

**Determinantes de quiebra para las compañías del sector caficutor colombiano entre
los años 2019 a 2021**

Jeisson Mauricio Toro Garay

Colegio de Estudios Superiores en Administración (CESA)

Maestría en finanzas corporativas

Bogotá

2023

Trabajo de grado:

**Determinantes de quiebra para las compañías del sector caficultor colombiano entre
los años 2019 a 2021**

Jeisson Mauricio Toro Garay

Tutor:

Miguel Ángel Bello Bernal

Colegio de Estudios Superiores en Administración (CESA)

Maestría en finanzas corporativas

Bogotá

2023

Tabla de Contenido

1.	Introducción	7
2.	Marco Teórico.....	14
2.1.	Teoría de estructura optima de capital	14
2.2.	Bancarrota o fracaso empresarial	15
2.3.	Modelos de predicción de quiebra	17
2.3.1.	Modelo discriminante.....	17
2.3.2.	Modelo logit	19
2.3.3.	Redes neuronales	20
3.	Estado del arte.....	22
4.	Metodología y Resultados.....	28
4.1.	Muestra.....	28
4.2.	Variables.....	29
4.2.1.	Indicadores financieros.....	29
4.2.2.	Tamaño de la compañía.....	32
4.3.	Resultados	32
4.3.1.	Estadísticas descriptivas	32
4.3.2.	Resultados de la regresión	34
5.	Conclusiones	46

6. Bibliografía	49
-----------------------	----

Índice de tablas

Tabla 1. Indicadores financieros para el modelo.....	30
Tabla 2 Tamaño de compañías.....	32
Tabla 3. Estadísticas descriptivas para las compañías en quiebra.....	33
Tabla 4. Estadísticas descriptivas para las compañías en buena situación financiera.....	34
Tabla 5. Matriz de correlación	34
Tabla 6. Resultados del modelo -Modelo inicial.....	35
Tabla 7. Resultados del modelo – Modelo reestimado	36
Tabla 8. Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow-Modelo inicial.....	37
Tabla 9. Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow-Modelo reestimado	37
Tabla 10. Efectos marginales-Modelo inicial	40
Tabla 11. Efectos marginales-Modelo reestimado	40

Índice de figuras

Figura 1. Productividad por sacos de café de 60Kg por área cultivada en Colombia	11
Figura 2. Diagrama redes neuronales.....	20
Figura 3. Curva ROC-Modelo inicial	38
Figura 4. Curva ROC-Modelo reestimado.....	39

1. Introducción

La pandemia del COVID-19 que inició a finales del año 2019 trajo consigo una crisis económica sin precedentes debido a las medidas restrictivas de movilidad de las personas, por ende, el consumo cayó de forma significativa, así como la fabricación de productos diferentes de los básicos, lo cual generó pérdidas de empleo y en muchos casos la intervención del estado mediante subsidios o ayudas tanto a las personas como las empresas (World Bank, 2022).

El desarrollo de la vacuna contra el COVID-19 permitió inmunizar a la población y de a poco flexibilizar las medidas de confinamiento para reactivar la economía, sin embargo, los Estados, para hacerle frente a la crisis, necesitaron aumentar el gasto público, la emisión de deuda, la utilización de las reservas monetarias del banco central, entre otras, generando aumentos en la inflación y las tasas de interés. Como consecuencia, se agudizaron las brechas de ingreso entre los países por el aumento de la pobreza (World Bank, 2022).

A esto se añade que, el precio de las materias primas tiene un comportamiento similar al de la economía, por tanto, durante el tiempo de la pandemia los metales y las maderas, insumos necesarios para la construcción cayeron. De igual manera, sucedió con los productos agrícolas y en especial con el café, sin embargo, en la medida que la pandemia se superaba y las economías iniciaban la apertura, los precios repuntaron. En general, históricamente el precio del café ha tenido volatilidades importantes en la medida en que la economía global está cerca de una crisis, así como también ha tenido un efecto rebote al salir de la crisis (World Bank, 2022).

De otra parte, el café es una de las materias primas más importantes a nivel mundial después del petróleo y algunos metales y tiene una gran importancia en los países en desarrollo debido a que tiene un peso importante en las exportaciones de los países productores y la entrada de divisas, además es el sustento para aproximadamente 25 millones de personas a nivel

mundial. Este es negociado en las principales bolsas en el mercado de materias primas y futuros en Londres y Nueva York (Figueroa et al., 2015).

Así pues, el consumo del café se encuentra concentrado principalmente en Europa, Asia y Oceanía, y Norte América, los cuales acumulan el 74% del consumo mundial de acuerdo con el informe World Coffee Consumption (2021); entre los años 2017 y 2021 el consumo en sacos de café pasó de 161.377.000 a 166.347.000 correspondiente a un crecimiento constante del 0.61% durante este periodo de tiempo.

Por otra parte, los países productores de café se encuentran en la zona intertropical, que por sus características ambientales poseen unas condiciones proclives para el cultivo del café manteniendo su calidad. Los países que concentran la mayor parte de la producción mundial son Brasil, Vietnam, Colombia, Honduras y Etiopia, los cuales agrupan aproximadamente el 71% de la producción mundial de acuerdo con el informe World Coffee Consumption (2021), en las dos especies de café, Arábica y Robusta.

Para los países productores del café, han existido múltiples variables importantes que afectan la rentabilidad de su producción como lo son los precios del fruto por efectos de la oferta y demanda del mercado, la administración de la producción a nivel mundial, en especial la sobreproducción o desabastecimiento que tendrían efectos sobre el precio del fruto (Castro et al., 2004), así como factores ambientales, como sequias o precipitaciones abundantes, entre otros.

Como respuesta a la incertidumbre de los caficultores de los países productores frente a la expansión, industrialización y efectos en la balanza comercial, fue constituida en 1963 mediante un acuerdo multilateral, la Organización Internacional de Café (ICO), como una organización en la cual los países miembros tanto productores como consumidores, pudieran implementar

estrategias para mejorar el funcionamiento del mercado mundial del café, con el objetivo de mantener unos niveles de precios estables, garantizando la protección de la cadena productiva y evitando afectar el consumo, no obstante, el acuerdo se desdibujó en la medida en que los países productores no controlaban precios por diferencias con los países consumidores, sino solamente cuotas de mercado para los países miembros, liderazgo en foros, manejo de estadísticas y estudios de la industria (Oliveira & Dubois, 2013).

En el ámbito internacional, Colombia ha perdido participación en el volumen exportado de café, de acuerdo con las cifras del informe de World Coffee Consumption (2021), es posible evidenciar que en los últimos 5 años, Colombia fue el tercer país exportador de café en el mundo por debajo de Brasil y Vietnam, cuando el cultivo de café en Vietnam es relativamente nuevo y existen nuevos países de Asia y Centro América que quieren ganar participación en el mercado.

El nivel de exportaciones de café en Colombia era del 50% sobre el total de las exportaciones del país en los años 70' y finales de los 80', sin embargo, otros productos y en especial el petróleo fueron tomando mayor relevancia, por lo cual con el transcurrir del tiempo el café solo representa un 5% de las exportaciones a principios del año 2010 (Cano et al., 2012), situación que no ha variado mucho durante la siguiente década.

En el transcurso de la historia de la economía colombiana el café ha desempeñado un papel importante para su crecimiento y desarrollo en infraestructura para la movilidad entre las regiones, generando empleos en el sector rural, creación de haciendas cafeteras y puesta en marcha de procesos agroindustriales en las fincas¹, generando mayor riqueza en las personas y

¹ Los procesos que se iniciaron a realizar en las fincas fueron los de lavado, despulpado, secado y en ocasiones el trillado.

siendo el punto de partida para obtener capital para desarrollar otro tipo de negocios en otros sectores económicos (Machado, 2001).

El papel del café en el sistema económico colombiano es tan relevante que al aumentar el salario de la mano de obra en un 10% este cambio tendría un impacto positivo en el PIB de 43 puntos básicos, en razón a que es necesaria una gran cantidad de personas vinculadas al proceso productivo del café, además que existe cierta homogeneidad en la distribución de la tierra, debido a que la mayor parte se encuentra en pequeñas fincas (Cano et al., 2012).

Los actores participantes en el mercado colombiano han jugado un papel importante para el desarrollo del sector cafetero, debido a que han creado las sinergias entre el pequeño caficultor de lugares apartados del país, permitiendo la llegada de su producto hasta los clientes en el exterior, garantizando siempre la calidad del café. Los principales participantes en el sector caficultor colombiano son la Federación Nacional de Cafeteros (FNC), los intermediarios y compañías exportadoras, asociaciones y cooperativas de compras de café y productores de café, los cuales persiguen los mismos objetivos en cuanto a calidad, trazabilidad, sostenibilidad y rentabilidad del negocio.

La tecnificación en los cultivos de café es importante para su renovación, dado que ellos tienen un periodo de maduración entre 9 y 12 años, por lo cual en la medida en que se van acercando a este periodo es necesario sembrar nuevos cafetos para una producción adecuada del fruto, en este sentido, de acuerdo con la información de la Federación Nacional de Cafeteros (2022) la mayor parte de los cultivos se encuentra en el grupo de tecnificado joven, debido a la renovación realizada por los caficultores de los árboles más viejos.

Aun cuando la tecnificación ayuda a resolver el problema del envejecimiento de los cafetos, que produce una menor cantidad de café, existen otros riesgos inherentes al cultivo que han afectado la producción en diferentes momentos, como las condiciones meteorológicas (fenómeno del niño y la niña), aumento del costo de los fertilizantes debido a la volatilidad de las materias primas y la tasa de cambio, lo cual genera una afectación en la productividad de los cultivos (Cano et al., 2012).

En cuanto a la productividad en Colombia (ver figura 1), es importante mencionar que el nivel por área cultivada es menor respecto de otros países caficultores (aproximadamente 16 sacos) que han enfrentado los mismos inconvenientes, pero han logrado obtener una mejor relación de sacos producidos por área cultivada (Cano et al., 2012).

Figura 1. Productividad por sacos de café de 60Kg por área cultivada en Colombia



Nota. Elaboración propia con datos de (Federación Nacional de Cafeteros, 2022)

De acuerdo con los históricos de productividad en Colombia, el mínimo de sacos producidos se dio en el año 2012, cuando con 931.000 Hectáreas cultivadas, cada hectárea sembrada produjo únicamente 8,32 sacos de 60kg. Por otro lado, el punto más alto se encuentra en el año 2019, cuando fueron producidos 17,28 sacos por hectárea y fueron cultivadas 854.000

hectáreas. No obstante, el promedio de los últimos 20 años ha sido de 13,37 sacos, por área cultivada (Federación Nacional de Cafeteros, 2022). El mejoramiento de la productividad de los cultivos de café permitirá mejorar el nivel de rentabilidad que percibirán los caficultores por su cosecha, disminuyendo el costo unitario y aumentando el ingreso unitario percibido.

Por otro lado, es importante mencionar que el sector caficultor históricamente ha realizado sus transacciones de compra y venta de productos al contado, por lo cual es fundamental que las compañías que realizan las compras a los caficultores tengan unos muy buenos indicadores de liquidez que les permitan cumplir con el pago a sus proveedores y en general por sus obligaciones de corto plazo.

Como consecuencia de las necesidades de liquidez, las compañías adquieren líneas de crédito que les permitan obtener los recursos necesarios para el cumplimiento de las obligaciones, por lo cual toma relevancia los indicadores de endeudamiento. Adicionalmente, uno de los inconvenientes que ha tenido el sector caficultor es el acceso a líneas de crédito (Federación Nacional de Cafeteros de Colombia, 2014) que puedan ser coherentes con el ciclo del cultivo y la flexibilidad para el plan de pagos.

Debido a la importancia que tiene el sector caficultor en Colombia y la alta volatilidad de factores internos y externos que afectan el precio del café, es importante el desarrollo de modelos que permitan establecer el riesgo de bancarrota para prevenir los costos sociales.

De acuerdo con lo mencionado anteriormente, el presente trabajo busca responder a la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuáles son los indicadores financieros que inciden en la predicción de quiebra de empresas pertenecientes al sector caficultor colombiano?

La pregunta se responde mediante la siguiente hipótesis: Los indicadores financieros que sigue el modelo de predicción de quiebra para el sector caficultor colombiano pueden ser diferentes a los indicadores financieros establecidos en el modelo desarrollado por Altman.

Adicionalmente, esta investigación pretende establecer las variables relevantes del sector caficultor colombiano para determinar el riesgo de bancarrota. Este objetivo se alcanza por medio de la consecución de los siguientes 3 objetivos específicos:

- Analizar cuáles son los indicadores financieros más utilizados en los modelos de predicción de pérdida.
- Establecer cuáles son los indicadores financieros más importantes en el sector caficultor colombiano para ser incluidos en el modelo de predicción de quiebra.
- Especificar un modelo de quiebra que pueda identificar los principales indicadores financieros determinantes de quiebra de las compañías del sector caficultor colombiano.

2. Marco Teórico

El presente trabajo de investigación tiene como finalidad desarrollar un modelo de predicción de quiebra que determine los indicadores financieros relevantes para las compañías del sector caficulator colombiano, es importante establecer los ejes centrales en los cuales se basa la construcción del modelo, por lo tanto, los ejes propuestos son las teorías de la estructura de capital, la definición de bancarrota o fracaso empresarial de acuerdo con la literatura académica y la normatividad en Colombia y por último los modelos estadísticos utilizados para su estudio.

2.1. Teoría de estructura óptima de capital

La teoría de estructura óptima de capital, tiene como base el estudio realizado por Modigliani & Miller (1958), el cual establece como premisa, maximizar la rentabilidad y el valor de mercado de la compañía partiendo del supuesto de racionalidad, para los dos casos será rentable para el inversionista cuando los rendimientos generados superen el costo del capital², tomando como supuestos simplificadores, el análisis estático de equilibrio parcial, el arbitraje sin restricciones; inicialmente no incluyeron el efecto impositivo y los escudos fiscales en el pago de los intereses para la compañía y para los inversionistas, no existe la bancarrota y el valor de la empresa no es afectado por la cantidad de deuda que emite, por tanto, puede llegar a ser infinita, lo cual no corresponde con la realidad de los negocios y se enfrenta a problemas de bancarrota (Scott, 1976).

En estudios posteriores, se incluyó la posibilidad de bancarrota de las compañías (Scott, 1976), cuando el EBIT no alcanza a pagar los intereses generados por la deuda, lo cual genera pérdidas para todas las partes interesadas y se realizan repagos por orden de prioridades mediante

² Para M&M, el costo del capital puede ser interpretado como la tasa de los bonos de USA, es decir una tasa libre de riesgo.

la venta de activos de la compañía, lo cual implica también asumir costos adicionales de liquidación.

Adicionalmente reconoce la importancia de obtener una mezcla óptima entre capital y deuda para las compañías con el objetivo de maximizar su valor, no obstante, se debe tener cuidado con el aumento de la deuda debido a que puede incrementar la probabilidad de incurrir en costos de bancarrota (Scott, 1976), aun cuando se obtenga un beneficio por el escudo fiscal proveniente del pago de los intereses.

Cuando la compañía se encuentra en riesgo de bancarrota, es posible que sus inversionistas y acreedores puedan realizar procesos de reorganización internos, con el objetivo de modificar la estructura de capital y evitar la bancarrota, mediante un aumento de capital o una compra de capital por parte de los acreedores y de esta manera evitando costos propios de la liquidación de la compañía como los honorarios de contadores y abogados (Haugen & Senbet, 1988).

2.2. Bancarrota o fracaso empresarial

La definición de bancarrota o fracaso empresarial ha sido un tema mencionado en varios estudios, con el objetivo de definir el criterio para el análisis de la muestra de las empresas seleccionadas. Es importante mencionar que en los estudios existentes de bancarrota se encuentran cuatro conceptos genéricos: fracaso, insolvencia, incumplimiento y bancarrota (Altman & Hotchkiss, Corporate financial distress and bankruptcy, 2006).

En ese mismo sentido, el fracaso empresarial, es considerado desde un punto de vista económico como una inversión realizada que genera rendimientos por debajo del costo de oportunidad o también puede interpretarse como la generación continua de pérdidas por parte de

la compañía generando un retorno inferior al costo de capital. Cabe resaltar, que aun cuando la compañía tenga dificultades en la capacidad de generación de rentabilidad, es posible que pueda seguir cumpliendo con sus obligaciones ante sus acreedores, aun cuando existe una alta probabilidad que en algún momento no pueda realizarlo (Altman & Hotchkiss, Corporate financial distress and bankruptcy, 2006).

De acuerdo con el estudio de Beaver (1966), la insolvencia es considerada como la falta de liquidez de la compañía para cumplir con el pago de sus obligaciones financieras. La insolvencia técnica corresponde a los flujos de efectivo netos disminuyendo los pasivos corrientes, la cual puede ser temporal o permanente (Altman & Hotchkiss, Corporate financial distress and bankruptcy, 2006).

En cuanto al incumplimiento, este se genera cuando la compañía no cumple con los términos establecidos en un acuerdo con su contraparte acreedora y es motivo para tomar acciones legales, sin embargo, este no es una causal frecuente de bancarrota de las compañías ya que es posible renegociarlo y establecer nuevos términos (Altman & Hotchkiss, Corporate financial distress and bankruptcy, 2006), probablemente con un costo adicional.

Teniendo claro los sinónimos de la bancarrota, en los estudios de modelos de predicción se encuentra que la bancarrota se define desde un punto de vista normativo, es decir el determinante fue una petición de quiebra ante la autoridad correspondiente para calificarla dentro de los estudios como un fracaso empresarial en especial en los estudios de Altman E. I. (1968) y Ohlson (1980).

Como complemento, se amplió el espectro al incluir la disminución u omisión de pago de dividendos como un síntoma de posible fracaso empresarial, no obstante, mantuvo el requisito

normativo de la solicitud de quiebra como parte de la categorización (Lau, 1987). Bajo esta misma línea, Wilson & Altanlar (2014) partieron desde la normativa del país, pero agregaron variables cualitativas correspondientes al gobierno corporativo, para determinar el modelo de predicción de quiebra.

En Colombia, existen leyes que establecen el proceso para ayudar a las empresas a no caer en bancarrota, como lo es la Ley 1116 de 2006, la cual regula la insolvencia, definida como la imposibilidad de realizar los pagos a sus acreedores de corto plazo, permitiendo una reorganización en términos con sus acreedores. En caso de que la compañía no cumpla con sus acuerdos en el marco de la ley de insolvencia, se procederá a su liquidación.

En este mismo sentido se encuentra definida la restructuración empresarial de acuerdo con el artículo 260-3 del Estatuto tributario, el cual señala que consiste en “la redistribución de funciones, activos o riesgos que llevan a cabo las empresas nacionales a sus vinculadas en el exterior”.

2.3. Modelos de predicción de quiebra

2.3.1. *Modelo discriminante*

Los primeros trabajos con los cuales se inició los estudios de modelos de predicción de quiebra fueron los de Beaver (1966) y Altman E. I. (1968), los cuales sentaron las bases para estudios futuros y permitieron abrir un campo de estudio amplio dentro de las finanzas corporativas que tiene unas aplicaciones muy importantes en el mundo empresarial, basados en los estados financieros de las compañías mediante el análisis de los indicadores financieros.

Es así como, el modelo de predicción de quiebra realizado por Altman E. I. (1968), fue basado en el análisis multivariante discriminado, tomó una muestra de 66 empresas 33 se

encontraban estables y 33 en bancarrota para el sector manufacturero y realizó el análisis de los indicadores financieros indicadores de liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad para explicar la predicción de bancarrota de las compañías, resultando la siguiente función (Z score):

$$Z = 0.12X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

Donde,

X_1 =Capital de Trabajo/ Activo Total,

X_2 =Utilidades Retenidas/Activo Total

X_3 =Utilidades antes de intereses e impuestos/Activo Total

X_4 =Valor de mercado del Capital/Pasivo Total

X_5 =Ventas/Activo Total

Estas cinco variables fueron las más significativas para explicar la predicción de quiebra del sector, aun cuando para su estudio utilizo 22 razones financieras.

De acuerdo con los resultados del modelo fue posible establecer que: si $Z \geq 2,99$, la compañía no tendrá problemas futuros de bancarrota; si $Z \leq 1,81$, la compañía se encuentra en riesgo de bancarrota y si Z se encuentra en el rango entre 1,82 y 2,98 la compañía se encuentra en una zona gris, donde no es posible establecer plenamente el riesgo de bancarrota. La predictibilidad de modelo un año antes de la bancarrota era del 95%, sin embargo, a partir del segundo año caía su capacidad de predicción hasta llegar al quinto año con un 32% de predictibilidad.

En pocas palabras, el análisis discriminante multivariado, es una técnica estadística en la cual de una muestra es posible clasificarlas en grupos de acuerdo con una característica cualitativa (normalmente la variable dependiente), estableciendo una relación lineal entre ellas para realizar interpretaciones y clasificaciones en subgrupos (Ortega y otros, 2010).

2.3.2. *Modelo logit*

El modelo logit fue incluido dentro de los estudios de predicción de quiebra por parte de Ohlson (1980), con el objetivo de mejorar la capacidad de predicción del modelo discriminante y disminuir las restricciones existentes del modelo discriminante como las matrices de varianza y covarianza iguales, el supuesto de normalidad y relación lineal de los datos principalmente.

La muestra seleccionada fueron 105 empresas en bancarrota y 2058 estables para compañías del sector industrial (Ohlson, 1980).

La función de distribución logística acumulada se define de la siguiente manera:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

Donde $Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$ y la función se encuentra acotada entre 0 y 1.

Ahora realizando la aplicación del logaritmo natural a la razón de las probabilidades es posible establecer el modelo logit, el cual se define de la siguiente manera:

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i$$

Y Z_i esta definida como se mencionó anteriormente.

El modelo logit tiene unas características importantes para ser utilizado para la predicción de bancarrota ya que permite la utilización de variables dicotómicas o binarias en su variable

cualitativa, así como la inclusión de las probabilidades del evento, la estimación del modelo se realiza mediante el procedimiento de máxima verosimilitud, por lo cual toma una relevancia importante el signo de los β ya que indica los incrementos o decrementos de la variable estimada (Gujarati & Porter, 2010).

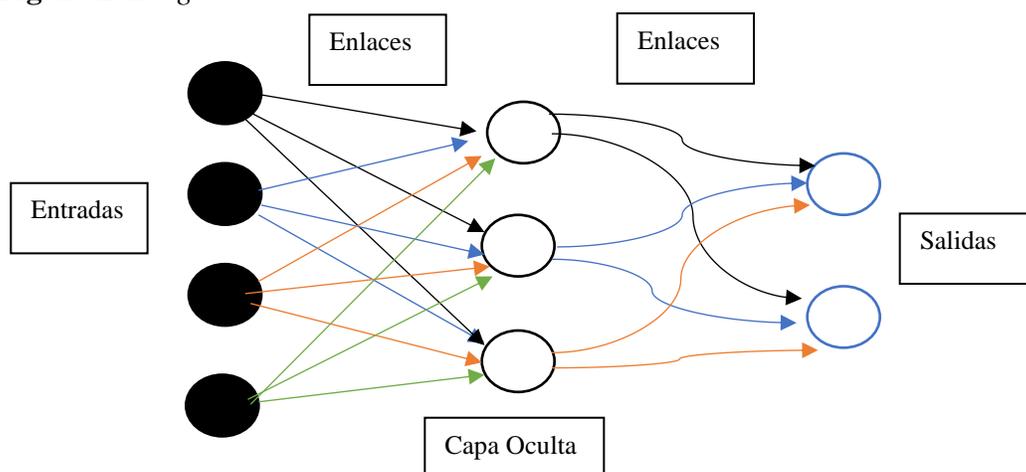
La predictibilidad del modelo de quiebra desarrollado por Ohlson (1980) alcanzo el 96% un año antes de la quiebra y para los dos siguientes un 93%. Por lo anterior, el modelo logit supero al análisis discriminante especialmente a partir del segundo año antes de la muestra obteniendo mejores resultados de predictibilidad.

2.3.3. Redes neuronales

El modelo de redes neuronales está basado en la estructura de una neurona animal, la cual tiene la capacidad de aprender mediante patrones y procesos de aprendizaje sobre un conjunto de datos, para de esta forma buscar generalizaciones que permitan obtener resultados sobre estos y lograr un alto nivel de predicción (Gurney, 2007).

La forma funcional de las redes de neuronales es la siguiente:

Figura 2. Diagrama redes neuronales



Nota: Adaptación propia tomada de (Gurney, 2007)

Para el caso mencionado en el diagrama, es posible definir cada una de sus partes:

- **Entradas:** definición de los patrones de clasificación mediante una lista establecida. En caso del diagrama es una lista de 4 números o vectores patrón.
- **Enlaces:** son las diferentes opciones que puede llegar a obtener la combinación de los patrones de entrada.
- **Capa oculta:** esta capa dentro del modelo no se inspecciona o controla ya que allí es donde se realiza el proceso de entrenamiento o aprendizaje del modelo.
- **Salida:** corresponde al resultado del procesamiento de la información en la capa oculta, que permite clasificar los vectores de información e identificar los patrones.

Este modelo fue aplicado y ampliamente utilizado para los modelos de predicción de quiebra en estudios como el realizado por Messier & Hansen (1988) que incluyó algoritmos de aprendizaje que tienen la misma estructura de las redes neuronales, también autores como Odom & Sharda (1990), Fletcher & Goss (1993) y Wilson & Sharda (1994) en sus estudios demostraron la alta capacidad de predicción de las redes neuronales alrededor del 100% para las empresas en bancarrota y comparados con otros modelos los resultados fueron muy superiores.

3. Estado del arte

En el área de finanzas una de las líneas de estudio más importantes son los modelos de predicción de quiebra de las compañías, debido a que permite obtener información relevante para anticiparse y evitar la quiebra, tomando decisiones para mejorar su salud financiera.

A continuación, se presentan varios estudios de manera ascendente de diferentes autores en cuanto a la evolución de los estudios de bancarrota desde el punto de vista de cambios en las tendencias de los modelos estadísticos aplicados para mejorar la predictibilidad, los indicadores financieros que mejor explicaban el modelo y los sectores económicos de las compañías seleccionadas en la muestra.

En la década del 60, fueron desarrollados los principales estudios de quiebra de las empresas tomando como base aquellos realizados en años anteriores, los cuales estaban basados en indicadores financieros, para establecer una tendencia o un comportamiento similar para las compañías que se encontraban en riesgo de quiebra (Bellovary et al., 2007).

El estudio realizado por Beaver (1966), tuvo en cuenta 30 indicadores financieros mediante un método univariante tomando una muestra de 79 compañías en bancarrota y 79 estables, calculando la media de estos indicadores para cada uno de los grupos y comparándolos para establecer las desviaciones.

Los indicadores financieros que mejor predecían la bancarrota un año antes que sucediera fueron el Ingreso Neto sobre la deuda total, Ingreso Neto sobre ventas, Ingreso sobre Patrimonio Neto, Flujo de caja sobre Deuda Total y Flujo de Caja sobre total de activos con una precisión alrededor del 91% (Beaver, 1966).

Adicionalmente, sugirió que para investigaciones posteriores se utilizará métodos de análisis con múltiples variables y que puedan incluir tasas de rendimiento de mercado con el objetivo de obtener información de diversas fuentes que se encuentran acumuladas en el precio de mercado (Beaver, 1966).

El modelo realizado por Altman E. I. (1968) utiliza el método discriminante múltiple siguiendo la sugerencia realizada por Beaver como una mejora en la predicción de la bancarrota, así que, tomo una muestra de 66 compañías del sector manufacturero la cual estaba dividida en un primer grupo de 33 compañías durante un periodo de 20 años que se declararon en quiebra y 33 compañías que aun existían con corte a 1966. Para estas compañías cálculo 22 indicadores financieros divididos en indicadores de liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Los indicadores que mejor explicaron la bancarrota de las compañías fueron Capital de Trabajo/ Activo Total, Utilidades Retenidas/Activo Total, Utilidades antes de intereses e impuestos/Activo Total, Valor de mercado del Capital/Pasivo Total y Ventas/Activo Total.

El nivel de predictibilidad del modelo de Altman, para un año antes de la bancarrota fue del 95%, para el segundo año antes de la bancarrota fue del 72% y para los siguientes años tercero, cuarto y quinto antes de la bancarrota fue 48%, 29% y 36% respectivamente (Bellovary et al., 2007).

Después de un tiempo, Altman realizó dos estudios adicionales para mejorar el nivel predicción de su modelo y ampliar el espectro de los sectores económicos, uno de ellos fue sobre el sector bancario (Altman E. I., Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to, 1993) y compañías en países emergentes (Altman y otros, Emerging market corporate bonds: A scoring system, 1995).

En el estudio de Meyer & Pifer (1970), incluyeron mejoras adicionales al modelo inicialmente planteado por Altman, efectuando un modelo de regresión lineal partiendo del análisis discriminante múltiple, para los indicadores financieros de compañías pertenecientes al sector bancario, tomando como muestra 78 bancos, subdivido en 39 estables y 36 en bancarrota.

Cabe resaltar que la predictibilidad del modelo de Meyer & Pifer (1970) alcanzó un nivel de precisión del 80% para las compañías que se encontraban en bancarrota, sin embargo, este nivel se situó para los dos primeros años antes de la bancarrota, en la medida que avanza de tres años en adelante el modelo no podía clasificar cuales compañías estaban en bancarrota y cuales estables. Por otro lado, los indicadores financieros que mejor explicaron el modelo fueron efectivo sobre total de activos, tasa de interés sobre el tiempo del depósito e ingresos operativos sobre costos operativos.

El primer estudio basado en el modelo logístico o “logit” fue desarrollado por Martin (1977) para compañías del sector bancario; en la misma línea metodológica el estudio realizado por Ohlson (1980), fue el primero para el sector industrial. La utilización del modelo logístico o logit supera las restricciones estadísticas del modelo de análisis discriminante múltiple, avanzando en el desarrollo de modelos más amplios (no requiere la matriz de varianza y covarianza del mismo tamaño), convirtiéndose en el modelo más utilizado para los estudios de bancarrota.

Para el desarrollo de su estudio Ohlson (1980), tomo una muestra para compañías industriales de 2.163, las cuales se dividían en 105 compañías en bancarrota y 2.058 compañías estables, dentro del periodo comprendido entre 1969 y 1975 y encontró que los principales indicadores financieros que explicaban la bancarrota fueron el tamaño de la compañía definido como la relación logarítmica del total de activos y los índices de precios, total pasivos sobre total

activos, capital de trabajo dividido entre total de activos y pasivos corrientes sobre activos corrientes.

El porcentaje de precisión de predictibilidad del modelo de Ohlson (1980) alcanzo el 96% para los dos años anteriores a la bancarrota de la compañía y para el tercer año antes que se produjera la bancarrota alcanzo un 93%.

El modelo logit fue ampliamente utilizado durante los años 80 y 90, donde se desarrollaron 32 estudios en total (Bellovary et al., 2007), que permitieron comprobar la importancia del modelo para la predicción de bancarrota de las compañías, algunos de ellos como Zavgren (1985) tomo una muestra de 90 compañías de empresas del sector manufacturero, 45 en bancarrota y 45 estables e incluyo elementos de la estructura optima de capital, los indicadores que mejor explicaron el modelo fueron relación entre deuda y capital, ingresos sobre capital, inventarios sobre Ventas.

Es importante mencionar, que los estudios basados en el modelo logit toman variables binomiales, debido a que las compañías se clasifican con uno o cero si está estable o en bancarrota, no obstante, el estudio realizado por Lau (1987) incluyo dentro de su análisis variables adicionales a los indicadores financieros proponiendo 5 estados de las compañías divididas en estabilidad financiera, omisión o reducción de pagos de dividendos, morosidad en pagos de préstamos, inclusión en la ley de quiebras y bancarrota o liquidación.

En este mismo sentido, Jones & Hensher (2004) realizaron su estudio mediante el modelo logit mixto, el cual buscó incluir dentro del modelo respuestas conductuales con varios resultados posibles, teniendo en cuenta parámetros conocidos como parámetros aleatorios, es decir el comportamiento histórico y las respuestas a los cambios. La muestra seleccionada de

compañías fue dividida en estables, insolventes y en bancarrota para empresas listadas en la bolsa de Australia, tomando como parámetros fijos indicadores de rentabilidad de la compañía (Capital de trabajo/total de activos, Ventas/total de activos entre otros) y aleatorios tomaron indicadores de eficiencia de la operación (Flujo de caja operativo/total activos) y estructura de capital.

Los primeros estudios realizados que incluyen las redes neuronales datan de los años 80's, su uso se intensificó en los años 90's dado su alto grado de predictibilidad y precisión (Bellovary et al., 2007). Es importante resaltar que estos estudios buscaron compararse con modelos anteriores como el análisis discriminante o el logit, ya que su objeto de estudio era la mejora en la predictibilidad más que la definición de los indicadores financieros que mejor explicaban el modelo.

El estudio de Messier & Hansen (1988), fue basado sobre algoritmos de aprendizaje de conceptos, el cual tiene la misma estructura de las redes neuronales, con datos de entrada busca encontrar patrones para clasificar los objetos y generar las salidas de acuerdo con los algoritmos establecidos dentro del modelo. Para esto contrastó dos estudios de impago de créditos y un estudio de bancarrota, logrando una precisión del 100% para ambos casos.

Así pues, las aplicaciones directas a modelos de bancarrota en redes neuronales fueron realizadas por Odom & Sharda (1990), Fletcher & Goss (1993) y Wilson & Sharda (1994) que efectuaron una comparación entre la predicción mediante el modelo de análisis discriminante múltiple, el modelo logit y las redes neuronales, encontrando que este último tiene mejor capacidad de predicción.

Igualmente, Anandarajan et al., (2004) mencionan la importancia que tiene para los auditores de la información financiera la utilización de los modelos de quiebra, incluyendo no solamente información contable sino también información no contable (cualitativa, malas noticias sobre las compañías) para determinar el riesgo de bancarrota mediante modelos de redes neuronales.

En la búsqueda de herramientas que permitan mayor precisión para la predicción de bancarrota de las compañías, Min & Lee (2005) aplicaron el modelo de máquinas de soporte vectorial comparado con los métodos de análisis discriminante múltiple, el modelo logit y el modelo de retropropagación sobre redes neuronales, encontrando que el modelo de soporte vectorial produce mejores resultados de predicción que los demás.

Con el uso de esta herramienta, se adicionan variables como información no financiera (riesgo de mercado, variables macroeconómicas), que promueve un estudio holístico de las compañías y los efectos que tiene el entorno sobre estas para de esta manera incluir variables explicativas en el modelo que permita ser más preciso en los resultados (Blanco-Oliver et al., 2014), debido a que estas contienen relaciones no lineales, para establecer patrones de los datos provenientes de múltiples variables.

4. Metodología y Resultados

Teniendo en cuenta los diferentes estudios para el análisis de los modelos de predicción o análisis de quiebra, para el caso de las empresas del sector caficultor colombiano objeto de este estudio, se utiliza el modelo Logit, el cual es realizado mediante el software estadístico Stata.

4.1.Muestra

Para la selección de la muestra de las compañías vinculadas al sector caficultor colombiano, se utilizó la base de datos de EMIS³, en especial, los Estados financieros reportados en los años 2019, 2020 y 2021 y tomando la totalidad de códigos CIU (Clasificación Industrial Internacional Uniforme) revisión 4, vinculados con el sector caficultor.

En este sentido, los códigos CIU filtrados en la base de datos para la selección de las compañías fueron A0123- Cultivo de café, C1061- Trilla de café, C1062-Descafeinado, tostion y molienda de café y C1063- Otros derivados del café.

La información financiera que se utiliza corresponde a los principales ítems del Estado de situación financiera, Estado de resultados y flujo de efectivo para el año 2019, 2020 y 2021, los cuales permiten extraer la información necesaria para efectuar el cálculo de los indicadores financieros incluidos dentro del modelo. Adicionalmente, se realizó una depuración de la base de datos, en la cual no se incluyeron aquellas compañías que no tenían información disponible de utilidades del periodo e información del capital de trabajo.

En relación con la clasificación binaria necesaria para la definición del modelo logit, el procedimiento utilizado para definir la bancarrota fue realizar un comparativo de las empresas

³ EMIS consolida las bases de datos de la superintendencia de sociedades y las cámaras de comercio de Colombia.

que reportaron información financiera a las diferentes entidades gubernamentales que consolida la base de datos de EMIS entre los años 2019, 2020 y 2021, tomando como punto de partida los años 2019 y 2020 para establecer las empresas que en el año siguiente (2020 y 2021 respectivamente) no reportaron información financiera lo cual indica la desaparición de estas o la bancarrota entre los periodos comparados.

Teniendo en cuenta lo anterior, la variable binaria para la clasificación de las compañías seleccionadas se definió con “0” cuando las compañías se encuentran en buena situación financiera y con “1” cuando las empresas se encuentren en bancarrota.

Finalmente, las empresas que cumplían con los criterios definidos anteriormente fueron 203, de las cuales 165 se encuentran en una buena situación financiera y 38 se encuentran en quiebra, para el periodo comprendido entre 2019 y 2021. El nivel de activos de las compañías seleccionadas se encuentra entre 102 y 1.598.377 millones de pesos y el nivel de ingresos entre 0 y 1.965.681 millones de pesos.

4.2. Variables

4.2.1. Indicadores financieros

Teniendo en cuenta los estudios anteriores y especialmente el estudio de Bellovary et al (2007), la recurrencia de los indicadores financieros utilizados para diferentes sectores económicos y realizando especial énfasis en los rubros financieros del sector caficultor, como son el efectivo, la cartera, los inventarios, la inversión en propiedad, planta y equipo y la deuda financiera, los indicadores utilizados fueron los siguientes:

Tabla 1. *Indicadores financieros para el modelo*

Indicador	Tipo
Rotación de activos (Ventas/Total de activos)	Actividad
Margen Neto (Utilidad neta/ventas)	Actividad
Endeudamiento total (Total pasivos/Total activos)	Endeudamiento
Apalancamiento total (Total pasivos/Total patrimonio)	Endeudamiento
Razón corriente (Activo cte/pasivo corriente)	Liquidez
Solvencia corto plazo ((Activo cte-Pasivo cte)/Total activos)	Liquidez
ROA (Utilidad neta/Total de activos)	Rentabilidad
ROE (Utilidad neta/patrimonio)	Rentabilidad
Retorno operativo (Utilidad operacional/total activos)	Rentabilidad

Nota. Elaboración propia

La descripción de las variables seleccionadas es la siguiente:

- **Rotación de activos (Ventas/Total de activos):** esta razón mide el uso de los activos para generar un nivel de ventas. En la medida que el denominador sea menor el resultado de la razón es grande, por tanto, la administración es eficiente en el uso de los activos.
- **Margen neto (Utilidad neta/ventas):** este indicador, mide el nivel de rentabilidad que se genera por el nivel ventas. En la medida que el denominador sea menor, la rentabilidad del negocio será mucho mayor.
- **Endeudamiento total (Total pasivos/Total activos):** permite establecer el nivel de dependencia que tiene la compañía con sus acreedores, en la medida que el numerador sea mayor, el resultado indicará una alta dependencia frente a sus acreedores y puede ser una señal de poco respaldo por parte de la operación de la compañía y sus accionistas.
- **Apalancamiento total (Total pasivos/Total patrimonio):** la razón muestra el nivel de compromiso o cobertura del patrimonio de la compañía frente a terceros,

por todas las obligaciones adquiridas por la compañía. Su análisis depende del sector económico que se esté estudiando, en razón a que la estructura de capital puede variar.

- **Razón corriente (Activo cte/pasivo corriente):** el coeficiente muestra la capacidad que tiene la compañía con sus activos corrientes cubrir los pagos de sus pasivos corrientes. En la medida que su resultado sea mayor, la compañía tiene una buena liquidez para cubrir con sus obligaciones en el corto plazo.
- **Solvencia corto plazo ((Activo cte-Pasivo cte)/Total activos):** su objetivo es determinar la capacidad de solvencia que tiene la compañía en el corto plazo, con el objetivo de establecer la relación adecuada entre los activos corrientes y no corrientes, para obtener los recursos necesarios que cubran su operación.
- **ROA (Utilidad neta/Total de activos):** se encuentra clasificado dentro de los indicadores de rentabilidad, el cual permite medir la eficiencia en el uso de los recursos disponibles en la compañía para generar una tasa de rentabilidad sobre estos, sin importar su procedencia, es decir, es irrelevante si los recursos son financiados mediante deuda o patrimonio.
- **ROE (Utilidad neta/patrimonio):** mide la capacidad de generación de rentabilidad que genera la compañía sobre el capital invertido por los accionistas, es una medida importante desde el punto de vista del accionista, debido a que permite establecer un comparativo de rentabilidad con otras posibles inversiones similares.
- **Retorno operativo (Utilidad operacional/total activos):** esta razón permite evidenciar la eficiencia en el uso de los activos para la generación de la utilidad

operacional de la compañía. Si el resultado es un número grande, la compañía es eficiente en la generación de utilidades con un nivel de activos.

4.2.2. Tamaño de la compañía

Con el objetivo de comprender mejor los resultados y ampliar el espectro del modelo, es importante definir la categorización de las compañías por su tamaño, ya que puede generar información relevante para efectos de entender el comportamiento de los indicadores bajo alguna de las categorías.

Mediante el Decreto 957 de 2019, se modificó en Colombia la categorización de las compañías por su tamaño mediante clasificación por el sector al cual pertenece y su nivel de ingresos por actividades ordinarias. Para efectos del estudio, la industria sobre la cual se definió el tamaño se encuentra incluida dentro del sector manufacturero.

Tabla 2 *Tamaño de compañías*

Tamaño	Rango UVT⁴	Menor (COP)	Mayor (COP)
Microempresa	< 23.563	855.525.404	
Pequeña empresa	>23.563 y <204995	855.525.404	7.442.958.460
Mediana empresa	>204.995 y <1.736.565	7.442.958.460	63.051.202.020
Gran empresa	>1.736.565	63.051.202.020	

Nota. Los valores de las columnas Menor y Mayor se encuentran expresados en pesos. Elaboración propia.

4.3. Resultados

4.3.1. Estadísticas descriptivas

Las principales estadísticas descriptivas de las compañías en quiebra y empresas en buena situación financiera pueden observarse en las tablas 3 y 4 respectivamente, es importante resaltar, que las compañías que se encuentran en quiebra tienen una menor rotación de activos,

⁴ UVT: Unidad de Valor tributario. Para el año 2021 se encontraba en 36.308 COP.

razón corriente y un peor retorno operativo que las compañías en buena situación financiera, debido a que no tienen la suficiente fortaleza operativa para generar utilidades operacionales que les permita obtener el flujo de caja necesario para el cubrimiento de sus obligaciones en el corto plazo.

Por otro lado, al analizar el indicador de endeudamiento total, es posible observar que es más alto el de las compañías en quiebra, que el de las compañías en buena situación financiera por la debilidad en la generación de caja de la operación, lo cual implica que en la medida que la situación no mejore la responsabilidad de pago de los pasivos y en general del soporte de la operación recaiga en los socios mediante el patrimonio aportado.

Tabla 3. Estadísticas descriptivas para las compañías en quiebra

Indicador	Promedio	Mediana	Mínimo	Máximo	Desviación estándar
Rotación de activos	99,49	55,33	0,00	1081,02	180,86
Margen neto	-454,98	2,11	-13945,00	236,27	2299,68
Endeudamiento total	51,87	49,59	0,00	146,67	34,41
Apalancamiento total	61,62	70,26	-3297,54	1294,90	621,24
Razón corriente	788,97	145,29	0,00	8614,97	1737,03
Solvencia en el corto plazo	19,37	19,50	-73,33	99,90	35,72
ROA	4,08	3,25	-27,38	54,91	10,79
ROE	6,22	5,98	-159,35	83,44	35,70
Retorno operativo	1,36	2,12	-49,04	22,75	11,75

Nota. Elaboración propia

Tabla 4. Estadísticas descriptivas para las compañías en buena situación financiera

Indicador	Promedio	Mediana	Mínimo	Máximo	Desviación estándar
Rotación de activos	212,04	58,00	0,00	18282,49	1416,59
Margen neto	-629,91	2,86	-94586,54	929,68	7358,22
Endeudamiento total	51,72	46,29	0,06	295,82	41,23
Apalancamiento total	88,50	65,78	-12427,72	3236,16	1216,41
Razón corriente	1071,80	154,80	0,00	49060,91	4716,41
Solvencia en el corto plazo	15,21	9,80	-124,60	96,85	33,04
ROA	2,85	1,75	-94,43	78,48	12,82
ROE	-0,59	3,25	-523,91	97,16	61,00
Retorno operativo	3,49	2,39	-88,42	40,21	11,99

Nota. Elaboración propia

4.3.2. Resultados de la regresión

Con el objetivo de identificar los principales indicadores financieros que permiten explicar la quiebra de las compañías del sector caficultor colombiano, se estimó un modelo binario de variable dependiente mediante el modelo Logit en el programa Stata, donde se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 5. Matriz de correlación

	Rotación de activos	Margen neto	Endeudamiento	Apalancamiento	Razón corriente	Solvencia	ROA	ROE	Retorno operativo
Rotación de activos	1,0000								
Margen neto	0,0133	1,0000							
Endeudamiento	0,0004	-0,4399*	1,0000						
Apalancamiento	0,0012	0,0422	-0,0243	1,0000					
Razón corriente	-0,0255	0,0170	-0,0658	0,0555	1,0000				
Solvencia	-0,0193	-0,0246	-0,3645*	0,0125	0,0955	1,0000			
ROA	0,0030	0,5708*	-0,4519*	0,0675	0,0759	0,1516*	1,0000		
ROE	0,0085	0,0984	-0,2000*	0,6893*	0,0220	0,0849	0,4175*	1,0000	
Retorno operativo	0,0004	0,1850*	-0,1092	0,0590	0,0878	0,0603	0,4123*	0,2611*	1,0000

Nota. *Significancia del 10%. Elaboración propia.

Para comprobar la existencia o no de multicolinealidad en la regresión, se calcula la matriz de correlación de las variables para verificar si existe algún tipo de relación entre ellas que genere problemas para efectos de la estimación de coeficientes o errores estándar (Gujarati & Porter, 2010). De acuerdo con la tabla 5, no existe multicolinealidad en razón a que todos los coeficientes de correlación están por debajo de 0.7, en adición, no existe significancia estadística ni al 5% ni al 1%.

Tabla 6. Resultados del modelo -Modelo inicial

Quiebra	Coefficiente	Error estándar	Z	P> z 	Intervalo de confianza 95%	
Rotación de activos	0,0032773	(0,0018331)	1,79	0,074	-0,0003154	0,0068701
Margen neto	0,0000608	(0,0000496)	1,23	0,220	-0,0000364	0,0001579
Endeudamiento	0,0108498	(0,0065822)	1,65	0,099	-0,0020512	0,0237507
Apalancamiento	-0,0013302	(0,0006946)	-1,92	0,055	-0,0026915	0,0000311
Razón corriente	-0,0000100	(0,0000614)	-0,16	0,870	-0,0001303	0,0001102
Solvencia	0,0042134	(0,0059982)	0,70	0,482	-0,0075429	0,0159697
ROE	0,0177862	(0,0106988)	1,66	0,096	-0,003183	0,0387555
Retorno operativo	-0,0103686	(0,0149459)	-0,69	0,488	-0,039662	0,0189247
ROA	-0,0175768	(0,0252423)	-0,70	0,486	-0,0670508	0,0318972
Tamaño						
Gran empresa	0	(empty)				
Mediana Empresa	-0,4011383	(0,8607651)	-0,47	0,641	-2,088207	1,28593
Microempresa	1,346265	(0,4918780)	2,74	0,006	0,3822013	2,310328
Pequeña empresa	0	(omitted)				
Cons	-2,775693	(0,6053883)	-4,58	0,000	-3,962232	-1,589154

Nota. Elaboración propia

Las variables margen neto, razón corriente, solvencia de corto plazo, retorno operativo, ROA y el tamaño para la mediana empresa no son estadísticamente significativas, debido a que el p value de cada una es superior a un nivel de significancia del 10%, por tanto, para efectos del modelo estas variables no son relevantes para la explicación de la quiebra de las compañías del sector caficultor colombiano.

Por otro lado, los indicadores rotación de activos, endeudamiento, apalancamiento, ROE y la variable de control del tamaño de microempresa son estadísticamente significativas, debido a que su p value está por debajo del 10%, lo cual indica que son variables que ayudan a explicar el modelo de quiebra para las empresas del sector caficulator colombiano.

Como parte del proceso de validación del modelo y en razón a que la regresión inicial contenía variables que no son estadísticamente significativas, se procedió a realizar un nuevo modelo reestimado, incluyendo únicamente las variables estadísticamente significativas del modelo inicial. Es importante mencionar, que para el modelo reestimado se recalculo la matriz de correlación y los resultados fueron los mismos.

Tabla 7. Resultados del modelo – Modelo reestimado

Quiebra	Coefficiente	Error estándar	Z	P> z 	Intervalo de confianza 95%	
Rotación de activos	0,003488	(0,0017674)	1,97	0,048	0,0000239	0,0069521
Endeudamiento	0,0055532	(0,0048768)	1,14	0,255	-0,0040052	0,0151115
Apalancamiento	-0,0009289	(0,0005159)	-1,80	0,072	-0,00194	0,0000823
ROE	0,0114535	(0,0064705)	1,77	0,077	-0,0012284	0,0241354
Tamaño						
Gran empresa	0	(empty)				
Mediana Empresa	-0,4413646	(0,8562844)	-0,52	0,606	-2,119651	1,236922
Micro empresa	1,322316	(0,4806126)	2,75	0,006	0,3803331	2,2643
Pequeña empresa	0	(omitted)				
Cons	-2,580222	(0,5227736)	-4,94	0,000	-3,604839	-1,555604

Nota. Elaboración propia

En relación con la tabla 7, se evidencia que al efectuar la reestimación del modelo la única variable que no es estadísticamente significativa es el endeudamiento ya que su p value es superior al 10%; para las demás variables, el p value de cada una es inferior al 10%, por lo tanto, son estadísticamente significativas.

4.3.2.1. Prueba de bondad de ajuste.

La bondad de ajuste del modelo permite establecer la proporción de la variación total de la variable dependiente explicada por las variables independientes (Gujarati & Porter, 2010), la prueba utilizada es la de Hosmer -Lemeshow.

Tabla 8. *Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow-Modelo inicial*

Goodness of fit test after logistic model	
Variable	Quiebra
No de observaciones	179
Número de grupos	10
Hosmer-Lemeshow chi2(8)	4,97
Prob>chi2	0,7606

Nota. Elaboración propia.

Como es posible observar la prueba de Hosmer-Lemeshow en relación con el modelo inicial muestra un valor de 76,06%, superior al 5% de significancia, con lo cual no se rechaza la hipótesis nula de bondad del ajuste, lo cual indica que es posible utilizar el modelo Logit para ajustar las probabilidades.

Para el modelo reestimado, es realizada la misma prueba de Hosmer-Lemeshow obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 9. *Prueba de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow-Modelo reestimado*

Goodness of fit test after logistic model	
Variable	Quiebra
No de observaciones	179
Número de grupos	10
Hosmer-Lemeshow chi2(8)	3,42
Prob>chi2	0,9055

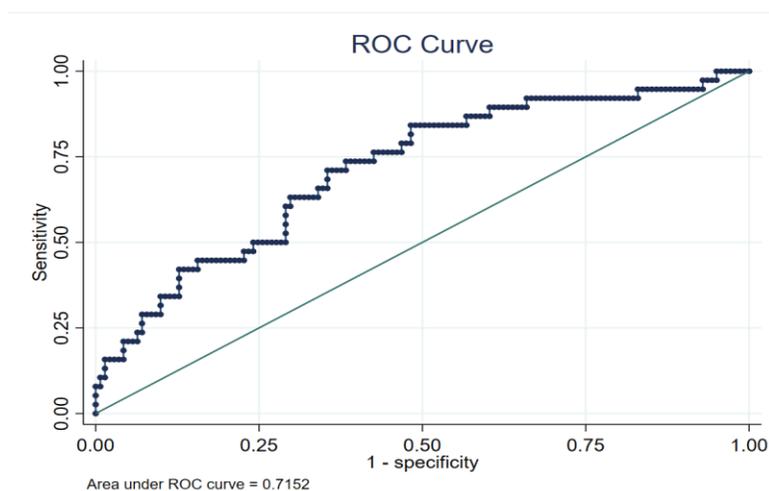
Nota. Elaboración propia

En relación con los resultados obtenidos en la tabla 9, la prueba arroja un valor de 90,55% superior al 5% de significancia, con lo cual no se rechaza la hipótesis nula de bondad de ajuste, por lo cual es posible utilizar el modelo para ajustar las probabilidades.

4.3.2.2. Prueba de clasificación.

Esta prueba busca verificar la capacidad que tiene el modelo para clasificar de forma correcta las compañías quebradas y en buena situación financiera, evitando falsos positivos. Para lograr su objetivo se analiza el área bajo la curva con una limitante de una línea de 45° en la gráfica, por lo cual en la medida que la curva ROC este por encima de este limitante el modelo puede clasificar de forma correcta las compañías. Adicionalmente el área bajo la curva debe ser superior al 50% para que pueda evidenciarse una buena clasificación.

Figura 3. Curva ROC-Modelo inicial



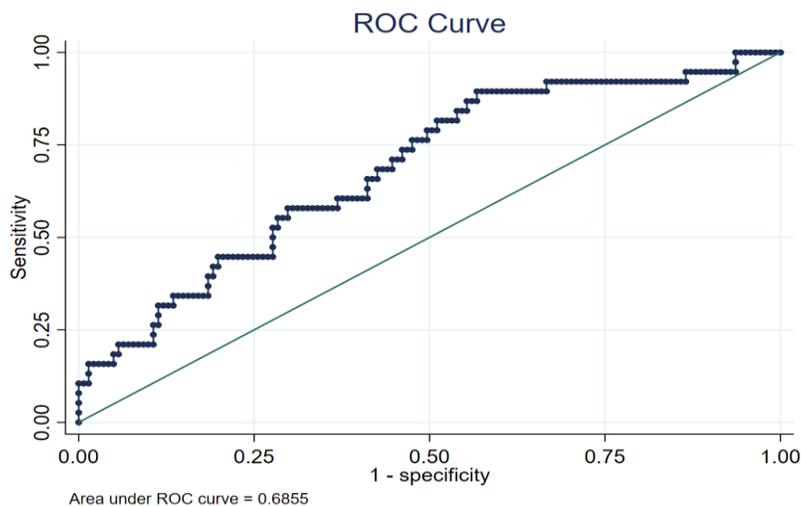
Nota. Elaboración propia.

De acuerdo con la figura 3, es posible verificar que la línea punteada que indica el comportamiento del modelo en cuanto a su clasificación se encuentra por encima de la línea continua de 45°, adicionalmente el área bajo la curva es de 71.52%, superior al 50% establecido

como mínimo para la prueba, por tanto, es posible concluir que el modelo clasifica de forma adecuada las compañías en quiebra y aquellas en buena situación financiera.

En relación con el modelo reestimado la curva ROC es la siguiente:

Figura 4. Curva ROC-Modelo reestimado



Nota. Elaboración propia

Como es posible observar en la figura 4, la línea punteada del modelo reestimado se encuentra por encima de la línea de 45°, en el mismo sentido, el área bajo la curva es de 68.55% superior al 50% mínimo establecido para la prueba, por tanto, el modelo reestimado clasifica de forma adecuada las compañías en quiebra y aquellas en buena situación financiera.

4.3.2.3. Análisis de los coeficientes del modelo.

La interpretación de las variables se realiza mediante el signo del coeficiente, en caso de que sea positivo, en la medida que el valor de la razón financiera aumente, la posibilidad de obtener un 1 o quiebra dentro del modelo aumenta, es decir tienen una relación directa, en caso contrario, es decir, que el signo del coeficiente sea negativo, en la medida que aumenta el valor

del indicador financiero la probabilidad de obtener 1 o que la compañía entre en quiebra se verá reducida (Gujarati & Porter, 2010).

Para complementar la interpretación del modelo respecto de los signos de los coeficientes, es importante analizar los cambios en las variables y su efecto en las probabilidades de quiebra mediante el análisis de los efectos marginales, el cual se realiza efectuando el cálculo de la derivada de la función que “explica la influencia que tiene un cambio de una unidad en una variable explicativa sobre la probabilidad de seleccionar un resultado particular” (Stewart & Hensher, 2004) para encontrar el efecto en puntos porcentuales de un cambio de la variable independiente y su efecto en la dependiente.

Tabla 10. *Efectos marginales-Modelo inicial*

Variables	Efecto marginal
Rotación de activos	0,0004881
Margen neto	9,05E-06
Endeudamiento	0,0016158
Apalancamiento	-0,000198
Razón corriente	-1,50E-06
Solvencia	0,0006275
ROE	0,0026489
Retorno operativo	-0,001544
ROA	-0,002618

Nota. Elaboración propia.

Los efectos marginales para el modelo reestimado son los siguientes:

Tabla 11. *Efectos marginales-Modelo reestimado*

Variables	Efecto marginal
Rotación de activos	0,0005294
Endeudamiento	0,0008429
Apalancamiento	-0,000141
ROE	0,0017385

Nota. Elaboración propia

Como es posible observar, en la comparación de los efectos marginales entre el modelo inicial y el reestimado es muy bajo, especialmente para las variables que son estadísticamente significativas, no obstante, para la variable endeudamiento, que no es estadísticamente significativa en el modelo reestimado, existe una mayor variación.

De acuerdo con la tabla 6 y la tabla 10, la interpretación de cada una de las variables estadísticamente significativas es la siguiente:

- **Rotación de activos:** de acuerdo con la teoría financiera, el signo esperado del coeficiente es negativo, debido a que en la medida en que aumenta la rotación de activos hay una mejor eficiencia en su utilización para la generación de ventas y, por ende, disminuye la posibilidad de caer en quiebra. En el modelo presentado en la tabla 6, el signo del coeficiente de la variable es positivo, lo cual difiere a lo esperado, por lo tanto, en la medida en que crece el valor del indicador, existe una mayor posibilidad de caer en quiebra. Con relación a los efectos marginales, si el indicador se incrementa en una vez, la posibilidad de quiebra aumenta en 0,04881 puntos porcentuales.

En resumen, de acuerdo con el modelo de quiebra para las compañías del sector caficultor colombiano, en la medida en que hay un aumento de la rotación de activos, existe una mayor posibilidad de caer en quiebra.

- **Endeudamiento:** de acuerdo con la teoría financiera, el signo esperado del coeficiente es positivo, debido a que en la medida en que aumenta el nivel de endeudamiento, se evidencia que es necesario obtener un mayor financiamiento de terceros, ya que la operación no está generando el flujo de caja suficiente para

efectuar los pagos a sus acreedores y, por ende, se incrementa la posibilidad de caer en quiebra. Según el modelo presentado en la tabla 6, el signo del coeficiente es positivo, por lo tanto, en la medida en que aumenta el indicador financiero, existe una relación directa con la quiebra. Con relación a los efectos marginales, si el indicador crece en 1%, la posibilidad de quiebra aumenta en 0,16158 puntos porcentuales.

De lo anterior se concluye que, para las empresas del sector caficultor colombiano, hay una relación directa entre el incremento del endeudamiento y la posibilidad de quiebra.

- **Apalancamiento:** con base en la teoría financiera, el signo esperado de este coeficiente es positivo, debido a que en la medida que crece la razón, disminuye la cobertura del patrimonio. Además, muestra una baja capacidad de generación de flujo de efectivo de la compañía, por lo cual, incrementa la posibilidad de entrar en quiebra. De acuerdo con el modelo mostrado en la tabla 6, el signo del coeficiente es negativo, por lo tanto, en la medida en que aumenta el indicador financiero, existe una relación inversa con la posibilidad de entrar en quiebra. Con relación a los efectos marginales, si el indicador aumenta 1%, la posibilidad de quiebra disminuye en 0,0198 puntos porcentuales.

En síntesis, para las compañías del sector caficultor colombiano, en la medida que aumenta el apalancamiento, disminuye la posibilidad de quiebra.

- **ROE:** conforme a la teoría financiera, el signo esperado de este coeficiente es negativo, debido a que en la medida que el indicador aumente, la compañía tiene una mejor rentabilidad de su patrimonio, por lo cual disminuyen las posibilidades

de entrar en quiebra. Según el modelo presentado en la tabla 6, el signo del coeficiente es positivo, por lo tanto, en la medida en que crece el indicador financiero existe una relación directa con la probabilidad de quiebra. Con relación a los efectos marginales, si el indicador se incrementa 1%, la posibilidad de quiebra aumenta en 0,26489 puntos porcentuales.

En pocas palabras, para las compañías del sector caficultor colombiano, cuando aumenta el indicador financiero, se incrementa la posibilidad de quiebra.

Finalmente, teniendo en cuenta los resultados empíricos obtenidos del modelo de quiebra para el sector caficultor colombiano, es preciso anotar que existe la posibilidad de mejorar la estructura de capital, dado que el indicador de apalancamiento tiene una relación inversa frente a la quiebra; por lo cual, se puede llegar a un punto óptimo de los dos conceptos, sin olvidar que el nivel de pasivos no puede ser tan alto, debido a que el indicador de endeudamiento tiene una relación directa con la quiebra.

En cuanto a la rotación de activos, es posible que la relación directa con la quiebra se explique por la liquidación de activos de la compañía, más que por un aumento en las ventas; ahora bien, para el ROE⁵, es posible que no exista una diferencia importante entre la rentabilidad de las empresas en quiebra y aquellas en buena situación financiera (Zavgren & Friedman, 1988), por tanto, el signo es contrario a lo esperado. En adición, el tamaño de las compañías y en especial de aquellas catalogadas como microempresas, tienen una mayor probabilidad de caer en quiebra en la medida que los indicadores financieros tiendan a desmejorar.

⁵ Este indicador financiero para el estudio de Zavgren & Friedman (1988) no fue estadísticamente significativo.

Como se puede observar, de las variables estadísticamente significativas existen tres indicadores financieros cuyos coeficientes tienen signos diferentes a los esperados: la rotación de activos, apalancamiento y ROE. Este tipo de resultados no son ajenos a investigaciones de predicción de quiebra anteriores a este trabajo.

En el estudio realizado por Ohlson (1980), los signos resultantes del modelo para las variables de cambio en la utilidad neta del periodo inmediatamente anterior y el histórico de la pérdida de años anteriores fueron contrarios a los esperados. Así mismo, el estudio explica que los signos contrarios en estas variables pueden ser debido a que las compañías obtuvieron utilidad positiva, por lo cual tienden a expandir su deuda; sin embargo, es consciente que esta puede ser posible, pero la evidencia es demasiado débil.

Ahora bien, este tipo de inconsistencias en los signos se presentaron en varios estudios posteriores al de Ohlson. Por otro lado, en la investigación realizada por Lau (1987), el signo del coeficiente de la razón de apalancamiento resultó ser contrario a lo esperado. En el mismo sentido, en los estudios de Stewart & Hensher (2004) y Gómez et al. (2008), los signos de algunos coeficientes no son coherentes con los esperados, aun cuando las variables son estadísticamente significativas para el modelo.

Adicionalmente, en el trabajo realizado por Bohórquez (2019) para compañías del sector de servicios profesionales en Colombia, el indicador de rentabilidad operacional del activo resultó con un signo diferente al esperado, siendo estadísticamente significativo para el modelo. Del mismo modo, en el estudio elaborado por Rodríguez (2021) para compañías del sector transporte en Colombia, en el desarrollo del modelo logit, los indicadores de la razón de utilidades retenidas sobre el patrimonio, ROA, apalancamiento y concentración de deuda resultaron con signos contrarios a lo esperado, sin embargo, los indicadores de utilidades

retenidas sobre el patrimonio y ROA fueron los únicos estadísticamente significativos del modelo.

Es importante resaltar que en los estudios mencionados anteriormente, las explicaciones de las diferencias entre los signos de los coeficientes esperados y los resultantes del modelo empírico, en su gran mayoría, fueron inexistentes o superficiales. Al respecto, el estudio de Ooghe et al (2005), presenta dos cuestionamientos en cuanto a los coeficientes; en primer lugar, el método de estimación, debido a que al realizar una nueva estimación con otro set de datos, los resultados obtenidos pueden ser diferentes en cuanto al valor y los signos; en segundo lugar, la inconsistencia en los signos de los coeficientes estimados en comparación con los esperados (basados en la teoría financiera), están relacionados con el procedimiento estadístico para su estimación.

5. Conclusiones

Como consecuencia de la pandemia del COVID-19, la mayor parte de los sectores económicos y, en especial, el sector productivo, se enfrentó a retos en el desarrollo normal de sus actividades de negocio, por ejemplo, lograr generar la liquidez necesaria para el cumplimiento de sus obligaciones, hacer grandes esfuerzos para mantener a su planta de personal y generar utilidades para los socios, entre otros.

Las compañías del sector caficultor colombiano no fueron ajenas a este escenario de incertidumbre y también enfrentaron los retos propios de la industria, como los aumentos en los costos de los insumos, el crecimiento del precio del café a nivel mundial, los procesos de devaluación de la moneda local, la tecnificación de los cafetos, entre otros.

Bajo este contexto, es relevante conocer los indicadores financieros que pueden ayudar a prevenir la posibilidad de quiebra de las compañías del sector caficultor. La quiebra tiene unos costos sociales muy altos y este sector posee una cadena de producción amplia que vincula a millones de familias en el país.

Para este trabajo se tomó la decisión de utilizar el modelo Logit debido a que permite tener una confiabilidad muy alta en los resultados de las predicciones y su uso ha sido recurrente en este tipo de investigaciones. De la misma manera, la elección de los principales indicadores financieros se basó en la recurrencia de su uso en estudios previos y su importancia en el sector caficultor colombiano.

La rotación de activos, el nivel de endeudamiento, la estructura del apalancamiento, el ROE y el tamaño de la compañía cuando sea clasificada como microempresa, son las variables estadísticamente significativas que pueden generar evidencia empírica de una posible quiebra. En

adición se reestimo un modelo únicamente con las variables estadísticamente significativas del modelo inicial, arrojando resultados similares.

Es importante resaltar, que los indicadores financieros resultantes del modelo permiten medir el desarrollo de la actividad propia de la empresa debido a que incluyen en su conjunto, la medición de la eficiencia que tiene la compañía para generar ventas, el análisis de la estructura de capital en cuanto al nivel de pasivos y patrimonio, lo cual ayuda a lograr uno de sus objetivos principales de las empresas que es la generación de rentabilidad a los socios en relación con la inversión que realizan en la compañía.

Ahora bien, los signos de los coeficientes de algunos indicadores no fueron los esperados, sin embargo, este tipo de casos eran recurrentes en los estudios de predicción de quiebra y en la mayoría de los casos las explicaciones de estas diferencias fueron inexistentes o superficiales. No obstante, alguna posible explicación de estas diferencias la sugiere Ooghe et al (2005) en su estudio, dado que esto se presenta principalmente por el procedimiento estadístico para la estimación de los coeficientes. En adición, intuitivamente pueden presentarse estas diferencias debido a que la información financiera es tomada de datos históricos en la cual los sectores pudieron pasar por situaciones de crisis que influyen en sus estados financieros y no son contrastables con las teorías financieras.

Por otro lado, en el proceso de validación del modelo, se evidenció que éste se encontraba bien calibrado, de acuerdo con la prueba de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow. En la revisión de la prueba de la curva ROC, se podía inferir que lograba clasificar de buena forma las compañías en quiebra o en buena situación financiera.

Para futuras investigaciones, se sugiere utilizar otros modelos estadísticos que proporcionen un mejor porcentaje en la predicción de quiebra, como lo son los árboles de decisión, redes neuronales, máquinas de soporte vectorial entre otros. Adicionalmente, la inclusión de variables macroeconómicas como el producto interno bruto, inflación entre otros y cualitativas, como por ejemplo opinión de los auditores frente a los estados financieros, reducción de pagos de dividendos entre otros. En el mismo sentido, al realizar una posible subdivisión del sector caficultor colombiano entre compañías comercializadoras y productoras, puede llegar a generar información valiosa para el análisis de modelos de predicción de quiebra.

6. Bibliografía

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (1993). *Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to*. New York: John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy*. John Wiley & Sons Inc. <https://ndl.ethernet.edu.et/bitstream/123456789/27600/2/68.pdf>
- Altman, E. I., Hartzell, J., & Peck, M. (1995). Emerging market corporate bonds: A scoring system. En *Emerging Market Capital Flows* (Vol. 2, págs. 391-400). The New York University Salomon Center Series on Financial Markets and Institutions.
- Anandarajan, M., Lee, P., & Anandarajan, A. (2004). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks. En M. Anandarajan, A. Anandarajan, & C. A. Srinivasan, *Business Intelligence Techniques* (págs. 117–132). Berlin, Alemania: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Bellovary, J. L., Giacomin, D. E., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*(33), 1–42.

- Bohórquez, N. (2019). Modelo de predictibilidad de quiebra para las empresas colombianas del subsector de servicios profesionales [Tesis de maestría, CESA]. *Repositorio institucional CESA*. <https://repository.cesa.edu.co/handle/10726/2192>
- Federación Nacional de Cafeteros. (2022). *Estadísticas cafeteras*. <https://federaciondecafeteros.org/wp/estadisticas-cafeteras/>
- Federación Nacional de Cafeteros de Colombia. (2014). *Ensayos sobre economía cafetera* (Vol. 30). Bogotá, Colombia.
- Fletcher, D., & Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks. An application using bankruptcy data. *Information and Management*, 24(3), 159-167.
- Gomez, M., Torre, J., & Martínez, I. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 37(137), 85-111. <https://www.jstor.org/stable/42784172>
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (5 ed.). Mexico: Mc Graw-Hill.
- Gurney, K. (2007). Neural Networks for Perceptual Processing: From Simulation Tools to Theories. *Philosophical Transactions: Biological Sciences*, 362(1479), 339–353.
- Haugen, R. A., & Senbet, L. W. (1988). Bankruptcy and Agency Costs: Their Significance to the Theory of Optimal Capital Structure. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 23(1), 27-38. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2331022>
- Jones, S., & Hensher, D. A. (2004). Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011–1038.

- Lau, A. H.-L. (1987). A Five-State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, 25(1), 127-138. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2491262>
- Machado, A. (2001). El café en Colombia a principios del siglo xx. En C. Corredor Martinez, C. Misas Arango, S. Kalmanovitz, C. Machado, C. Giraldo, O. Rodríguez Salazar, L. Florez Enciso, A. Balcazar, J. Bejarano, A. Hernandez Gamarra, E. Lozano, R. Bonilla Gonzalez, J. Gonzalez, D. Restrepo Botero, & C. Ramirez Gomez, *Desarrollo económico y social en Colombia: siglo xx* (págs. 77-97). Universidad Nacional de Colombia. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/2531>
- Martin, D. (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach . *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249-276.
- Messier, W. F., & Hansen, J. V. (1988). Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data. *Management Science*, 34(12), 1403–1415.
- Meyer, P., & Pifer, H. (1970). Prediction of Bank Failures. *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868.
- Min, J. H., & Lee, Y. C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603-614.
- Modigliani, F., & Miller, M. H. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, 48(3), 261-297. <http://www.jstor.org/stable/1809766>

- Odom, M., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *In Proceedings of the second IEEE international Joint Conference on Neural Networks*, (págs. 163–168). San Diego, California.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2490395>
- Oliveira, R., & Dubois, P. (2013). *The Internacional Coffee Organization 1963-2013: 50 year serving the world coffee community*. London, United Kingdom.
- Ooghe, H., Spaenjers, C., & Vandermoere, P. (2005). Business failure prediction: Simple-Intuitive models versus statistical models. *Vlerick Leuven Gent Working Paper Series*, 22, 1-55.
https://repository.vlerick.com/bitstream/handle/20.500.12127/1989/Ooghe_H_WP_BusinessFailurePrediction.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Ortega, J., Martínez, J., & Valencia, J. C. (2010). El Modelo de Calificación Crediticia ZScore: Aplicación en la evaluación del riesgo crediticio de HB Fuller Colombia. *Revista MBA EAFIT*, 102-111. <https://www.eafit.edu.co/revistas/revistamba/Documents/modelo-calificacion-crediticia-z-score.pdf>
- Rodríguez, J. (2021). Precisión de modelos de predictibilidad de quiebra aplicados al sector Transporte de Colombia: una comparación bajo los enfoques de análisis discriminante, regresión logística y redes neuronales[Tesis de maestría, CESA]. *Repositorio institucional CESA*. <https://repository.cesa.edu.co/handle/10726/4407>
- Scott, J. H. (1976). A Theory of Optimal Capital Structure. *The Bell Journal of Economics*, 7(1), 33-54. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/3003189>

- Stewart, J., & Hensher, D. (2004). Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011-1038. <https://www.jstor.org/stable/4093084>
- Wilson, N., & Altanlar, A. (2014). Company failure prediction with limited information: newly incorporated companies. *The Journal of the Operational Research Society*, 65(2), 252–264. <http://www.jstor.org/stable/24502039>
- Wilson, R., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545-557.
- World Bank. (2022). *Global Economic Prospects, January 2022*. Washington DC: World Bank Group. <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/36519/9781464817601.pdf>
- (2021). *World coffee consumption*. Organización Internacional de Café. <https://www.ico.org/prices/new-consumption-table.pdf>
- Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zavgren, C., & Friedman, G. (1988). Are Bankruptcy Prediction Models Worthwhile? An Application in Securities Analysis. *Management International Review*, 28(1), 34-44. <https://www.jstor.org/stable/40227870>