



**EXACTITUD Y MODELAMIENTO DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL EN  
LOS SECTORES COLOMBIANOS DURANTE LA PANDEMIA COVID-19**

**AUTOR**

**DANIEL MAURICIO SALOMON MORALES**

**DIRECTORA DEL PROYECTO**

**MERCEDES FAJARDO ORTIZ PhD.**

**UNIVERSIDAD ICESI**

**FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS Y ECONÓMICAS**

**CONTADURÍA PÚBLICA Y FINANZAS INTERNACIONALES**

**SANTIAGO DE CALI**

**2022**

## Tabla de contenido

1. Introducción	5
2. Descripción del problema	7
3. Objetivos de investigación	8
4. Estado del arte	10
4.1. Modelo Z de Altman	11
4.2. Modelo Z1 de Altman	12
4.3. Modelo Z2 de Altman	13
4.4. Modelo Springate	14
4.5. Modelo Ca-Score	15
4.6. Modelo Jorge Rosillo	16
5. Marco teórico	18
5.1. Insolvencia empresarial ley 1116 de 2006 y efecto pandemia	18
5.2. Razones financieras	21
6. Metodología de la investigación	21
6.1. Pregunta de investigación	22
6.2. Análisis de la muestra	22
7. Resultados e interpretación	25
7.1. Resultados del periodo inmediatamente anterior a la insolvencia (2020)	26
7.2. Resultados del periodo 2019	33
7.3. Modelo Logit sobre insolvencia empresarial	37
8. Conclusiones	42
9. Referencias	43

## **Listado de tablas**

<i>Tabla 1: Número de empresas escogidas para la muestra por sector</i>	23
<i>Tabla 2: Número de empresas solventes e insolventes por sector</i>	24
<i>Tabla 3: Número de empresas por departamento</i>	24
<i>Tabla 4: Estado de la empresa según cada modelo 2020</i>	26
<i>Tabla 5: Aciertos de cada modelo según estado de la empresa en el 2020</i>	27
<i>Tabla 6: Aciertos de los modelos incluyendo a la zona gris como insolvente para el 2020</i>	28
<i>Tabla 7: Porcentaje de aciertos por cada modelo según su sector para el 2020</i>	28
<i>Tabla 8: Número de aciertos conjuntos por los cinco modelos en el 2020</i>	31
<i>Tabla 9: Número de aciertos de los modelos para el 2019</i>	33
<i>Tabla 10: Aciertos de los modelos de predicción para el 2019</i>	34
<i>Tabla 11: Aciertos conjuntos por los cinco modelos para el 2019</i>	35
<i>Tabla 12: Porcentaje de predicción de cada modelo por año</i>	40

## **Listados de ilustraciones**

<i>Figura 1: Solicitudes de insolvencia periodo 2014-2021</i>	19
<i>Figura 2: Curva ROC</i>	37
<i>Figura 3: Resumen del modelo</i>	38
<i>Figura 4: Precisión del modelo Logit</i>	39

## **Resumen**

La insolvencia empresarial es un fenómeno que ha tomado considerable importancia tras la época de pandemia vivida por la humanidad. El temor de los empresarios y emprendedores que su negocio presente problemas de insolvencia es un tema creciente y que afecta a todos. Por eso, es de suma importancia realizar un estudio a los modelos más famosos y aceptados en el mundo científico para determinar si aún siguen teniendo un grado de exactitud relevante a pesar de los grandes acontecimientos recientes. Si bien se reconoce su importancia y relevancia, es importante también construir un modelo con variables recientes y que incluyan dicho impacto actual. Para dar respuesta a esos requerimientos, este trabajo se ha propuesto el objetivo de determinar la relevancia de los modelos establecidos y la construcción de un modelo logístico más relevante para el escenario actual colombiano.

**Palabras claves:** Insolvencia, ratios, modelos, pandemia, sectores.

## **Abstract**

Business insolvency is a phenomenon that has gained importance after the time of the pandemic experienced by humanity. The fear of businessmen and entrepreneurs that their business has insolvency problems is a recent issue that affects everyone. For this reason, it is extremely important to study the most famous and accepted models in the scientific world to determine if they still have a relevant degree of accuracy despite the great recent events. Although its importance and relevance are recognized, it is also important to build a model with recent variables that contain said current impact. To respond to these requirements, this work proposed the objective of determining the relevance of the established models and the construction of a more relevant logistics model for the current Colombian scenario.

**Key words:** Insolvency, ratios, models, pandemic, sectors.

## **1. Introducción**

Tratar de predecir la insolvencia empresarial no es un tema nuevo en la actualidad económica mundial pues los intentos datan de 1966, con Beaver, y 1968 con Altan, donde todo el peso predictivo de la variable de interés recayó en el uso de medidas financieras claves (Correa, 2019). Desde entonces, distintos modelos estadísticos se crearon con el fin de medir la probabilidad de las empresas de caer en quiebra utilizando variables tanto cuantitativas (indicadores financieros de rentabilidad, endeudamiento, liquidez, etc.) como cualitativas (experiencia en la industria, en la gestión, Planificación, entre otras) (Casanova, 2011). Pero, diferentes acontecimientos históricos, locales como globales, pusieron en duda la exactitud de los modelos más famosos y usados, y es por eso por lo que es necesario ponerlos a prueba en el contexto colombiano actual.

En Colombia son limitados los modelos propuestos para determinar la solvencia de empresas de los diferentes sectores nacionales, entre esos están el Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas de Jorge Rosillo, Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas de Óscar Martínez y el Modelo de predicción de punto de quiebra de las empresas manufactureras Pymes en Colombia de Heymar Augusto Ruiz Cotrino. A pesar de poseer porcentajes de aciertos muy altos, también es cierto que la creación data de inicios del nuevo milenio y que no contienen los acontecimientos importantes recientes, como la ley 1116 de 2006 por la cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia y, aún más importante, la pandemia del COVID-19, a excepción del modelo de Ruiz que data del 2015 pero igual no contiene el impacto significativo del año 2020.

La ley de insolvencia empresarial acoge a las empresas cuando estas se ven en “la imposibilidad de pagar sus deudas y cumplir con sus obligaciones al vencer los plazos” (Ruiz,

2015, pág. 5). Estas deben hacer una solicitud a la superintendencia de sociedades indicando que entraron en este proceso y se registrarán por esa ley. Lo que ocurrió en el año 2020 fue imprevisto e histórico causando 1.292 solicitudes de insolvencia a esta entidad y arrojando el dato más alto registrado en Colombia.

La normatividad colombiana mediante la ley 1116 de 2006 estableció los procesos de reorganización empresarial y de liquidación judicial. Con la llegada de la pandemia Covid-19 a Colombia la economía del país se vio gravemente afectada en tanto que los locales comerciales, fábricas y oficinas tuvieron que permanecer cerrados durante tiempos extendidos debido a las medidas de bioseguridad adoptadas por el gobierno nacional. Esto generó un aumento de los incumplimientos contractuales por parte de los empresarios, toda vez que, al no poder ejercer su actividad económica, no podían mantener un equilibrio económico sustentable, generando pérdidas y acumulación de deuda, lo que llevo a muchos a considerar entrar en los procesos de insolvencia consagrados en la ley 1116. (Sierra, 2021, pág. 4)

La humanidad se sumergió en cuarentenas duraderas para contrarrestar la propagación del virus y eso afectó principalmente a los sectores económicos globales y Colombia no fue la excepción. Es por lo anterior, que este trabajo busca determinar la exactitud de los modelos más usados sobre la predicción de la insolvencia o quiebra empresarial para concluir si aún con el acontecimiento de la pandemia del COVID-19, éstos son capaces de estimar, en un intervalo aceptable, lo que pasó en ese año. Además, se busca proporcionar un modelo Logit actualizado que contenga estos impactos económicos actuales.

## 2. Descripción del problema

En un juego, cuando el espacio, el contexto, las circunstancias o las reglas cambian, el juego también lo hará. Podrá parecerse mucho, pero la esencia del juego original ya no estará. Eso mismo ocurre cuando un modelo predictivo pretende funcionar en contextos diferentes a los que fue creado. El modelo será incapaz de cumplir su función y deberá tener algunas modificaciones que contengan el impacto de los nuevos cambios. Lo anterior se podrá ejemplificar más adelante con el modelo Z de Altman (uno de los modelos más famosos al predecir la insolvencia empresarial) que tuvo dos variaciones para acoplarse al entorno y al tipo de empresa. Lo dicho también se sustenta por (Bribiesca y Merino, 2008) al afirmar que:

Una teoría científica puede transformarse en un “modelo” provisional de investigación para una disciplina o campo determinado de la ciencia. Es decir, una teoría científica puede aspirar a dirigir el desarrollo de la investigación durante el tiempo que perdure su capacidad explicativa, hasta que los aportes de nueva información, nuevos descubrimientos o nueva evidencia la cuestionen. (p. 79)

Cuando fueron creados, los modelos fueron capaces de predecir la solvencia e insolvencia de más del 80% de las empresas evaluadas y algunos pudieron acercarse al 95%. Un estudio de la aplicabilidad de los modelos realizada por Alejandro Astorga con 44 empresas mexicanas en el año 2000 concluyó que la capacidad de predicción de los modelos evaluados varió entre el 70% al 91% (Astorga, 2000), muy por debajo de los porcentajes presentados por cada autor al momento de realizar su modelo, infiriendo que existen variables no cuantitativas (tiempo, región, sector, entre otras) que los modelos no contemplan.

Por su parte, aunque en Colombia no se han replicado estos modelos, se han realizado algunos estudios, en su gran mayoría derivados de los modelos de Altman, que han

permitido determinar diferentes criterios para la predicción del punto de quiebra de las empresas. De estos se destaca el elaborado por el Ingeniero Industrial y Administrador de Empresas de la Universidad Javeriana, 15 Jorge Rosillo en 2002 y el desarrollado por Óscar Martínez en 2003, profesional especializado en seguimiento financiero del Departamento de Estabilidad Financiera del Banco de la República. (Ruiz, 2015, pág. 14)

Como se puede ver, han transcurrido mucho tiempo desde la prueba de exactitud de los modelos y la actualidad y, como ya se mencionó, han ocurrido sucesos imprevistos que pudieron causar alteraciones a la capacidad predictora de estos modelos de regresión. En consecuencia, crece la necesidad de actualizar los aciertos predictivos poniendo a prueba la eficacia en el caso colombiano actual.

Por otro lado, como ya se dijo, las empresas, la economía, la forma de presentar la información financiera, el mercado, las relaciones y otros muchos factores han cambiado desde la creación de estos arquetipos. Por eso, pensar en un nuevo modelo no es tan descabellado. La idea de tener otro, surge de la necesidad de actualizarlo, que contemple el impacto causado por la pandemia del COVID-19 y se acople mejor a la economía actual.

### **3. Objetivos de investigación**

Basados en lo anterior y procurando responder a la pregunta de investigación ¿Es necesario otro modelo de predicción de insolvencia empresarial o los ya existentes tienen una buena exactitud sin importar los efectos de la pandemia?, el objetivo principal de este trabajo es medir el grado de exactitud de los modelos de predicción de insolvencia más usados actualmente, en los cinco sectores más importantes de Colombia afectados por la COVID-



19. Para luego construir, con base en una muestra de 30 empresas colombianas, un modelo financiero multivariable que se ajuste al suceso pandémico ocurrido en el mundo en el año 2020, proporcionando a los usuarios interesados una herramienta capaz de predecir de forma anticipada la posibilidad de caer en quiebra o insolvencia.

Para cumplir satisfactoriamente con los dos objetivos principales de la investigación, se proponen los siguientes objetivos específicos:

1. Definir una muestra que contenga empresas solventes como insolventes (para esto se tomara la información de las empresas que solicitaron a la SuperSociedades la insolvencia en el periodo 2021) de los cinco sectores escogidos como más significativos en la economía colombiana.
2. Obtener y depurar los estados financieros claves de estas empresas, como el estado de situación financiera y el estado de resultados, para calcularle sus indicadores requeridos por cada modelo.
3. Correr los cinco modelos escogidos para medir la exactitud de predicción en esta muestra de empresas.
4. Determinar un modelo, con nuevas variables explicativas, que permitan explicar con mayor certeza la insolvencia empresarial en época pandémica para empresas colombianas.

Para ello, se decide dividir este trabajo de investigación en cuatro secciones: La primera, el estado de arte, donde se describen los cinco modelos más usados en la actualidad y uno colombiano; Luego viene el Marco teórico, que es el componente teórico usado para la realización de este trabajo; metodología, es el procedimiento usado para medir la exactitud

de los modelos anteriormente mencionados y el paso a paso de la construcción del modelo Logit; resultados, donde se presentan datos obtenidos; y por último las conclusiones del nuevo modelo formulado y los ya existentes.

#### **4. Estado del arte**

Desde 1966 Beaver utilizó análisis estadístico para predecir el fracaso empresarial bajo un enfoque univariante demostrando que con indicadores financieros se podía tener un buen acercamiento. Pero, aplicarle todo el peso a una sola variable era un riesgo que otros no querían tener y por eso el enfoque multivariable reemplaza el enfoque anterior, pues se adecuaba a las distintas dimensiones de una empresa (Casanova, 2011). Desde entonces, los modelos más utilizados en el mercado son los modelos econométricos, bajo un análisis de discriminantes lineales y de regresión lineal múltiple (Altman, Springate, Ca-score) (Ruiz, 2015). “Posteriormente se ha ido avanzando en el desarrollo de modelos de predicción basados en algoritmos de inteligencia artificial, especialmente de las redes neuronales, regresión logística (Logit) y las técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión” (Casanova, 2011, pág. 10).

En la región latinoamericana, más específicamente en México, se realizó en el año 2000 un sondeo de aplicabilidad a cargo de Alejandro Astorga. En Colombia, a pesar de que se han realizado investigaciones en este aspecto, son pocas las que se hacen a empresas colombianas de sectores diferentes al manufacturero (Ruiz, 2015).

Para este trabajo de investigación se decidió tomar los modelos más precisos según lo descrito en el informe de los modelos de predicciones de la insolvencia empresarial de Alejandro Astorga y le sumamos uno hecho por el colombiano Jorge Rosillo.

#### 4.1. Modelo Z de Altman

Es un modelo econométrico donde las variables predictivas son indicadores financieros relevantes que toma en cuenta partidas del estado de situación financiera, así como el estado de resultados y valoración de la empresa en la bolsa. Fue creado por Edward Altman en 1966 aplicando un análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple en el cual concluyó que 5 de las razones utilizadas, eran significativas a la hora de evaluar la insolvencia de una empresa. A través de estos cinco indicadores, se puede reflejar un solo parámetro que mide el nivel de riesgo global (Fajardo, 2005).

Para llegar a lo anterior, Altman recolectó una muestra de 66 empresas en donde la mitad habían quebrado en los 20 años anteriores a la investigación, la mitad restante las eligió aleatoriamente de empresas que aún operaban en ese entonces. Para llegar a las cinco razones antes mencionadas, necesito calcular un total de 22 indicadores que clasificó en cinco categorías: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. A través de iteraciones se fueron eliminando las variables no explicativas de la siguiente manera:

- Observación estadística de varias funciones, incluyendo la regresión múltiple y la contribución relativa de cada variable independiente,
- Evaluación de Inter correlaciones entre las variables relevantes,
- Observación de la precisión en la predicción de los modelos y,
- Criterio subjetivo del analista.

Las cinco variables que mejor explicaban el modelo fueron:

$$Z = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 0.99x_5$$

Donde:

$$x_1 = \frac{\textit{Capital de trabajo}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_2 = \frac{\textit{Utilidades retenidas}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_3 = \frac{\textit{Utilidad antes de intereses e impuestos}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_4 = \frac{\textit{Valor de mercado de capital}}{\textit{Pasivo total}}$$

$$x_5 = \frac{\textit{Ventas}}{\textit{Activo total}}$$

Los posibles resultados del valor de Z indican:

- Si  $Z \geq 2.99$ , la empresa no contraerá problemas de insolvencia en el futuro próximo
- Si  $Z \leq 1.81$ , cae en la zona de altas posibilidades de insolvencia en el futuro cercano
- Si  $1.81 < Z < 2.99$ , llamada zona gris, son los casos en los que no hay una buena definición, se puede tomar como alerta antes de caer en zona roja

El modelo tenía dos limitaciones, la primera tenía que ver en una de las razones pues la mayoría de las empresas no cotizaban en bolsa por lo tanto se hacía difícil de calcular su valor de mercado de capital. La segunda hace referencia al sector, pues este modelo se limitó solo al sector manufacturero, lo cual excluía a la mayoría de las empresas. Altman sabía perfectamente esto y decidió construir dos versiones de su modelo que acoplaran estas necesidades.

#### **4.2. Modelo $Z_1$ de Altman**

Este modelo surge de la necesidad de solucionar la segunda limitación mencionada anteriormente, es decir, se puede aplicar a todo tipo de empresas y no solo a las que cotizan en bolsa. Los cambios que trae esta versión están en el cálculo de valor de mercado que ahora es reemplazado por su equivalente en el balance general, el capital contable o Patrimonio. Como los dos indicadores trocados no son iguales, se debió ajustar la ponderación de cada una de las variables dando como nueva función discriminante a:

$$Z_1 = 0.717x_1 + 0.847x_2 + 3.107x_3 + 0.420x_4 + 0.998x_5$$

Donde la única variable cambia es de  $x_4$ , siendo ahora:

$$x_4 = \frac{\text{Valor del capital contable}}{\text{Pasivo total}}$$

Los posibles resultados del valor de  $Z_1$  indican:

- Si  $Z \geq 2.90$ , la empresa no contraerá problemas de insolvencia en el futuro próximo
- Si  $Z \leq 1.23$ , cae en la zona de altas posibilidades de insolvencia en el futuro cercano
- Si  $1.23 < Z < 2.90$ , llamada zona gris, son los casos en los que no hay una buena definición, se puede tomar como alerta antes de caer en zona roja.

A pesar de solucionar la limitación número dos, este modelo aun contempla el limitante de aplicabilidad a empresas del sector de manufactura. Es por ello, que se necesita otro modelo que introduzca esto.

### **4.3. Modelo $Z_2$ de Altman**

Esta nueva versión no es más que un ajuste a la primera versión. Altman soluciona el problema de sector eliminando la variable  $x_4$  de su cálculo y recalculando las ponderaciones para las que quedan. La nueva versión aplicable a todo tipo de empresas pondera

significativamente a la creación de utilidades comparadas con el activo de la empresa como se ve con  $x_2$  y  $x_3$ . Igualmente pondera a la reinversión. Con los nuevos cambios, la función discriminante queda:

$$Z_2 = 6.56x_1 + 3.26x_2 + 6.72x_3 + 1.05x_4$$

Donde se elimina la variable  $x_5$  (ventas/activo total, rotación de activos)

Los posibles resultados del valor de  $Z_2$  indican:

- Si  $Z \geq 2.60$ , la empresa no contraerá problemas de insolvencia en el futuro próximo
- Si  $Z \leq 1.10$ , cae en la zona de altas posibilidades de insolvencia en el futuro cercano
- Si  $1.10 < Z < 2.60$ , llamada zona gris, son los casos en los que no hay una buena definición, se puede tomar como alerta antes de caer en zona roja

Debido a las circunstancias, contexto, tiempo, economía y demás factores incidentes, otros modelos han nacido para tratar de explicar en su propio caso, la insolvencia empresarial.

#### **4.4. Modelo Springate**

Gordon L.V. Springate en 1978, de la universidad de Simón Fraser de Canadá, plantea un modelo para predecir la insolvencia de las empresas siguiendo el enfoque usado por Altman de análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple. Esta vez, se usan solo cuatro de las diecinueve razones financieras calculadas por Springate a 50 empresas con un activo promedio de 2.5 millones de dólares canadienses y obtuvo una exactitud de 88%. Posteriormente, un estudio realizado con otras 24 compañías que pusieron a prueba este modelo arrojó una precisión de más del 83%.

La función de discriminante para el modelo de Springate es:

$$Z = 1.03A + 3.07B + 0.66C + 0.40D$$

Donde:

$$A = \frac{\textit{Capital de trabajo}}{\textit{Activo total}}$$

$$B = \frac{\textit{Utilidades neta antes de intereses e impuestos}}{\textit{Activo total}}$$

$$C = \frac{\textit{Utilidad neta antes de impuestos}}{\textit{Pasivo circulante}}$$

$$D = \frac{\textit{Ventas}}{\textit{Activo total}}$$

Los posibles resultados del valor de  $Z$  indican:

- Si  $Z < 0.862$ , la empresa tiene problemas de insolvencia
- Si  $Z \geq 0,862$ , la empresa no tiene problemas de insolvencia

A comparación de Altman, la novedad que trae Springate en las razones utilizadas es la partida de pasivo circulante como indicador de deuda pagadera en el corto plazo.

#### **4.5. Modelo Ca-Score**

Este modelo fue desarrollado por Jean Legault de la universidad de Quebec de Montreal. El autor aplica el mismo enfoque de análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple escogiendo 30 razones financieras de 173 empresas manufactureras con ventas anuales de entre 1 a 20 millones de dólares canadienses. A través de las iteraciones, logra determinar que solo tres de esas 30 razones explican adecuadamente la insolvencia de las empresas investigadas.

Es tan importante este modelo que la Orden de Contadores de Quebec (Quebec CA's) recomienda el uso de esta herramienta pues cerca de mil analistas financieros en Canadá la usan satisfactoriamente. La función discriminante en este caso es la siguiente:

$$CA - SCORE = 4.5913x_1 + 4.5080x_2 + 0.3936x_3 - 2.7616$$

Donde:

$$x_1 = \frac{\textit{Capital contable}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_2 = \frac{\textit{Utilidades antes de impu. y rubros extraordinarios + gastos financieros}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_3 = \frac{\textit{Ventas}}{\textit{Activo total}}$$

Los posibles resultados del valor de  $CA - SCORE$  indican:

- Si  $CA - SCORE < -0.3$ , la empresa tiene problemas de insolvencia
- Si  $CA - SCORE \geq -0.3$ , la empresa no tiene problemas de insolvencia

Cabe aclarar que este modelo es uno de los más jóvenes comparado con los otros pues fue creado en 1987 concentrando una confianza del 83% pero una de sus limitaciones es el uso exclusivo a empresas manufactureras.

#### **4.6. Modelo Jorge Rosillo**

Este es uno de los pocos modelos de predicción de insolvencia hecho en empresas colombianas. Fue creado en 2002 por Jorge Rosillo publicado en la revista Innovar. En este caso, Rosillo plantea 12 ratios financieros para calcular la función discriminante de un total de 80 empresas y otras 26 para determinar su exactitud. El sistema descartó los ratios no



significativos a la hora de explicar la variable dependiente y se quedó solo con tres. Para eso clasifiqué las empresas entre débiles y fuertes y procedí a correr el modelo.

El sistema le arrojó la siguiente función discriminante:

$$Z = -7.165x_1 + 9.852x_2 + 1.097x_3 + 1.563$$

Donde:

$x_1 = \textit{Endeudamiento}$

$x_2 = \textit{Rentabilidad del Patrimonio}$

$x_3 = \textit{Leverage de largo plazo}$

Los posibles resultados del valor de  $Z$  indican:

- Si  $Z > 0.0001656$ , la empresa es fuerte y no posee problemas de insolvencia.
- Si  $Z \leq 0.0001656$ , la empresa es débil y posee problemas de insolvencia.

Para calcular ese valor crítico, llamado por el autor como  $Z_{oc}$ , procedí a calcular los indicadores promedio de las empresas consideradas fuertes para después calcular su valor discriminante y lo promedí (en términos ponderativos) con el discriminante del promedio de las empresas débiles. Así concluyó que todo valor por debajo de ese  $Z_{oc}$  es perteneciente a empresas débiles o con problemas de insolvencia.

Es cierto que existen muchos más modelos de predicción de la insolvencia empresarial, tales como Casey y Bartczak, 1985; Dambolena y Khoury, 1980; Deakin, 1972; Gentry, Newbold y Whitford, 1985; Meyer y Pifer, 1970; Taffler, 1982. (Casanova, 2011); pero sólo se tendrán en cuenta estos cinco modelos descritos anteriormente por ser los más usados, los

más famosos y los más aceptados por sus altas tasas de predicción. En el caso del modelo colombiano, se incluye para compararlos directamente con el modelo planteado posteriormente en este estudio y por ser un estudio con empresas colombianas las analizadas en esta oportunidad.

## **5. Marco teórico**

Para el adecuado cumplimiento de los dos objetivos formulados por este trabajo, se hace necesario la profundización en conceptos básicos que ayuden a entender el marco donde este trabajo se mueve. En esta sección se traerán informaciones teóricas relevantes como la insolvencia empresarial regida en Colombia, causas y consecuencias de esta en época de pandemia y por supuesto, ahondar en las variables predictivas de estos modelos, las razones financieras.

### **5.1. Insolvencia empresarial ley 1116 de 2006 y efecto pandemia**

El régimen de insolvencia empresarial en Colombia está regulado por la ley 1116 de 2006 que busca mantener la generación de empleo ayudando a la empresa, que es pilar de la economía, a conservarse (Correa, 2019). La ley y diferentes autores definen la insolvencia como la incapacidad por parte de la empresa de pagar sus obligaciones temporales o de manera inminente. Lo anterior debido a una disminución significativa de los ingresos constantes del deudor (Insolvencia.co, 2020). Según la ley, existen dos tipos de insolvencia empresarial explicadas continuación por (Sierra, 2021):

En la legislación actual que se encuentra en la ley 1116, plantea dos tipos de procesos uno llamado reorganización que lo que busca es salvar la empresa y el otro llamado liquidación que lo que busca es convertir el activo de la empresa en dinero para así

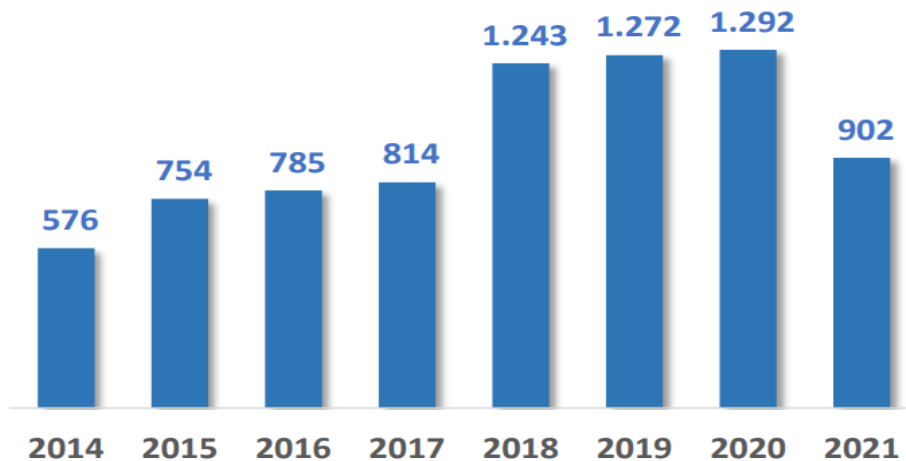
poder pagar las obligaciones de los acreedores hasta donde sea posible teniendo en cuenta la prelación de créditos (...)Teniendo el acuerdo entre las partes se procede a dar aplicación al convenio, dicha empresa queda bajo la supervisión de la Superintendencia de Sociedades, respecto del cumplimiento del acuerdo y otorgando beneficios tributarios, el incumplimiento del acuerdo conduce a la liquidación total. (pág. 8)

Desde el 2018, las solicitudes a la superintendencia de sociedad para acogerse al régimen de insolvencia empresarial se han disparado, Como lo muestra la siguiente figura:

**Figura 1**

*Solicitudes de insolvencia periodo 2014-2021.*

### **Total Solicitudes de Insolvencia 2014 – 2021**



*Fuente: SuperSociedades.*

Además de esa alza para los periodos después del 2018, en el 2020, la economía colombiana se sumerge en una crisis histórica generada por una pandemia altamente contagiosa:

La llegada del COVID-19 a Colombia generó el aislamiento preventivo obligatorio a nivel nacional afectando la economía interna y externa del país, algunas actividades económicas fueron suspendidas o cerradas generando mayor desempleo, el número de personas contagiadas por COVID-19 va en aumento creando una dicotomía entre buscar el cuidado de la salud y el beneficio económico de los colombianos (Sánchez, 2020, pág. 2)

Todas las esferas nacionales se vieron involucradas, pero, “en el ámbito económico, Colombia se ha visto afectada, por causas de esta coyuntura para la cual no estábamos preparados” (Rodríguez, 2020, pág. 15). Según el superintendente de sociedades, “la crisis generada por el Covid-19 desde el punto de vista empresarial no tiene precedentes: paralizó la actividad productiva y económica, redujo el consumo, limitó el crédito y produjo insolvencia empresarial y la pérdida de empleos” (Lievano, 2021, pág. 17).

Más detalladamente vemos que:

Con la llegada de la pandemia Covid-19 a Colombia la economía del país se vio gravemente afectada en tanto que los locales comerciales, fábricas y oficinas tuvieron que permanecer cerrados durante tiempos extendidos debido a las medidas de bioseguridad adoptadas por el gobierno nacional. Esto generó un aumento de los incumplimientos contractuales por parte de los empresarios, toda vez que, al no poder ejercer su actividad económica, no podían mantener un equilibrio económico sustentable, generando pérdidas y acumulación de deuda, lo que llevo a muchos a considerar el ingreso en los procesos de insolvencia consagrados en la ley 1116 (...) muchos tuvieron que suspender sus actuaciones en el comercio, y como consecuencia a esto, tuvieron que cerrar sus puertas; lo que evidenció un gran número de negocios

cerrando y realizando procesos de insolvencias por parte de estos comerciantes, lo que se ve reflejado en el gran aumento de números de procesos de liquidación durante los meses de cuarentena. (Sierra, 2021, pág. 8)

Con todo lo anterior, se concluye que la pandemia del COVID-19 influyó significativamente el aumento de las solicitudes de insolvencia a la superintendencia, de tal forma que la llevó, a facilitar la entrada y expedir decretos temporales para ayudar a las empresas colombianas.

## **5.2. Razones financieras**

Las razones financieras o ratios son relaciones entre dos magnitudes relativamente aisladas que tienen un valor por sí misma. Esta relación da como resultado una comparación muy importante para determinar una situación en específico de una empresa pues "representa la base tradicional del análisis e interpretación de los estados financieros. Esta técnica propone el uso de estos coeficientes para la evaluación de la situación y evolución, tanto financiera como económica, de la empresa" (Ibarra, 2006, pág. 2). Estas relaciones se dividen en grupos como rentabilidad, actividad, endeudamiento, entre otras. Para este trabajo, se van a utilizar diferentes ratios financieros tanto con el fin de determinar la exactitud de los modelos ya existentes, como base para encontrar las variables para nuestro nuevo modelo.

## **6. Metodología de la investigación**

Este trabajo de investigación se guiará bajo la metodología cuantitativa, descriptiva y analítica, con el fin de obtener datos medibles para analizar y crear modelos financieros. Se recopilará información de una muestra de empresas solventes e insolventes que publiquen sus estados financieros a la superintendencia de sociedades para los periodos 2020 y 2019, esto

se profundizará más adelante. Se hace énfasis en el año 2020 pues, las empresas insolventes escogidas solicitaron la insolvencia para el periodo 2021, y según los modelos, se deben usar un periodo antes de la insolvencia. Además, se hará un análisis estadístico para determinar relaciones entre las variables y determinar una modelación matemática óptima.

### **6.1. Pregunta de investigación**

¿Es necesario otro modelo de predicción de insolvencia empresarial o los ya existentes tienen una buena exactitud sin importar los efectos de la pandemia?

De esta pregunta de investigación se desprenden las siguientes preguntas:

- ¿El nivel de exactitud de los modelos usados en este trabajo son aceptables?
- ¿Será viable en términos de exactitud crear otro modelo que contemplen variables actuales?

### **6.2. Análisis de la muestra**

Con el fin de probar la exactitud de cada uno de los cinco modelos usados en esta investigación (bajo el tipo de investigación cuantitativa), se obtuvo información financiera de 30 empresas colombianas que registran sus datos a la superintendencia de sociedades para los periodos 2019 y 2020. Como son varios los modelos que tienen la cláusula de solo usarle para el sector de manufactura, es por eso por lo que el mayor número de empresas fueron escogidas en este sector (Tabla 1). Seguido por el sector de comercial, servicios, agropecuario y por último el de construcción. No se tuvo en cuenta sectores que podrían ocasionar valores atípicos por su comportamiento financiero y presentación, como el sector de la salud.

**Tabla 1**

*Número de empresas escogidas para la muestra por sector.*

<b>SECTOR</b>	<b>EMPRESAS</b>
MANUFACTURA	13
COMERCIO	7
SERVICIOS	5
AGROPECUARIO	3
CONSTRUCCIÓN	2
<b>TOTAL</b>	<b>30</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

Entre las empresas escogidas, 18 fueron insolventes y 12 fueron solventes. Para determinar la solvencia o insolvencia de una empresa se recurrió a la información suministrada por SuperSociedades en su informe “Atlas de insolvencia: insolvencia en Colombia: datos y cifras” donde presenta la base de datos de las empresas que solicitaron la insolvencia a esta entidad durante el periodo de 2021. Se escogieron 18 de esas 902 empresas que pidieron la solicitud, filtrándolas por el mayor número de activos y la obtención de la información financiera en los periodos 2019 y 2020. Para las empresas solventes, se escogieron aleatoriamente 12 compañías con datos financieros en los periodos evaluados y con el estado de vigilancia por la superintendencia.

Los modelos se usan para predecir la insolvencia empresarial, es decir, la probabilidad de caer en quiebra por lo cual es coherente escoger más empresas insolventes que solventes, pues su fin principal es prevenir que ocurra la primera alternativa. Por sector, se escogieron empresas insolventes de los sectores de manufactura, servicios y comercio, ya que en estos se ven mejores resultados de los modelos según investigaciones anteriores (Tabla 2). Al

revisar detalladamente, se puede observar que en todos los casos el número de empresas insolventes es superior que las solventes en cada sector, explicado por el mismo motivo del párrafo anterior.

**Tabla 2**

*Número de empresas solventes e insolventes por sector.*

<b>SECTOR/ESTADO</b>	<b>INSOLVENTE</b>	<b>SOLVENTE</b>	<b>TOTAL</b>
MANUFACTURA	8	5	<b>13</b>
COMERCIO	4	3	<b>7</b>
SERVICIOS	3	2	<b>5</b>
AGROPECUARIO	2	1	<b>3</b>
CONSTRUCCIÓN	1	1	<b>2</b>
<b>TOTAL</b>	<b>18</b>	<b>12</b>	<b>30</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

En términos de departamentos, la mayoría fueron escogidas de los tres departamentos más importantes para la economía del país, Bogotá D.C., Antioquia y el Valle. (Tabla 3). Lo anterior no es una novedad ya que estos tres departamentos concentran el mayor número de empresas en el país. Pero, del mismo modo fueron escogidos departamentos pequeños como Risaralda y San Andrés para tener variedad a la hora del cálculo de la exactitud de los modelos de predicción de insolvencia.



**Tabla 3**

*Número de empresas por departamento.*

<b>DEPARTAMENTOS</b>	<b>EMPRESAS</b>
BOGOTÁ D.C.	9
ANTIOQUIA	6
VALLE DEL CAUCA	4
ATLÁNTICO	3
SANTANDER	2
CUNDINAMARCA	2
RISARALDA	1
TOLIMA	1
ARCHIPIÉLAGO DE SAN ANDRÉS, PROVIDENCIA Y SANTA CATALINA	1
BOLIVAR	1
<b>TOTAL</b>	<b>30</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

Por consiguiente, vemos una muestra representativa que incluye no solo al sector manufacturero sino a los más importantes y con información disponible. Vemos una muestra geográficamente diversa y financieramente diferenciada, con unos activos promedios de poco más de 462 millones de pesos que van de un rango de 23 a 2.443 millones de pesos. Así nos aseguramos de que estos modelos pueden aplicarse a empresas financieramente robustas como pequeñas y medianas empresas.

## **7. Resultados e interpretación**

De la información suministrada por SuperSociedades, se procedió a descargar el estado de situación financiera y el estado de resultados para el periodo 2019 y 2020. Recordemos que las empresas clasificadas como insolventes son las que solicitaron a la superintendencia esta clasificación para el periodo de 2021. Se decide trabajar con el periodo 2020 pues todos los modelos trabajan con el periodo inmediatamente anterior a la insolvencia empresarial. Del mismo modo se trabaja con el periodo 2019 con el fin de determinar un patrón o una

alerta para esas empresas insolventes desde periodos pasados, es decir, determinar si desde el periodo 2019 ya el modelo alarmaba de insolvencia a la compañía.

### **7.1. Resultados del periodo inmediatamente anterior a la insolvencia (2020)**

Con esos dos estados financieros, se procede a calcular las 12 razones financieras necesarias para medir la función de discriminante de cada modelo. Posteriormente, se hallan los respectivos valores en cada una de las cinco regresiones. En la siguiente tabla (Tabla 4), se pueden observar los resultados arrojados por cada uno de los modelos sobre los estados de cada empresa, y aún mejor, se pueden comparar con la segunda columna donde se encuentra el estado real de la misma. Siguiendo esa lógica, podemos decir que para la empresa con NIT 800059470, cuyo estado aparece como “solvente”, los cinco modelos pudieron predecir satisfactoriamente su estado. Pero, por otro lado, para la empresa con NIT 800069933, cuyo estado es igualmente “solvente”, ningún modelo pudo predecir ese estado y por el contrario la clasificaron con problemas de insolvencia.

**Tabla 4***Estado de la empresa según cada modelo 2020.*

NIT	ESTADO	Z1 DE ALTMAN	Z2 DE ALTMAN	SPRINGATE	CA-SCORE	JORGE ROSILLO
800059470	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE
890300346	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
900882422	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE
890325060	INSOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
830016046	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
890926766	INSOLVENTE	ZONA GRIS	ZONA GRIS	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800182330	INSOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
860533206	INSOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
900088915	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800000946	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800047031	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE
860042141	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
860032550	INSOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
860027136	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
860072172	INSOLVENTE	ZONA GRIS	ZONA GRIS	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800059030	INSOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
900184722	INSOLVENTE	INSOLVENTE	ZONA GRIS	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800021137	SOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
816006799	INSOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
900067125	INSOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE
860525814	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
900165377	INSOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800069933	SOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800077198	SOLVENTE	SOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800162612	SOLVENTE	ZONA GRIS	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE
800041007	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800003675	SOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800144934	SOLVENTE	SOLVENTE	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800060530	SOLVENTE	ZONA GRIS	ZONA GRIS	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE
800066199	SOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	INSOLVENTE

*Fuente: Elaboración propia.*

Con esta tabla podemos comparar los estados reales de las empresas con los resultados obtenidos por cada uno de los modelos y determinar qué tan fiable son. Resumiendo, los datos, la Tabla 5 muestra los aciertos, tanto de empresas solventes como insolventes, de cada uno de los modelos utilizados. Con esa información podemos decir que los modelos más

precisos para determinar la insolvencia de las empresas insolventes son los modelos de Springate y Jorge Rosello con un total de aciertos de 16 de las 18 totales. Para las empresas solventes, los modelos que mejor predicen el estado son igualmente el modelo de Springate y el Ca-Score. A continuación, se procederá a interpretar detalladamente estos datos:

**Tabla 5**

*Aciertos de cada modelo según estado de la empresa en el 2020.*

MODELO	INSOLVENTES		SOLVENTES		TOTAL	
	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%
Z1 DE ALTMAN	11	61,1%	7	58,3%	18	60,0%
Z2 DE ALTMAN	7	38,9%	6	50,0%	13	43,3%
SPRINGATE	16	88,9%	9	75,0%	25	83,3%
CA-SCORE	10	55,6%	9	75,0%	19	63,3%
JORGE ROSILLO	16	88,9%	2	16,7%	18	60,0%
	<b>12</b>	<b>66,7%</b>	<b>7</b>	<b>55,0%</b>	<b>19</b>	<b>62,0%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

El modelo Z1 de Altman fue capaz de predecir cerca del 62% de las empresas insolventes, pero solo un poco más del 58% de las solventes. Cabe aclarar que tanto el modelo Z1 como el Z2 de Altman poseen tres resultados: Solventes, insolvente y zona gris. Los resultados plasmados aquí son, si exclusivamente tomamos los aciertos de insolvencia y solvencia, en el caso de tomar la zona gris como un alerta de insolvencia, el porcentaje de precisión para empresas insolventes subiría a 94,4% (Tabla 6).

Volviendo a los datos originales de la Tabla 5, del total de 30 empresas, el modelo Z1 de Altman pudo predecir un total de 18 eventos, teniendo una exactitud del 60%. Si volvemos a tomar el estado de zona gris como insolvencia, los aciertos aumentarían a 24 de las 30, con una precisión del 80% (Tabla 6).

Cabe aclarar igualmente que este modelo es exclusivo para empresas manufactureras, pero en este trabajo se utilizó indistintamente por lo cual explicaría su baja tasa de predicción. Si nos centráramos solo en el sector para el cual fue creado (manufactura) podemos observar un acierto del 80% para empresas solventes y un 50% para las insolventes, para un total de predicción del 62% de empresas manufactureras, es bajo, teniendo en cuenta que es “su sector” de aplicación (Tabla 7). Sorprendentemente en un sector diferente al manufacturero obtuvo una precisión mayor, infiriendo que la limitación de sector no es adecuada. El sector de servicios es el que posee mayor tasa de precisión por este modelo y el sector agropecuario queda rezagado con solo el 33%.

**Tabla 6**

*Aciertos de los modelos incluyendo a la zona gris como insolvente para el 2020.*

MODELO	INSOLVENTES		SOLVENTES		TOTAL	
	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%
Z1 DE ALTMAN	17	94,4%	7	58,3%	24	80,0%
Z2 DE ALTMAN	10	55,6%	6	50,0%	16	53,3%
SPRINGATE	16	88,9%	9	75,0%	25	83,3%
CA-SCORE	10	55,6%	9	75,0%	19	63,3%
JORGE ROSILLO	16	88,9%	2	16,7%	18	60,0%
	<b>14</b>	<b>76,7%</b>	<b>7</b>	<b>55,0%</b>	<b>20</b>	<b>68,0%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

**Tabla 7**

*Porcentaje de aciertos por cada modelo según su sector para el 2020.*

SECT.	Z1 DE ALTMAN			Z2 DE ALTMAN			SPRINGATE			CA-SCORE			E ROSILLO		
	S	I	T	S	I	T	S	I	T	S	I	T	S	I	T
MAN.	80%	50%	62%	60%	38%	46%	80%	88%	85%	60%	75%	69%	40%	88%	69%
COM.	67%	75%	71%	33%	50%	43%	100%	100%	100%	100%	50%	71%	0%	75%	43%
SERV.	50%	67%	60%	0%	67%	40%	50%	100%	80%	50%	33%	40%	0%	100%	60%
AGRO.	0%	50%	33%	100%	0%	33%	0%	50%	33%	100%	50%	67%	0%	100%	67%
CONS.	0%	100%	50%	100%	0%	50%	100%	100%	100%	100%	0%	50%	0%	100%	50%

*Fuente: Elaboración propia.*

El modelo Z2 de Altman obtuvo el porcentaje de precisión general más bajo de los cinco modelos (Tabla 5) de tan solo el 43,3%. Lo anterior se debe a que solo pudo predecir la insolvencia de 7 de las 18 empresas insolventes, recogiendo una exactitud de tan solo el 38,9%. Para empresas solventes mejora un poco esa cifra, pero igualmente está muy por debajo de los demás modelos. En total predijo 13 de los 30 eventos ocurridos durante 2020. Muy desalentador teniendo en cuenta que este modelo no tiene restricción de sector como su compañero. Lo anterior es curioso porque este modelo fue creado para empresas no manufactureras porque el modelo Z1 no las contemplaba, pero, paradójicamente, es más exacto el que no las incluye.

Este modelo también posee la zona gris de su hermano, por lo cual, si tomamos esas empresas como insolventes la exactitud solo sube 10 puntos porcentuales y llega al 53,3%. Aun así, teniendo el porcentaje más bajo de todos. En términos de sectores encontramos que pudo predecir el total de empresas solventes de los sectores agropecuario y Construcción, algo que no hizo Z1. Pero se quedó con aciertos nulos a las empresas solventes de servicios y solo un tercio de las comerciales. El sector más preciso según sus resultados son el de construcción y el manufactureros, y el menos preciso fue el agropecuario.

Respecto al modelo de Springate, se observa que tiene la mayor precisión entre los demás con un 83,3%. Lo anterior es una muy buena noticia porque significa que puedo predecir 25 de los 30 sucesos acontecidos. Para empresas insolventes, mostró una eficacia de casi el 90% con un total de aciertos de 16 de 18 posibles. Por otro lado, solo pudo predecir tres cuartas partes de las empresas solventes, un dato alto comparado con los otros modelos, pero relativamente bajo comparado con lo que hizo con el otro grupo de empresas. Este modelo solo posee dos clasificaciones lo que hace no tener ambigüedad como los modelos de Altman.

En términos de sectores, el modelo de Springate pudo predecir el total de los eventos para los sectores de comercio y construcción, independiente de si eran empresas solventes o insolventes. Con la misma importancia estuvo por encima del 80% de exactitud para los sectores de servicios y manufactura. Por otro lado, no pudo tener exactitud con ninguna de las dos empresas solventes del sector agropecuario lo que bajo su precisión.

Recogiendo su segundo lugar, si tener en cuenta la zona gris del modelo Z1, se encuentra el modelo de Ca-Score con un total de 19 aciertos dándole un porcentaje de exactitud del 63,3%. Este modelo estuvo a la par del éxito del modelo de Springate a la hora de clasificar a 9 de un total de 12 empresas solventes. Pero, y a diferencia del segundo modelo, solo pudo predecir 10 de las 18 empresas insolventes. En término de sectores, se destacan los altos porcentajes de exactitud en los sectores manufactura, comercio y agropecuario. Pero también se destaca el bajo rendimiento en el sector de servicios. Debemos recordar que al igual que el modelo de Altman, este modelo fue diseñado para empresas manufactureras, lo que explicaría su alto porcentaje de aproximación, 69%. Pero, de nuevo, la exactitud de este sector y la del modelo en general solo cambia en poco más de 5 puntos porcentuales, lo que se puede inferir que la restricción tampoco es adecuada por su alto índice de exactitud para empresas no manufactureras.

Por último, pero no menos importante, tenemos el modelo colombiano de Jorge Rosillo. Al tomarse una muestra de 30 empresas colombianas se esperaba un alto índice de exactitud por parte de este modelo, viendo los resultados podemos decir que no fue tanto como se esperaba, pero tampoco tan bajo como para desmeritarlo, estuvo aceptable. Este modelo pudo predecir 18 de los 30 eventos ocurridos para un porcentaje de exactitud del 60%.

Aquí se pueden apreciar dos cosas, una tasa de exactitud alta, casi 90% para empresas insolventes, pero una tasa demasiado baja, la más baja de la investigación, para empresas solventes. Es decir, el modelo es muy preciso a la hora de predecir empresas insolventes pero muy impreciso para empresas solventes con tan solo 2 aciertos de los 12 posibles. En términos de sectores vemos varias cosas interesantes, por un lado, la nula exactitud de empresas solventes para 4 de los 5 sectores y la significativa exactitud para empresas insolventes con 3 sectores al 100%, uno al 88% y el otro al 75%. El sector más preciso fue el manufacturero y el mejor, fue el comercial.

La variabilidad de los resultados por cada modelo deja la incertidumbre alta para el analista interesado en este asunto. Los diferentes resultados para una misma empresa no es algo que se espere. Una solución rápida a ese problema es comparar los resultados de los modelos y determinar el número de aciertos en común de todos los modelos. Para eso, la Tabla 5 muestra el número de aciertos en común de los cinco modelos.

**Tabla 8**

*Número de aciertos conjuntos por los cinco modelos en el 2020.*

<b>ESTADO</b>	<b>ACIERTOS 5</b>	<b>PROCENTAJE</b>
SOLVENCIA	2	16,7%
INSOLVENCIA	5	27,8%
<b>TOTAL</b>	<b>7</b>	<b>23,3%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

Es así como podemos decir que tan solo 2 de las 12 empresas solventes pudieron ser clasificadas conjuntamente por los 5 modelos como solventes y del mismo modo, solo 7 de las 18 empresas insolventes se clasificaron como insolventes por los cinco modelos.

Con todo lo dicho anteriormente podemos afirmar lo siguiente:



- Los modelos fueron capaces de predecir el 66,7% de los eventos de insolvencia empresarial y el 55% de las empresas solventes, para reunir una exactitud promedio de 62%. Es decir, en promedio, cada modelo pudo predecir 19 de los 30 eventos empresariales en los cinco sectores colombianos.
- Con respecto a la exactitud inicial que tuvo cada modelo, el cual superaba el 80% según sus autores, vemos una disminución significativa de más de 18 puntos porcentuales, en promedio, pues solo un modelo (Springate) pudo superar la barrera del 80%, otros 3 solo superaron la barrera del 60% y uno de ellos (Z2 de Altman) no supero ni el 50% de exactitud.
- Si bien, el porcentaje de aproximación a la insolvencia empresarial es aceptable, está por debajo de lo que se esperaba y nos hace preguntar si los factores de economía, industrial, tiempo, espacio y demás, fueron determinantes en el resultado.
- La pandemia del COVID-19 pudo influenciar fuertemente en los resultados para el año 2020 (se definirá si esta afirmación es verdadera comparando los resultados con el periodo de 2019 el cual no fue pandémico).
- La falta de certeza y confianza de los modelos debido a la volatilidad de sus resultados nos lleva a recurrir a la búsqueda de un modelo actualizado que contemple los acontecimientos actuales y explique mejor la insolvencia empresarial en las empresas de los sectores colombianos.

## **7.2. Resultados del periodo 2019**

Ya analizados los resultados para el periodo inmediatamente anterior a la fecha de solicitar la insolvencia a SuperSociedades (2021), se procede a analizar los mismo cinco modelos, pero para el periodo 2019, un año antes. Lo anterior con el fin de determinar si

existía una alerta desde antes que informara lo que podría ocurrir. Igualmente determinar si la pandemia COVID-19 influyó en los resultados del periodo 2020 al compararlo con un año no pandémico como es el 2019.

Analizando la tabla 9, se observa para empresas insolventes la exactitud del modelo fue 66,7%, es decir, los modelos pudieron predecir en promedio 12 de los 18 eventos ocurridos, un periodo antes del último informe de las compañías. Por consiguiente, los modelos predecían desde el 2019 que 12 de las 18 empresas estaban con riesgos altísimos de caer en insolvencia empresarial. Esto nos hace cuestionar si las empresas hicieron algo con esa alerta presentada por los modelos, si es que lo conocían y lo aplicaban, para no llegar a lo ocurrido en el 2021.

**Tabla 9**

*Número de aciertos de los modelos para el 2019.*

MODELO	INSOLVENTES		SOLVENTES		TOTAL	
	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%
Z1 DE ALTMAN	11	61,1%	5	41,7%	16	53,3%
Z2 DE ALTMAN	7	38,9%	8	66,7%	15	50,0%
SPRINGATE	17	94,4%	10	83,3%	27	90,0%
CA-SCORE	10	55,6%	9	75,0%	19	63,3%
JORGE ROSILLO	15	83,3%	2	16,7%	17	56,7%
	<b>12</b>	<b>66,7%</b>	<b>7</b>	<b>56,7%</b>	<b>19</b>	<b>62,7%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

La información suministrada por esta tabla podría llevar a otra investigación sobre si las empresas insolventes saben de estos modelos o no y si los aplicaban en sus compañías. Igualmente consultar si hicieron algo para mejorar esa clasificación o por el contrario no hicieron mucho énfasis en estos modelos.

Aquí cabe destacar la casi perfecta exactitud del modelo Springate para predecir empresas con problemas de insolvencia con hasta dos años de diferencia. Springate pudo estimar 17 de las 18 empresas insolventes y recoge un 94,4% de precisión. Incluso mejor que en el año 2020 con 16 de 18 aciertos. Esto nos lleva a tener nuestro primer pensamiento sobre el impacto, aparentemente nulo de la pandemia en los modelos, algo que se desestimará más adelante.

Por otro lado, para las empresas solventes vemos un porcentaje promedio de exactitud del 56,7% siendo, igualmente, el modelo Springate capaz de estimar un porcentaje altamente aceptable para la investigación. Rezagado queda el modelo del colombiano Jorge Rosillo que, a pesar de tener un buen rendimiento en empresas insolventes, posee un inaceptable 16,7% para empresas solventes.

Tomando de nuevo la zona gris que nos arrojan los dos modelos de Altman zonas de insolvencia, obtenemos que el Z1 de Altman pudo predecir el 100% de los problemas de insolvencias de las empresas dos años antes de su solicitud a la superintendencia (Tabla 10). Con este cambio, se observa un mejoramiento del promedio de exactitud de empresas con problemas de insolvencia subiendo al 77,8% y ocasionando que en general se tenga una precisión del 69,3%, superior a la del 2020.

**Tabla 10***Aciertos de los modelos de predicción para el 2019.*

MODELO	INSOLVENTES		SOLVENTES		TOTAL	
	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%	ACIERTOS	%
Z1 DE ALTMAN	18	100,0%	5	41,7%	23	76,7%
Z2 DE ALTMAN	10	55,6%	8	66,7%	18	60,0%
SPRINGATE	17	94,4%	10	83,3%	27	90,0%
CA-SCORE	10	55,6%	9	75,0%	19	63,3%
JORGE ROSILLO	15	83,3%	2	16,7%	17	56,7%
	<b>14</b>	<b>77,8%</b>	<b>7</b>	<b>56,7%</b>	<b>21</b>	<b>69,3%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

En términos de exactitud de los modelos entre ambos periodos (comparación total aciertos tabla 5 y tabla 9), encontramos que el modelo Z1 de Altman empeora su rendimiento pasando de una exactitud del 60% en 2020 a 53,3% para el 2021. Por el contrario, el modelo Z2 mejora su rendimiento en más de 6 puntos porcentuales. La gran sorpresa agradable la tenemos con el modelo Springate que, en vez de disminuir por el periodo, pudo ascender al 90% con un total de 27 aciertos de los 30 posibles. El modelo más estable es el Ca-Score que continua con las mismas precisiones sin importar el cambio de año. Por último, el modelo colombiano de Rosillo cae unos puntos porcentuales al dejar de predecir 1 evento.

En general vemos que dos modelos caen en su porcentaje de precisión, dos la incrementan y uno se mantiene estable. Lo que nos lleva a pensar que la pandemia no ocasionó mucha fluctuación y que al parecer el impacto a los modelos fue nulo. Pero, y como se mencionó antes, para un interesado en el cálculo de los problemas de insolvencia de su compañía a través de estos modelos es más recomendable usarlos todos y determinar un patrón conjunto. Es así como si todos los modelos arrojan el mismo resultado, no se debería tener duda de la

situación de la empresa. Por eso es importante calcular cuantos eventos pudieron ser previstos conjuntamente por los cinco modelos y aquí tenemos el problema (Tabla 11).

**Tabla 11**

*Aciertos conjuntos por los cinco modelos para el 2019.*

<b>ESTADO</b>	<b>ACIERTOS 5</b>	<b>PORCENTAJE</b>
SOLVENCIA	2	16,7%
INSOLVENCIA	3	16,7%
<b>TOTAL</b>	<b>5</b>	<b>16,7%</b>

*Fuente: Elaboración propia.*

Los cinco modelos solo se pusieron de acuerdo en 5 de los 30 eventos ocurridos, por debajo al dato del 2020 que arrojó un total de 7. Es decir, en términos separados pudieron predecir un poco más en 2019 que en 2020, pero en términos conjuntos esa exactitud se vio disminuida.

Con los datos del 2019 y 2020 podemos decir que:

- Los modelos son capaces de predecir, en promedio, más del 60% de los eventos, pero no llegan a los altos estándares iniciales mostrados por sus autores.
- Lo anterior se debe sin duda a los cambios ocurridos desde que se crearon los modelos hasta la actualidad. El cambio de escenario, de economía, de circunstancias, de sector, y sobre todo de la propagación de virus COVID-19 que sumergió la economía colombiana por un largo periodo.
- Se reitera la necesidad de un modelo actualizado que contemple los acontecimientos sucedidos en los últimos periodos.

### **7.3. Modelo Logit sobre insolvencia empresarial.**

El modelo de regresión logística o también llamado Logit, es una técnica estadística condicional usada para medir la relación entre variables explicativas y una variable dependiente dicotómica, es decir, binomial (Taboada y Lima, 2008). En otras palabras, el modelo Logit es una función de probabilidad exponencial que mide que tan probable es que suceda un evento (1) o que no suceda (0).

La función de probabilidad Logit se define de la siguiente manera

$$Prob(y = 1) = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}$$

Donde

$$Z_i = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk}$$

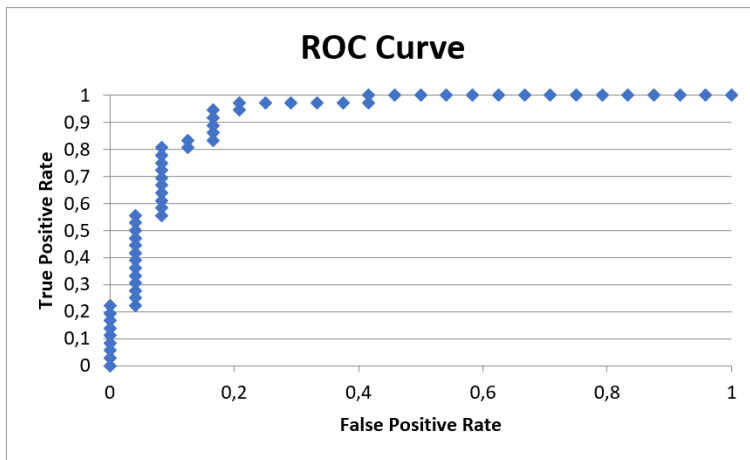
Para la realización del modelo, se calcularon 25 razones financieras (rentabilidad, actividad, endeudamiento, etc.) entre las cuales se encuentran variables continuas y una dicotómica. Se decidió tener en cuenta la pandemia e incluirla en una variable dicotómica siendo cero (0), si el periodo no es pandémico y uno (1), si es un periodo pandémico (como 2020).

La variable dependiente será la insolvencia, siendo cero (0) solvente y uno (1) insolvente. Se procedió a utilizar el complemento de Excel llamado Real Statistics y los datos fueron verificados en R. Después de numerosas iteraciones buscando eliminar las variables no significativas en el modelo, se obtuvo un modelo con cinco (5) variables explicativas, entre ellas, la pandemia.

Para el modelo se obtuvo la siguiente curva de ROC:

**Figura 2**

*Curva ROC.*



*Fuente: Elaboración propia.*

Esta grafica es un representación grafica de la sensibilidad con respecto a la especificidad en un sistema binario. Entre más encima este la curva ROC a la recta  $y = x$ , mejor clasificación tendrán los resultados. Se observa una curva de ROC para el modelo muy por encima de la recta unitaria, indicando la buena clasificación de los resultados que vamos a mostrar.

Según los resultados, el valor  $p$  es menor al 0,05, indicando que el modelo es significativo y capaz de explicar en una proporción la variable dependiente. A continuación, se mostrarán los coeficientes de las variables:

**Figura 3**

*Resumen del modelo.*

	coeff b	Chi-Sq	43,330105
Intercept	3,51250425	df	6
X1	0,50573843	p-value	1,0035E-07
X2	0,51782824	alpha	0,05
X3	-3,1734656	sig	yes
X4	-20,716913		
X5	-0,4189913	R-Sq (L)	0,53651998
X6	0,19425289	R-Sq (CS)	0,51430208

*Fuente: Elaboración propia.*

El modelo final es el siguiente:

$$Prob(y = y) = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}$$

Donde:

$$Z_i = 3.5125 + 0.5057x_1 + 0.5178x_2 - 3.1735x_3 - 20.7169x_4 - 0.4189x_5 + 0.1943x_6$$

Con:

$$x_1 = \frac{\textit{Activo corriente}}{\textit{Pasivo corriente}}$$

$$x_2 = \frac{\textit{Utilidad neta}}{\textit{Ingresos operacionales}}$$

$$x_3 = \frac{\textit{Ingresos operacionales}}{\textit{Activo total}}$$

$$x_4 = \frac{\textit{Utilidad neta}}{\textit{Activo total}}$$



$$x_5 = \frac{\text{Patrimonio}}{\text{Pasivo}}$$

$x_6 = \text{Pandemia (0) no pandemia y (1) pandemia}$

Criterio de decisión:

Si la **Prob(y) ≤ 0,5** La empresa no tiene una alta probabilidad de insolvencia (solvente)

Si la **Prob(y) > 0,5** La empresa tiene una alta probabilidad de insolvencia (insolvente)

Así, se obtuvieron los siguientes resultados:

**Figura 4**

*Precisión del modelo logt.*

Classification Table			
	Suc-Obs	Fail-Obs	
Suc-Pred	33	4	37
Fail-Pred	3	20	23
Total	36	24	60
Accuracy	91,67%	83,33%	88,33%
2020	25	83,33%	
2019	28	93,33%	

*Fuente: Elaboración propia.*

Recordemos que se usaron 30 empresas de diferentes sectores. Se calcularon sus razones para 2019 y 2020 (en total 60 datos) y fueron 25 razones, para un total de 1.500 datos individuales. La tabla anterior nos muestra que el modelo acertó en 33 de las 36 insolvencias que había en los dos periodos (18 empresas, insolventes los dos años) y acertó en 20 de las 24 empresas solventes (12 empresas, solventes los dos años). En término de años, el modelo

Logit predijo el 83.33% de los eventos en el 2020 y el 93.33% en el 2019. En general, en los dos periodos, se tuvo una precisión del 88,33%, mejor que cualquier modelo anteriormente evaluado.

**Tabla 12**

*Porcentaje de predicción de cada modelo por año.*

MODELO	% DE EXACTITUD		
	2020	2019	Total
Z1 DE ALTMAN	60,0%	53,3%	56,7%
Z2 DE ALTMAN	43,3%	50,0%	46,7%
SPRINGATE	83,3%	90,0%	86,7%
CA-SCORE	63,3%	63,3%	63,3%
JORGE ROSILLO	60,0%	56,7%	58,3%
<b>LOGIT</b>	<b>83,3%</b>	<b>93,3%</b>	<b>88,3%</b>

*Elaboración propia.*

## 8. Conclusiones

Con todo lo anterior, podemos concluir que:

- Los modelos multivariantes más famosos predicen en una proporción los eventos ocurridos, pero es evidente que cuando otras variables influyen, los modelos pierden exactitud.
- Aun así, los modelos son herramientas válidas y muy importantes para una empresa que no desee caer en insolvencia o en quiebra.
- El modelo proporcionado en este trabajo es significativo en términos que incluye variables nuevas y actuales. Es relevante debido a su nivel de exactitud y es una herramienta poderosa para empresas de cualquier sector que quiera analizar su posibilidad de insolvencia en época de pandemia o posteriormente.

- Estos modelos son esenciales en medida que puedan dar una alerta a los gerentes de las empresas sobre la probabilidad de insolvencia, utilizarlos en el momento justo no solo impediría la quiebra, sino daría el camino a seguir para salir de ésta.

## 9. Referencias

- Altman y Narayanan, E. Y. (1997). An international survey of business failure classification models. *Finacial markets, institutions and instruments, Vol.6, No.2.*
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analisis and the predition of corporate bankruptcy. *Journal of Finance No 4.*
- Astorga, A. (2000). Modelos de predicción de la insolvencia empresarial. Mexico.
- Bischoff y Torres, I. F. (2020). Causas y efectos de la pandemia en la economía colombiana. Universidad católica de colombia.
- Bribiesca y Merino, L. y. (2008). Teorías, modelos y paradigmas en la investigación científica. *Comunicaciones Libres* , 77-88.
- Casanova, V. J. (22 de Septiembre de 2011). Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios – MGEPS 2009/2011. *Máster en Gestión de Empresas, Productos y Servicios – MGEPS 2009/2011.* Valencia, España: Universitat Politècnica de València.
- Congreso de la Republica. (2006). *Por la cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia y se dictan.* Obtenido de SIC: [https://www.sic.gov.co/recursos\\_user/documentos/normatividad/Ley\\_1116\\_2006.pdf](https://www.sic.gov.co/recursos_user/documentos/normatividad/Ley_1116_2006.pdf)
- Correa, D. A. (2019). Pronóstico de insolvencia empresarial en Colombia a través de indicadores financieros. *Panorama Económico*, 510-526.
- Duarte y Triana, J. F. (2020). “Impacto económico en los sectores productivos de Colombia en pandemia año 2020”. Universidad Católica de Colombia .
- Fajardo, M. (2005). *Aplicabilidad del modelo de predicción de quiebras de Altman a la industria azucarera colombiana en la década de los noventa.* Bogotá: Libro de Investigación en Administración en América Latina. Universidad Nacional de Colombia. 2005.
- Gómez y Molina, A. Y. (2020). Incidencias, causas y efectos de la pandemia covid-19 en la economía colombiana.
- Gómez, E. (20210). “La predicción de insolvencia en las empresas del sector de lácteos del Ecuador”. Ecuador: Universidad técnica de ambato.
- Ibarra, A. (2006). Una perspectiva sobre la evolución en la utilización de las razones financieras o ratios. *Pensamiento y gestión* , 2.
- Insolvencia.co. (2020). *Manual Básico de insolvencia Empresarial.* Obtenido de Insolvencia.co: <https://www.insolvencia.co/manual-basico-de-insolvencia-empresarial/>

- Lievano, J. P. (10 de Diciembre de 2021). *La visión de la Superintendencia de Sociedades frente a la Insolvencia empresarial en épocas del Covid-19*. Obtenido de supersociedades.gov.co: <https://www.supersociedades.gov.co/Noticias/Paginas/2020/La-vision-de-la-Superintendencia-de-Sociedades-frente-a-la-Insolvencia-empresarial-en-epocas-del-Covid>
- Narváez, L. A. (2010). Análisis de la aplicación de los modelos de predicción de quiebras en Colombia. Cali, Colombia: Universidad Autónoma de Occidente.
- Rodríguez, É. P. (30 de Abril de 2020). Colombia impacto económico, social y político de la covid-19. Fundación Carolina.
- Ruiz, H. A. (29 de Octubre de 2015). Modelo de predicción de punto de quiebra de las empresas manufactureras. *Maestría en finanzas corporativas*. Colegio de estudios superiores de administración.
- Sánchez, K. J. (2020). Impacto Económico del COVID-19 en Colombia. Universidad Católica de Colombia.
- Semana. (2020). *Ley de Insolvencia económica: ¿qué es y quiénes pueden aplicar en Colombia?* Obtenido de Revista Semana: <https://www.semana.com/economia/finanzas-personales/articulo/ley-de-insolvencia-economica-que-es-y-quienes-pueden-aplicar-en-colombia/202135/>
- Sierra, V. S. (2021). Consecuencias para el régimen de insolvencia derivadas de la enfermedad Covid-19., (pág. 4). Medellín.
- Superintendencia de Sociedades. (2021). Atlas de insolvencia a septiembre de 2021. *Atlas de insolvencia a septiembre de 2021*.
- Taboada y Lima, L. J. (2008). Modelos de evolución del riesgo de insolvencia de empresas españolas cotizadas. *Revista Contabilidade Universidade Federal de Minas Gerais*, 97-98.
- Universidad de la Sabana. (2020). *Unisabana*. Obtenido de <https://www.unisabana.edu.co/portaldenoticias/al-dia/ley-de-insolvencia-un-salvavidas-para-las-empresas-en-crisis/>
- Villacís, P. (2021). “La predicción de insolvencia en las empresas del sector alimenticio del Ecuador: universidad técnica de ambato.