuadro Nº3: % de aciertos del Modelo Z Score

Cuadro Nº4: Empresas deficientes según Z Score y sus clasificaciones de riesgo privadas.
Cuadro Nº5: Partidas contables o variables para construir el modelo.
Cuadro Nº6: Regresión logística base
Cuadro Nº7: Test significancia local
Cuadro Nº8: Modelo Logit
Cuadro Nº9: Predicción del modelo 98%
Cuadro Nº10: Bondad de ajuste

• Tabla de gráficos

Gráfico Nº1: Curva ROC

1. Introducción

Al revisar la literatura en diversos ámbitos, encontramos que la definición de fracaso empresarial es muy amplia y tal vez ambigua, dado que depende del prisma con el que se intente abordar, o los criterios que se puedan considerar, y que son diversos. Se podría establecer que un negocio ha fracasado desde el momento que presenta pérdidas continuas, hasta calificar el mismo fracaso en el momento en que la rentabilidad financiera esté por debajo de la que se obtendría en el mercado para una inversión equivalente (Lev,1978). Para otros autores como Zmijewski (1984) el fracaso empresarial comienza desde el mismo momento en que la empresa solicita la quiebra, sin necesidad que la autoridad judicial llegue a declararla.

De esta forma diversos autores entregan diversas definiciones o causas del fracaso empresarial o de negocios, como Gilbert, Menon & Schwartx (1990) que señalan es el mantenimiento de pérdidas en ejercicios consecutivos, o Lizarraga (1997) que lo asocia al concepto de insolvencia, definida como falta de liquidez.

Si buscamos la definición de fracaso en la RAE, aparecen cuatro definiciones, y la aplicable para los negocios dice “malogro, resultado adverso de una empresa o negocio”. También podríamos definir el fracaso financiero como la incapacidad de una empresa para pagar sus obligaciones debido a un capital de trabajo inadecuado, es decir, una empresa quiebra o se va en bancarrota como consecuencia de no poder cumplir con sus actuales deudas.

Si lo vemos desde la perspectiva de los flujos de caja o efectivo y estos no pudieran cumplir con las obligaciones financieras (pasivos exigibles), el riesgo de fracaso financiero también aumenta. Este riesgo puede derivarse de riesgos sistémicos como las condiciones desfavorables de la economía nacional, así como de los factores específicos de la empresa, como el nivel de deuda respecto de los activos o el patrimonio. Reducir, eliminar o anticipar el riesgo de fracaso financiero, es un tema muy importante, y es aquí en donde se visualizan distintas herramientas y modelos que pretenden modelar esta situación y atender las variables que generan esta

dificultad, y, por tanto, abren el camino para influir en dicho mal resultado, permitiendo gerenciar o gestionar la empresa para buscar mejoras.

2. Origen y propósito del estudio

Por largos periodos de la historia reciente, la teoría y la práctica hacen referencia a que las empresas en general procuran alcanzar niveles de rentabilidad máximas, buscando el beneficio para sus accionistas. Sin embargo, con el tiempo dicha premisa y objetivo ha ido perdiendo algo de terreno para darle cabida a la importancia de que dicha rentabilidad venga acompañada con adecuados niveles de liquidez operativa (caja), en donde variables como el capital de trabajo es determinante.

Mi formación contable y experiencia laboral me llevan a plantear este análisis descriptivo exploratorio y que busca encontrar alguna relación existente entre algunos indicadores contables (como los niveles de capital de trabajo, rentabilidad sobre los activos, apalancamiento, resultado antes de impuestos), y el desempeño financiero de las compañías de seguros de vida del mercado asegurador chileno, bajo el prisma de fracaso empresarial, en términos de riesgo o solvencia, medido en base a una evaluación mixta de indicadores contables realizada por el examinador y lo que resulte de aplicar el MDA, Model Discriminant Analysis o Modelo de análisis discriminante de Altmann de 1968, su reformulación de 1995, y la modificación junto a Hotchkiss de 2006 (para mercados emergentes).

Este análisis lo que busca es encontrar empíricamente alguna conexión entre los indicadores contables señalados anteriormente de las compañías de seguros de vida del mercado nacional, y su clasificación de riesgo, medida según el MDA, que permita sacar lecciones o pautas que sirvan de referencia o base para las políticas corporativas respecto de las variables que puedan afectar los componentes de estos ratios de liquidez, solvencia, rentabilidad, al mismo tiempo de explicitar el uso del modelo de Altman (1968) y su función discriminante o Z score.

3. Objetivos

3.1 Objetivo General

- Aplicación y análisis de la función discriminante o Z score del modelo MDA (Model Discriminant Analysis) o Modelo de análisis discriminante de Altman a una muestra de 30 empresas del mercado de seguros de vida chileno, con información contable del año 2018.

3.2 Objetivos Específicos

- Analizar y clasificar la situación financiera de las 30 empresas de seguros de vida seleccionadas a través del cálculo de indicadores contables definidos en el modelo de análisis discriminante de Altman (y su variante de 1995).

- Calcular, analizar y comparar los resultados obtenidos de la función discriminante o Z Score del MDA de Altman en las 30 empresas de la muestra.

4. Alcance del estudio

El estudio pretende hacer un análisis exploratorio - explicativo aplicando el modelo de Altman y su función Z score, cuyo rango de acción se define en el sector económico de empresas de seguros de vida del mercado asegurador nacional, aplicado a una muestra de 30 compañías con la información contable de los balances al término del año 2018. Se decide tomar esta fecha de corte en base a que para el año contable 2019 sus resultados podrían estar impactados por una variable exógena como fue el así llamado “estallido social” en Chile (que se inició el 18 de octubre de 2019), y, por otra parte, la información pública del cierre del año 2020 aún no se encuentra disponible.

Lo que se busca es recolectar la información, aplicar la metodología del estudio y descifrar algún resultado que indique si efectivamente el modelo seleccionado logra explicar alguna relación entre las variables del estudio, y con ello sentar las bases para fijar o dar alguna regla o política corporativa que sirva de guía para mejorar la gestión y por consecuencia el desempeño financiero de las empresas del sector asegurador de vida.

En definitiva, si se utiliza la misma función discriminante del modelo de Altman que en sus inicios (1968) se obtuvo al analizar el sector manufacturero (con sus características propias) y su variante de 1995, que se perfilaba mejor para mercados emergentes, se pretende validar los resultados obtenidos.

5. Metodología de Trabajo

La primera parte del estudio se centrará en recolectar la información contable que dará base a los indicadores de las empresas de seguros de vida del mercado asegurador.

Para ello se obtendrán los Balances y Estados de Resultados de las 30 empresas de seguros de vida según la muestra definida (son 36 empresas, y de acuerdo con la información que se encuentre se centrará la información en 30 de ellas, seleccionadas al azar). Se utilizará la página web del organismo público que actúa como regulador en este sector económico, denominado CMF (Comisión para el Mercado Financiero) cuya dirección web es www.cmfchile.cl. Se extraerá la información contable y se calcularán los ratios financieros definidos en el modelo de Altman (1968), para luego hacer un ranking con dichos indicadores, intentando mostrar aquellas empresas con mejor desempeño financiero respecto de otras, y que sirva de base de comparación para las clasificaciones realizadas por el examinador.

En segundo término, luego de obtenidos los ratios e indicadores contables de las empresas seleccionadas y clasificadas por el evaluador, se aplicará la función del modelo discriminante de Altmann o MDA (Model Discriminant Analysis), conocida como Z Score.

MDA se utiliza principalmente para clasificar y / o hacer predicciones en empresas en problemas. En este estudio se utilizará una reformulación al modelo original de 1995, y la modificación realizada por Altman & Hotchkiss en 2006 (coeficiente constante).

Se analizarán los resultados obtenidos, para validar empíricamente en estas empresas del sector seguros del mercado nacional, si es un modelo predictivo aplicable y con ello, buscar sacar lecciones de los factores que inciden en los indicadores contables que la componen (definidas como variables) y cómo influir en ellos con una adecuada política de gestión, y en consecuencia, intentar mejorar los resultados. Como una forma de validar los resultados del modelo, se seleccionarán aquellas empresas mal

calificadas bajo los indicadores contables, y bajo la clasificación del indicador Z score, para comparar su desempeño al cierre del 2019.

La organización de las etapas y plazos se refieren en esta Carta Gantt:

Cuadro 1: Carta Gantt planificación del estudio.

			Año	2020											2021									
			Mes	Oct		Nov				Dic					Ene				Feb				Mar	
Descripción Actividad	**Inicio**	**Duración (semanas)**	**Fin**	Sem3	Sem4	Sem1	Sem2	Sem3	Sem4	Sem1	Sem2	Sem3	Sem4	Sem5	Sem1	Sem2	Sem3	Sem4	Sem1	Sem2	Sem3	Sem4	Sem1	Sem2
Definición de Objetivos	12-10-2020		12-10-2020																					
Estado del Arte																								
Antecedentes	26-10-2020	3	11-12-2020																					
Marco Teórico	26-10-2020	4	11-12-2020																					
Determinar los Indicadores Contables																								
Recolectar información	07-12-2020	3	29-01-2021																					
Procesar y obtener indicadores	07-12-2020	2	29-01-2021																					
Aplicar el MDA o Z Score modificada																								
Recolectar información	04-01-2021	2	15-01-2021																					
Procesar y ordenar los resultados	18-01-2021	2	29-01-2021																					
Validaciones																								
Análisis Probit o Logit	01-02-2021	2	12-02-2021																					
Elaboración del Borrador																								
Redacción del informe Tesina	04-01-2021	9	05-03-2021																					
Presentación Informe final																								
Informe de Tesina	19-03-2021		19-03-2021																					

Inicio: 12-10-2020
Término: 19-03-2021

Gestión del evaluador

Fuente: Elaboración propia

6. Estado del Arte

El objeto de estudio presentado en esta Tesina dice relación con el MDA (Model Discriminant Analysis) o Modelo de Análisis Discriminante de Altman y su aplicación en un sector específico de la economía nacional, como es el mercado de seguros de vida nacional.
Como tal, el modelo específico nace en el año 1968 de la mano de Edward I. Altmann, como profesor asistente de finanzas en la Universidad de Nueva York, EEUU, cuenta con larga data, y con variados casos aplicados en diferentes partes del mundo, sin embargo, de acuerdo a la búsqueda realizada por este examinador, no existen estudios empíricos aplicados en sectores de la economía específicos como el mercado asegurador de vida, y realizados en chile, por lo tanto, es un estudio pionero. Se debe agregar que como señala el propio Altman en su paper de 1968, la técnica estadística se ha utilizado ya desde los años 30, en disciplinas relacionadas con la biología y del comportamiento humano, y sin embargo, no es tan popular como la técnica de análisis de regresión.

Por ello, resulta del todo interesante utilizar el modelo para observar si la función Z Score, que es la que se enuncia en dicho modelo de Altman como capaz de predecir en buena medida los riesgos de quiebras o en términos de gestión de negocios el fracaso financiero de una compañía es una herramienta técnica que brinde apoyo a las empresas analizadas en predecir su desempeño, y pueda proveer puntos de partidas para una mejor gestión.

6.1 Antecedente del Estado del Arte

La problemática de predecir, o lograr visualizar hoy, el desempeño futuro que pueda tener una empresa, organización, o compañía es una temática que puede utilizar diferentes herramientas o modelos, de diferentes ámbitos o ciencias. A primera vista, puede pensarse en algo imposible, dada la multiplicidad de variables que pueden

afectar a una organización, en forma presente y futura, incluso, puede asociarse a querer predecir cierta fracción del futuro, casi adivinando determinado resultado.
Sin embargo, lo que se busca es más bien poder “modelar” escenarios futuros, con datos históricos, reduciendo el espectro de posibilidades que puede tomar la administración de una compañía, y de esa forma, mejorar su eficacia en las decisiones.

Es aquí en donde entra el análisis predictivo, o forma avanzada de “tecnología” de inteligencia de negocios que construye pronósticos o predicciones a partir de la experiencia o lo aprendido del camino que recorre una organización. Modelos matemáticos, estadísticos, psicosociales, contables, etc., entran a batallar por mejorar la calidad de esa predicción o pronóstico.

Entrando en materia, en el ámbito contable, tenemos los tradicionales análisis financieros que se enseñan en pregrado en las Universidades, cuando se estudia carreras afines como Contador, Auditor o Ingeniero comercial.
El análisis financiero vertical u horizontal, y la elaboración de tendencias en los indicadores, fijan la pauta para calificar o clasificar a una empresa, entre otras cosas, como solvente o fuerte para mantener su rendimiento esperado para los accionistas o hacer frente a sus acreencias exigibles. Las clasificadoras de riesgos y la banca tradicional, son un ejemplo de usos de estos modelos predictivos.

Dentro de este contexto se desarrolla esta Tesina, específicamente orientada al mercado asegurador de vida nacional, con el objeto de obtener datos empíricos que sirvan de inputs (indicadores) para un modelo estadístico predictivo discriminante (MDA), de cuyos resultados se conoce evidencia internacional, que se señalará más adelante, pero a nivel local o del sector definido como radio de acción en el alcance de este estudio, no hay estudios. Este punto fortalece la necesidad de validar las herramientas o modelos existentes con la exploración empírica de la realidad nacional en el sector económico definido para el estudio. Esto podría facilitar la adopción del modelo descrito (MDA) como una opción más para calificar empresas.

Como señala Tascón y Castaño (2012) “Una cuestión subyacente en este trabajo es la ausencia de una teoría firme sobre el fracaso empresarial”. Hablamos de modelos, pero no de una Teoría completa que dé marco a la problemática de fondo: las evaluaciones de empresas y el fracaso en los negocios.

Otro antecedente que es meritorio señalar es la gran cantidad de indicadores contables que son utilizados y las razones de los autores para elegirlos. Se cita nuevamente a Tascón y Castaño (2012) con los siguientes cuadros:

Tabla Nº1: Ratios más frecuentes

Variables explicativas	Nº de trabajos
Deuda Total / Activo Total	18
Activo Circulante /Pasivo Circulante	14
BAIT / Activo Total	14
Beneficio Neto / Activo Total	14
Activo Circulante / Activo Total	10
Beneficios no Distribuidos / Activo Total	7
Gastos Financieros / Pasivo Exigible	7
Recursos Generados / Pasivo Exigible	7

Fuente: Tascón y Castaño (2012)

Tabla Nº2: Factores económicos subyacentes a las variables.

Categorías de ratios	Items	%	Ratios distintos
Rentabilidad	64	17,44	16
Endeudamiento	55	14,99	20
Equilibrio económico - financiero	42	11,44	12
Estructura Económica	38	10,35	15
Margen	35	9,54	16
Rotaciones	32	8,72	17
Otros ratios	76	20,71	37
Variables	25	6,81	21
Totales	367	100	154

Fuente: Tascón y Castaño (2012)

Lo que se quiere ilustrar con esto, es lo abundante y variado de las posibilidades que se tienen a la hora de definir las variables e indicadores de los modelos utilizados.

6.2 Marco Teórico del Estado del Arte

6.2.1 Visión general de las metodologías para predecir la bancarrota o insolvencia financiera en las empresas.

La literatura respecto de problemas financieros en empresas o corporaciones y que terminan en insolvencia o no pago de los compromisos exigibles, considera varias metodologías diversas para discriminar entre empresas fallidas y no fallidas, después de la comparación univariada de los coeficientes financieros del autor Beaver en 1966. Extensos estudios en esta área han aplicado enfoques estadísticos y de IA (inteligencia artificial) en las últimas tres décadas. Los conocidos modelos multivariados utilizados en esta área incluyen:

- El análisis discriminante múltiple (MDA) (Altman, 1968; Altman, Haldeman, y Narayanan, 1977),
- Modelado de regresión (Edmister, 1972),
- Análisis logit (Ohlson, 1980; Platt y Platt, 1990),
- El análisis probit (Zmijewski, 1984).
- Actualmente los enfoques de IA, como los enfoques de redes neuronales, han demostrado ser prometedores como herramientas de clasificación (Odom y Sharda, 1990; Berry y Treigueiros, 1991; Coakley y Brown, 1991; Raghupathi, Schkade y Raju, 1991; Lee, Han y Kwon, 1996; Yang, Platt y Platt, 1999).

Haremos una descripción sucinta de cada uno, salvo el MDA que lo explicamos en profundidad en un apartado exclusivo.

Modelos de regresión: es un modelo matemático que busca determinar la relación entre una variable dependiente (Y), con respecto a otras variables, llamadas

explicativas o independientes (X). El modelo de regresión se suele utilizar en las ciencias sociales con el fin de determinar si existe, o no, relación causal entre una variable dependiente (Y) y un conjunto de otras variables explicativas (X). Asimismo, el modelo busca determinar cuál sería el impacto sobre la variable (Y) ante un cambio en las variables explicativas (X). Esta relación puede ser lineal, No lineal o Múltiple.

Análisis Logit: el logit en regresión logística es un caso especial de una función de enlace en un modelo lineal generalizado. La función logit es el negativo de la derivada de la función de entropía binaria. El logit se utiliza con frecuencia, al igual que el Probit, para el desarrollo de modelos de score (puntajes) de crédito.

Análisis Probit: está diseñado para ajustar un modelo de regresión en el cual la variable dependiente (Y) caracteriza un evento con sólo dos posibles resultados. Se pueden modelar dos tipos de datos:

1. Datos en los que (Y) consiste en un conjunto de 0 (ceros) y 1 (unos), donde 1 representa la ocurrencia de uno de los dos resultados.
2. Datos en los cuales (Y) representa la proporción de veces que ocurre uno de los dos resultados.

El modelo de regresión relaciona a (Y) con una o más variables predictoras (X), que pueden ser cuantitativas o categóricas. En este procedimiento, se asume que la probabilidad de un evento está relacionada con los predictores a través de la función probit. El procedimiento Regresión Logística puede usarse para ajustar el mismo tipo de datos, pero emplea una forma funcional diferente.

Redes Neuronales: se asocia con modelos matemáticos que tratan de simular el comportamiento del cerebro, y se basan en diferentes estudios de las características esenciales de las neuronas y sus conexiones. Es así que a través de herramientas computacionales aplicadas en diferentes ciencias se les denomina Redes Neuronales Artificiales. Es un sistema que procesa información emulando la capacidad que tienen las neuronas del cerebro humano para reconocer patrones, predecir y tomar decisiones con datos de experiencias pasadas.

6.2.2 Selección del Modelo

Después de una cuidadosa consideración de la naturaleza del problema y del propósito del estudio, se eligió un análisis discriminante múltiple (MDA) como la técnica estadística apropiada, razones y ventajas que se explicarán en los apartados siguientes.

El propio autor (Altman, 1968) define esta técnica como: “MDA es una técnica estadística utilizada para clasificar una observación dentro de varias agrupaciones a priori que dependen de las características individuales de la observación”.
MDA se utiliza principalmente para clasificar y / o hacer predicciones en problemas donde la variable dependiente aparece en forma cualitativa (en nuestro estudio las clasificaciones de riesgo o clasificaciones discrecionales del evaluador), por ejemplo, hombre o mujer, en bancarrota o no bancarrota, empresas buenas o malas. Por lo tanto, el primer paso es establecer clasificaciones de grupo explícitas. El número de grupos originales puede ser de dos o más.

Una vez que los grupos son definidos, se recogen los datos para los objetos de los grupos (en nuestro caso las empresas de seguros de vida del mercado nacional), para posteriormente derivar una combinación lineal de estas características que "mejor" discrimina entre los grupos, es decir, obtenemos una función, que en el caso de Altman llamó función discriminante o Z Score. Si una empresa tiene características (ratios) que pueden cuantificarse para todas las empresas en el análisis, el modelo determina un conjunto de “coeficientes discriminantes”. Cuando estos coeficientes se aplican empíricamente, se da una plataforma para la clasificación en uno de los grupos que son mutuamente excluyentes.

6.2.2.1 Modelo de Altman (1968)

Para dar forma al estudio, se explicará en detalle la investigación original que dio origen al modelo.

Se parte de la base de que no se puede explicitar que exista una teoría completa o unificadora, y esta ausencia genera una variedad de modelos y reformulaciones de métodos empíricos utilizados para predecir el fracaso financiero, o deterioro de los negocios o empresas en diferentes mercados. Su utilidad, por ejemplo, radica en que los modelos estadísticos como el MDA pueden ayudar a los bancos a predecir la probabilidad de incumplimiento en el pago del financiamiento solicitado, y permitirían obtener una señal de alerta temprana sobre el estado, per se o a priori, de los potenciales clientes.

Algunas revisiones de la base teórica de estos estudios se pueden encontrar en Dimitras et al. (1996) y Mossman et al. (1998), o un compendio de estudios como en Tascón y Castaño (2012).

El primer enfoque para predecir el fracaso de empresas ha sido aplicar esta técnica de clasificación estadística denominada MDA a una muestra que contiene empresas que les ha ido mal y otras que no. Estudios como Beaver (1966) y Altman (1968) fueron los primeros en utilizar este enfoque. Beaver (1966, 1968) hizo un análisis univariado de una serie de predictores de bancarrota y fijó el escenario para nuevos intentos multivariados desarrollados por él y otros autores. Básicamente descubrió que múltiples indicadores podían “discriminar” entre muestras de empresas con malos resultados o fracasadas y respecto de otras que no, considerando un periodo de cinco años antes del corte o fracaso. También desarrolló un modelo de puntuación Z mediante el uso de análisis multivariado en 1968.

En el mismo año, Altman desarrolló el modelo aquí utilizado como base, con una predicción de insolvencia (o fracaso empresarial) multivariada (MDA) para empresas manufactureras que cotizaban en bolsa en los Estados Unidos. La muestra inicial en su estudio consideró 66 corporaciones con 33 firmas en cada uno de los dos grupos definidos como con dificultades o posibilidades de insolvencia y solventes. La variable de indicador o Z Score pronosticaba la probabilidad de que una empresa entre en bancarrota dentro de un período de dos años.

En la fórmula definida como Z Score original para predecir la bancarrota o insolvencia Altman (1968) empleaba algunas relaciones contables o indicadores como la relación capital de trabajo/activos totales, la relación beneficio/activos totales retenidos, los ingresos antes de intereses e impuestos/activos totales, el valor de mercado de capital/valor contable de la relación deuda total y la relación entre ventas y activos totales como predictor de la salud financiera de una empresa.

La utilización de un número determinado de ratios financieros en el análisis o evaluación del potencial de quiebra, fracaso empresarial o bancarrota de una empres, hace pensar que algunas de las mediciones tendrán un alto grado de correlación o colinealidad entre sí, lo que supone o requiere una meticulosa selección de las variables utilizadas como base para predecir (en el modelo son los ratios contables), y genera la ventaja de construir un modelo con un número pequeño de mediciones y con el potencial de transmitir una gran cantidad de información.

Es este punto referido en el párrafo anterior el que expone la principal ventaja del MDA al intentar clasificar corporaciones o empresas en problemas, que es el potencial de analizar todo el perfil variable del objeto simultáneamente en lugar de hacerlo secuencialmente en sus características individuales.

El propio Altman (2006) señala que el enfoque MDA para el análisis de ratios tradicional tiene el potencial de estudiar, específicamente, las combinaciones de relaciones juntas con el fin de eliminar posibles ambigüedades y clasificaciones erróneas observadas en estudios tradicionales anteriores.

Dadas las cualidades descriptivas anteriores, la técnica MDA se alza como la más apropiada para el estudio de insolvencia o bancarrota, que en el caso aplicado gráfica un grupo como bien evaluado de empresas del sector seguros de vida del mercado nacional versus otro no bien evaluado desde la perspectiva del riesgo de no pago o insolvencia financiera. Una alternativa, en este caso de dos grupos, sería utilizando una metodología de análisis de regresión múltiple, con la dificultad que una de las variables, es ordinal.

6.2.2.1.1 Selección de muestra.

En el estudio original de Altman (1968) la muestra inicial consistía en sesenta y seis corporaciones con treinta y tres empresas en cada uno de los dos grupos predefinidos. El grupo 1, en bancarrota, eran fabricantes que presentaron una petición de quiebra bajo el Capítulo X de la Ley Nacional de Quiebras de EE. UU. durante el período 1946-1965. Señalaba que este grupo no era completamente homogéneo, debido a las diferencias de industria y tamaño. Para el grupo 2 se buscó una cuidadosa selección de empresas no en bancarrota, y que consistía en una muestra de empresas manufactureras elegidas aleatoriamente. Los datos recogidos fueron de los mismos años que los recopilados para las empresas en quiebra. Para la prueba de ejemplo inicial, los datos se derivaron de los estados financieros con un período de notificación antes de la bancarrota.

Siguiendo a Altman (1968) un problema importante fue determinar el grupo de tamaño de empresas que se iba a muestrear. Se eliminaron tanto a las pequeñas como a las grandes empresas de la muestra inicial. El razonamiento detrás fue que la quiebra tenía una menor incidencia en la gran empresa (se argumentó como “rara”), y en contrapartida, para las pequeñas era la ausencia de datos completos. Sin embargo, estos argumentos no guardaban mucha relación con el tamaño en sí, ya que, un postulado frecuente de los coeficientes financieros, y por su propia naturaleza, es que tienen el efecto de eliminar el sesgo que genera el tamaño.

Definidos los grupos iniciales y escogidas las compañías, se recogieron los datos del balance y de la cuenta de resultados (los coeficientes). Debido al gran número de variables que se podían encontrar con indicadores significativos que reflejaran problemas corporativos (de insolvencia o bancarrota) en estudios anteriores, se generó una lista de veintidós variables potencialmente útiles (ratios contables) para su evaluación.

Las variables se clasificaron en base a cinco categorías, como liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y ratios de actividad. Según el trabajo referido de Altmann (1968) estos se escogieron en base a algunas consideraciones como:

- Popularidad en la literatura,
- Relevancia potencial para el estudio,

De la lista original de variables, finalmente se seleccionaron a cinco variables o ratios. Para llegar a un perfil final de variables se utilizaron los siguientes procedimientos:

- Observación de la significancia estadística de varias funciones alternativas, incluida la determinación de las contribuciones relativas de cada variable independiente;
- Evaluación de las inter - correlaciones entre las variables relevantes;
- Observación de la precisión predictiva de varios perfiles; y
- El juicio del analista o evaluador.

Se refiere que el perfil de la variable finalmente establecido no contenía las variables más significativas, entre las veintidós originales, medidas de forma independiente. Esto no mejoraría necesariamente el análisis univariado y tradicional descrito anteriormente. Se evaluó la contribución de todo el perfil, y dado que este proceso es esencialmente iterativo, no hubo ninguna afirmación con respecto a la optimización de la función discriminante resultante. La función, sin embargo, señala Altman (1968) tiene mejor desempeño que las alternativas, que incluyen numerosas ejecuciones de computadoras analizando perfiles de ratios.

6.2.2.1.2 El Modelo MDA

La función discriminante final propuesta por Altman (1968) quedó de la siguiente forma:

$$Z\ Score = 1.2X1 + 1.4X2 + 3.3X3 + 0.6X4 + 0.999X5$$

donde:

X1 = Capital de trabajo / Activos totales

X2 = Ganancias retenidas / Activos Totales

X3 = Ganancias antes de intereses e impuestos / Activos totales

X4 = Valor de mercado capital / valor contable de la deuda total

X5 =ventas/Activos Totales

Z = Índice global

La definición de cada variable se desarrolla a continuación:

X1: Capital de Trabajo / Activos Totales. La relación capital de trabajo/activos totales, se encuentra con frecuencia dentro de uno de los problemas corporativos recurrentes, es una medida de los activos líquidos netos de la empresa en relación con la capitalización total. El capital de trabajo se define como la diferencia entre los activos corrientes y los pasivos corrientes. Las características de liquidez y tamaño se tienen en cuenta. Normalmente, una empresa que experimenta pérdidas operativas consistentes tendrá activos corrientes menos líquidos en relación con los activos totales. De los tres ratios de liquidez evaluados, éste demostró ser el más valioso. La inclusión de esta variable es consistente con el estudio Merwin (1942) que calificó el capital de trabajo neto y la relación total de activos como el mejor indicador de interrupción en los negocios.

X2: Ganancias retenidas / Activos Totales. Esta medida de rentabilidad acumulada a lo largo del tiempo se cita en el estudio como uno de los "nuevos" coeficientes. La edad de una empresa se considera implícitamente en esta proporción. Por ejemplo, una empresa relativamente joven probablemente mostrará una baja relación porque no ha tenido tiempo para aumentar sus ganancias acumuladas. Por lo tanto, se puede argumentar que la joven firma es algo discriminado en este análisis, y su posibilidad de ser clasificado como en bancarrota es relativamente mayor que otra firma más antigua, ceteris paribus. Pero, esta es precisamente la situación en el mundo real. La incidencia de fracaso es mucho mayor en los primeros años de una empresa.

X3: Ganancias antes de intereses e Impuestos / Activos Totales. Esta relación es calculada dividiendo los activos totales de una empresa en sus ganancias antes de intereses y reducciones de impuestos. En esencia, es una medida de la verdadera productividad de los activos de la empresa, abstraída de cualquier factor fiscal o de apalancamiento. Dado que la existencia final de una empresa se basa en el poder adquisitivo de sus activos, esta proporción parece ser particularmente apropiada para estudios que se ocupan del fracaso corporativo. Además, la insolvencia en un sentido de quiebra se produce cuando los pasivos totales superan una valoración justa de los activos de la empresa con valor determinado por el poder adquisitivo de los activos.

X4: Valor de mercado del capital / valor contable de la Deuda Total. El capital se mide por el valor de mercado combinado de todas las acciones, preferenciales y comunes, mientras que la deuda incluye tanto el valor actual como el a largo plazo. La medida muestra cuánto pueden disminuir los activos de la empresa en valor (medido por el valor de mercado del capital más deuda) antes de que los pasivos superen los activos y la empresa se vuelva insolvente. Esta relación añade una dimensión de valor de mercado que otros estudios de fracaso no consideran y también parece ser un predictor más eficiente de la bancarrota que una proporción similar, más comúnmente utilizada: Patrimonio Neto / Deuda total

X5: Ventas / Activos Totales. Este ratio es una medida de la capacidad de generación de ingresos que tiene una empresa con los activos de que dispone. Mide la capacidad de gestión para hacer frente a las condiciones competitivas del mercado. Esta ratio final es bastante importante porque, como se indica más adelante, es el ratio menos significativo sobre una base individual. De hecho, sobre la base de la medida de significancia estadística, no hubiera aparecido en absoluto. Sin embargo, debido a su relación única con otras variables en el modelo, la relación Ventas / Activos totales ocupa el segundo lugar en su contribución a la capacidad de discriminación general del modelo.

6.2.2.2 Reformulación del Modelo (Altman 1995)

En Altman et al. (1977) construyó un modelo de segunda generación con varias mejoras en el enfoque original de la puntuación Z score. El nuevo modelo, que se llamó ZETA, fue eficaz en la clasificación de las empresas en insolvencia hasta cinco años antes del fracaso en una muestra de corporaciones compuestas por fabricantes y minoristas. Las pruebas del modelo ZETA incluían modelos no lineales (por ejemplo, cuadráticos), así como modelos discriminatorios lineales. El modelo no lineal fue más preciso en los resultados de la muestra de prueba original, pero menos preciso y confiable en la previsión de retención o fuera de muestra. Posteriormente, en Altman et al. (1995) modificó su modelo de puntuación Z adaptándolo a las corporaciones no manufactureras de mercados emergentes (aplicable para el caso chileno), especialmente a las empresas mexicanas que habían emitido eurobonos denominados en dólares estadounidenses. En este modelo mejorado de puntuación Z, bajó las ventas/activos totales (X5) y utilizó el valor contable del capital para la cuarta y última variable (X4) para hacerla más adecuada para las empresas privadas que no cotizaban en bolsa. Esta modificación al modelo original es la que se utiliza en este estudio, que también consideró una variante, que agrega un factor base o constante y que en palabras de Altman hace el modelo más útil y aplicado (Altman and Hotchkiss, 2006), y que permite hacer una comparación con las clasificaciones de riesgo o bonos,

denominación que está en letras, desde la AAA (la mejor) hasta D (insolvencia o bancarrota, la peor), ver anexo Nº1.

El modelo en general señala que cualquier compañía que tenga un Z score > a 2.99 la podemos clasificar como saludable financieramente (y que no entrará en insolvencia financiera o bancarrota), entre 1 y 3 está en una zona intermedia, con algunas señales de deficiencias en su estructura financiera, y la última categoría, < a 1, se refiere como enferma o no saludable desde la perspectiva financiera (Altman 1968, 1995) y con altas probabilidades de cesar pagos y quiebra.

La nueva expresión de la función discriminante quedó como sigue:

$$Z'' \text{ Score} = 3.25 + 6.56X1 + 3.26X2 + 6.72X3 + 1.05X4$$

donde:

X1: Activos Corrientes - Pasivos Corrientes / Activos Totales

X2: Ganancias Retenidas / Activos Totales

X3: Ganancias antes de intereses e impuestos / Activos Totales

X4: Valor Contable del Capital / Pasivos Totales

Esta es la función discriminante que se utilizará para calcular la función Z" Score o puntaje como referencia de salud financiera para clasificar a las empresas de la muestra.

6.2.2.3 Algunas ventajas del modelo

- La técnica descrita tiene una ventaja fundamental, que es considerar un perfil completo de características comunes a las empresas relevantes, así como la interacción de estas propiedades. Altman (1968) señala “Un estudio univariado, por otro lado, sólo puede considerar las medidas usadas por grupos de una en una”.
- Otra ventaja de MDA es la reducción de la dimensionalidad espacial del analista, es decir, del número de variables independientes diferentes a G - 1 dimensión (es), donde G es igual al número original de grupos. En el paper de Altman se generaron sólo dos grupos de empresas: en bancarrota y en no bancarrota. Es decir, tenemos solo una dimensión en el ejemplo.
- Otro aspecto que hace meritorio este modelo es que requiere un número relativamente pequeño de mediciones seleccionadas y que tienen el potencial de transmitir una gran cantidad de información, esto, al utilizar una lista completa de ratios financieros hay razones para creer que algunas de las mediciones tendrán un alto grado de correlación o colinealidad entre sí, cosa que requiere una cuidadosa selección de las variables predictivas (ratios).

En definitiva, y como elemento central que da ventaja a este modelo es el potencial de analizar todo el perfil variable del objeto simultáneamente en lugar de examinar secuencialmente sus características individuales

6.2.3 Epílogo Marco Teórico

Varios investigadores influenciados por el trabajo de Altman (1968) sobre la aplicación de análisis discriminantes, exploraron formas de desarrollar modelos de predicción de problemas financieros más sofisticados. Como se indicó al inicio de este apartado, nuevas técnicas analíticas como modelos logit o probit (Martin, 1977; Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Lennox, 1999; Westgaard y Wijst, 2001; Grunert et al. , 2005), escalado multidimensional (Mar Molinero y Ezzamel, 1991), redes neuronales

artificiales (Tam, 1991; Wilson y Sharda, 1994/1995), logit multinomial (Johnsen y Melicher, 1994), metodología de ayuda por decisión multicriterio (Zopounidis y Dimitras, 1998), etc. se han introducido para predecir el fracaso financiero en diferentes mercados.

Como se puede apreciar en la literatura colectiva discutida anteriormente, existe un gran número de modelos empíricos de predicción de bancarrota o insolvencia financiera y hacen múltiples análisis discriminantes (MDA) pioneros fundados en las obras fundamentales de Altman (1968, 1995) basadas en los datos contables, sin embargo, al buscar literatura que relacione la aplicación del modelo en empresas de seguros de vida, realizados en Chile, no fue posible encontrar casos aplicados.

7. Desarrollo de la propuesta

7.1 Selección de la muestra

De acuerdo con el registro de la CMF, el mercado asegurador chileno a finales de 2018, considerada la fecha de corte de los datos contables de entrada de los balances y EERR (Dic 2018), registraba 70 compañías de seguros, que se dividían en 33 de seguros generales y 37 de seguros de vida, como ilustra el cuadro siguiente:

Cuadro 2: Participantes mercado asegurador chileno 2019

		2014	2015	2016	2017	2018	2019
Compañías de Seguros		**63**	**66**	**66**	**68**	**70**	**70**
	Generales	29	30	30	32	33	34
	Vida	34	36	36	36	37	36

Fuente: CMF

El mercado asegurador de seguros generales se diferencia, en esencia del de vida, por cuanto el primero entrega coberturas principalmente sobre bienes y no sobre personas como el segundo.

De las 37 compañías del mercado asegurador de vida, se seleccionaron en forma aleatoria o al azar 30 compañías, con el objeto de ajustarse al teorema del límite central siendo la muestra lo suficientemente grande para que las distribuciones de las medias muestrales sigan una distribución normal. El regulador exige cumplir ciertas normas de capacidad financiera y requisitos de capital, por lo que no se eliminó a ninguna empresa antes de seleccionarlas. Las empresas elegidas se muestran en el anexo Nº2.

Se obtuvieron los Estados Financieros a diciembre de 2018 de cada una de las empresas indicadas en el anexo.

7.2 Cálculo de los ratios (variables) y ranking de las empresas.

Los indicadores o ratios que se calcularon, según el modelo ya referido en el apartado 6.2.2.2, fueron los siguientes:

- Activos Corrientes - Pasivos Corrientes / Activos Totales (AC-PC / AT).
- Ganancias Retenidas / Activos Totales (GR / AT).
- Ganancias antes de intereses e impuestos / Activos Totales (GAII / AT).
- Valor Contable del Capital / Pasivos Totales (CCONTABLE / PT).

En la tabla siguiente se muestra el resultado de las variables o ratios definidos, que se calcularon para cada una de las 30 empresas seleccionadas en la muestra y se ordenan en base a un ranking como promedio simple de cada uno:

Tabla Nº3: Ratios y posiciones

Empresas	(AC-PC)/TA	RANKING	GR/TA	RANKING	GAII/TA	RANKING	CCONTABLE/TP	RANKING	Promedio Ranking
HUELEN	0,87	1	0,32	2	0,02	12	0,54	4	4,8
CHUBB	0,69	3	0,07	8	0,15	3	0,51	5	4,8
BNP PARIBAS	0,46	5	0,15	3	0,05	8	0,10	13	7,3
CF	0,35	9	0,11	4	0,41	1	0,06	19	8,3
RIGEL	0,28	12	0,07	7	0,02	11	0,20	9	9,8
MUT. EJERC. Y AVIACION	0,74	2	0,09	5	0,09	5	0,00	30	10,5
BCJ (ITAU SEGUROS)	0,46	6	0,38	1	0,03	10	0,03	25	10,5
ZURICH	0,21	15	0,00	23	0,27	2	0,13	11	12,8
BANCHILE	0,31	11	0,07	9	0,12	4	0,02	28	13,0
VIDACAMARA	0,34	10	-0,04	26	0,04	9	0,49	7	13,0
CN LIFE	0,02	18	0,05	11	0,01	13	0,07	14	14,0
BCI	0,20	16	0,00	24	0,06	7	0,14	10	14,3
EUROAMERICA	0,02	17	0,07	6	0,08	6	0,01	29	14,5
ALEMANA SEGUROS	0,60	4	-0,23	28	-0,31	30	1,33	1	15,8
SURAMERICANA	0,41	8	-0,03	25	-0,07	26	0,50	6	16,3
BUPA	0,42	7	-0,31	29	-0,15	28	0,93	3	16,8
VIDA SECURITY	-0,01	20	0,02	16	0,01	14	0,05	20	17,5
COLMENA	0,28	13	-0,53	30	-0,28	29	1,24	2	18,5
CHILENA CONSOLIDADA	-0,06	23	0,04	14	0,00	22	0,06	16	18,8
CLC	0,25	14	-0,17	27	-0,09	27	0,40	8	19,0
CNS VIDA	-0,06	24	0,06	10	0,01	17	0,03	26	19,3
SURA	0,01	19	0,01	18	0,00	23	0,06	18	19,5
METLIFE	-0,10	26	0,04	12	0,01	16	0,04	24	19,5
OHIO	-0,03	22	0,01	19	0,00	21	0,06	17	19,8
4 LIFE (BTG PACTUAL)	-0,02	21	0,00	22	-0,01	25	0,10	12	20,0
BICE VIDA	-0,06	25	0,03	15	0,00	20	0,05	23	20,8
PRINCIPAL	-0,11	27	0,04	13	0,01	18	0,02	27	21,3
PENTA	-0,13	28	0,01	17	0,01	19	0,05	22	21,5
CONFUTURO	-0,15	29	0,00	21	0,01	15	0,05	21	21,5
RENTA NACIONAL	-0,16	30	0,01	20	-0,01	24	0,06	15	22,3

Fuente: Elaboración propia, con datos de la CMF

Como muestra la Tabla Nº3, cada una de las variables o ratios del modelo, se ranquearon en base a su valor, ya que, todos son “mejores” en la medida que son mayores. Finalmente, se obtuvo un promedio simple de las diferentes posiciones dentro de las 30 empresas. Así, la que obtiene un 1 (supone un primer lugar) es aquella que logró el mejor ratio o valor en la variable. La que obtiene 30 es la que tuvo el peor indicador, y resultó última en la posición o ranking.

Al revisar el ranking de las posiciones promedio, se puede observar que HUELEN tiene el mejor desempeño, versus RENTA NACIONAL, quien obtiene la peor clasificación. Esta información puede resultar interesante, en el sentido de lo que se esperaría del Modelo a aplicar, esto es, que las empresas mejores evaluadas con este promedio contable obtengan un mayor Z score que las peor clasificadas.

En base al ranking anterior de la tabla Nº3, se agrega una clasificación de las empresas entre aquellas que tienen buena salud financiera, y aquellas que tiene mala salud o ciertas deficiencias en sus ratios financieros que pudieran hacer pensar que podrían tener dificultades para hacer frente a sus compromisos financieros o de cobertura a siniestros.

La clasificación resultante se muestra en la tabla siguiente:

Tabla Nº4 Clasificación en base a promedio de ratios

Empresas	Promedio Ranking	CLASIF. RATIOS
HUELEN	4,8	BUENA
CHUBB	4,8	BUENA
BNP PARIBAS	7,3	BUENA
CF	8,3	BUENA
RIGEL	9,8	BUENA
MUT. EJERC. Y AVIACION	10,5	BUENA
BCJ (ITAU SEGUROS)	10,5	BUENA
ZURICH	12,8	BUENA
BANCHILE	13,0	BUENA
VIDACAMARA	13,0	BUENA
CN LIFE	14,0	BUENA
BCI	14,3	BUENA
EUROAMERICA	14,5	BUENA
ALEMANA SEGUROS	15,8	BUENA
SURAMERICANA	16,3	BUENA
BUPA	16,8	BUENA
VIDA SECURITY	17,5	BUENA
COLMENA	18,5	BUENA
CHILENA CONSOLIDADA	18,8	BUENA
CLC	19,0	BUENA
CNS VIDA	19,3	BUENA
SURA	19,5	BUENA
METLIFE	19,5	BUENA
OHIO	19,8	BUENA
4 LIFE (BTG PACTUAL)	20,0	MALA
BICE VIDA	20,8	MALA
PRINCIPAL	21,3	MALA
PENTA	21,5	MALA
CONFUTURO	21,5	MALA
RENTA NACIONAL	22,3	MALA

Fuente: Elaboración propia, con datos de la CMF

El corte para decidir si una empresa es buena o mala, se realiza cuando el promedio es igual o mayor a 20, esto refleja que en general estas empresas salen mal calificadas con posiciones que en promedio están sobre la posición o lugar 20. Esto nos servirá para validar con la aplicación del Modelo, si este es explicativo y coincide con esta revisión.

7.3 Cálculo de la función discriminante, y comparación con los resultados basados en la clasificación del evaluador.

Una vez obtenidos los ratios de cada variable, X1, X2, X3 y X4 para efectos del modelo, se procede a aplicar la función discriminante de Altman, reformulada según el apartado 6.2.2.2. Los resultados son los que se muestran a continuación:

Tabla Nº5 Z Score modificado para empresas del mercado asegurador chileno.

Empresas	Promedio Ranking	CLASIF. RATIOS	Función Z score	CLASIF. Z Score
HUELEN	4,8	BUENA	10,7	SALUDABLE
CHUBB	4,8	BUENA	9,5	SALUDABLE
BNP PARIBAS	7,3	BUENA	7,2	SALUDABLE
CF	8,3	BUENA	8,7	SALUDABLE
RIGEL	9,8	BUENA	5,7	SALUDABLE
MUT. EJERC. Y AVIACION	10,5	BUENA	9,0	SALUDABLE
BCJ (ITAU SEGUROS)	10,5	BUENA	7,7	SALUDABLE
ZURICH	12,8	BUENA	6,6	SALUDABLE
BANCHILE	13,0	BUENA	6,3	SALUDABLE
VIDACAMARA	13,0	BUENA	6,2	SALUDABLE
CN LIFE	14,0	BUENA	3,7	SALUDABLE
BCI	14,3	BUENA	5,1	SALUDABLE
EUROAMERICA	14,5	BUENA	4,2	SALUDABLE
ALEMANA SEGUROS	15,8	BUENA	5,8	SALUDABLE
SURAMERICANA	16,3	BUENA	5,9	SALUDABLE
BUPA	16,8	BUENA	5,0	SALUDABLE
VIDA SECURITY	17,5	BUENA	3,4	SALUDABLE
COLMENA	18,5	BUENA	2,8	DEFICIENTE
CHILENA CONSOLIDADA	18,8	BUENA	3,0	SALUDABLE
CLC	19,0	BUENA	4,1	SALUDABLE
CNS VIDA	19,3	BUENA	3,1	SALUDABLE
SURA	19,5	BUENA	3,4	SALUDABLE
METLIFE	19,5	BUENA	2,8	DEFICIENTE
OHIO	19,8	BUENA	3,2	SALUDABLE
4 LIFE (BTG PACTUAL)	20,0	MALA	3,2	SALUDABLE
BICE VIDA	20,8	MALA	3,0	SALUDABLE
PRINCIPAL	21,3	MALA	2,7	DEFICIENTE
PENTA	21,5	MALA	2,5	DEFICIENTE
CONFUTURO	21,5	MALA	2,4	DEFICIENTE
RENTA NACIONAL	22,3	MALA	2,2	DEFICIENTE

Fuente: Elaboración propia, con datos de la CMF

Aquellas empresas que obtuvieron un Z Score mayor a 3, se califican como saludables, y aquellas entre 1 y 2.99, en zona intermedia o con desempeño DEFICIENTE.
Como podemos apreciar, a simple vista, existe coincidencia entre aquellas empresas o compañías que fueron calificadas bajo el ranking de promedio simple de los indicadores contables y las obtenidas bajo el modelo de Altman o Z score.

7.4 Resultados preliminares.

De acuerdo con lo anterior, se probó la clasificación de las empresas de la muestra (30 empresas) y se obtuvo un 92% de aciertos para las “buenas” o clasificadas como “saludables” y un 67% para las “malas” o clasificadas como deficientes según la función Z Score y que se muestra en el cuadro Nº3 siguiente.

Cuadro Nº 3: % de aciertos del Modelo Z Score

Clasificación empresas según ranking evaluador	Nº de empresas	Aciertos según Z score	% aciertos
BUENA	24	22	92%
MALA	6	4	67%

7.5 Observación año 2019 de las empresas mal evaluadas por el Modelo.

Como se reseñó al final del primer párrafo del punto 6.2.2.2, las empresas reguladas como las de la muestra reciben clasificaciones de otras empresas privadas que se dedican solo a evaluar la capacidad de la empresa en función de varias características (ver anexo Nº1) relacionadas con su capacidad financiera de hacer frente a sus obligaciones (exigibles y de su naturaleza, como los siniestros en el caso de las compañías de seguros de vida). Adicionalmente, es importante revisar las consideraciones del anexo Nº3 en el sentido que, dependiendo de la estructura de propiedad de la aseguradora, su nota o calificación no necesariamente refleja su

calificación individual basada en su desempeño, como sí lo podría respaldar las variables o ratios contables, o el modelo Z Score.

Si se revisa las clasificaciones de riesgo de las empresas deficientes para el año 2019 y observar si tienen un mejor o peor resultado, en línea con la predicción del Z Score, podemos indicar que solo hubo similitud en la evaluación en el 33.3% de los casos (COLEMAN Y RENTA NACIONAL) en nuestro análisis, y las 6 empresas mantuvieron su clasificación previa.

Esto no necesariamente implica que el modelo aplicado no tiene capacidad suficiente para predecir el desempeño de una aseguradora, si se compara con una clasificación de riesgo utilizada por el mercado, ya que, como se señaló anteriormente, en la nota de clasificación privada priman otros aspectos que no son únicamente de la empresa evaluada, sino de la nota de su controladora o holding de empresas a la que pertenece. Y, por otra parte, un año no necesariamente es un tiempo suficiente para esperar un cambio en la clasificación, 2 hasta 5 años son tiempos en donde se podría esperar un cambio de estado según se establece en el mismo modelo de Altman (1968).

Cuadro Nº4, empresas deficientes según Z Score y sus clasificaciones de riesgo privadas.

Empresas	Promedio Ranking	CLASIF. RATIOS	Función Z score	CLASIF. Z Score	Clasif. Riesgo Dic 2018	Clasif. Riesgo Dic 2019
METLIFE	19,5	BUENA	2,8	DEFICIENTE	AA+	AA+
COLMENA	18,5	BUENA	2,8	DEFICIENTE	BBB-	BBB-
PRINCIPAL	21,3	MALA	2,7	DEFICIENTE	AA+	AA+
PENTA	21,5	MALA	2,5	DEFICIENTE	AA+	AA+
CONFUTURO	21,5	MALA	2,4	DEFICIENTE	AA+	AA+
RENTA NACIONAL	22,3	MALA	2,2	DEFICIENTE	BBB+	BBB+

Fuente: Elaboración propia, con datos de la CMF

7.6 Análisis LOGIT

Como se señaló en el apartado 6.2.1 respecto a los diferentes modelos o enfoques que se tienen en el análisis predictivo, se presenta adicionalmente un análisis Logit o de regresión logística, que permita validar que tan significativas son las variables

independientes (ratios y partidas contables) para modelar la probabilidad de que se genere un fracaso financiero (que ocurra como función de estas partidas).

Se utilizó el software STATA para este efecto.

7.6.1 Variables para considerar

Luego de realizar simulaciones con las variables de entrada que se muestran en el cuadro Nº5, y que dieron origen a las ratios contables utilizados para calcular la función Z Score del punto 7.5, solo las mostradas en gris, resultaron atractivas para explicar el Modelo. En concreto, para facilitar el análisis los Activos y Pasivos Corrientes se expresaron como Capital de Trabajo (que resulta de la diferencia entre Activos corrientes y Pasivos corrientes) y junto a el Resultado antes de Impuesto y el Z Score, se introdujeron como variables en el análisis logit del software.

Frente a la duda de si son pocas variables, no se debe dejar de recordar que el objeto del estudio se realiza solo en un segmento del mercado productivo chileno, en este caso, los seguros, y dentro de ese espectro, también es una sola parte, como son los seguros de vida, totalizando 36 empresas según el registro a 2018 de la CMF.

Cuadro Nº5: Partidas contables o variables para construir el modelo.

Variables independientes utilizadas para calcular Z Score (Variable dependiente)	Activos Inmobiliarios	Otros Activos	Activos Corrientes	Patrimonio	Otros Pasivos	Pasivos Corrientes	Ut./perd. Acum. (GR)	Resultado antes Impuesto	Capital	Z Score	Total Pasivos	Total Activos	Capital de Trabajo

Fuente: Elaboración propia.

Como consideración, teóricamente el resultado antes de impuesto es una variable de rentabilidad del negocio, muy utilizada como medida de fortaleza de la actividad de una compañía, que, junto al capital de trabajo, son piezas fundamentales de una buena

gestión financiera. Actualmente se le da importancia al flujo de caja por sobre muchos otros aspectos financiero-contables. Otra razón para descartar otras variables fue su colinealidad (ejemplo total activos y total pasivos).

7.6.2 Descubriendo el Modelo

Las variables definidas, las procesamos con el software y el resultado del análisis de regresión logística es el que se muestra en el cuadro Nº6.

Cuadro Nº6: Regresión logística base

Logistic regression — Number of obs = 30
LR chi2(2) = 18.22
Prob > chi2 = 0.0001
Log likelihood = -5.9037115 — Pseudo R2 = 0.6067

zscore	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
resultadoantesimpuesto	-1.22e-07	7.64e-08	-1.60	0.109	-2.72e-07	2.73e-08
capitaldetrabajo	-1.93e-08	8.03e-09	-2.40	0.016	-3.50e-08	-3.54e-09
_cons	-2.991039	1.142911	-2.62	0.009	-5.231104	-.7509741

Aquí se observa, al revisar el pseudo R2 (0.6067) que las variables independientes (resultado antes de impuesto y capital de trabajo) son capaces de explicar en buena medida (60.67%) las variaciones de la variable dependiente o Z Score, según este modelo.

La significancia global reflejada en el Chi2, no supera el 0.01%, y, por tanto, nuestras variables independientes en conjunto tienen significancia global en el modelo, es decir, para predecir una empresa riesgosa o con potencial de quiebra o mal evaluada.

Observando el P> I z I en ninguna variable independiente es mayor a 15%, lo que indica que existe significancia local en el modelo, sin ser estrictos en cuanto al nivel de confianza, pues las variables potencialmente entregarían información relevante sobre

la quiebra financiera. En síntesis, cada una de las variables son significativas en el Modelo.

Para corroborar lo anterior, se realiza una prueba o test de significancia local, que se muestra en el cuadro Nº7, en donde las variables se hacen igual a cero, y nuestro Chi 2 resulta menor al 5%, en este caso 3.77%.

Cuadro Nº 7: Test significancia local

```
. test resultadoantesimpuesto capitaldetrabajo

 ( 1)  [zscore]resultadoantesimpuesto = 0
 ( 2)  [zscore]capitaldetrabajo = 0

           chi2(  2) =    6.55
         Prob > chi2 =    0.0377
```

7.6.3 El Modelo a interpretar

El software nos entrega en el cuadro Nº8, el modelo logit que se establece a interpretar, y que muestra que por cada peso que se vea incrementado, por ejemplo, el resultado antes de impuesto, la probabilidad de quiebra, o de que la empresa sea mal evaluada, se reduce en 6.85e-09, es decir, un 0.000000685%. En términos monetarios, por cada M$10.000.- que se incremente el resultado antes de impuesto, el modelo indica que la probabilidad de que la empresa entre en insolvencia, o sea mal evaluada en su gestión financiera, se reduce en un 0.00685%. Cosa similar en la dirección (sentido del efecto), para la otra variable, a pesar de que el % es menor.

Lo anterior, se puede explicar dado que las ganancias o resultados antes de impuestos tienen mayor relevancia que el capital de trabajo. En la medida que la empresa tenga resultados positivos o utilidades, el riesgo de quiebra o de insolvencia financiera se reduce.

Cuadro Nº 8: Modelo Logit

```
Average marginal effects                        Number of obs     =         30
Model VCE    : OIM

Expression   : Pr(zscore), predict()
dy/dx w.r.t. : resultadoantesimpuesto capitaldetrabajo
```

	dy/dx	Delta-method Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
resultadoantesimpuesto	-6.85e-09	3.54e-09	-1.94	0.053	-1.38e-08	7.50e-11
capitaldetrabajo	-1.08e-09	2.59e-10	-4.17	0.000	-1.59e-09	-5.73e-10

Adicionalmente, para conocer la importancia de las 2 variables independientes para explicar la dependiente, en este caso la Z Score, se analizó hasta qué % el modelo puede calcular, considerando que resulta casi obvio que la probabilidad de que una empresa sea mal evaluada o tenga una quiebra, no se explica solo con 2 variables.

Cuadro Nº9: Predicción del modelo 98%

```
. summarize zscore plogit
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
zscore	30	.2	.4068381	0	1
plogit	30	.2	.327996	3.28e-06	.9846102

El cuadro Nº9 refleja, que la variable dependiente o Z score, que es cero y uno, y que el modelo va de una cifra muy cercana a cero (3.28e-06) hasta un 98.46%. Es decir, lo que más puede llegar a predecir el modelo, utilizando las 2 variables resultado antes de impuesto y capital de trabajo, es un 98.46% de la puntuación Z Score. En otras palabras, el modelo tiene hasta un 98.46% de efectividad en su predicción.

7.6.4 Bondad de ajuste del modelo Logit.

Lo que podemos observar en el cuadro Nº10, en términos generales es que nuestro modelo clasifica correctamente al 93.3% de los casos (empresas). Es decir, de cada 10 empresas a clasificar, estadísticamente lo hará en forma correcta en 9 de ellas. Lo que entrega un buen ratio de acierto en la predicción.

Indica que al contrastar con las observaciones del punto 7.5, cuadro Nº3, que muestra los aciertos del Z score respecto de la clasificación manual realizada por el examinador, los % son muy similares cuando esta se realiza sobre las empresas clasificadas como buenas o saludables que era de un 92%.

Por definición, tanto la sensibilidad como la especificidad de la prueba son probabilidades de aciertos.

La *sensibilidad*, en este caso, muestra la habilidad para detectar la insolvencia o posibilidad de ser mal calificada cuando efectivamente, en la realidad, es una empresa insolvente o con posibilidades de quiebra. El cuadro indica que esa probabilidad llega a un 83.33%, es decir, para las empresas clasificadas como mal evaluadas, deficientes o en problemas financieros con potencial de quiebra (Z Score igual a 1) el modelo acierta en el 83.33% de los casos.

La *especificidad*, aquí muestra la habilidad para clasificar correctamente, de acuerdo con la realidad, a las empresas saludables o con Z Score igual a 0. Es decir, acierta en un 95.83%

Cuadro Nº10: Bondad de ajuste

Logistic model for zscore

Classified	True D	True ~D	Total
+	5	1	6
-	1	23	24
Total	6	24	30

Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as zscore != 0

Sensitivity	Pr(+| D)	83.33%
Specificity	Pr(-|~D)	95.83%
Positive predictive value	Pr(D| +)	83.33%
Negative predictive value	Pr(~D| -)	95.83%
False + rate for true ~D	Pr(+|~D)	4.17%
False - rate for true D	Pr(-| D)	16.67%
False + rate for classified +	Pr(~D| +)	16.67%
False - rate for classified -	Pr(D| -)	4.17%
Correctly classified		93.33%

Una manera para evaluar la capacidad del modelo de regresión logística presentado para clasificar con exactitud las observaciones es una curva de rendimiento diagnóstico (ROC), gráficamente se puede observar aquella en el gráfico Nº1 y obtenida del software.

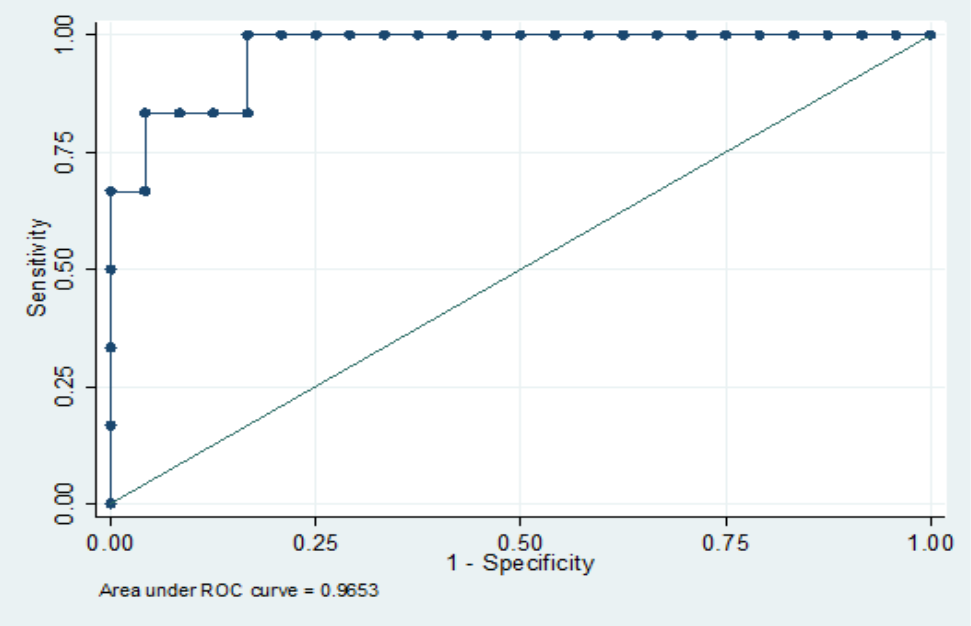
El área por debajo de la curva ROC (AUC) es una medida de discriminación; un modelo con un área por debajo de la curva ROC alta sugiere que el modelo puede predecir con exactitud el valor de la respuesta de una observación.

Hosmer y Lemeshow (3) proporcionan reglas generales para interpretar valores de AUC.

- AUC = 0.5 No discriminación
- 0.7 ≤ AUC < 0.8 Discriminación aceptable
- 0.8 ≤ AUC < 0.9 Excelente discriminación
- AUC ≥ 0.9 Excelente discriminación (pero extremadamente rara)

Dado que la AUC para este modelo es 0.9653, podríamos concluir que el modelo proporciona una excelente discriminación.

Gráfico Nº1: Curva ROC



8. Conclusiones

Al cerrar la lectura de los puntos anteriores, se puede afirmar que se ha podido realizar la metodología descrita al inicio del estudio completamente. Respecto de los resultados obtenidos podemos referir las siguientes conclusiones centrales:

- El modelo de análisis discriminante de Altman, en general, es un modelo totalmente aplicable a la realidad chilena, y las variables que intervienen en él son significativas para realizar una evaluación financiera de una empresa aseguradora, y, por tanto, su función propuesta, Z Score, es un indicador válido como medida de la insolvencia o fracaso financiero de una organización, permitiendo clasificar empresas.

- Las 30 empresas de la muestra fueron clasificadas en base a criterios del evaluador, y en base al Z Score, y se obtuvieron resultados similares, en donde la variable independiente o partida contable **Utilidad antes de impuesto y Capital de trabajo (Activos Corrientes menos Pasivos Corrientes)**, mostraron mejor significancia para el modelo, y que fue validado bajo un análisis Logit. Este punto es muy importante porque es aquí en donde se pueden sentar las bases para generar políticas de gestión que permitan observar y mejorar dichos ratios (influir sobre sus componentes) y en consecuencia los resultados de las empresas y su clasificación.

- Para aquellas empresas de la muestra clasificadas con buen desempeño, o con “BUENA” salud financiera, el Modelo de Altman alcanzó un 92% de acierto en la clasificación, y que coincide en buena medida con el 93.33% que arrojaron las pruebas de bondad de ajuste del modelo Logit. Sin embargo, en aquellas calificadas como “MALAS”, bajo un prisma de salud financiera, el % de acierto se redujo a 67% una vez analizada la muestra, lo que se podría explicar porque en dichas empresas el factor o variable Endeudamiento tiene mayor relevancia,

no así en el Modelo, en donde los coeficientes son menores, asignándole menos importancia.

Igualmente es necesario hacer explícito que, a pesar de los buenos resultados, todo modelo predictivo tiene las limitaciones propias de un instrumento predictor que utiliza información histórica para pronosticar en algún grado el futuro cercano, y que no necesariamente los comportamientos del pasado podrán repetirse en el futuro.

9. Bibliografía

9.1 Bibliografía Documentos

1. *Altman*, Edward I. Post-Chapter 11 Bankruptcy Performance: Avoiding Chapter 22, Journal of Applied Corporate Finance (Morgan Stanley publication), volume 21 Number 3 (2009).
2. *Altman*, Edward I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, Vol. 23, No. 4. (Sep., 1968), pp. 589-609.
3. *Altman*, E. I. Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-SCORE and ZETA Models, adapted and updated from Altman (1968) and Altman (1977), 2000 (July).
4. *Altman*, E.I., Hartzell, J. and Peck, M. (1995), Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System, Salomon Brothers, New York, NY.
5. *Bandyopadhyay*, Arindam. Predicting probability of default of Indian corporate bonds: logistic and Z-score model approaches. The Journal of Risk Finance Vol. 7 No. 3, (2006) pp. 255-272.
6. *Beaver*, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Journal of Accounting research, Supplement, 71-11.
7. *Chih-Hung Wu*, Wen-Chang Fang y Yeong-Jia Goo, Variable Selection Method Affects SVM Approach in Bankruptcy Prediction (2007).
8. *Gómez García, Susetty* y Murillo Mora, Mónica. Fracaso empresarial: evolución histórica y aportes a su definición", Revista contribuciones a la Economía (2019).
9. *Hosmer, D.W*. y Lemeshow, S. Applied Logistic Regression (2000). 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc. Pp. 156-164.
10. *Rosillo, Jorge*. Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas, Universidad de Salamanca, España (2002).

11. *Tascón, M.*, & Castaño, F. (10 de 1 de 2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica, reciente. RC- Sar, 15 81), 7-58.
12. *Wooldridge, J.* (2010) *Introducción a la Econometría.* (4ª ed.) México: Cengage Learning.
13. *Wurim Ben Pam*, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy in the Banking Sector of Nigeria (2013).
14. *Zeytınoglu, Emin* and Yasemin Deniz Akarım, Financial Failure Prediction Using Financial Ratios: An Empirical Application on Istanbul Stock Exchange (2013).

9.2 Webgrafías

1. https://dle.rae.es/fracaso. Definición de fracaso RAE. Consulta 07 de Marzo 2021, 10.30 hrs.
2. http://www.cmf.cl. Estados financieros, Informe mercado asegurador. Se realizaron muchas consultas en diferentes días y horas desde el inicio de esta Tesina.
3. http://www.svs.cl/institucional/estadisticas/merc_seguros/rgcri/seg_rgcri_inf1.php?mes=12&anio=2018&via=W. Clasificaciones de riesgo. Consulta 07 de Marzo 2021, 16.23 hrs.
4. http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/134557/Modelos%20de%20redes%20neuronales%20aplicado%20en%20la%20predicci%F3n%20del%20signo%20de%20los%20fondos%20de%20AFP%20Cuprum.pdf;jsessionid=8D274700A19DFE4FCD40CF11014041EB?sequence=1. Redes neuronales. Consulta 04 de marzo 2021, 20.15 hrs.
5. http://www.fce.unal.edu.co/media/files/UIFCE/Economia/Aplicacion_de_Modelos_no_Lineales_con_Variable_Dependiente_Limitada_Logit_Probit_en_GRETL.pdf. Modelos Logit-Probit. Consulta 05 de Marzo 2021, 21:16 hrs.

6. https://masteres.ugr.es/moea/pages/curso201314/tfm1314/tfm-septiembre1314/memoriamasteredurnealonsomoran/!. sensibilidad y Especificidad de un test diagnóstico. Consulta 08 de Marzo 2021, 22 hrs.

10. Anexos

Anexo 1: Clasificadoras de Riesgo (Fuente CMF)

La Ley de Seguros exige a las compañías de seguros contratar con a lo menos dos Clasificadoras de Riesgo, distintas e independientes entre sí, la evaluación continua e ininterrumpida de las obligaciones que tengan con sus asegurados.

Características

Las Clasificadoras de Riesgo deben estar inscritas en un registro que lleva la CMF.
La clasificación que realicen de las compañías de seguros deberá considerar:

- la cantidad y calidad de las inversiones y demás activos de la compañía de seguros,
- la suficiencia de las reservas,
- la cantidad y calidad del reaseguro,
- la rentabilidad obtenida en los últimos años,
- el endeudamiento y nivel de operaciones en relación a su patrimonio,
- el calce de los activos con los pasivos en relación a plazos, monedas y reajustabilidad,
- la capacidad técnica y experiencia de la administración, y otra información disponible.

Las categorías de clasificación se denominan con las letras AAA, AA, A, BBB, BB, B, C, D y E; siendo la categoría AAA la de más bajo riesgo y la D la de más alto riesgo. La categoría E se utiliza cuando se carece de información suficiente para clasificar a una compañía de seguros.

Anexo 2: Empresas seleccionadas como muestra.

Empresa	Razón social
HUELEN	Compañía De Seguros De Vida Huelén Sociedad Anónima
CHUBB	Chubb Seguros De Vida Chile S.A.
MUTUALIDAD EJERCITO Y AVIACION	Mutualidad Ejército Y Aviación
CF	CF Seguros De Vida S.A.
BCJ (ITAU SEGUROS)	Itaú Chile Compañía De Seguros De Vida S.A.
BNP PARIBAS	BNP Paribas Cardif Seguros De Vida S.A.
ZURICH	Zurich Santander Seguros De Vida Chile S.A.
BANCHILE	Banchile Seguros De Vida S.A.
VIDACAMARA	Compañía De Seguros De Vida Cámara S.A.
SURAMERICANA	Seguros De Vida Suramericana S.A.
ALEMANA SEGUROS	Alemana Seguros S.A.
RIGEL	RIGEL Seguros De Vida S.A.
BCI	Bci Seguros Vida S.A.
BUPA	Bupa Compañía De Seguros De Vida S.A.
EUROAMERICA	Euroamerica Seguros De Vida S.A.
CLC	Seguros CLC S.A.
CN LIFE	CN Life, Compañía De Seguros De Vida S.A.
VIDA SECURITY	Seguros Vida Security Previsión S.A.
SURA	Seguros De Vida Sura S.A.
4 LIFE (BTG PACTUAL)	BTG Pactual Chile S.A. Compañía De Seguros De Vida
OHIO	OHIO National Seguros De Vida S.A.
CNS VIDA	Compañía De Seguros De Vida Consorcio Nacional De Seguros S.A.
CHILENA CONSOLIDADA	Chilena Consolidada Seguros De Vida S.A.
BICE VIDA	Bice Vida Compañía De Seguros S.A.
METLIFE	Metlife Chile Seguros De Vida S.A.
COLMENA	Colmena Compañía De Seguros De Vida S.A.
PRINCIPAL	Principal Compañía De Seguros De Vida De Chile S.A
PENTA	Penta Vida Compañía De Seguros De Vida S.A.
CONFUTURO	Compañía De Seguros Confuturo S.A.
RENTA NACIONAL	Renta Nacional Compañía De Seguros De Vida S.A.

Fuente: Propia, con información base CMF y Memorias empresas.

Anexo 3: Enfoque de Grupo de Clasificación de Fortaleza Financiera de Seguros (Fuente CMF).

La metodología de clasificación de grupos solo se aplica entre las empresas que operan dentro de una familia de compañías de seguros, y varía según la clasificadora responsable (son varias). Sin embargo, hay características comunes en su análisis:

• Concentración de la propiedad
• Antecedentes financieros y empresariales de los socios principales
• Manejo de conflictos de interés entre la compañía y empresas pertenecientes al mismo grupo empresarial
• Experiencia en el negocio asegurador del grupo
• Importancia relativa de la compañía evaluada en la estrategia de negocios del grupo a que pertenece, validando si es esencial o prescindible, y su capacidad y disposición de dar soporte.
• Complementariedad con otros negocios del grupo empresarial
• Se le puede dar un enfoque individual (se evalúa con base en su propio perfil financiero), un enfoque mixto (se clasifica reflejando algunas atribuciones de las fortalezas o debilidades de otros miembros del grupo) y un enfoque de grupo (se evalúa en base a las clasificaciones de los miembros del grupo).