



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



---

Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado

---

**MAESTRÍA EN FINANZAS**

---

**TRABAJO FINAL DE MAESTRÍA**

---

Evaluación financiera en procesos de contratación  
pública. Propuesta para Bogotá, Colombia 2020.

---

AUTOR: ALBERTO CANO DIAZ

DIRECTOR: MAURO DE JESUS

[MAYO DE 2021]

---



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



## **Dedicatoria**

A quienes debo todo, mis padres.



## Resumen

El presente trabajo propone una herramienta complementaria al proceso de evaluación financiera de los proponentes en procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá haciendo uso de la herramienta estadística del análisis discriminante múltiple para estimar la fortaleza empresarial a partir de la información contable de las empresas. Esta herramienta presenta una oportunidad para las entidades contratantes al dotar de mayor robustez estadística a su proceso de evaluación financiera. El proceso del ADM es capaz de seleccionar los indicadores financieros más útiles para discriminar entre empresas fuertes y débiles por lo que la elección de los indicadores y su importancia relativa se establece de forma independiente al evaluador, motivado únicamente por la significancia estadística frente a la capacidad de discriminar de la función.

Al tratarse de una estimación lineal, los resultados del ADM son fácilmente implementables en una hoja de cálculo y no agrega dificultad adicional al proceso de evaluación, por lo que tampoco es necesario modificar los tiempos para la misma.

Este trabajo muestra como el ADM estimado tiene una capacidad de clasificación superior al 80% para empresas que no hicieron parte de la muestra con la cual se estimó la función, por lo que es una herramienta de utilidad en la evaluación financiera, agregando un criterio habilitante adicional a dicha evaluación: el proponente debe ser clasificado como una empresa fuerte por la función discriminante para considerarse financieramente habilitado en el proceso de selección.

La función discriminante presentada es susceptible de ser replicada para otras ciudades o sectores económicos específicos según las entidades contratantes lo consideren necesario, por lo que además de una herramienta presenta las herramientas para adaptarla según sea requerido por las particularidades de las entidades.



## Índice

1.	Introducción.....	6
2.	Planteamiento del tema/problema .....	9
3.	Marco teórico.....	13
4.	Metodología.....	20
5.	Hallazgos/desarrollo .....	23
	Descripción de los datos .....	23
	Distribución de sectores.....	25
	Distribución de empresas por sector .....	25
	Tamaño del sector.....	26
	Nivel de apalancamiento.....	28
	Modelos de predicción de quiebras .....	29
	Aplicaciones en Colombia.....	32
	Estructuración del modelo discriminante múltiple .....	33
	Identificación de variables dependientes e independientes .....	33
	Tamaño de la muestra .....	34
	División de la muestra .....	35
	Asunciones del análisis.....	35
	Método de estimación.....	36
	Evaluación de la capacidad de clasificación del modelo.....	37
	Estimación del modelo de discriminante múltiple.....	38
	Estimación de la función discriminante.....	39
	Valor Z para empresas fuertes .....	42
	Valor Z para empresas débiles.....	42



Punto de corte de la función discriminante.....	43
Capacidad de clasificación del modelo – Matrices de confusión .....	45
Evaluación de supuestos .....	48
Construcción del instrumento de evaluación.....	49
6. Conclusiones/reflexiones finales .....	50
7. Referencias bibliográficas .....	52
8. Anexos .....	55
Anexo I – Ratios financieros promedio para las 90 empresas con información completa .....	55
Anexo II – Posición media por empresa.....	58
Anexo III – Clase real y predicción del modelo para la muestra usada en la construcción del modelo .....	62
Anexo IV - Clase real y predicción del modelo para la muestra de prueba .....	64



## 1. Introducción

El proceso de contratación en Colombia está reglamentado por el Decreto 1082 (Departamento Nacional de planeación, 2015) donde se establece que debe haber una evaluación integral de las empresas participantes en dichos procesos contractuales, por lo que atendiendo a esas disposiciones, la agencia para la contratación pública Colombia Compra Eficiente (CCE) emitió el manual para determinar y verificar los requisitos habilitantes en los procesos de contratación en donde se presentan diferentes herramientas y metodologías para realizar la mencionada evaluación. Frente a la evaluación financiera CCE propone evaluar algunos indicadores como obligatorios y otros los establece como adicionales u opcionales, la metodología presentada se basa en un análisis clásico univariado de los indicadores; esta metodología es usada ampliamente<sup>1</sup> por las entidades contratantes, esto presenta la oportunidad de introducir una metodología multivariada que complemente el procedimiento actual de evaluación financiera.

Los métodos multivariados para complementar la evaluación financiera tradicional pueden ser muy variados, sin embargo hay un método particular que se desarrolló específicamente para evaluar la posibilidad de que una empresa presente dificultades financieras o esté expuesta a riesgos referentes al fracaso o quiebra empresarial, por lo que dicho método cobra principal relevancia en el contexto en que se desarrolla el trabajo. El mencionado método fue introducido por Altman (1968) y se basaba en establecer una función por medio de la cual se pudiera clasificar a las empresas según su fortaleza o debilidad financiera usando solo su propia información financiera y contable. Para obtener esta función se usa el Análisis de Discriminante Múltiple (ADM), técnica estadística que emula los resultados de una regresión lineal cuando la variable dependiente tiene forma categórica, la función (o funciones, dependiendo de la dimensión del análisis) permiten establecer límites por medio de los cuales pueden clasificarse a los individuos en categorías. Existen muchos estudios frente al uso del ADM para estimar el riesgo de

---

<sup>1</sup> Según la información en (SECOP I, 2020; SECOP II, 2020) sobre procesos de contratación a nivel nacional.



insolvencia en las empresas (Alaka et al., 2018; Semanate & Antonio, 2010), sin embargo los resultados de estas evaluaciones hasta ahora no se han usado en el marco de la contratación pública, por lo que existe una oportunidad de mejora y la posibilidad de dotar de mayor robustez estadística al proceso de evaluación financiera, particularmente aplicado a los procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá.

La evaluación financiera tiene diversas aplicaciones y alcances según el problema que se intente abordar, en cuanto a la evaluación financiera de las empresas, ésta pretende constituir un instrumento por medio del cual estimar el riesgo de que la empresa incurra en dificultades financieras que le impidan cumplir con sus obligaciones (Altman, 1968), si bien este enfoque se ha usado en aplicaciones previas como una estimación del riesgo de banca rota en las empresas y se incluye como un insumo en calificaciones de riesgo de las empresas (Andres et al., 2012) frente a posibles inversionistas, también es posible estudiarlo desde el punto de vista de la contratación estatal, haciendo las veces de inversionista las entidades contratantes pueden evaluar financieramente a las empresas licitantes con el fin de reducir su riesgo financiero en cuanto al incumplimiento de las obligaciones financieras derivadas del cumplimiento del objeto contractual.

Es así como procurando cumplir los principios de contratación pública expuestos en el Decreto 1082 (Departamento Nacional de planeación, 2015) y complementando lo expuesto por CCE en sus manuales, puede utilizarse un método multivariado que integre los indicadores obligatorios y adicionales para complementar el proceso actual de evaluación financiero en los procesos de contratación pública en Bogotá. Esta construcción puede realizarse teniendo en cuenta la información financiera de las empresas publicada por la Superintendencia de Sociedades en su sistema integrado de información societaria (SIIS) Ya que a partir de 2015 las empresas deben reportar su información financiera bajo los estándares de las NIIF, se tomará como universo de análisis toda empresa que haya reportado información financiera al SIIS desde 2015 y hasta 2019, a partir de esta información se seleccionarán las empresas que cuenten con información reportada para el periodo completo y con esta muestra se construirán submuestras de tal forma que usa será



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



usada durante la construcción del modelo mientras la otra se usará para comprobar la capacidad de clasificación del mismo.

En este sentido, este trabajo presenta una herramienta con la que aplicar los resultados del ADM para apoyar el proceso de evaluación financiera en la contratación de la ciudad de Bogotá. Para esto se presentará el marco general en el cual se desarrolla el trabajo y las teorías que se usarán para abordar la problemática y llegar a la propuesta deseada. Una vez obtenida la información financiera de las empresas, se presentará una descripción de los datos particularizando en el comportamiento que presentan los sectores económicos presentes en la muestra, posteriormente se estructura el modelo haciendo uso del ADM, con la función discriminante obtenida se estimará su punto de corte y se evaluará la capacidad de clasificación del modelo para las empresas en las dos submuestras. Posteriormente usando los coeficientes de la función discriminante se propondrá una herramienta simple y de fácil aplicación en una hoja de cálculo que servirá como mecanismo complementario a la evaluación financiera tradicional.



## 2. Planteamiento del tema/problema

El proceso de contratación en Colombia está reglamentado por el Decreto 1082 expedido por el Departamento Nacional de planeación(2015). En dicho decreto se establecen las reglamentaciones referentes a la contratación pública a nivel nacional, incluyendo los requisitos mínimos habilitantes en término de la experiencia comprobable, la capacidad jurídica, la capacidad financiera y la capacidad organizacional. Por medio de los requisitos habilitantes se pretende establecer las condiciones para que solo aquellas empresas con la capacidad suficiente para llevar a buen término el proyecto sean las que participen en el proceso de selección.

Con el fin de instrumentalizar lo dispuesto por el decreto, la agencia para la contratación pública Colombia Compra Eficiente construyó y publicó, según lo previsto en la reglamentación, el manual para determinar y verificarlos requisitos habilitantes en los procesos de contratación, en dicho documento se establece la metodología a la que deben acogerse las entidades públicas en sus procesos de selección. Particularmente se establecen los requisitos de capacidad financiera, para los cuales se establece que “buscan establecer unas condiciones mínimas que reflejan la salud financiera de los proponentes” (Colombia Compra Eficiente, 2013, p. 15) y en consecuencia se establecen tres indicadores obligatorios: índice de liquidez, índice de endeudamiento y razón de cobertura de intereses; y algunos adicionales (opcionales) tales como el capital de trabajo. Por su parte la capacidad organizacional se evalúa mediante dos indicadores obligatorios: rentabilidad del patrimonio y rentabilidad del activo; e igualmente se establecen indicadores adicionales (opcionales) como el margen bruto.

El análisis que se hace de los indicadores de capacidad financiera y organizacional constituye la evaluación financiera en los procesos de contratación pública. Como puede constatarse en la información publicada por las entidades públicas de la ciudad de Bogotá en el sistema electrónico de compras públicas(SECOP I, 2020; SECOP II, 2020) se basa en un análisis individual de cada indicador, sin estudiar las posibles relaciones entre dichos indicadores y usualmente haciendo uso solamente de los indicadores obligatorios.



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



Como lo muestra Altman(1968) el análisis de ratios (indicadores) empresariales mediante este enfoque al que él llama tradicional, no permite medir efectivamente la forma en que dichos indicadores están interactuando para evaluar la salud financiera de las empresas, en ese sentido el análisis discriminante de los indicadores, incluyendo no solo los obligatorios sino los adicionales, dotan al análisis de una gran significancia estadística y permiten estudiar las relaciones entre ellos que determinan la buena o mala salud financiera de las empresas evaluadas.

Lo anterior apoyaría a las organizaciones con un marco por medio del cual incluir no solo los indicadores obligatorios sino por extensión los adicionales, que como es mencionado en García Aponte (2014) es un escenario deseable en el contexto de la evaluación financiera, dotando de esta forma al proceso de una rigurosidad estadística que blinda a dichas organizaciones frente a posibles sesgos en la evaluación exclusiva de los indicadores financieros obligatorios.

En este sentido, el presente trabajo contribuirá con la generación de una metodología para evaluar los requisitos financieros en procesos de contratación a partir del análisis discriminante de ratios financieros, lo que permite complementar el proceso de evaluación financiera en los procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá, dotando a las entidades de una herramienta para incluir indicadores adicionales y de esta forma robustecer el proceso incluyendo herramientas estadísticas que permiten inferir sobre el comportamiento y desempeño financiero de las empresas proponentes.

Los procesos de contratación pública exigen de las entidades la evaluación integral de los proponentes que se presentan a la convocatoria de acuerdo con los requisitos de fondo y forma expuestos en el Decreto 1082 de 2015, en particular las entidades deben realizar la evaluación financiera de las empresas con el fin de valorar la salud financiera de los proponentes y de esta forma su capacidad para cumplir oportunamente con las obligaciones financieras derivadas del objeto contractual. De acuerdo con la información publicada en el sistema electrónico de compras y contratación pública las entidades suelen evaluar la capacidad financiera de los proponentes haciendo uso de un análisis de ratios en



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



el que se incluyen principalmente los que la ley determina como de obligatoria evaluación, sin considerar en el análisis los indicadores adicionales o las posibles relaciones entre ellos.

Los indicadores financieros y el análisis de ratios han sido usados para tener una evaluación de la salud financiera y económica de las empresas que pretenden adquirir un contrato con el estado (García Aponte, 2014). Durante la etapa precontractual las entidades públicas están obligadas a establecer las condiciones mínimas que debe cumplir un proponente para poder acceder al proceso competitivo y optar por ser adjudicatario de un contrato con dicha entidad (Departamento Nacional de planeación, 2015). Uno de los aspectos a evaluar es la capacidad financiera y organizacional (evaluación financiera) que se soporta principalmente por la información financiera suministrada por los proponentes mediante el registro único de proponentes (RUP). El análisis que se hace de los indicadores financieros tiene debilidades debido al carácter estático y univariado que se aplica a los mismos, en este sentido el análisis es llevado a cabo tomando información pública histórica, intentando inferir sobre su comportamiento durante la ejecución del objeto contractual a partir del comportamiento de dichos indicadores usados para la evaluación. Además de lo anterior también es posible señalar que la mera exigencia de nuevos indicadores financieros para ser evaluados en los procesos de contratación pública no es suficiente, debe ser complementado con una estudio juicioso de parte de las entidades (García Aponte, 2014).

Adicionalmente en estudios como el presentado en Rodríguez (2015) y Garzón Arévalo et al (2018) se muestra como las debilidades puntualizadas anteriormente afectan los resultados de la contratación estatal y ponen en riesgo la correcta aplicación de los principios del gasto público establecidos en la Constitución Política de Colombia, en particular se puntualiza en el hecho de que usar los indicadores financieros obligatorios no es suficiente para una evaluación financiera integral por lo que concuerdan en la necesidad de incluir indicadores adicionales a los obligatorios.

De acuerdo con los datos publicados por el Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (2020), Bogotá cuenta con por lo menos el 80% del volumen de procesos realizados y por lo menos el 80% del valor contratado, en este sentido, el análisis para la ciudad de Bogotá reviste de importancia, en cuanto significa la



cobertura de un alto porcentaje del volumen total de los procesos ejecutados a nivel nacional.

Es importante mencionar que de acuerdo con la información pública disponible en la Superintendencia de sociedades(2020) a partir del año 2015 las empresas que reportan información a dicha entidad lo hacen mediante la plataforma SIIS (sistema integrado de información societaria)<sup>2</sup> bajo las normas internacionales de información financiera (NIIF), por lo que no es directamente comparable con la información reportada en los años anteriores mediante la plataforma SIREM (sistema de información y reporte empresarial).

De los puntos anteriores surge el interrogante sobre cómo puede construirse una evaluación financiera con carácter predictivo, que pueda incluir los indicadores financieros obligatorios y los adicionales (Colombia Compra Eficiente, 2013; Departamento Nacional de planeación, 2015) y que tenga en cuenta no solo las variables individuales sino también sus interacciones partiendo de la información financiera de las empresas que reportan información a la superintendencia de sociedades a partir del año 2015.

## 2.1. Objetivos: general y específicos

**Objetivo general:** Establecer un método complementario para la evaluación financiera de los procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá, Colombia, a partir de la información financiera publicada por las empresas que reportan información a la superintendencia financiera a en el periodo 2015-2019, usando como base el análisis de discriminante múltiple.

### **Objetivos específicos:**

-Identificar y analizar los indicadores financieros que pueden afectar en la salud financiera de una empresa en el marco de la ejecución de un proyecto público, teniendo en cuenta la información reportada a la superintendencia financiera para el periodo 2015-2019.

---

<sup>2</sup> Anteriormente llamado Portal de información empresarial PIE. Puede accederse mediante el siguiente enlace: <https://siis.ia.supersociedades.gov.co/>



-Modelar las variables para discriminar entre las empresas con buena salud financiera de las empresas con mala salud financiera y establecer un criterio complementario para la evaluación financiera partiendo de los resultados del modelo de discriminante múltiple.

### 3. Marco teórico

Abordar la problemática propuesta supone indagar sobre dos grandes temas, primero el uso de los indicadores financieros como mecanismo para evaluar la salud y capacidad financiera de las empresas y el segundo, el método de discriminante múltiple como indicador de la posibilidad de quiebra o dificultades financieras en las empresas. En ese sentido, a continuación se expone el marco a partir del cual se abordará la problemática estudiada teniendo en cuenta sus dos grandes componentes.

Los indicadores financieros han sido usados como una forma de identificar a las empresas que posiblemente pueden estar mejor capacitadas para afrontar un compromiso contractual con la administración pública, como lo menciona Garzón Arévalo et al (2018) desde la misma Constitución Política de 1991 se instó a la administración pública a establecer los mecanismos para promover la competencia en los procesos contractuales siempre teniendo en cuenta la idoneidad de los participantes, es de este modo como en 1993 se sancionó la ley 80 en la cual se reglamentó la evaluación financiera en los procesos de contratación pública. Posteriormente se introducen modificaciones en cuanto a los indicadores recomendados mediante la ley 1150 de 2007 en la cual se establece que la capacidad financiera y de organización de los proponentes serán objeto de verificación de cumplimiento como requisitos habilitantes para la participación en el proceso de selección, por tanto, cobran carácter de obligatorios para cualquier proceso contractual. Finalmente, el decreto 1510 de 2013 insta a la creación de una institución que regule todo lo referente a la contratación pública, es así como nace Colombia Compra Eficiente (CCE), entidad que mediante el manual para determinar y verificar los requisitos habilitantes en los procesos de contratación propone los siguientes indicadores a evaluar:



**Tabla 1**

Indicadores propuestos por CCE para evaluar la capacidad financiera y organizacional

<b>Indicador</b>	<b>Carácter</b>
Índice de liquidez	Obligatorio
Índice de endeudamiento	Obligatorio
Razón de cobertura de intereses	Obligatorio
Capital de trabajo	Adicional
Razón de efectivo	Adicional
Prueba ácida	Adicional
Concentración de endeudamiento a corto plazo	Adicional
Concentración de endeudamiento a largo plazo	Adicional
Patrimonio	Adicional
Rentabilidad del patrimonio	Obligatorio
Rentabilidad del activo	Obligatorio
Margen bruto	Adicional
Margen operacional	Adicional
Margen neto	Adicional
Retorno sobre capital invertido	Adicional
Rotación de activos totales	Adicional
Rotación de activos fijos	Adicional
Rotación de inventarios	Adicional

Fuente: Elaboración propia a partir de información de (Colombia Compra Eficiente, 2013)

En este orden de ideas, a continuación se definen dichos indicadores de acuerdo con (Colombia Compra Eficiente, 2013; Desai, 2019; Walsh, 2008).

- Índice de liquidez. Muchas empresas enfrentan dificultades financieras cuando experimentas escasez de efectivo. Los coeficientes de liquidez miden este riesgo haciendo hincapié en la capacidad de la empresa para cumplir sus obligaciones a corto plazo haciendo uso de los activos que pueden convertirse rápidamente en efectivo, sin embargo, los activos altamente líquidos, como el efectivo y *securities*, puede que no ofrezcan mucho rendimiento. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo corriente}}$



- Índice de endeudamiento. El apalancamiento es uno de los conceptos más poderosos de la finanza, y se corresponde aproximadamente con el equilibrio de las opciones de financiamiento y la estructura de capital. La relación entre la deuda y los activos totales mide la proporción de todos los activos financiados por la deuda y en este sentido proporciona una perspectiva contable sobre el apalancamiento y se entiende que mientras crezca indefinidamente el apalancamiento, también crecerá la probabilidad de la empresa de no poder hacer frente a sus pasivos. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Pasivo total}}{\text{Activo total}}$
- Razón de cobertura de intereses. Este ratio mide la capacidad de la empresa para cubrir sus gastos en intereses sobre la deuda a partir de sus operaciones, mientras mayor sea el ratio menor será la probabilidad de la empresa de incumplir con sus obligaciones financieras. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Utilidad operacional}}{\text{Gastos de intereses}}$
- Capital de trabajo. Es el capital que la compañía usa para sus operaciones diarias, lo que es el remanente luego de liquidar sus activos corrientes y pagar el pasivo de corto plazo. Un capital de trabajo positivo contribuye con el desarrollo eficiente de la actividad económica. También puede entenderse como el análisis del nivel de liquidez en términos absolutos. Su fórmula de cálculo es  $\text{Activo corriente} - \text{Pasivo corriente}$
- Razón de efectivo. El efectivo es el activo con mayor grado de liquidez que tiene la empresa y la razón de efectivo considera la relación entre la disposición inmediata de recursos y las obligaciones de corto plazo. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Efectivo}}{\text{Pasivo corriente}}$
- Prueba ácida. Para empresas con un gran riesgo de inventarios, la prueba ácida se constituye como un ratio complementario al medir la liquidez sin tener en cuenta los inventarios de la empresa. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Activo corrientes} - \text{Inventarios}}{\text{Pasivo corrientes}}$
- Concentración de endeudamiento a corto plazo. Se usa para medir la proporción de la deuda a corto plazo en relación con su endeudamiento total, es



principalmente útil cuando existe riesgo de incumplimiento en los pasivos de corto plazo. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Pasivo corriente}}{\text{Pasivo total}}$

- Concentración de endeudamiento a largo plazo. Mide la proporción de la deuda de largo plazo en relación con su endeudamiento total, es principalmente útil cuando existe riesgo de incumplimiento en los pasivos de largo plazo. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Pasivo no corriente}}{\text{Pasivo total}}$
- Patrimonio. Representa el capital propio de la empresa, es útil cuando desea analizarse el capital en términos absolutos. La fórmula de cálculo es  $\text{Activo total} - \text{Pasivo total}$
- Rentabilidad del patrimonio. Este ratio mide el retorno anual sobre el capital de los accionistas y en este sentido representa la capacidad de la empresa para generar ganancias al capital invertido a partir de sus operaciones. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Utilidad operativa}}{\text{Patrimonio}}$
- Rentabilidad del activo. Representa el retorno anual sobre los activos, es decir, la capacidad de la empresa de generar ganancias por cada peso invertido en el activo. El indicador se calcula como  $\frac{\text{Utilidad operacional}}{\text{Activo total}}$
- Margen bruto. Es una medida de rentabilidad que indica cuanto de los ingresos generados en la operación se transforman en ganancia, esto es cuantos pesos de ganancia genero por cada peso obtenido como ingreso de la operación. Su fórmula de cálculo es  $\frac{\text{Utilidad bruta}}{\text{Ingresos operacionales}}$
- Margen operacional. Se trata de un indicador de rentabilidad que relaciona los ingresos operacionales con la utilidad operacional, esto es, cuantos pesos genero como rentabilidad operacional por cada peso de ingreso operacional. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Utilidad operacional}}{\text{Ingresos operacionales}}$
- Margen neto. Se refiere a la relación entre la utilidad neta y los ingresos operacionales, de esta forma indica cuantos pesos de utilidad neta obtuvo la



empresa por cada peso de ingreso operacional, en este sentido se calcula de la siguiente manera  $\frac{\text{Utilidad neta}}{\text{Ingresos operacionales}}$

- Retorno sobre capital invertido. Es una medida de rentabilidad que indica que tan buen desempeño tiene la compañía para generar ganancias al comparar el rendimiento del capital invertido frente a la tasa de costo medio ponderado de capital puede verse si el capital está siendo invertido de forma adecuada dados los niveles de riesgo de la compañía. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Utilidad operacional}(1-T)}{\text{Pasivo}+\text{Patrimonio}-\text{Efectivo}}$ , siendo T la tasa de impuestos aplicable a la compañía.
- Rotación de activos totales. Es un indicador que tiene como objeto medir la eficiencia que la operación de la empresa tiene al manejar sus activos totales para generar ingresos. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Ingresos operacionales}}{\text{Activos totales}}$
- Rotación de activos fijos. Mide la capacidad de la empresa para generar ingresos a partir de su activo inmovilizado. La fórmula para su cálculo es  $\frac{\text{Ingresos operacionales}}{\text{Activos fijos}}$
- Rotación de inventarios. Este indicador mide la cantidad de veces que se convierte el inventario en ingresos operacionales, mientras más rápido se convierta el inventario en ingresos mayor será la rentabilidad generada por este concepto, por lo que este indicador da una medida de eficiencia en el manejo del capital de trabajo. La fórmula usada en su cálculo es  $\frac{\text{Costo de ventas}}{\text{Inventario}}$

La importancia de estos indicadores es expuesta por autores como García Aponte(2014), Garzón Arévalo et al (2018) y Rodríguez (2015) mostrando su utilidad como garantes de los principios de la contratación pública y como una primera aproximación por parte de las entidades a la determinación de la salud financiera de las empresas licitantes, adicionalmente, los autores mencionados son coincidentes en considerar que las entidades no deben limitarse a evaluar la capacidad financiera y organizacional con los indicadores establecidos como expresamente obligatorios, sino que



deben buscar la forma de evaluar integralmente a las empresas indagando por la mayor completitud y objetividad en las evaluaciones.

Teniendo en cuenta lo anterior, se presenta al análisis de discriminante múltiple como una alternativa para lograr evaluar de manera conjunta y teniendo en cuenta las posibles relaciones entre los indicadores financieros presentados anteriormente, no limitando el análisis a los expresamente establecidos como obligatorios. El análisis discriminante busca obtener una función que permita la clasificación de individuos, en clases definidas a priori, a partir del puntaje obtenido mediante la aplicación de dicha función.

Existen diferentes aproximaciones para lograr reducir la dimensión de los datos y conseguir la discriminación de las observaciones en diferentes clases, en particular existen dos grandes enfoques: las transformaciones de clases dependientes y las transformaciones de clases independientes. En la primera aproximación se busca maximizar la relación entre la variación entre y dentro de las clases, al maximizar esta relación se obtiene la separabilidad de clases. Por su parte, la segunda aproximación busca maximizar la relación entre la varianza general y la varianza dentro de las clases, al usar un solo criterio de optimización en la transformación de las variables cada clase es considerada independiente a las demás (Fukunaga, 1999).

En la literatura frente al uso de este método como aproximación a la probabilidad de banca rota de empresas lo que se busca es conseguir la máxima discriminación posible entre las clases por lo que la aproximación más utilizada es la transformación de clases dependientes que logra maximizar la relación entre la varianza entre y dentro de las clases, llevando de este modo a una clasificación con la máxima discriminación dada por una función lineal (Fukunaga, 1999).

En este sentido, autores como Altman (1968, 2000), Arnold & Earl Jr (2006), Ciampi & Gordini (2008) y Rosillo (2002) han mostrado cómo la metodología desarrollada por Altman(1968) y refinado posteriormente por él mismo en el trabajo (Altman, 2000) sirve como un indicador de dificultades financieras en las empresas y posiblemente riesgo de bancarrota. La metodología en cuestión es la construcción de un análisis de discriminante múltiple que permite identificar, a partir de la información financiera de la



empresa analizada, la pertenencia a un grupo de empresas definidas a priori como fuertes o débiles en el sentido financiero.

A lo largo de este documento se evalúa la salud financiera de las empresas en referencia al riesgo de experimentar insolvencia financiera o la bancarrota. En este sentido Altman y Saunders (1997) ponen de manifiesto que la medición del riesgo de crédito ha sufrido diversos cambios y ha evolucionado desde las primeras mediciones realizadas por medio del Z-score, adicionalmente indican como la creciente complejidad de las relaciones en los mercados requiere que los análisis utilicen técnicas que permitan incluir factores aplicables a las particularidades de la empresa, sector o economía en estudio.

Particularmente en el mercado colombiano la insolvencia se entiende de acuerdo con los términos de la Ley 1116 de 2006 como la situación en la que la empresa no está en la capacidad de hacer frente a sus deudas debido a que su pasivo es mayor a los recursos de que dispone. No obstante lo anterior, la definición de la situación de insolvencia, quiebra o fracaso empresarial puede ser abordada desde diferentes perspectivas, en particular la financiera, la contable y la legal, en el caso contable se refiere a la mencionada anteriormente por la Ley 1116, en cuanto a la perspectiva financiera la forma de medirlo incluye variables como la cartera vencida, acuerdos con acreedores, indicadores de morosidad, análisis de rentabilidad, entre otros, por su parte la perspectiva legal hace referencia al proceso judicial de liquidación o restructuración en la que se acuerdan compromisos para con los acreedores sobre los montos y la prelación de los pagos (Martin Salgado, 2018).

En el marco regulatorio colombiano, las empresas pueden acogerse al régimen de insolvencia siempre que se cumpla alguna de las condiciones planteadas en el artículo 9 de la Ley 1116 de 2006, a saber, la cesación de pagos por un periodo superior a 90 días de dos o mas acreedores siempre que dicho valor sea al menos el 10% del pasivo total o la inevitable incapacidad para cumplir con las obligaciones con vencimiento igual o inferior a un año atribuibles a la existencia de circunstancias demostrables de mercado, estructurales u organizacionales. Una vez la empresa se acoge al régimen de insolvencia puede optar por dos opciones: la reorganización o la liquidación de la compañía. La reorganización tiene como fin permitirle a la empresa renegociar sus obligaciones y continuar con el



funcionamiento de sus operaciones de comercialización, por su parte el proceso de liquidación se refiere al reconocimiento ante las autoridades judiciales la incapacidad de la empresa para continuar con su actividad, por lo que se dispone a liquidar en dinero todos los bienes de esta en favor de los acreedores según la prelación de sus deudas.

La realidad de cada país y de cada región específica hace pertinente que se replantee el modelo de acuerdo a las empresas y el contexto particulares que se está analizando, así lo muestra Rosillo (2002) al presentar una adecuación del modelo específicamente para las empresas colombianas. Por su parte Semanate & Antonio (2010) muestra una revisión sobre los modelos de predicción de quiebra utilizados en el contexto colombiano, exponiendo al análisis de discriminante múltiple (ADM) como una técnica sofisticada utilizada para la clasificación de individuos, en este caso empresas en diferentes grupos.

El ADM busca establecer una relación lineal entre una variable dependiente y otras independientes, lo que es muy similar a un análisis de regresión tradicional, sin embargo, el ADM permite realizar el análisis cuando la variable dependiente es de tipo cualitativo, en este sentido cada categoría representa un nivel de la variable y el ADM permite predecir en qué nivel de la variable se categoriza cada observación (Harris, 2001; Joseph F. Hair William C. Black, 2019).

Finalmente, Támara et al.(2019) muestra al ADM como una técnica que se usa ampliamente para determinar la posibilidad de quiebra empresarial, y en consecuencia puede ser usada para estimar la salud financiera de las empresas, para posteriormente usar esta información como complemento a la evaluación financiera tradicional en los procesos de contratación estatal.

#### **4. Metodología**

El presente es un trabajo de aplicación en el que se ponen en juego conocimientos y herramientas tratadas en la Maestría para analizar un problema concreto en procura de un complemento ante el estado actual del problema, principalmente debido a una demanda insatisfecha frente a la calificación financiera en los procesos de contratación en Colombia.



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



Este proyecto está fundamentado en la posibilidad de dotar a las entidades públicas de la ciudad de Bogotá con una herramienta de evaluación que permita reducir el riesgo financiero en los proyectos producto de procesos de selección pública, eso dotaría al proceso de mayor rigurosidad en la evaluación de factores financieros y permitiría identificar a las empresas mejor capacitadas para cumplir con las necesidades financieras del proyecto.

La propuesta producto de este proyecto se basa en un estudio de tipo cuantitativo, que tal como lo menciona Sampieri et al.(2010) se basa en un proceso secuencial que pretende dar cuenta de relaciones entre las variables estudiadas, fundamentado en la recolección de los datos necesarios para el análisis que posteriormente se procesan por medio de métodos estadísticos para finalmente intentar explicar o predecir el fenómeno de estudio.

Para este caso particular una condición necesaria antes de emprender el análisis cuantitativo es realizar una valoración sobre qué indicadores financieros son pertinentes para incluir en el análisis partiendo de los indicadores financieros (tanto obligatorios como adicionales) propuestos por CCE para evaluar la capacidad financiera y organizacional, esta valoración se realiza mediante la información regulatoria del proceso de compras públicas y en relación con la teoría financiera referente al análisis de ratios empresariales. Una vez definidos los índices a analizar, es necesario recolectar la información financiera de las empresas objetivo. Este análisis se basa en información secundaria, específicamente la información financiera publicada por las empresas que reportan información a la superintendencia de sociedades de Colombia y que se encuentra disponible para su consulta en el portal del sistema integrado de información societaria (SIIS), como se mencionó anteriormente, se limita el análisis a la información entre 2015 y 2019 debido a que a partir de 2015 se implementó el reporte de información financiera bajo NIIF(Superintendencia de sociedades, 2020), por lo que esta información no es directamente comparable con la información reportada en años anteriores. Adicionalmente, el análisis se focaliza en la ciudad de Bogotá, debido a que es el epicentro de la ejecución



estatal, contando con más del 80% de la ejecución presupuestal para el periodo analizado (Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, 2020)

El enfoque del análisis de la información recolectada es correlacional, que así como lo menciona Sampieri et al(2010) pretende conocer la relación o grado de asociación que exista entre dos o más categorías o variables en un contexto en particular.

En este sentido los datos obtenidos se modelan mediante un análisis de discriminante múltiple (ADM) que permite obtener una función discriminante por medio de la cual agrupar a los individuos en categorías previamente definidas (Joseph F. Hair William C. Black, 2019). Para este análisis las categorías son tales que clasifiquen a las empresas en riesgo o no de sufrir quiebra, de esta forma se obtiene una aproximación a la salud financiera de las empresas que se pretende medir y evaluar en los procesos de contratación estatal.

Como se ha mencionado hasta el momento, este trabajo no es experimental, en él no se manipulan deliberadamente las variables para posteriormente medir su impacto en una variable de interés, más bien se observan los fenómenos tal como se dan en su contexto natural, para posteriormente analizarlos y modelarlos (Sampieri et al., 2010).

Finalmente, con los resultados depurados del ADM se presentará un instrumento práctico por medio del cual las entidades públicas pueden complementar su evaluación financiera en los procesos de selección competitiva.

**Tabla 2**

Preguntas	Objetivos	Fuentes y tipos de datos	Metodología y técnicas de análisis
¿Cuáles son los indicadores financieros que permiten dar cuenta de la salud financiera de las empresas en el marco de procesos de contratación estatal en Bogotá, Colombia?	<p>-Identificar y analizar los indicadores financieros que pueden afectar en la salud financiera de una empresa en el marco de la ejecución de un proyecto público.</p> <p>-Modelar las variables para discriminar entre las empresas con buena salud financiera de las empresas con mala salud financiera partiendo de los resultados del modelo de discriminante múltiple.</p>	Fuentes secundarias. Estados financieros consolidados bajo las normas NIIF de empresas de la ciudad de Bogotá publicados por la superintendencia de sociedades de Colombia para el periodo 2015-2018.	Estudio cuantitativo, análisis de discriminante múltiple.



De esta forma se pretende modelar y proponer un instrumento de aplicación en los procesos de selección competitiva que permita su aplicación en la evaluación financiera en los procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá, Colombia.

## 5. Hallazgos/desarrollo

### Descripción de los datos

Las bases de datos financieras de consulta pública disponibles en la superintendencia financiera cuentan con información sobre la identificación de las empresas, datos de contacto y todas las cuentas contables agregadas que se reportan de forma unificada a dicha entidad. Para el presente análisis la información útil para cada año consta de la identificación de las empresas, el sector en el cual desempeña sus actividades, y las cuentas contables necesarias para el cálculo de los indicadores adicionales y obligatorios propuestos por Colombia Compra Eficiente.

En cuanto a la identificación de las empresas se guarda tanto el Número de Identificación Tributaria (NIT) como la razón social de la misma, esto con el fin de identificar su comportamiento a través del tiempo. En referencia a los sectores económicos se utiliza la taxonomía propuesta por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) en su cuarta revisión y adaptación para Colombia de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) de todas las actividades económicas:

**Tabla 3**

Clasificación CIIU utilizada

CIIU (Sección)	Descripción CIIU
A	Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca
B	Explotación de minas y canteras
C	Industrias manufactureras
D	Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado



<b>CIIU (Sección)</b>	<b>Descripción CIIU</b>
E	Suministro de agua; evacuación de aguas residuales, gestión de desechos y descontaminación
F	Construcción
G	Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas
H	Transporte y almacenamiento
I	Actividades de alojamiento y servicios de comidas
J	Información y comunicaciones
K	Actividades financieras y de seguros
L	Actividades inmobiliarias
M	Actividades profesionales, científicas y técnicas
N	Actividades de servicios administrativos y de apoyo
O	Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria
P	Enseñanza
Q	Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social
R	Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas
S	Otras actividades de servicios
T	Actividades de los hogares como empleadores; actividades no diferenciadas de los hogares como productores de bienes y servicios para uso propio
U	Actividades de organizaciones y órganos extraterritoriales

Fuente: Elaboración propia a partir de información en (DANE, 2012)

En relación a las cuentas a utilizar, a continuación se listan de acuerdo con el manual para determinar y verificar los requisitos habilitantes en los procesos de contratación pública emitido Colombia Compra Eficiente: efectivo y equivalentes al efectivo, inventarios corrientes, activos corrientes totales, propiedades planta y equipo, inventarios no corrientes, total de activos, pasivos corrientes totales, total de pasivos no corrientes, total pasivos, patrimonio total, ingresos de actividades ordinarias, costo de



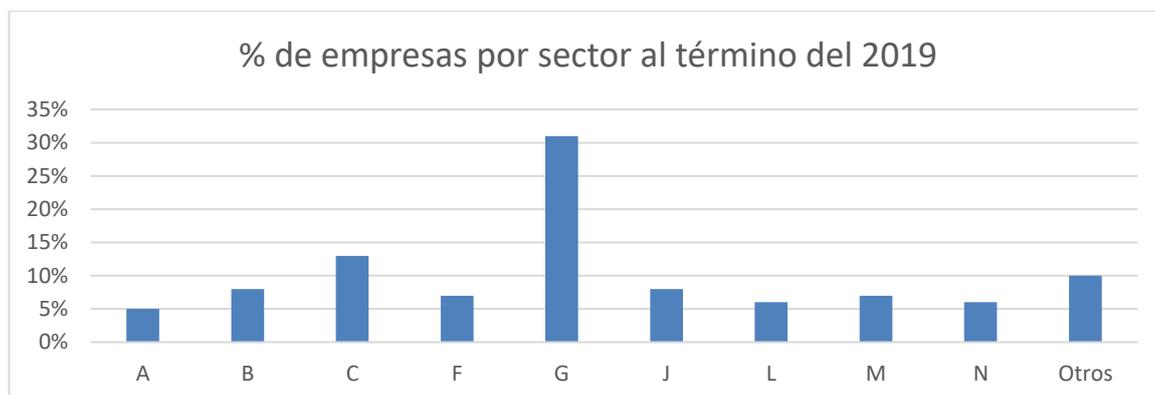
ventas, ganancia bruta, ganancia / pérdida procedente de operaciones continuadas, ganancia / pérdida.

### Distribución de sectores

En términos agregados y medidos por la cantidad de empresas con que cuenta cada sector a término del año 2019 el 31% de las empresas pertenecen al sector G, seguidas por el 13% de empresas en el sector C, el 8% tanto en el J como en el B y el 7% en el F.

### Figura 1

Porcentaje de empresas por sector a término del año 2019



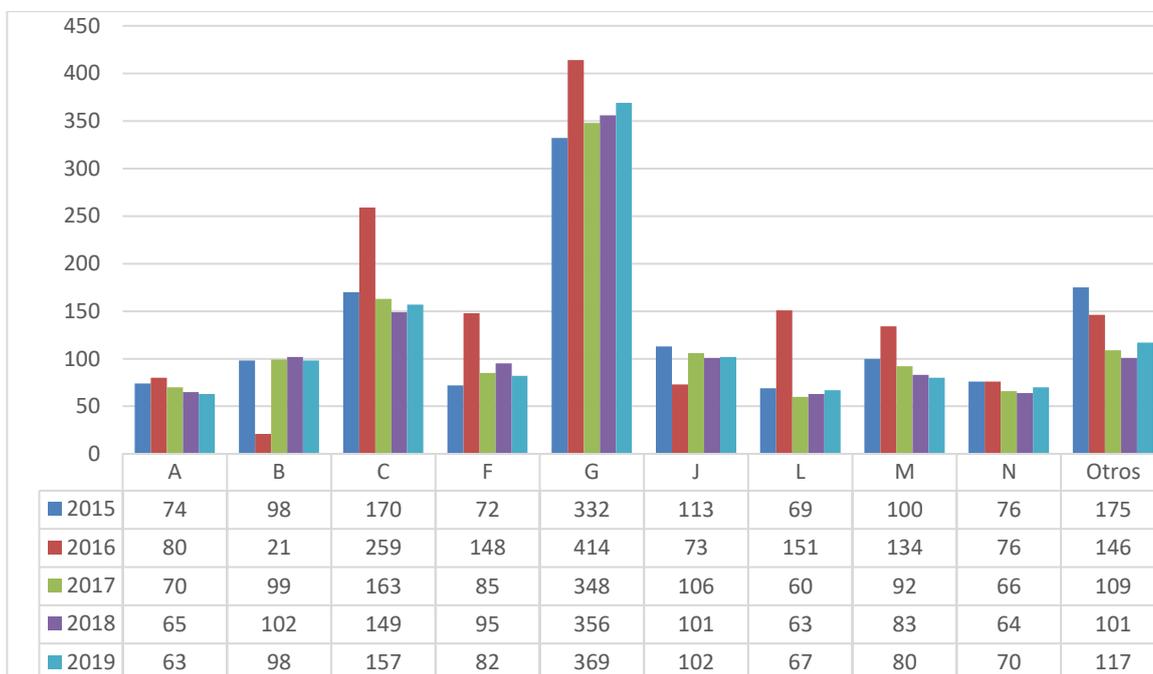
Fuente: Elaboración propia a partir de datos en (Superintendencia de sociedades, 2020)

### Distribución de empresas por sector

La participación de los sectores a través del tiempo se ha mantenido estable, teniendo a los sectores G y C como los de mayor participación, mientras que los sectores D, E, P, Q, R y S cuentan con muy modesta participación en el total de empresas.

### Figura 2

Número de empresas por sector y año



Fuente: Elaboración propia a partir de información en (Superintendencia de sociedades, 2020)

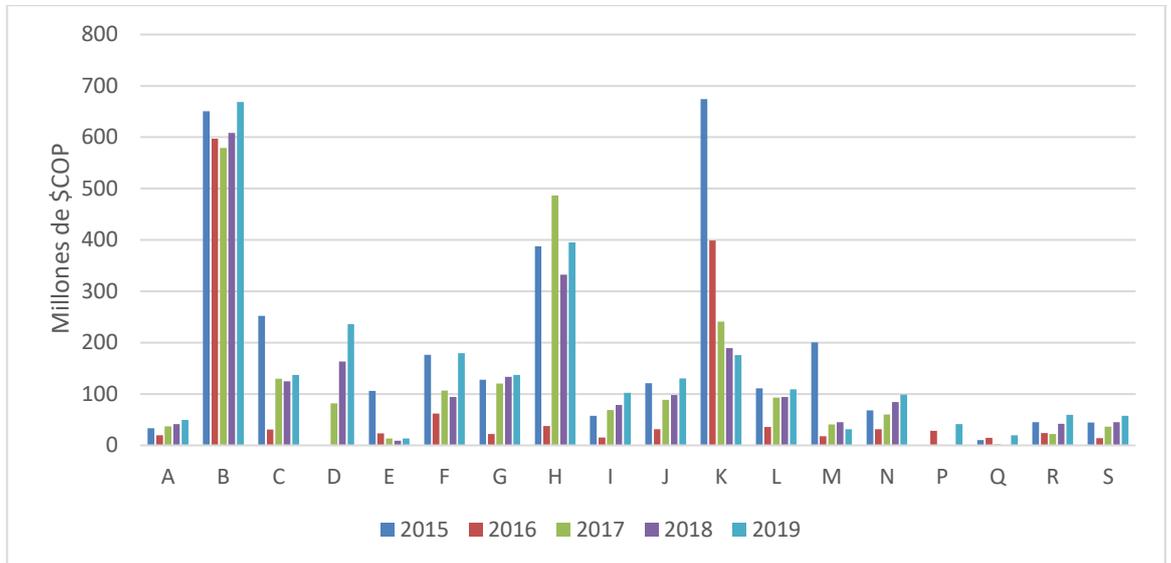
En términos generales, la variación del número de empresas que reportaron información a la superintendencia fue negativa, excepto para los sectores de B (+1%), F (+14%) y G (+11%).

### Tamaño del sector

A continuación se presenta un análisis del tamaño de los sectores a través del tiempo, medido el tamaño de dos formas diferentes, la primera usando como indicador el nivel de activos promedio en el sector para cada año; y la segunda, usando el nivel medio de ingresos operacionales en el sector para cada año, esta segunda aproximación es compatible con los criterios de clasificación de empresas según su tamaño expuesto en la sección 2 del decreto 957 del 5 de junio de 2019.

### Figura 3

Activos promedio por sector y año

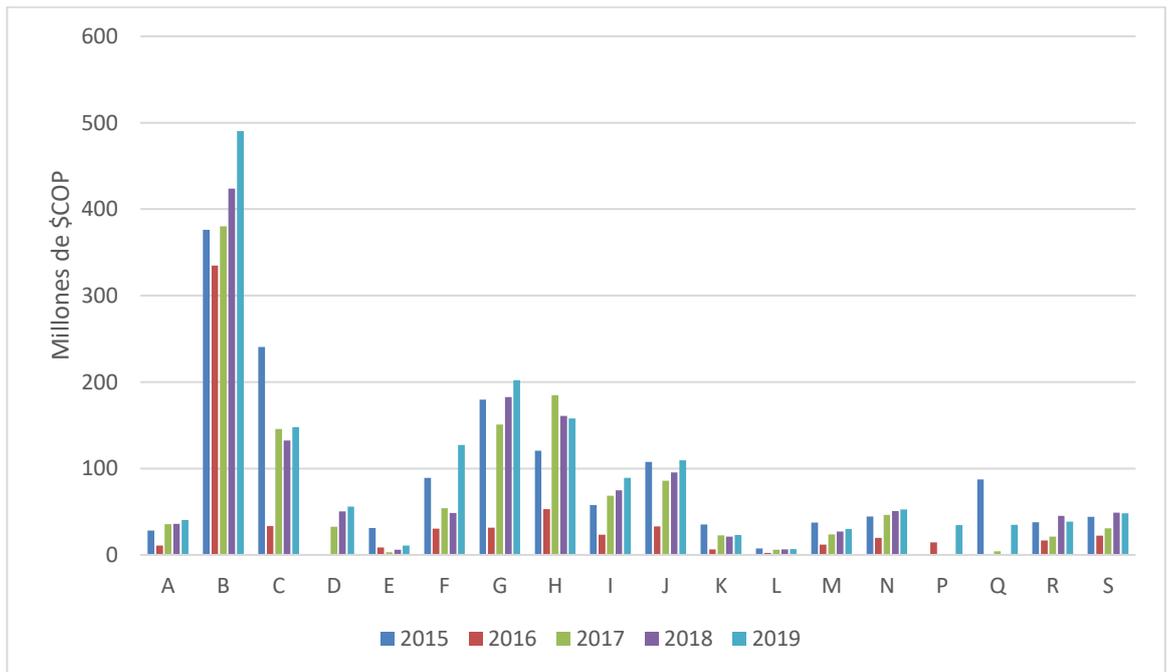


Fuente: Elaboración propia a partir de datos en (Superintendencia de sociedades, 2020)

Teniendo en cuenta el nivel de activos promedio, los sectores B, H y K son los que presentan un mayor tamaño a través del tiempo, mientras que los sectores A, P, Q, R y S son los sectores con menor tamaño.

#### Figura 4

Ingresos operativos promedio por sector y año





Fuente: Elaboración propia a través de datos en (Superintendencia de sociedades, 2020)

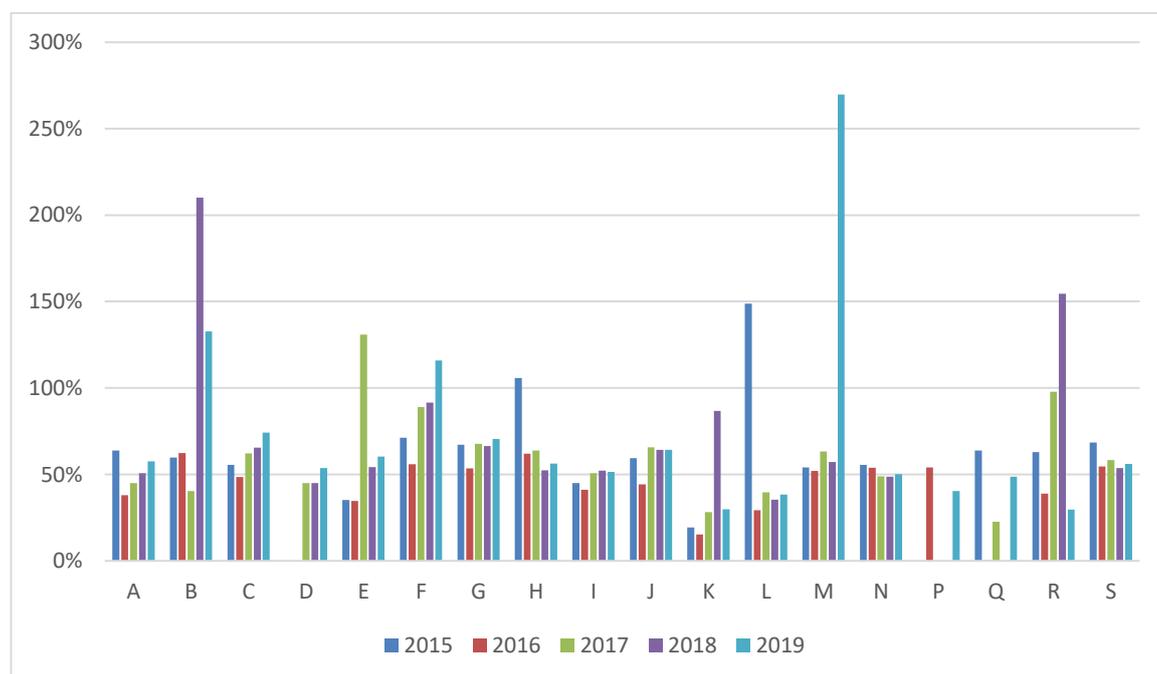
En referencia al nivel medio de ingresos operacionales los sectores mas grandes son el B, C, G; y H, mientras que los sectores K, L, y E son los más pequeños, teniendo así que el único sector que podría ser clasificado como grande con independencia del criterio es el sector B (referente a actividades de explotación minera).

### Nivel de apalancamiento

Este análisis se realiza teniendo en cuenta la proporción de deuda con que cuenta la compañía para cada periodo  $\left(\frac{D}{D+E}\right)$ , con D como el total de la deuda y E el patrimonio o equity.

**Figura 5**

Nivel de apalancamiento medio por sector y año



Fuente: Elaboración propia con información de (Superintendencia de sociedades, 2020)

La gráfica anterior sugiere algunos grupos de sectores con apalancamiento medio similar a lo largo del tiempo, teniendo de esta manera sectores con estructura de capital similares en los grupos A, y C; E, F; G; H, I y J; L, M, y N; y Q, R y S. A lo largo del



tiempo existen algunos picos para diversos sectores para los cuales las empresas que reportaron su información financiera tuvieron patrimonio neto negativo.

Usando la información para 2019 podemos ver como hay varios grupos de sectores que podrían tener características comunes, por ejemplo los sectores B y H presentan niveles de activos e ingresos operacionales muy superiores respecto a los demás sectores, por su parte el sector K tiene un nivel de apalancamiento mucho más bajo que la media de los demás sectores analizados, caso contrario ocurre con los sectores F y J que presentan los niveles de endeudamiento más altos, si bien el resto de sectores se encuentran en un nivel medio tanto de activos como de ingresos y apalancamiento, cada uno tiene un comportamiento particular en cuanto a la relación entre estos tres factores analizados.

Los análisis previos nos permiten ver que incluso si tomamos un año específico, el comportamiento de las variables financieras para cada sector de la economía es diferente, de esta forma se incluye en el modelo información que represente la diversidad de sectores y la variabilidad de las empresas de Bogotá que puedan aplicar como proponentes para procesos de selección pública de muy diversos objetos contractuales.

### **Modelos de predicción de quiebras**

Esta sección presenta brevemente las principales características de los modelos de predicción de quiebra o fracaso empresarial de acuerdo con la literatura al respecto, no se detallan los aspectos técnicos de cada uno ya que es un aspecto que excede el alcance del presente, sin embargo si se introducen de tal forma que se pueda tener un panorama general sobre el marco en el cual se desarrolla la presente propuesta.

#### **Análisis univariado**

El análisis multivariado está presente en muchos trabajos como un primer acercamiento a la información, presenta la estadística para cada variable, típicamente ratios financieros, en relación con su posible capacidad para indicar el desempeño financiero de las organizaciones. Los análisis estadísticos más comunes en este sentido son los análisis de varianza y las posibles combinaciones entre medidas de tendencia central o dispersión entre diferentes variables (Tascón & Gutiérrez, 2012)



## **Análisis discriminante múltiple**

El análisis discriminante busca obtener una función que permita la clasificación de individuos, en clases definidas a priori, a partir del puntaje obtenido mediante la aplicación de dicha función. Con el fin de obtener una estimación precisa en la clasificación de las empresas las variables de estudio preferiblemente deben distribuirse normal multivariado, debe haber homocedasticidad entre los grupos o el tamaño de las muestras para cada grupo debe ser suficientemente grande, en este sentido el análisis de la información previa a la construcción de la función discriminante es muy importante para garantizar resultados óptimos (Tascón & Gutiérrez, 2012).

## **Regresión logística**

Es un análisis de regresión para el cual la variable independiente toma valores en el intervalo  $[0,1]$  que indica la probabilidad de pertenecer a un grupo, adicionalmente los coeficientes pueden interpretarse como la importancia relativa de las variables seleccionadas para determinar la probabilidad de fallo que genera el modelo (Tascón & Gutiérrez, 2012).

## **Redes Neuronales**

Son sistemas de unidades de cálculo interconectadas llamadas neuronas dispuestas en diferentes niveles, típicamente existen tres niveles de neuronas, de entrada, ocultas y de salida. Las neuronas se interrelacionan de acuerdo con diferentes arquitecturas y conexiones, las arquitecturas más usadas son el perceptrón multicapa (MLP), la red de funciones de base radial (RBFN), la red neural probabilística (PNN) y el mapa de rasgos autoorganizativos (SOM). Este tipo de análisis si bien presenta una libertad mucho mayor en el uso de datos al no asumir ninguna distribución de las variables también tiene costes de implementación y costes computacionales más elevados que otras técnicas (Andres et al., 2012; Tascón & Gutiérrez, 2012).

## **Análisis envolvente de datos**

Técnica que compara la eficiencia de las unidades de análisis a partir de los datos de sus inputs y sus outputs, puede utilizarse para establecer un límite de aceptación en la toma de decisiones basada en casos. Si se respetan las premisas del modelo: monotonía



condicional, convexidad del grupo, muestra representativa y selectividad no restringida, los casos que se sitúen sobre la frontera serían aceptables (Tascón & Gutiérrez, 2012).

### **Máquinas de vectores de soporte**

Es una técnica que emplea un modelo lineal para establecer el hiperplano óptimo de separación usando el mapeo no lineal de los vectores de entrada en un espacio  $n$  dimensional que constituye así la frontera que sirve como límite para clasificar a los elementos de estudio, en este caso empresas con buena y mala salud financiera (Alaka et al., 2018).

### **Conjuntos aproximados**

La teoría de los conjuntos aproximados asume que hay información asociada con todos los objetos en estudio, en este caso las empresas, dicha información está dada por algunos atributos por los cuales se describe el objeto, en este caso indicadores financieros, en este orden de ideas los objetos con características similares son indistinguibles si se comparan respecto a esa característica particular, es así como puede crearse particiones en el universo que agrupen objetos similares con respecto a sus atributos para clasificar los mismos (Alaka et al., 2018).

### **Razonamiento basado en casos**

La diferencia fundamental de este método reside en que no intenta reconocer patrones, en su lugar clasifica a las empresas basado en una empresa tipo que posee atributos similares, en este sentido contar con una muestra de casos heterogéneos entre sí garantizaría que posteriormente podrán clasificarse las empresas de acuerdo con su similitud a alguno de los casos tipo (Alaka et al., 2018).

### **Árboles de decisión**

La técnica utiliza la entropía para medir el poder discriminante de las variables de las muestras y posteriormente particiona recursivamente el conjunto de datos para la clasificación de las empresas, adicionalmente induce las reglas de decisión por lo que las posiciones de las reglas en el árbol de decisión suelen determinarse mediante heurística, por ejemplo, si se considera que la rentabilidad es más importante que la liquidez, se colocará por encima de la liquidez, o se evaluará antes de ella (Alaka et al., 2018).



## Algoritmo genético

Es una técnica de optimización de búsqueda que imita el principio de Darwin de la evolución en resolver problemas no lineales y no convexos. Se diferencia de otras herramientas en que busca simultáneamente varios puntos y utiliza reglas probabilísticas y no deterministas de esta forma puede extraer reglas de decisión de los datos que se utilizan para clasificar las empresas (Alaka et al., 2018).

Las técnicas antes listadas son usadas en diversos estudios a través del tiempo y en diferentes contextos dados por los diversos sectores en los que se aplica el análisis y el país para el cual se han aplicado dichas técnicas, así lo muestra (Támara et al., 2019) mediante la revisión de 127 artículos referentes a aproximaciones a la quiebra empresarial. Sin embargo, en los artículos analizados solamente hay uno que incluye a Colombia en el análisis y no lo hace para un sector específico, por esto a continuación se presentan algunas aplicaciones de diferentes técnicas en el contexto colombiano.

## Aplicaciones en Colombia

De acuerdo con la revisión realizada en (Semanate & Antonio, 2010), Colombia tiene poca aplicación de este tipo de modelos, sin embargo se presentan dos estudios que usan el análisis de discriminante múltiple como herramienta para la estimación de una función que permita discriminar entre empresas con buena y mala salud financiera. La revisión también resalta que la principal fuente de información es la base de datos del Portal de Información Empresarial (PIE<sup>3</sup>) de la superintendencia de sociedades al contar con la información contable consolidada de las empresas que reportan su información, permitiendo de esta forma acceder a una fuente confiable y recurrente que presenta la información de acuerdo con los criterios establecidos por la normatividad Colombiana y los requerimientos para la contratación establecidos por las cámaras de comercio en donde se encuentran inscritas dichas empresas.

En particular, los estudios presentados muestran modelos generales que usan la información de todos los sectores económicos incluidos en la base de datos del PIE, sin

---

<sup>3</sup> Anteriormente Sistema de Información y Reporte Empresarial (SIREM)



embargo, como se mostró anteriormente, dada la representatividad tanto en volumen de contratos como en el monto de estos, es pertinente la realización del análisis para la ciudad de Bogotá. Adicionalmente, este tipo de modelos no ha sido propuesto como complemento para el proceso de evaluación financiera en el marco de la contratación pública, lo que representa una oportunidad en este sentido.

### **Estructuración del modelo discriminante múltiple**

Esta sección está basada en el capítulo 7 del libro *Multivariate Data Analysis* (Joseph F. Hair William C. Black, 2019).

La pertinencia del uso del ADM está dada por la necesidad de obtener una clasificación de las observaciones en grupos, en este caso la clasificación de empresas participantes en procesos de contratación pública en Bogotá en empresas fuertes o débiles desde el punto de vista financiero, con el fin de obtener una herramienta adicional en la etapa de calificación financiera en dichos procesos.

### **Identificación de variables dependientes e independientes**

Inicialmente las variables independientes consideradas para el análisis son todos los indicadores financieros tanto obligatorios como adicionales presentados por (Colombia Compra Eficiente, 2013), mientras que la variable dependiente será una medida de fortaleza o debilidad financiera de las empresas obtenida mediante la posición relativa de las empresas en la muestra frente a su desempeño medido por los indicadores financieros antes mencionados.

Para este caso particular no existe a priori una variable teórica que represente la fortaleza o debilidad empresarial, por lo que se atiende la sugerencia en la construcción planteada por (Joseph F. Hair William C. Black, 2019, p. 486) por medio de la cual se convierten variables métricas (en este caso las posiciones relativas por indicador) en categorías, haciendo uso de la media o la mediana (en este caso la media) de dicha variable para construir las categorías pertinentes; esta aproximación tiene mejores resultados cuando se trabaja con dos clases – como es el caso de este estudio – si se tienen mas de dos



clases el autor sugiere métodos diferentes, aunque reconoce que mientras aumente la cantidad de clases también aumentará la complejidad del modelo por lo que sugiere conservar el mínimo número de clases posible.

Frente a las variables independientes, todas satisfacen la condición de ser variables métricas, en este caso cuantitativas continuas (ratios financieros). Los ratios son independientes entre empresas ya que no existe motivo para asumir que los ratios financieros de una empresa modifican el comportamiento de los ratios de las otras, así que también cumplen con esta condición de independencia.

Inicialmente se incluirán en el análisis todos los ratios sugeridos por Colombia Compra Eficiente para la evaluación financiera y organizacional, tanto obligatorios como adicionales, sin embargo posteriormente se seleccionarán los indicadores que no presenten correlaciones significativas para posteriormente seleccionar aquellos con mayor poder de discriminación por medio del método de stepwise hacia adelante.

### **Tamaño de la muestra**

El tamaño de la muestra va a estar dado por la cantidad de empresas que hayan reportado información financiera durante el periodo completo de estudio (2015-2019) ante la superintendencia de sociedades, siempre velando por que se cumpla la recomendación presentada por (Joseph F. Hair William C. Black, 2019) que establece al menos 20 individuos en cada grupo para la muestra usada en la estimación del modelo.

El tamaño total de la muestra con la que se estima el modelo es de 72 observaciones, que se considera como un tamaño bueno para la estimación ya que como otras técnicas estadísticas las muestras muy pequeñas requieren supuestos en distribución muy fuertes mientras que muestras muy grandes tienden a evaluar pequeñas diferencias en las medias como estadísticamente significativas al afectar directamente el error estándar  $\left(\frac{S}{\sqrt{n}}\right)$  para cada grupo, por lo que estas consideraciones sobre el tamaño favorecen tamaños de muestra medios.

El tamaño para cada grupo es de 35 empresas débiles y 37 empresas fuertes, de esta forma cada grupo tiene al menos 20 observaciones, como es sugerido para este análisis,



adicionalmente, los grupos tienen un número de empresas similar, lo que es deseable para no introducir un sesgo en el modelo al sobre estimar (subestimar) la probabilidad de pertenencia a un grupo particular sobre el otro.

### **División de la muestra**

Basado en los trabajos de (Altman, 1968, 2000; Arnold & Earl Jr, 2006; Bohórquez Alfonso, 2019; Joseph F. Hair William C. Black, 2019) la división de la muestra se hará aleatoriamente tomando un 80% de los registros para la estimación del modelo y el 20% restante para comprobar los resultados. En este sentido se tienen 72 empresas para la muestra usada en la construcción del modelo y 18 empresas en la muestra usada para comprobar la capacidad de clasificación del modelo estimado.

### **Asunciones del análisis**

Los supuestos del modelo se establecen para garantizar que el procedimiento de cálculo cumple con condiciones matemáticas que llevan a encontrar una solución y permitir la interpretación de los resultados.

Los supuestos para poder estimar un ADM son la normalidad multivariante, matrices de varianzas y covarianzas constante entre grupos e independencia entre las variables.

Frente a la normalidad multivariante, de acuerdo con (Joseph F. Hair William C. Black, 2019; Klecka, 1980) es posible no satisfacer este supuesto cuando se cuenta con tamaños de muestra grandes para cada clase ya que el análisis es robusto frente a este supuesto, sin embargo en caso de no verificarse este supuesto no puede usarse la distribución chi cuadrado para calcular las probabilidades de pertenencia a los grupos, en su lugar es necesario establecer el punto de corte de cada clase de acuerdo al Z score límite. No obstante lo anterior, los autores reconocen que si el porcentaje de clasificaciones correctas es muy bajo es necesario revisar con más detalle los datos con el fin de garantizar el cumplimiento de este supuesto.

En cuanto a la homogeneidad de la matriz de varianzas y covarianzas entre los grupos, se recomienda ejecutar el análisis por medio de la prueba de Box M que evalúa la hipótesis de la igualdad de matrices de varianzas y covarianzas para modelos de ADM, sin



embargo los resultados de la prueba están muy influidos por el tamaño de muestra usado, así que para tamaños de muestra grandes tiende a rechazar la hipótesis nula, en este sentido el test exige una característica no deseada, tamaños de muestra pequeños, sin embargo, tal como lo mencionan (Joseph F. Hair William C. Black, 2019; Klecka, 1980) si la tasa de aciertos es alta y los tamaños de muestra también el análisis resulta robusto ante este supuesto.

Frente a la independencia de las variables, es importante ver que las empresas que reportan información financiera a la superintendencia pueden considerarse como una muestra independiente ya que no existen motivos para pensar que el reporte de una empresa influya el reporte de otra, adicionalmente, deben estudiarse las correlaciones entre los indicadores financieros con el fin de excluir aquellos que presenten una correlación significativa, ya que esto introduciría problemas de autocorrelación en la estimación.

### **Método de estimación**

Hay dos métodos principales sobre los cuales decidir, el primero es la estimación directa del modelo a partir de todas las variables, el segundo se conoce como stepwise o paso a paso. El método stepwise tiene dos aproximaciones, hacia adelante y hacia atrás; hacia adelante se refiere a estimar sucesivos ADM incluyendo primero la variable que más poder de discriminación tiene, posteriormente se agregan la variable que conforma la dupla que mayor discriminación tiene, luego se agrega una tercera variable de tal forma que se obtenga la triada con mayor poder de discriminación y así sucesivamente hasta el punto en el que incluir una variable adicional no aumente el nivel de discriminación del modelo; hacia atrás es seguir el procedimiento inverso, el primer modelo incluye todas las variables y se van eliminando las variables que no aportan discriminación.

Siguiendo la recomendación de (Joseph F. Hair William C. Black, 2019) para la estimación del modelo se usará el método stepwise hacia adelante.

En este caso se estimarán combinaciones lineales entre las variables seleccionada en cada paso obteniendo



### Ecuación 1 - Forma general de la función discriminante

$$Z_k = a + w_1X_{1,k} + w_2X_{2,k} + \dots + w_nX_{n,k}$$

Donde

$$\begin{aligned} Z_k &= \text{Función discriminante para el individuo } k \\ a &= \text{Término independiente} \\ w_i &= \text{Coeficiente para la variable } i \\ X_{i,k} &= \text{Valor de la variable } i \text{ para el individuo } k \end{aligned}$$

### Evaluación de la capacidad de clasificación del modelo

La capacidad de clasificación del modelo se evalúa mediante las matrices de confusión, las cuales son matrices que cruzan la clase real de cada individuo con la clase predicha por el modelo para dicho individuo, en este sentido la capacidad del modelo está dada por la proporción de clasificaciones correctas tanto para la muestra utilizada en la construcción del modelo como en la muestra de prueba, este último se conoce como el método de validación cruzada.

Un paso necesario previo necesario a las matrices de confusión es asignar un criterio de clasificación a partir de la función discriminante, con esto podemos estimar las clases predichas por el modelo, este criterio de clasificación se conoce como punto de corte del puntaje  $Z$  y se obtiene como sigue:

### Ecuación 2 - Forma general del punto de corte en la función discriminante

$$Z_{corte} = \frac{Z_A N_A + Z_B N_B}{N_A + N_B}$$

Donde

$$\begin{aligned} Z_{corte} &= \text{Puntaje } Z \text{ óptimo de corte entre los grupos } A \text{ y } B \\ N_A &= \text{Número de observaciones del grupo } A \\ N_B &= \text{Número de observaciones del grupo } B \\ Z_A &= \text{Puntaje } Z \text{ para el centroide del grupo } A \\ Z_B &= \text{Puntaje } Z \text{ para el centroide del grupo } B \end{aligned}$$



### **Estimación del modelo de discriminante múltiple<sup>4</sup>**

Una vez descargadas las bases de datos de información financiera del SIIS de la superintendencia de sociedades se obtuvieron un total de 3226 empresas a lo largo del periodo 2015-2019 para la ciudad de Bogotá, sin embargo, solo 90 de ellas reportaron información para el periodo completo.

El número de empresas que reportan información a la superintendencia de sociedades puede cambiar a través del tiempo debido a las condiciones establecidas en el decreto reglamentario 4350 de 2006 (SUIN, 2006) por el cual se determinan las personas jurídicas sujetas a la vigilancia de la Superintendencia de Sociedades, en este sentido es de esperarse que no todas las empresas tenga que reportar su información constantemente ante la entidad, por lo que es usual que del total de las empresas que han reportado información históricamente, solo un pequeño porcentaje lo haya hecho durante todo el periodo histórico estudiado.

De estas 90 empresas se seleccionaron aleatoriamente 72 para constituir la muestra con la que se estimará el modelo y las restantes 18 constituyen la muestra que servirá para verificar la capacidad del modelo para clasificar correctamente las empresas.

Para cada empresa se obtuvo el promedio para todas las cuentas necesarias en el cálculo de los ratios financieros, y posteriormente se calcularon dichos ratios como se puede ver en el Anexo I.

A partir de esta información se le asignó a cada empresa una posición para cada indicador según su valor en relación con el valor del mismo indicador para las demás empresas, es decir, a la empresa con mejor indicador se le asignó la posición 1 para ese indicador y a la empresa con el peor indicador se le asignó la posición 90 para dicho ratio, posteriormente se calculó la posición promedio de cada empresa como un indicador de fortaleza en el sentido financiero, obteniendo los resultados expuestos en el Anexo II . Una vez con estas posiciones medias se dividió a las empresas entre fuertes y débiles desde el

---

<sup>4</sup> Cálculos realizados usando el lenguaje de programación R (R Core Team, 2021)



punto de vista financiero dependiendo de si su posición media era superior o inferior al promedio de dichas posiciones medias.

La muestra aleatoria elegida para estimar el modelo tiene un tamaño de 72 empresas (80% de las empresas analizadas) y fueron seleccionadas 37 empresas fuertes y 35 empresas débiles, por su parte la muestra aleatoria elegida para probar la capacidad de clasificación del modelo tiene un tamaño de 18 empresas de las cuales 10 son fuertes y las restantes 8 son débiles.

### Estimación de la función discriminante

El ADM implica establecer una función para predecir la variable dependiente categórica a partir de variables independientes métricas, por lo que ya tenemos los datos estructurados de tal forma que es posible realizar un ADM: existe una variable categórica que llamaremos “clase” en la que cada empresa se clasifica como fuerte o débil y variables independientes métricas que en este caso son los ratios financieros presentados anteriormente. La función discriminante intenta determinar que variables son significativas para explicar la pertenencia a una clase o a otra, por lo que si dos variables tienen una correlación alta (las dos variables pueden representar la misma información) el modelo podría tener dificultades en identificar cual variable es la que realmente está motivando la pertenencia a las clases por lo que inicialmente se estudian las correlaciones entre los ratios presentados previamente con el fin de no incluir variables correlacionadas al modelo, lo que podría introducir problemas de colinealidad en el cálculo de la función discriminante. A continuación se presentan las correlaciones mayores a 0.4 que resultan significativas a un nivel de significancia estadística de 5%.

**Tabla 4 - Correlaciones mayores a 0.4 significativas al 5%**

Ratio	Ratio	correlación	p-valor
Rentabilidad del activo	Rotación de activos totales	1.00	0.000%
Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	-1.00	0.000%
Margen Bruto	Margen operacional	1.00	0.000%
Índice de liquidez	Prueba ácida	1.00	0.000%



<b>Ratio</b>	<b>Ratio</b>	<b>correlación</b>	<b>p-valor</b>
Rentabilidad del activo	Retorno sobre capital invertido	0.98	0.000%
Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	0.98	0.000%
Índice de liquidez	Margen operacional	0.97	0.000%
Prueba ácida	Margen operacional	0.97	0.000%
Índice de liquidez	Margen Bruto	0.97	0.000%
Prueba ácida	Margen Bruto	0.97	0.000%
Índice de liquidez	Razón de efectivo	0.93	0.000%
Razón de efectivo	Prueba ácida	0.93	0.000%
Razón de efectivo	Margen operacional	0.92	0.000%
Razón de efectivo	Margen Bruto	0.92	0.000%
Capital de trabajo	Patrimonio	0.90	0.000%
Razón de cobertura de intereses	Rentabilidad del activo	0.48	0.000%
Razón de cobertura de intereses	Rotación de activos totales	0.48	0.000%
Razón de cobertura de intereses	Retorno sobre capital invertido	0.44	0.001%
Rentabilidad del activo	Rotación de activos fijos	0.42	0.003%
Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	0.42	0.003%
Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos fijos	0.41	0.007%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Superintendencia de sociedades (2020)

Algunas de estas correlaciones se esperan por la misma construcción del ratio (por ejemplo concentración de endeudamiento a corto plazo y concentración de endeudamiento a largo plazo) sin embargo se encontraron correlaciones altas (superiores a 0.4) y estadísticamente significativas (con una significancia del 5%) por lo que el análisis se realizará teniendo en cuenta las variables que no presentaron correlaciones significativas: índice de liquidez, índice de endeudamiento, capital de trabajo, concentración de endeudamiento a corto plazo, rentabilidad del patrimonio, retorno sobre capital invertido y rotación de activos fijos.



Con estas variables se estima un modelo de discriminante múltiple usando la metodología stepwise hacia adelante con el criterio de optimizar la capacidad de separar del modelo, con lo que se obtiene:

### **Ecuación 3 - Función discriminante**

$$Z = 1.755534 - 1.2575876801 * \text{Índice de endeudamiento} + 0.0000000003 * \text{Capital de trabajo} + 2.4894121652 * \text{Concentración de endeudamiento a corto plazo} + 0.6693221141 * \text{Rentabilidad del patrimonio} + 8.2722058621 * \text{Retorno sobre capital invertido} + 0.2574314138 * \text{Rotación de activos fijos}.$$

Por medio de esta función se determinará si una empresa puede ser catalogada como empresa fuerte o débil financieramente hablando. Los coeficientes de la función discriminantes pueden interpretarse de forma similar a la interpretación que se le da a los coeficientes del modelo de regresión lineal con la salvedad de que en el caso de ADM la variable dependiente no cambia directamente ante cambios en las variables independientes, sin embargo sí cambia el valor de la función discriminante y este cambio motiva la pertenencia a una clase u otra dependiendo de su posición en relación al punto de corte de la función. Para la función estimada se establece el punto de corte (término independiente) por debajo del punto de corte, por lo que la clasificación de una empresa con todos sus indicadores iguales a cero sería calificada como débil, principalmente debido a la gran importancia relativa que tienen los coeficientes de retorno sobre el capital invertido y concentración de endeudamiento a corto plazo.

Todos los coeficientes aportan positivamente a la función discriminante exceptuando el índice de endeudamiento, es decir, empresas con índices de endeudamiento muy altos tenderán a ser calificadas como débiles (con todo lo demás constante). El coeficiente para el capital de trabajo es muy pequeño respecto a los demás, sin embargo esto no se debe a que su importancia relativa sea menor sino a que responde al cambio de escala en este indicador ya que mientras todos los demás indicadores se miden en términos relativos el capital de trabajo es medido en términos absolutos.



Para la construcción de la herramienta complementaria de evaluación se conserva la métrica original de las variables con el fin de no introducir complejidades técnicas (como el centrado o estandarización de las variables) al proceso de calificación financiera que puedan incrementar la posibilidad de cometer errores durante las calificaciones, lo que iría en la dirección opuesta a lo que busca esta propuesta.

### Valor Z para empresas fuertes

Para estimar la función discriminante (Z) para las empresas fuertes es necesario obtener el promedio de los indicadores financieros de las empresas fuertes (centroide para las empresas fuertes) para posteriormente calcular la función discriminante con esos promedios.

**Tabla 5 - Promedios para los indicadores financieros de las empresas fuertes**

	Promedios empresas Fuertes (centroide)
Índice de endeudamiento	0.4826819398
Capital de trabajo	26,705,911.84
Concentración de endeudamiento a corto plazo	0.7941509281
Rentabilidad del patrimonio	0.3186956161
Retorno sobre capital invertido	0.1067574225
Rotación de activos fijos	0.8508965809

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Superintendencia de sociedades (2020)

### Ecuación 4 - Z score para las empresas fuertes

$$\begin{aligned}Z_{FUERTES} &= 1.76 - 1.26 * 0.48 + 0.0000000003 * 26705911.84 \\ &\quad + 2.49 * 0.79 + 0.67 * 0.79 + 8.27 * 0.32 + 0.26 * 0.85 \\ &= 4.45\end{aligned}$$

### Valor Z para empresas débiles

Para estimar la función discriminante (Z) para las empresas débiles es necesario obtener el promedio de los indicadores financieros de estas empresas (centroide de las



empresas débiles) para posteriormente calcular la función discriminante a partir de esos promedios.

**Tabla 6 - Promedios para los indicadores financieros de las empresas fuertes**

	<b>Promedios empresas débiles (centroide)</b>
Índice de endeudamiento	0.5968633595
Capital de trabajo	27,956,408.19
Concentración de endeudamiento a corto plazo	0.6458202600
Rentabilidad del patrimonio	0.0100660929
Retorno sobre capital invertido	-0.0082920196
Rotación de activos fijos	-0.1582336529

c

#### **Ecuación 5 - Z score para empresas débiles**

$$\begin{aligned} Z_{DÉBILES} &= 1.76 - 1.26 * 0.60 + 0.0000000003 * 27956408.19 \\ &\quad + 2.49 * 0.65 + 0.67 * 0.01 - 8.27 * 0.008 - 0.26 * 0.16 \\ &= 2.52 \end{aligned}$$

#### **Punto de corte de la función discriminante**

El punto de corte de la función discriminante se calcula como un Z medio ponderado por el número de empresas en cada categoría, mediante la siguiente fórmula:

#### **Ecuación 6 - Z score de corte para clasificar empresas**

$$\begin{aligned} Z_{CORTE} &= \frac{(Z_{FUERTES} * \# \text{ empresas fuertes} + Z_{DÉBILES} * \# \text{ empresas débiles})}{\# \text{ total de empresas en la muestra}} \\ &= \frac{4.45 * 37 + 2.25 * 35}{72} \\ &= 3.51 \end{aligned}$$

De esta forma podemos establecer que las empresas cuyo valor discriminante sea mayor que 3.51 son consideradas como empresas fuertes, de lo contrario serán considerado como empresas débiles.



Se espera que el punto de corte sea un buen discriminante para las empresas ya que los centroides de cada variable difiere significativamente para cada grupo, por lo que no hay un número muy grande de empresas que se encuentren cerca de los dos centroides para una misma variable, sin embargo para mayor rigurosidad al respecto se desarrolla el análisis de las matrices de confusión tanto para la muestra usada para la construcción del modelo como para la muestra de prueba.

Como parte del análisis de centroides, a continuación se presentan las pruebas t para diferencia de medias entre los grupos (empresas fuertes y empresas débiles) para los indicadores usados en la estimación de la función discriminante.

**Tabla 7 - Pruebas t para diferencia de medias entre grupos**

	Valor t	Grados de libertad	P-valor
Índice de endeudamiento	1.90	65.29	0.06
Capital de trabajo	0.06	39.69	0.95
Concentración de endeudamiento a corto plazo	-2.86	66.70	0.006
Rentabilidad del patrimonio	-3.85	57.20	0.0003
Retorno sobre capital invertido	-6.03	60.17	0.0000001
Rotación de activos fijos	-4.39	56.70	0.00005

Fuente: Elaboración propia a partir de información en (Superintendencia de sociedades, 2020)

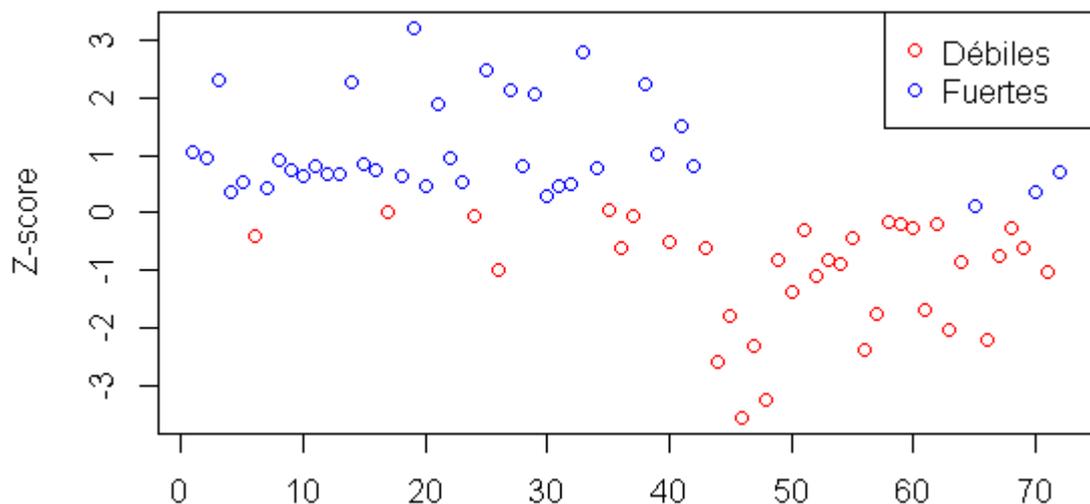
Como puede observarse, se encontraron diferencias significativas en todos los indicadores, salvo el capital de trabajo, sin embargo el indicador fue seleccionado mediante el método de stepwise hacia adelante por lo que agrega poder de discriminación a la función discriminante, así que debe ser parte de la función discriminante. Lo anterior implica que los centroides para cada grupo son significativamente diferentes y por tanto la función discriminante tiene la capacidad de clasificar a las empresas según su grupo real de pertenencia con una precisión relativamente alta, esto no podría afirmarse si no se encontraran diferencias significativas entre los centroides de los grupos.

Esto mismo puede verse al graficar los Z-scores para las empresas utilizadas en la construcción del modelo usando los ratios centrados, en la Figura 6 puede verse como



existe una clara diferenciación entre los puntajes obtenidos por las empresas débiles y las fuertes, lo que refuerza la pertinencia de la función discriminante en el propósito del presente estudio.

**Figura 6 - Puntajes Z para ratios centrados**



Fuente: Elaboración propia a partir de información en (Superintendencia de sociedades, 2020)

### Capacidad de clasificación del modelo – Matrices de confusión

La matriz de confusión es una matriz que cruza la pertenencia real a una clase con la pertenencia predicha por el modelo, en este sentido los elementos de la diagonal de esta matriz representan las clasificaciones predichas correctamente por el modelo mientras que los elementos por fuera de la diagonal representan las clasificaciones predichas incorrectamente. Es así como la suma de los elementos de la diagonal sobre el total de la muestra utilizada representa la capacidad de predicción del modelo.

Esta proporción de clasificaciones correctas puede testearse estadísticamente para determinar la significancia de la función discriminante, a continuación la fórmula para obtener el valor crítico para esta prueba (Joseph F. Hair William C. Black, 2019, p. 498):



$$t = \frac{p - 0.5}{\sqrt{\frac{0.5(1 - 0.5)}{N}}}$$

Donde  $p$  se refiere a la proporción de casos correctamente clasificados y  $N$  al tamaño de la muestra.

Para la muestra utilizada en la construcción del modelo se obtuvieron las predicciones del Anexo III, por lo que se tiene la siguiente matriz de confusión.

**Tabla 8 - Matriz de confusión para la muestra usada en la construcción del modelo**

Clase ↓ / Predicción →	Fuerte	Débil
Fuerte	32	5
Débil	5	30

En este sentido, se tiene un total de 62 predicciones correctas y 10 erróneas, por lo que se tiene una precisión del 86.11%<sup>5</sup> con una significancia de 5.603e-10.

Para la muestra de prueba se obtuvieron las predicciones del Anexo IV, lo que se representa mediante la siguiente matriz de confusión.

A continuación se presenta una aproximación visual a los resultados de la matriz de confusión para las empresas que componen la muestra con la que se estimó el modelo.

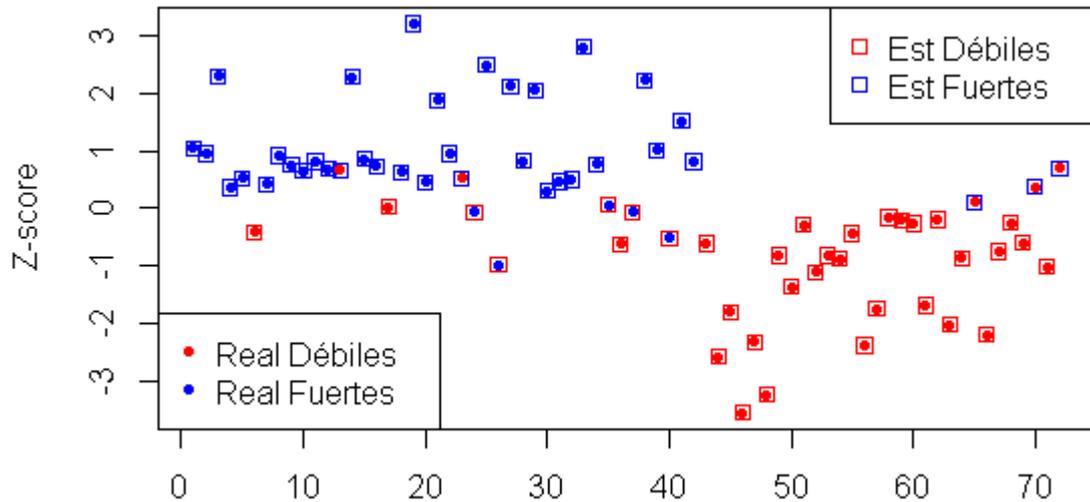
La Figura 7 muestra la clasificación dada por la función discriminante, puede verse algunas clasificaciones incorrectas para empresas que presentan un puntaje estandarizado muy cercano al punto de corte, sin embargo, aún cuando las empresas se encuentren cerca al punto de corte de la función, la mayoría de las empresas son correctamente clasificadas, al tratarse de una estimación estadística es de esperarse que existan algunas observaciones diferentes a su valor real, sin embargo, como se mostró anteriormente tanto el porcentaje de clasificaciones correctas como su significancia estadísticas son favorables para la estimación e interpretación de las clasificaciones de las empresas.

---

<sup>5</sup>  $\frac{62}{72} = 0.8611$



**Figura 7 - Clasificación real y clasificación estimada de las empresas usadas en la construcción del modelo**



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos en (Superintendencia de sociedades, 2020)

**Tabla 9 - Matriz de confusión para la muestra de prueba**

Clase ↓ / Predicción →	Fuerte	Débil
Fuerte	8	1
Débil	2	7

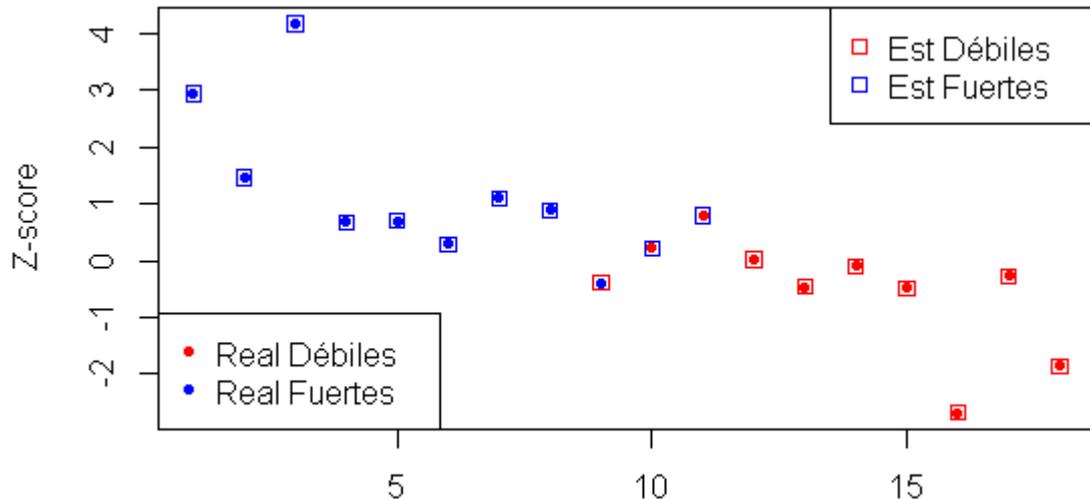
Para esta muestra tenemos un total de 15 predicciones correctas y 3 erróneas lo que implica una precisión del 83.33%<sup>6</sup> con una significancia de 0.0135, por lo que el modelo es útil para clasificar empresas incluso cuando estas no participaron de la construcción del mismo, lo que es una característica deseable en el contexto de la evaluación financiera de empresas participantes en procesos de selección pública. Este nivel de precisión es compatible con el método y los resultados expuestos por (Támara et al., 2019) en su revisión de diversos métodos usados para aproximar la quiebra empresarial y sus respectivos niveles de precisión informados en los trabajos académicos consultados.

---

<sup>6</sup>  $\frac{15}{18} = 0.8333$



**Figura 8 - Clasificación real y clasificación estimada de las empresas usadas para probar el modelo**



Fuente: Elaboración propia a partir de la información en (Superintendencia de sociedades, 2020)

La Figura 8 muestra, de forma gráfica, la calidad en las clasificaciones hechas por el modelo, al igual que en la muestra usada para la construcción del modelo, algunas observaciones cercanas al punto de corte fueron clasificadas erróneamente, sin embargo tanto el porcentaje de aciertos como su significancia estadística son válidos para la estimación e interpretación de calificaciones de empresas incluso cuando estas no hicieran parte de la muestra de estimación.

### Evaluación de supuestos

En cuanto a la normalidad multivariada y la igualdad de matrices de varianzas y covarianzas, teniendo en cuenta los porcentajes de clasificación correcta tanto para la muestra de estimación del modelo como de la muestra de prueba, ambos superiores a 70%, y el tamaño de muestra para ambas clases en la muestra de estimación, ambos superiores a 20 empresas, se puede afirmar que se cumplen las condiciones por las cuales el modelo es robusto en cuanto a la estimación e interpretación. Adicionalmente es necesario tener en cuenta que la prueba de Box para homocedasticidad es sensible a tamaños de muestra



relativamente grandes (en este caso la muestra es de 72 observaciones) por lo que no necesariamente se puede rechazar la hipótesis de homogeneidad de matrices de varianzas y covarianzas. Adicionalmente, es preciso tener en cuenta lo mencionado por (Semnate & Antonio, 2010) al reconocer que la validez del modelo depende principalmente de si el porcentaje de predicción del modelo es satisfactorio y si existe una buena separación de los grupos (análisis de centroides).

Finalmente, frente a la independencia de las observaciones, se excluyeron del análisis las variables con correlación mayor a 0.4 y estadísticamente significativa, adicionalmente, por construcción es de esperarse que la información reportada por las empresas sea independiente entre sí al no tener ningún motivo que indique que la información financiera de unas empresas se vea influida por la información financiera de otras.

### **Construcción del instrumento de evaluación**

A partir de estos resultados es posible crear un instrumento de evaluación que les permitirá a las entidades estatales de la ciudad de Bogotá complementar la evaluación financiera de los proponentes en sus procesos de selección.

Usando una hoja de cálculo podemos crear una matriz que tenga en las columnas los indicadores financieros incluidos en el z score: índice de endeudamiento, capital de trabajo, concentración de endeudamiento a corto plazo, rentabilidad del patrimonio, retorno sobre capital invertido y rotación de activos fijos; mientras en las filas se listan los diferentes proponentes en el proceso de selección, así como se muestra a continuación:

**Tabla 10 - Estructura de la hoja de cálculo**

	Índice de endeudamiento	Capital de trabajo	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Rentabilidad del patrimonio	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos fijos
Proponente 1						
Proponente 2						



Proponente 3						
...						

Posteriormente se agrega el cálculo para cada proponente teniendo en cuenta la función discriminante presentada en la Ecuación 3, de esta forma se obtienen el valor Z de la función discriminante para cada proponente.

Finalmente usando el punto de corte calculado en la Ecuación 6 se decide sobre la clasificación que tendrá la empresa: fuerte o débil; criterio que puede ser incluido como un indicador financiero habilitante complementario a los habitualmente usados por las entidades. En este sentido, una empresa deberá ser calificada como fuerte por la función discriminante, además de cumplir con los demás criterios financieros habilitantes exigidos por la entidad para ser considerada como financieramente habilitada.

## 6. Conclusiones/reflexiones finales

El análisis de ratios ha sido usado ampliamente por la entidades públicas para realizar la evaluación financiera de los proponentes en procesos de contratación pública y de esta forma aproximarse a una medida de salud financiera de los mismos que reduzca el riesgo de incumplimiento de las obligaciones contractuales durante la ejecución del objeto, como lo muestra la información en el sistema electrónico de compras públicas, la evaluación financiera de los procesos de contratación en Colombia se realiza teniendo en cuenta un análisis univariado de acuerdo con los indicadores financieros establecidos como obligatorios por Colombia compra eficiente, esto presenta una oportunidad de mejora en cuanto a la inclusión de una evaluación financiera que incluya análisis multivariados y permita establecer un límite objetivo con el cual evaluar fácilmente a los proponentes.

En este sentido, el análisis de discriminante múltiple (ADM) como técnica de clasificación multivariada complementa el análisis tradicional de ratios financieros usado por las entidades públicas para realizar la evaluación financiera en sus procesos de contratación. A partir de la información publicada por la superintendencia de industria y



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



comercio en su sistema integrado de información societaria para el periodo 2015-2019, se estimó un modelo de ADM con una capacidad de predicción del 83%, lo que permite que sea usado como una herramienta durante el proceso de evaluación financiera en los procesos de contratación pública en la ciudad de Bogotá, permitiendo evaluar a los proponentes de los procesos independientemente de si su información fue usada o no en la construcción del modelo.

A partir del modelo estimado se presentó una herramienta de fácil aplicación en una hoja de cálculo que le otorga a las entidades públicas una evaluación rápida y resumida frente a la fortaleza o debilidad de los proponentes participantes del proceso. El uso de esta herramienta ayudará a fortalecer el proceso de selección reduciendo así el riesgo de adjudicar los contratos públicos a empresas que pueden llegar a tener dificultades financieras durante la ejecución del objeto contractual.

El uso de esta herramienta no presentará un incremento significativo en el esfuerzo o el tiempo de evaluación de los proponentes por lo que no se afectarán los tiempos generales en los procesos de contratación, tampoco reviste de una dificultad significativa al ser fácilmente implementable en una hoja de cálculo y no representa un esfuerzo adicional en la consecución de información de los proponentes, ya que se hace uso de los indicadores financieros establecidos previamente por Colombia Compra Eficiente para evaluar la capacidad financiera y organizacional, por lo que su uso no afectará significativamente el proceso de evaluación y en cambio presentará un complemento estadísticamente robusto frente a la evaluación financiera en el mismo.

La metodología presentada en este trabajo permite replicar el proceso para una ciudad diferente o un sector específico, por lo que además de presentar una herramienta para la ciudad de Bogotá, también presenta una metodología por medio de la cual obtener una herramienta complementaria para otras ciudades o sectores específicos de la economía según las necesidades de la entidad contratante.



## 7. Referencias bibliográficas

- Alaka, H., Oyedele, L. O., Owolabi, H., Kumar, P. V., Ajayi, S., Akinadé, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Syst. Appl.*, 94, 164–184.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA® models. In *Handbook of research methods and applications in empirical finance* (pp. 428–455). Edward Elgar Publishing.
- Altman, E. I., & Saunders, A. (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11–12), 1721–1742.
- Andres, J. de, Lorca, P., & Cos-Juez, F. S.-L. and F. J. De. (2012). Bankruptcy Prediction and Credit Scoring: A Review of Recent Developments Based on Hybrid Systems and Some Related Patents. In *Recent Patents on Computer Science (Discontinued)* (Vol. 5, Issue 1, pp. 11–20).  
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.2174/2213275911205010011>
- Arnold, T., & Earl Jr, J. H. (2006). Applying Altman's Z-Score in the Classroom. *Journal of Financial Education*, 97–102.
- Bohórquez Alfonso, G. N. (2019). *Modelo de predictibilidad de quiebra para las empresas colombianas del subsector de servicios profesionales*.  
<http://hdl.handle.net/10726/2192>
- Ciampi, F., & Gordini, N. (2008). Using economic-financial ratios for small enterprise default prediction modeling: An empirical analysis. *2008 Oxford Business & Economics Conference Proceedings, Association for Business and Economics Research (ABER)*, 1–21.
- Colombia Compra Eficiente. (2013). *Manual para determinar y verificar los requisitos habilitantes en los Procesos de Contratación*.  
[https://www.colombiacompra.gov.co/sites/cce\\_public/files/cce\\_documents/cce\\_manu\\_al\\_requisitos\\_habilitantes.pdf](https://www.colombiacompra.gov.co/sites/cce_public/files/cce_documents/cce_manu_al_requisitos_habilitantes.pdf)
- DANE. (2012). *CIU Rev. 4 A.C.*



- [https://www.dane.gov.co/files/nomenclaturas/CIIU\\_Rev4ac.pdf](https://www.dane.gov.co/files/nomenclaturas/CIIU_Rev4ac.pdf)
- Departamento Nacional de planeación. (2015). *Decreto 1082*.
- Desai, M. (2019). *How Finance Works: The HBR Guide to Thinking Smart about the Numbers* (Pasta blan). Harvard Business School Press.
- Fukunaga, K. (1999). *Introduction to Statistical Pattern Recognition* (2nd ed.). Elsevier-Academic Press.
- <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=f1fc9b38f5e9f245c7cde3afeded4d06>
- García Aponte, D. E. (2014). Evaluación financiera en los procesos de contratación estatal en Colombia. *Universidad Militar Nueva Granada*, 21.
- <http://hdl.handle.net/10654/10993>
- Garzón Arévalo, A. J., Mendoza Galvis, M., & Montañez Vacca, N. T. (2018). Los indicadores financieros en la actividad contractual. *Universidad Libre*, 32.
- <http://hdl.handle.net/10901/11898>
- Gobierno de Colombia. (1993). *Ley 80*.
- Harris, R. J. (2001). *A Primer of Multivariate Statistics* (3rd ed.). Psychology Press.
- <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=3fbda7e6403d88a9f752abc533ae66c7>
- Joseph F. Hair William C. Black, B. J. B. R. E. A. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th Editio). Cengage Learning.
- <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=77b780fd8b2862ff3a8062d6153de132>
- Klecka, W. R. (1980). *Discriminant analysis* (1st ed.). SAGE.
- <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=6fc4b48970bfd2f13014a38aeee1b351>
- Martin Salgado, J. D. (2018). *Análisis Discriminante Múltiple para la estimación de la probabilidad de insolvencia en empresas del sector industrial del distrito de Bogotá*. Universidad Nacional de Colombia-Sede Bogotá.
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2020). *Datos abiertos Colombia*. <https://www.datos.gov.co/>
- R Core Team. (2021). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. <https://www.r-project.org/>
- REPUBLICA DE COLOMBIA - GOBIERNO NACIONAL. (2007). *Ley 1150*.
- Rodríguez, I. S. O. (2015). *Alcances y limitaciones de los métodos de evaluación*



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



*económica a acuerdos colusorios en la contratación pública: el caso colombiano.*

<http://bdigital.unal.edu.co/48037/>

Rosillo, J. (2002). Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas.

*Innovar: Revista de Ciencias Administrativas y Sociales*, 109–124.

Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2010). *Metodología de la investigación* (M. C.

Jesús (ed.); 5th ed.). MCGRAW-HILL.

SECOP I. (2020). *Sistema electrónico de compras públicas I.*

<https://www.contratos.gov.co/consultas/inicioConsulta.do>

SECOP II. (2020). *Sistema electrónico de compras públicas II.*

<https://community.secop.gov.co/Public/Tendering/ContractNoticeManagement/Index?currentLanguage=es-CO&Page=login&Country=CO&SkinName=CCE>

Semanate, N., & Antonio, L. (2010). *Análisis de la aplicación de los modelos de predicción de quiebras en Colombia.*

SUIN. (2006). *Decreto 4350 de 2006*. Decreto Reglamentario. [http://www.suin-](http://www.suin-juriscal.gov.co/viewDocument.asp?id=1545247)

[juriscal.gov.co/viewDocument.asp?id=1545247](http://www.suin-juriscal.gov.co/viewDocument.asp?id=1545247)

Superintendencia de sociedades. (2020). *Sirem*. Portales de Información.

[https://www.supersociedades.gov.co/delegatura\\_aec/estudios\\_financieros/Paginas/sirem.aspx](https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_aec/estudios_financieros/Paginas/sirem.aspx)

Támara, A. L., Villegas, G. C., & De Andrés, J. (2019). Una revisión sistemática de la

literatura en torno a la quiebra empresarial para el período 2012-2017. *Revista ESPACIOS*, 40(04). <http://www.revistaespacios.com/a19v40n04/19400425.html>

Tascón, M., & Gutiérrez, F. (2012). Variables y Modelos Para La Identificación y

Predicción Del Fracaso Empresarial: Revisión de La Investigación Empírica Reciente

\*. *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 15, 7–58.

[https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)

Walsh, C. (2008). *Key Management Ratios: The 100+ Ratios Every Manager Needs To Know* (*Financial Times Series*) (4th ed.). Financial Times/ Prentice Hall.



## 8. Anexos

### Anexo I – Ratios financieros promedio para las 90 empresas con información completa

Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios
800005260	INDUSTRIAS INVERSIONES Y SERVICIOS DELRIO S.A.S.	4	22.8%	5	34,482,754	144.6%	3	87.4%	12.6%	40,528,699	25.7%	19.9%	7.2%	11.3%	19.0%	0.20	1.38	5.05
800011955	DIGITAL ESTEREO S.A.S	30	3.2%	617	2,975,201	95.4%	30	97.1%	2.9%	3,179,436	15.2%	14.7%	54.5%	81.6%	10.3%	0.15	2.34	0.00
800013349	RENOVADORA DE LLANTAS S A	2	39.3%	4	5,281,052	4.8%	1	83.8%	16.2%	18,521,010	16.5%	10.0%	5.0%	10.8%	6.9%	0.10	0.20	3.23
800015615	MARPICO S.A.	2	37.1%	6	48,271,247	8.2%	1	87.0%	13.0%	80,133,768	13.6%	8.6%	5.0%	10.7%	6.0%	0.09	0.29	1.15
800019615	SYMRISE LTDA	3	27.1%	7	42,937,012	47.7%	2	81.8%	18.2%	87,958,246	37.2%	27.1%	15.9%	25.1%	20.6%	0.27	0.64	3.01
800020706	LSANI S A S	1	80.7%	3	19,468,310	6.0%	0	70.2%	29.8%	71,061,478	71.7%	13.8%	5.1%	11.5%	9.7%	0.14	0.36	1.39
800021308	DRUMMOND LTD COMERCIALIZADORA INTERCIOL	2	30.8%	21	672,291,566	9.6%	1	37.5%	62.5%	5,893,263,693	6.6%	4.6%	0.6%	7.4%	3.2%	0.05	0.06	5.12
800023551	CONSULTORES MINEROS SAS	1	80.4%	0	-6,530,444	5.9%	0	63.0%	37.0%	16,246,020	37.3%	7.3%	0.5%	4.2%	5.1%	0.07	0.13	6.27
800024265	EDITORIAL SANTILLA S.A.S	3	32.2%	18	12,462,157	19.0%	3	99.8%	0.2%	14,225,976	5.6%	3.8%	5.0%	4.7%	2.7%	0.04	0.45	2.07
800026696	COMPRAS PROGRAMADAS ELECTROPLAN S.A SOCIEDAD ADMINISTRADORA DE PLANES DE AUT	1	86.1%	2	-1,488,525	23.7%	1	90.2%	9.8%	3,336,705	25.6%	3.5%	5.3%	10.5%	3.0%	0.04	0.12	0.00
800029447	GE ENERGY COLOMBIA S.A.	1	118.3%	-4	12,028,529	35.7%	1	65.3%	34.7%	-20,765,086	90.2%	-16.5%	-23.0%	-18.4%	-15.5%	-0.17	-1.35	11.62
800031939	C I HOSA S A	2	108.2%	0	16,223,744	17.5%	2	14.5%	85.5%	-10,340,786	10.5%	-0.9%	-8.1%	-1.8%	-0.6%	-0.01	-0.01	13.88
800044807	STEPAN COLOMBIA S.A.S.	2	35.3%	6	28,561,909	72.7%	2	99.8%	0.2%	38,478,669	25.9%	16.8%	6.6%	10.4%	15.3%	0.17	1.00	6.87
800049458	FLORVAL SAS	1	53.0%	2	652,116	17.0%	1	73.3%	26.7%	14,408,729	32.6%	15.3%	4.5%	8.4%	11.2%	0.15	0.26	39.46
800057310	NEC DE COLOMBIA S.A.	1	88.1%	0	16,686,632	14.6%	1	95.9%	4.1%	24,020,885	-32.7%	-3.9%	-6.4%	-4.3%	-3.0%	-0.04	-0.54	8.08
800057965	VISION SOFTWARE S.A.S	1	78.4%	2	8,854,982	16.3%	1	99.2%	0.8%	9,934,122	33.4%	7.2%	1.0%	2.8%	5.6%	0.07	2.42	33.96
800061357	IMPLANTES Y SISTEMAS ORTOPEDICOS S. A.	2	48.0%	2	25,706,027	4.3%	1	86.9%	13.1%	41,171,189	23.8%	12.4%	7.8%	14.0%	8.6%	0.12	0.48	0.80
800066453	OLD MUTUAL PLANEACION FINANCIERA S A	150	0.2%	999	7,279,885	1156.3%	150	100.0%	0.0%	28,358,152	16.2%	16.2%	18254.6%	18368.7%	11.2%	0.16	0.22	0.00
800068713	OLEODUCTO DE COLOMBIA S.A.	2	38.4%	349	117,040,255	149.3%	2	49.3%	50.7%	359,557,400	66.9%	41.2%	42.3%	67.2%	39.1%	0.41	0.68	343.79
800072702	INVERSIONES G B S SAS	6	56.4%	0	6,494,741	20.7%	6	2.7%	97.3%	40,379,695	0.5%	0.2%	-52.3%	26.1%	0.1%	0.00	0.00	0.00
800073584	ANTEA COLOMBIA SAS EN REORGANIZACION	1	112.7%	-5	-6,021,259	6.5%	1	64.5%	35.5%	-3,190,495	235.6%	-29.8%	-31.4%	-38.1%	-21.3%	-0.30	-0.58	0.00
800074912	OFIMARCAS S.A.S.	3	34.8%	7	1,482,161	25.0%	2	99.6%	0.4%	1,812,648	31.9%	20.8%	3.3%	5.9%	15.5%	0.21	1.73	11.51
800077635	L M INSTRUMENTS S A	3	25.5%	999	25,506,250	38.7%	2	93.1%	6.9%	34,614,916	19.6%	14.6%	8.3%	14.1%	10.9%	0.15	0.68	2.32
800082889	DATALOG COLOMBIA S A S	4	33.1%	1	7,998,661	124.6%	4	44.5%	55.5%	11,693,052	6.9%	4.6%	7.1%	5.6%	3.9%	0.05	0.12	20.90



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios
800087204	HOTEL LA BOHEME LTDA	1	41.5%	5	610,783	77.9%	1	71.6%	28.4%	3,105,388	23.3%	13.6%	8.2%	12.7%	12.1%	0.14	0.23	35.45
800087795	DOW AGROSCIENCES DE COLOMBIA S.A.	1	69.9%	153	53,238,373	11.4%	1	90.7%	9.3%	174,165,577	36.1%	10.9%	6.8%	11.1%	8.0%	0.11	0.40	3.61
800090902	PROCLIN PHARMA S.A.	1	45.7%	5	3,794,025	4.5%	1	68.4%	31.6%	17,225,534	8.1%	4.4%	4.3%	9.3%	3.0%	0.04	0.08	2.49
800096494	FLORES DEL HATO S A S INDUSTRIAL FARMACEUTICA	2	40.6%	0	2,534,686	16.9%	2	72.5%	27.5%	4,957,647	5.4%	3.2%	1.5%	2.5%	2.3%	0.03	0.08	48.59
800100610	UNION DE VERTICES DE TECNOFARMA S.A.	2	75.5%	1	47,349,672	10.2%	1	56.8%	43.2%	41,461,254	72.0%	17.6%	3.7%	12.1%	12.5%	0.18	0.61	4.05
800101932	FLORES EL CIPRES S A S	1	51.2%	1	240,034	15.5%	1	62.0%	38.0%	5,186,879	21.9%	10.7%	2.2%	6.3%	7.7%	0.11	0.16	62.82
800103052	ORACLE COLOMBIA LIMITADA	1	90.8%	4	154,556,187	19.4%	1	74.6%	25.4%	55,949,614	53.8%	5.0%	0.8%	4.9%	3.9%	0.05	0.74	96.57
800103903	QUAD GRAPHICS COLOMBIA S A	1	83.5%	0	18,495,422	2.2%	1	56.1%	43.9%	17,801,454	-0.6%	-0.1%	-4.6%	-0.1%	-0.1%	0.00	0.00	5.36
800105706	UPSISTEMAS S. A.S.	1	66.8%	7	11,048,878	12.8%	1	82.9%	17.1%	15,541,799	41.7%	13.9%	4.7%	9.2%	10.1%	0.14	0.66	6.67
800112440	TORNILLOS Y PARTES PLAZA S A ARKOS SISTEMAS	2	54.7%	3	15,937,725	2.4%	0	91.6%	8.4%	24,726,924	24.0%	10.9%	5.8%	13.3%	7.5%	0.11	0.53	0.80
800118660	ARQUITECTONICOS S A	3	32.2%	4	16,560,960	75.9%	1	74.9%	25.1%	24,447,058	18.0%	12.2%	3.7%	8.7%	10.1%	0.12	0.41	2.81
800119297	G R CHIA S.A.S.	1	27.0%	5	1,161,048	26.9%	1	52.6%	47.4%	25,506,609	9.1%	6.6%	4.4%	5.7%	4.7%	0.07	0.08	7.78
800123857	FLORES JAYVA S A S	1	56.3%	-2	794	7.9%	1	82.9%	17.1%	2,990,327	-42.3%	-18.5%	-8.7%	-8.5%	-13.1%	-0.19	-0.35	95.72
800125639	KENWORTH DE LA MONTAÑA S. A. S.	1	63.0%	1	11,453,492	3.3%	0	74.3%	25.7%	96,273,926	11.9%	4.4%	1.9%	7.0%	3.1%	0.04	0.09	1.40
800125859	C I FLORES MILONGA S A	3	38.6%	13	2,945,935	40.5%	2	59.7%	40.3%	5,002,654	33.9%	20.8%	11.4%	13.9%	15.6%	0.21	0.51	26.88
800126875	FLORES DE BOJACA S A S	1	52.1%	0	168,473	11.5%	1	64.6%	35.4%	5,663,932	4.0%	1.9%	-0.7%	1.5%	1.4%	0.02	0.03	46.81
800130305	FLORES LA MA S A S	1	51.2%	1	2,313,629	10.3%	1	64.9%	35.1%	11,140,911	7.3%	3.6%	0.3%	2.3%	2.5%	0.04	0.06	62.74
800132469	FLORES EL TANDIL S A S	1	49.8%	-1	402,967	14.4%	1	66.3%	33.7%	4,355,351	-26.3%	-13.2%	-6.7%	-6.7%	-9.4%	-0.13	-0.21	51.69
800136835	LEVEL 3 COLOMBIA S A.	1	38.0%	11	13,496,211	24.3%	1	69.0%	31.0%	287,680,040	14.7%	9.1%	7.0%	13.3%	6.6%	0.09	0.13	0.00
800138850	REPSOL EXPLORACION COLOMBIA S.A.	2	14.4%	-19,799	16,087,695	83.9%	2	80.3%	19.7%	188,065,955	-58.7%	-50.2%	-2167.6%	-2155.2%	-37.8%	-0.50	-0.62	0.00
800146425	ORGANIZACION SOLARTE Y CIA. S.C.A.	2	35.9%	3	40,564,983	23.1%	1	47.8%	52.2%	185,823,992	12.1%	7.8%	3.2%	6.9%	5.5%	0.08	0.11	5.71
800148312	COMPAÑIA COLOMBIA AGROINDUSTRIAL S A	1	84.9%	-1	9,012,875	1.9%	0	100.0%	0.0%	21,760,214	-10.2%	-1.5%	-0.8%	-0.5%	-1.1%	-0.02	-0.17	3.99
800150223	PRIMATELA S.A S	2	48.6%	2	59,102,682	10.5%	1	100.0%	0.0%	60,003,360	11.0%	5.7%	3.0%	5.7%	4.1%	0.06	7.33	1.46
800153970	VITRAL TEXTIL SAS.	1	68.8%	1	5,251,961	17.2%	1	98.6%	1.4%	9,349,904	26.3%	8.2%	3.2%	9.1%	6.3%	0.08	0.56	1.91
800155291	CONSTRUCTORA NORBERTO ODEBRECHT S A	2	64.5%	1	37,465,765	53.9%	1	62.1%	37.9%	61,361,807	42.7%	15.2%	-1.6%	13.9%	13.2%	0.15	0.40	25.19
800161555	HARINERA INDUPAN S.A.S.	4	50.0%	3	19,245,893	294.0%	3	34.8%	65.2%	16,434,716	27.6%	13.8%	5.4%	9.7%	19.2%	0.14	0.57	6.81
800161656	MODANOVA S A S ANDALUCIA S.A.S.	1	27.8%	2	6,162,902	35.8%	1	67.5%	32.5%	61,066,822	3.3%	2.4%	0.1%	3.8%	1.7%	0.02	0.03	1.86
800162991	EN EJECUCION DEL ACUERDO DE REESTRUCTURACION	3	60.2%	1	6,969,955	2.6%	3	26.6%	73.4%	9,737,942	26.0%	10.4%	-2.0%	18.8%	7.1%	0.10	0.19	36.05
800163827	ANDIASISTENCIA COMPAÑIA DE	1	71.4%	-7	5,128,533	3.6%	1	93.1%	6.9%	8,005,049	-105.9%	-30.3%	-19.6%	-18.1%	-21.1%	-0.30	-1.99	0.00



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios
800167919	ASISTENCIA DE LOS ANDES S.A.S.	1	73.6%	1	25,023,025	2.5%	1	94.2%	5.8%	34,839,227	33.5%	8.8%	1.4%	8.3%	6.1%	0.09	0.76	1.78
800170865	STILOTEX S.A S SERVICIOS INDUSTRIALES DE LAVADO SIL S.A.S.	2	11.1%	5	4,675,840	72.2%	2	74.8%	25.2%	34,303,318	1.4%	1.3%	2.5%	3.4%	0.9%	0.01	0.02	14.37
800173004	SOCIEDAD DE COMERCIALIZACION INTERCIOL FRUTAS COMERCIALES S.A.	2	64.8%	1	1,913,250	4.1%	1	92.0%	8.0%	2,231,046	25.4%	8.9%	1.8%	2.2%	6.2%	0.09	0.88	21.92
800173424	EN REORGANIZACION PERFUMES Y COSMETICOS INTERCIOLES PERCOINT S.A.	1	85.0%	0	-1,036,195	10.3%	1	98.1%	1.9%	5,689,875	3.3%	0.5%	-10.6%	1.6%	0.4%	0.01	0.03	0.78
800174043	ORTOMAC S. A S	5	30.8%	2	9,698,331	19.0%	2	45.0%	55.0%	13,392,362	8.6%	6.0%	3.9%	10.9%	4.2%	0.06	0.17	0.63
800174162	IBOPE COLOMBIA S A S	2	48.5%	6	4,357,693	58.1%	2	86.3%	13.7%	10,090,324	88.9%	45.8%	19.7%	30.3%	41.1%	0.46	1.27	0.00
800184925	ELECTROLUX S.A.	1	90.1%	-1	4,148,566	7.0%	1	99.6%	0.4%	5,991,471	-91.5%	-9.1%	-9.8%	-5.5%	-6.6%	-0.09	-2.67	4.02
800187974	COLOMBIA ENERGY DEVELOPMENT CO	1	34.1%	15	-19,338,294	19.0%	1	73.9%	26.1%	125,689,516	22.9%	15.1%	19.2%	31.9%	10.8%	0.15	0.18	32.37
800195190	CONFITECA COLOMBIA S A	1	83.2%	-2	-1,590,671	9.7%	1	46.8%	53.2%	8,309,833	-46.8%	-7.8%	-9.1%	-6.0%	-5.5%	-0.08	-0.12	5.44
800195326	ORANGE BUSINESS SERVICES COLOMBIA S A	2	23.1%	5	6,372,123	58.7%	2	97.4%	2.6%	20,085,470	7.5%	5.8%	1.7%	6.2%	4.5%	0.06	0.11	45.10
800200237	DICERMEX S.A.	1	83.6%	-1	6,096,548	8.9%	1	99.4%	0.6%	7,304,321	-20.2%	-3.3%	-4.9%	-2.9%	-2.4%	-0.03	-1.04	2.00
800200934	TETRA PAK LTDA	1	85.0%	2	-64,576,231	4.0%	1	99.2%	0.8%	30,847,320	62.8%	9.4%	1.9%	10.2%	6.6%	0.09	0.20	6.46
800203705	INVERSIONES POSEIDON S.A.S	3	28.4%	3	545,981	136.9%	3	31.0%	69.0%	2,052,096	7.7%	5.5%	13.6%	17.8%	4.3%	0.06	0.08	0.00
800203984	SIMONIZ S.A.	2	75.0%	1	23,530,458	17.9%	1	81.3%	18.7%	16,925,818	25.9%	6.5%	1.6%	4.4%	5.0%	0.06	1.52	1.70
800206842	BAKER HUGHES DE COLOMBIA	2	32.2%	12	164,029,709	3.1%	2	93.1%	6.9%	256,408,321	15.1%	10.2%	2.9%	7.9%	7.0%	0.10	0.38	4.38
800208865	OMNILIFE DE COLOMBIA SAS	2	54.9%	8	8,426,893	106.3%	1	73.1%	26.9%	11,428,704	68.3%	30.8%	6.2%	11.0%	36.6%	0.31	1.16	3.15
800213075	RESTCAFE S A S	1	78.9%	0	-8,983,492	13.4%	1	33.2%	66.8%	23,724,057	-7.7%	-1.6%	-4.2%	-1.3%	-1.1%	-0.02	-0.02	10.94
800214071	RE WARE DE COLOMBIA S.A.S.	2	40.1%	1	17,517,135	7.9%	1	98.0%	2.0%	26,480,957	13.9%	8.3%	2.4%	6.8%	5.8%	0.08	0.39	1.26
800214937	WAYUU FLOWERS S.A.S.	0	78.4%	0	-4,767,818	2.9%	0	35.4%	64.6%	5,624,887	2.9%	0.6%	-23.5%	1.2%	0.4%	0.01	0.01	38.73
800215218	INTERCIOL K EDITORES S A S.	3	13.6%	8	3,595,980	0.6%	3	74.3%	25.7%	18,630,998	17.7%	15.3%	53.1%	56.5%	10.4%	0.15	0.21	11.57
800216499	AGOFER S. A.S.	1	79.8%	1	24,263,930	7.6%	0	90.0%	10.0%	37,994,042	34.1%	6.9%	1.4%	5.0%	4.9%	0.07	0.45	2.22
800218958	FLEXO SPRING S. A. S.	2	45.7%	1	73,428,293	36.9%	2	70.1%	29.9%	130,123,818	9.9%	5.4%	2.3%	4.8%	4.1%	0.05	0.14	7.23
800219189	REPRESENTACIONES EURODENT S.A.	1	59.8%	3	6,249,041	3.6%	1	70.7%	29.3%	15,654,344	22.1%	8.9%	6.0%	13.1%	6.1%	0.09	0.21	1.61
800219876	SODEXO SERVICIOS DE BENEFICIOS E INCENTIVOS COLOMBIA S.A.	1	96.0%	2	789,564	27.0%	1	100.0%	0.0%	5,678,966	74.9%	3.0%	1.4%	13.1%	2.7%	0.03	0.87	53.48
800220087	TURFLOR S. A. S.	2	83.1%	1	5,117,333	10.2%	1	52.7%	47.3%	3,770,342	56.7%	9.6%	2.4%	10.3%	6.8%	0.10	0.29	15.68
800226384	WINTHROP PHARMACEUTICALS DE COLOMBIA S.A.	3	37.7%	22	17,252,113	5.4%	2	100.0%	0.0%	18,159,877	12.2%	7.6%	-0.1%	6.8%	5.3%	0.08	2.43	6.34
800226891	INVERSIONES B F S SAS	1	17.1%	51	235,706	58.1%	1	18.1%	81.9%	38,088,543	6.2%	5.2%	155.2%	185.4%	3.6%	0.05	0.05	0.00
800227103	FLORES EL ALJIBE SAS	1	52.4%	0	466,136	10.9%	1	71.4%	28.6%	4,056,633	-4.5%	-2.2%	-1.9%	-1.1%	-1.5%	-0.02	-0.04	45.47
800227924	COMERCIALIZADORA INTERCIOL INVERMEC S.A.	1	56.0%	1	21,551,725	47.3%	1	92.5%	7.5%	37,717,174	23.6%	10.4%	4.1%	7.6%	9.4%	0.10	0.45	8.05



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios
800230209	WEATHERFORD COLOMBIA LIMITED	4	29.2%	-1	261,939,537	2.7%	2	53.7%	46.3%	441,123,092	-3.4%	-2.4%	-2.2%	-2.5%	-1.6%	-0.02	-0.06	2.27
800230447	SODEXO S.A.S	1	84.0%	7	5,773,855	18.2%	1	100.0%	0.0%	18,410,293	145.6%	23.2%	2.7%	5.6%	18.7%	0.23	2.12	67.68
800231779	REFORESTACION Y PARQUES S.A. COMPANIA DE ASISTENCIA AL VIAJERO DE COLOMBIA LTDA	3	29.0%	5	17,863,498	214.7%	3	64.9%	35.1%	36,508,491	12.2%	8.6%	7.8%	12.4%	9.9%	0.09	0.19	2.78
800239454	EPSON COLOMBIA LTDA	2	65.0%	2	8,313,544	28.9%	2	36.1%	63.9%	8,377,194	55.8%	19.5%	5.0%	17.3%	14.2%	0.20	0.47	0.00
800239471	HOTEL PARQUE ROYAL SAS	1	116.4%	1	-6,934,292	7.6%	0	86.9%	13.1%	-13,861,043	-20.3%	3.3%	-0.3%	1.8%	2.5%	0.03	0.47	3.16
800241635	HOTEL ANDINO ROYAL S A S	1	61.0%	4	-412,199	22.1%	1	59.0%	41.0%	8,822,056	24.9%	9.7%	4.3%	8.3%	7.2%	0.10	0.15	58.18
800241641	HEWLETT PACKARD COLOMBIA LTDA	1	43.7%	7	462,899	48.3%	1	67.7%	32.3%	3,682,303	20.4%	11.5%	9.7%	11.7%	9.1%	0.11	0.18	52.94
800241958		2	75.4%	1	93,641,946	24.7%	1	77.1%	22.9%	59,654,040	23.5%	5.8%	0.4%	4.0%	4.6%	0.06	1.76	7.09

### Anexo II – Posición media por empresa

Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios	Posición media
800005260	INDUSTRIAS INVERSIONES Y SERVICIOS DELRIO S.A.S.	6	7	30	15	5	7	30	61	22	30	8	16	26	6	8	9	47	15
800011955	DIGITAL ESTEREO S.A.S	2	2	3	62	9	2	18	73	81	48	17	3	3	20	17	4	84.5	22
800013349	RENOVADORA DE LLANTAS S A	43	31	31	53	74	65	35	56	43	46	32	28	30	34	32	45	53	41
800015615	MARPICO S.A.	24	26	23	10	64	67	31	60	13	52	41	29	31	42	41	38	74	32
800019615	SYMRISE LTDA	16	11	20	12	20	23	38	53	12	17	4	8	9	4	4	20	56	17
800020706	LSANI S A S	71	73	40	23	71	86	54	37	14	7	20	26	25	24	20	37	72	41
800021308	DRUMMOND LTD	35	16	8	1	62	71	81	10	1	67	60	62	46	60	60	67	46	47
800023551	COMERCIALIZADORA INTERCIOL CONSULTORES MINEROS SAS	85	72	70	86	72	88	66	25	50	16	46	63	63	47	46	56	42	61
800024265	EDITORIAL SANTILLA S.A.S	12	19	9	35	39	11	7	84	54	69	63	30	61	64	63	31	63	34
800026696	COMPRAS PROGRAMADAS ELECTROPLAN S.A SOCIEDAD ADMINISTRADORA DE PLANES DE AUT	82	82	45	82	33	62	28	63	80	31	65	25	32	63	65	57	84.5	61
800029447	GE ENERGY COLOMBIA S.A.	67	90	87	36	26	50	61	30	90	3	86	86	88	87	86	88	28	62
800031939	C I HOSA S A	32	87	76	31	43	27	89	2	88	58	76	80	79	76	76	76	27	64
800044807	STEPAN COLOMBIA S.A.S.	23	24	21	16	13	22	8	83	24	28	11	20	33	10	11	12	37	17
800049458	FLORVAL SAS	76	47	43	70	45	59	48	43	53	23	13	32	41	16	13	40	15	46



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios	Posición media
800057310	NEC DE COLOMBIA S.A.	69	83	79	29	49	56	19	72	38	85	82	78	82	82	82	84	32	64
800057965	VISION SOFTWARE S.A.S	58	69	41	41	47	43	13	78	60	22	47	60	67	44	47	3	19	36
800061357	IMPLANTES Y SISTEMAS ORTOPEDICOS S. A.	34	38	42	17	76	74	32	59	21	35	23	14	14	27	23	26	75	30
800066453	OLD MUTUAL PLANEACION FINANCIERA S A	1	1	1.5	45	1	1	3	88	33	47	12	1	1	15	12	42	84.5	22
800068713	OLEODUCTO DE COLOMBIA S.A.	26	29	4	5	4	18	76	15	3	9	2	5	4	2	2	18	1	24
800072702	INVERSIONES G B S SAS	3	52	69	47	36	3	90	1	23	76	74	89	8	74	74	74	84.5	59
800073584	ANTEA COLOMBIA SAS EN REORGANIZACION	87	88	88	85	70	76	65	26	87	1	88	88	89	89	88	85	84.5	71
800074912	OFIMARCAS S.A.S.	19	23	16	67	30	21	10	81	86	24	7	40	53	9	7	7	30	23
800077635	L M INSTRUMENTS S A	9	9	1.5	18	23	15	22	69	30	43	18	12	13	17	18	17	60	19
800082889	DATALOG COLOMBIA S A S	7	21	63	44	7	4	80	11	56	66	59	17	57	58	59	58	24	48
800087204	HOTEL LA BOHEME LTDA	49	34	26	71	11	36	51	40	82	38	22	13	21	14	22	41	18	43
800087795	DOW AGROSCIENCES DE COLOMBIA S.A.	65	62	5	9	54	68	27	64	8	18	27	19	27	28	27	33	52	35
800090902	PROCLIN PHARMA S. A.	50	36	27	60	75	49	57	34	47	62	62	34	37	62	62	64	59	56
800096494	FLORES DEL HATO S A S	28	33	71	64	46	20	50	41	75	70	67	56	68	68	67	62	11	54
800100610	INDUSTRIAL FARMACEUTICA UNION DE VERTICES DE TECNOFARMA S.A.	37	67	58	11	60	46	71	20	20	6	10	38	23	13	10	21	49	32
800101932	FLORES EL CIPRES S A S	74	44	57	76	48	54	68	23	73	41	28	50	51	29	28	52	5	55
800103052	ORACLE COLOMBIA LIMITADA	52	85	34	4	37	35	44	47	19	13	58	61	59	57	58	16	2	39
800103903	QUAD GRAPHICS COLOMBIA S A	53	76	75	25	88	63	72	19	46	77	75	76	75	75	75	75	45	65
800105706	UPSISTEMAS S. A.S.	47	60	17	38	52	45	36	55	52	15	19	31	38	21	19	19	39	34
800112440	TORNILLOS Y PARTES PLAZA S A	39	48	37	33	87	85	26	65	36	34	26	23	17	30	26	24	76	33
800118660	ARKOS SISTEMAS ARQUITECTONICOS S A	11	20	33	30	12	30	42	49	37	44	24	39	40	22	24	32	57	29
800119297	G R CHIA S.A.S.	60	10	29	68	29	47	75	16	35	60	49	33	54	50	49	63	34	55
800123857	FLORES JAYVA S A S	79	51	85	79	66	60	37	54	83	86	87	81	86	86	87	83	3	72
800125639	KENWORTH DE LA MONTAÑA S. A. S.	70	56	60	37	81	87	46	45	11	56	61	51	47	61	61	61	71	55
800125859	C I FLORES MILONGA S A	18	30	11	63	22	14	69	22	74	20	6	10	16	8	6	25	21	33
800126875	FLORES DE BOJACA S A S	77	45	72	78	53	58	64	27	71	71	70	69	73	70	70	70	12	68
800130305	FLORES LA MA S A S	54	43	68	65	57	38	63	28	58	65	64	65	69	66	64	66	6	60



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios	Posición media
800132469	FLORES EL TANDIL S A S	66	41	83	75	50	52	60	31	76	84	85	79	85	85	85	82	10	70
800136835	LEVEL 3 COLOMBIA S A.	68	28	13	34	32	48	56	35	4	50	36	18	18	36	36	55	84.5	47
800138850	REPSOL EXPLORACION COLOMBIA S.A.	38	5	90	32	10	26	40	51	6	88	90	90	90	90	90	86	84.5	54
800146425	ORGANIZACION SOLARTE Y CIA. S.C.A.	33	25	35	13	34	64	77	14	7	55	44	42	48	45	44	59	43	44
800148312	COMPANÍA COLOMBIA AGROINDUSTRAL S A	73	79	84	40	89	89	3	88	40	81	77	70	76	77	77	81	51	62
800150223	PRIMATELA S.A S	27	40	50	8	56	57	3	88	17	57	54	43	55	56	54	1	70	27
800153970	VITRAL TEXTIL SAS.	57	61	52	54	44	70	14	77	62	26	43	41	39	38	43	23	65	39
800155291	CONSTRUCTORA NORBERTO ODEBRECHT S A	41	57	67	14	18	31	67	24	15	14	15	71	15	12	15	34	22	34
800161555	HARINERA INDUPAN S.A.S.	5	42	38	24	2	5	84	7	49	25	21	24	36	5	21	22	38	30
800161656	MODANOVA S A S	48	12	47	50	25	79	59	32	16	73	69	66	65	69	69	69	66	54
800162991	ANDALUCIA S.A.S. EN EJECUCION DEL ACUERDO DE REESTRUCTURACION	14	54	62	46	85	8	87	4	61	27	30	73	10	32	30	47	17	44
800163827	ANDIASISTENCIA COMPANÍA DE ASISTENCIA DE LOS ANDES S.A.S.	55	63	89	55	80	37	21	70	66	90	89	85	87	88	89	89	84.5	66
800167919	STILOTEX S.A S	56	64	64	19	86	75	20	71	29	21	39	57	42	41	39	15	67	34
800170865	SERVICIOS INDUSTRIALES DE LAVADO SIL S.A.S.	21	3	24	57	14	17	43	48	31	75	71	46	66	71	71	72	26	49
800173004	SOCIEDAD DE COMERCIALIZACION INTERCIOL FRUTAS COMERCIALES S.A.	45	58	59	66	77	39	25	66	84	32	37	53	70	39	37	13	23	40
800173424	EN REORGANIZACION PERFUMES Y COSMETICOS INTERCIOLES PERCOINT S.A.	80	81	73	81	58	72	15	76	69	72	73	84	72	73	73	71	77	68
800174043	ORTOMAC S. A.S	4	17	48	39	38	24	79	12	55	61	51	37	29	54	51	51	78	44
800174162	IBOPE COLOMBIA S A S	42	39	22	58	16	29	34	57	59	4	1	6	7	1	1	10	84.5	27
800184925	ELECTROLUX S.A.	72	84	80	59	69	77	9	82	68	89	84	83	83	84	84	90	50	70
800187974	COLOMBIA ENERGY DEVELOPMENT CO	89	22	10	89	40	78	47	44	10	39	16	7	6	18	16	50	20	51
800195190	CONFITECA COLOLOMBIA S A	84	75	86	83	61	81	78	13	65	87	83	82	84	83	83	80	44	81
800195326	ORANGE BUSINESS SERVICES COLOMBIA S A	25	8	25	48	15	19	17	74	41	64	53	54	52	52	53	60	14	39
800200237	DICERMEX S.A.	63	77	81	51	63	73	11	80	67	82	81	77	81	81	81	87	64	65



Nit	Razón social de la sociedad	Índice de liquidez	Índice de endeudamiento	Razón de cobertura de intereses	Capital de trabajo	Razón de efectivo	Prueba ácida	Concentración de endeudamiento a corto plazo	Concentración de endeudamiento a largo plazo	Patrimonio	Rentabilidad del patrimonio	Rentabilidad del activo	Margen Bruto	Margen operacional	Retorno sobre capital invertido	Rotación de activos totales	Rotación de activos fijos	Rotación de inventarios	Posición media
800200934	TETRA PAK LTDA	88	80	46	90	78	80	12	79	32	10	35	52	35	37	35	46	40	52
800203705	INVERSIONES POSEIDON S.A.S	10	13	36	72	6	6	86	5	85	63	55	9	11	53	55	65	84.5	52
800203984	SIMONIZ S.A.	40	65	51	21	42	66	39	52	48	29	50	55	62	48	50	8	68	36
800206842	BAKER HUGHES DE COLOMBIA	22	18	12	3	82	25	23	68	5	49	31	44	44	33	31	36	48	26
800208865	OMNILIFE DE COLOMBIA SAS	31	49	15	42	8	42	49	42	57	8	3	21	28	3	3	11	55	28
800213075	RESTCAFE S A S	86	70	78	88	51	82	85	6	39	80	78	75	78	78	78	77	31	81
800214071	RE WARE DE COLOMBIA S.A.S.	29	32	54	27	65	34	16	75	34	51	42	47	49	43	42	35	73	33
800214937	WAYUU FLOWERS S.A.S.	90	68	74	84	83	90	83	8	72	74	72	87	74	72	72	73	16	78
800215218	INTERCIOL K EDITORES S A S.	15	4	14	61	90	10	45	46	42	45	14	4	5	19	14	44	29	33
800216499	AGOFER S. A.S.	61	71	66	20	68	84	29	62	26	19	48	58	58	49	48	30	62	40
800218958	FLEXO SPRING S. A. S.	30	37	55	7	24	28	55	36	9	59	56	49	60	55	56	54	35	42
800219189	REPRESENTACIONES EURODENT S.A.	51	53	39	49	79	69	53	38	51	40	38	22	19	40	38	43	69	47
800219876	SODEXO SERVICIOS DE BENEFICIOS E INCENTIVOS COLOMBIA S.A.	78	86	49	69	28	53	3	88	70	5	68	59	20	65	68	14	8	46
800220087	TURFLOR S. A. S.	44	74	65	56	59	32	74	17	78	11	34	48	34	35	34	39	25	48
800226384	WINTHROP PHARMACEUTICALS DE COLOMBIA S.A.	17	27	7	28	73	16	6	85	45	54	45	67	50	46	45	2	41	26
800226891	INVERSIONES B F S SAS	62	6	6	77	17	44	88	3	25	68	57	2	2	59	57	68	84.5	61
800227103	FLORES EL ALJIBE SAS	64	46	77	73	55	51	52	39	77	79	79	72	77	79	79	78	13	67
800227924	COMERCIALIZADORA INTERCIOL INVERMEC S.A.	46	50	53	22	21	41	24	67	27	36	29	36	45	25	29	29	33	33
800230209	WEATHERFORD COLOMBIA LIMITED	8	15	82	2	84	13	73	18	2	78	80	74	80	80	80	79	61	48
800230447	SODEXO S.A.S	75	78	19	52	41	55	3	88	44	2	5	45	56	7	5	5	4	32
800231779	REFORESTACION Y PARQUES S.A.	13	14	28	26	3	9	62	29	28	53	40	15	22	23	40	48	58	34
800239454	COMPANIA DE ASISTENCIA AL VIAJERO DE COLOMBIA LTDA	20	59	44	43	27	12	82	9	64	12	9	27	12	11	9	28	84.5	36
800239471	EPSON COLOMBIA LTDA	83	89	61	87	67	83	33	58	89	83	66	68	71	67	66	27	54	67
800241635	HOTEL PARQUE ROYAL SAS	81	55	32	80	35	61	70	21	63	33	33	35	43	31	33	53	7	58
800241641	HOTEL ANDINO ROYAL S A S	59	35	18	74	19	40	58	33	79	42	25	11	24	26	25	49	9	49
800241958	HEWLETT PACKARD COLOMBIA LTDA	36	66	56	6	31	33	41	50	18	37	52	64	64	51	52	6	36	35



### Anexo III – Clase real y predicción del modelo para la muestra usada en la construcción del modelo

Muestra modelo	Razón social de la sociedad	Clase	Z score	Predicción
800206842	BAKER HUGHES DE COLOMBIA	Fuerte	4.499602	Fuerte
800227924	COMERCIALIZADORA INTERCIOL INVERMEC S.A.	Fuerte	4.411207	Fuerte
800005260	INDUSTRIAS INVERSIONES Y SERVICIOS DELRIO S.A.S.	Fuerte	5.752546	Fuerte
800203984	SIMONIZ S.A.	Fuerte	3.816322	Fuerte
800155291	CONSTRUCTORA NORBERTO ODEBRECHT S A	Fuerte	3.97821	Fuerte
800220087	TURFLOR S. A. S.	Débil	3.040562	Débil
800020706	LSANI S A S	Fuerte	3.874404	Fuerte
800214071	RE WARE DE COLOMBIA S.A.S.	Fuerte	4.372785	Fuerte
800024265	EDITORIAL SANTILLA S.A.S	Fuerte	4.217527	Fuerte
800167919	STILOTEX S.A S	Fuerte	4.108362	Fuerte
800105706	UPSISTEMAS S. A.S.	Fuerte	4.271182	Fuerte
800173004	SOCIEDAD DE COMERCIALIZACION INTERCIOL FRUTAS COMERCIALES S.A. EN REORGANIZACION	Fuerte	4.143227	Fuerte
800049458	FLORVAL SAS	Débil	4.12405	Fuerte
800074912	OFIMARCAS S.A.S.	Fuerte	5.733916	Fuerte
800061357	IMPLANTES Y SISTEMAS ORTOPEDICOS S. A.	Fuerte	4.313638	Fuerte
800153970	VITRAL TEXTIL SAS.	Fuerte	4.189512	Fuerte
800219189	REPRESENTACIONES EURODENT S.A.	Débil	3.475422	Débil
800013349	RENOVADORA DE LLANTAS S A	Fuerte	4.084065	Fuerte
800208865	OMNILIFE DE COLOMBIA SAS	Fuerte	6.667723	Fuerte
800100610	INDUSTRIAL FARMACEUTICA UNION DE VERTICES DE TECNOFARMA S.A.	Fuerte	3.910161	Fuerte
800066453	OLD MUTUAL PLANEACION FINCIERA S A	Fuerte	5.336794	Fuerte
800125859	C I FLORES MILONGA S A	Fuerte	4.406122	Fuerte
800219876	SODEXO SERVICIOS DE BENEFICIOS E INCENTIVOS COLOMBIA S.A.	Débil	3.988408	Fuerte
800103052	ORACLE COLOMBIA LIMITADA	Fuerte	3.394301	Débil
800150223	PRIMATELA S.A S	Fuerte	5.948736	Fuerte
800162991	ANDALUCIA S.A.S. EN EJECUCION DEL ACUERDO DE REESTRUCTURACION	Fuerte	2.469723	Débil
800019615	SYMRISE LTDA	Fuerte	5.584991	Fuerte
800118660	ARKOS SISTEMAS ARQUITECTONICOS S A	Fuerte	4.284189	Fuerte
800044807	STEPAN COLOMBIA S.A.S.	Fuerte	5.506346	Fuerte
800216499	AGOFER S. A.S.	Fuerte	3.753623	Fuerte
800161555	HARINERA INDUPAN S.A.S.	Fuerte	3.920884	Fuerte
800231779	REFORESTACION Y PARQUES S.A.	Fuerte	3.957764	Fuerte



Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado



Muestra modelo	Razón social de la sociedad	Clase	Z score	Predicción
800230447	SODEXO S.A.S	Fuerte	6.254885	Fuerte
800087204	HOTEL LA BOHEME LTDA	Fuerte	4.230131	Fuerte
800239454	COMPAÑIA DE ASISTENCIA AL VIAJERO DE COLOMBIA LTDA	Fuerte	3.510078	Débil
800021308	DRUMMOND LTD	Débil	2.837837	Débil
800218958	FLEXO SPRING S. A. S.	Fuerte	3.394989	Débil
800011955	DIGITAL ESTEREO S.A.S	Fuerte	5.691215	Fuerte
800215218	INTERCIOL K EDITORES S A S.	Fuerte	4.468454	Fuerte
800174043	ORTOMAC S. A.S	Fuerte	2.934581	Débil
800077635	L M INSTRUMENTS S A	Fuerte	4.97226	Fuerte
800112440	TORNILLOS Y PARTES PLAZA S A	Fuerte	4.267537	Fuerte
800082889	DATALOG COLOMBIA S A S	Débil	2.846669	Débil
800029447	GE ENERGY COLOMBIA S.A.	Débil	0.869171	Débil
800123857	FLORES JAYVA S A S	Débil	1.656649	Débil
800138850	REPSOL EXPLORACION COLOMBIA S.A.	Débil	-0.10116	Débil
800072702	INVERSIONES G B S SAS	Débil	1.129613	Débil
800163827	ANDIASISTENCIA COMPAÑIA DE ASISTENCIA DE LOS ANDES S.A.S.	Débil	0.210871	Débil
800239471	EPSON COLOMBIA LTDA	Débil	2.639584	Débil
800103903	QUAD GRAPHICS COLOMBIA S A	Débil	2.096625	Débil
800125639	KENWORTH DE LA MONTAÑA S. A. S.	Débil	3.171329	Débil
800226891	INVERSIONES B F S SAS	Débil	2.342019	Débil
800230209	WEATHERFORD COLOMBIA LIMITED	Débil	2.63656	Débil
800200237	DICERMEX S.A.	Débil	2.577776	Débil
800023551	COMERCIALIZADORA INTERCIOL CONSULTORES MINEROS SAS	Débil	3.016026	Débil
800195190	CONFITECA COLOLOMBIA S A	Débil	1.071321	Débil
800214937	WAYUU FLOWERS S.A.S.	Débil	1.705919	Débil
800096494	FLORES DEL HATO S A S	Débil	3.298682	Débil
800241635	HOTEL PARQUE ROYAL SAS	Débil	3.254891	Débil
800119297	G R CHIA S.A.S.	Débil	3.192182	Débil
800132469	FLORES EL TANDIL S A S	Débil	1.771073	Débil
800161656	MODANOVA S A S	Débil	3.262115	Débil
800213075	RESTCAFE S A S	Débil	1.43446	Débil
800203705	INVERSIONES POSEIDON S.A.S	Débil	2.595962	Débil
800170865	SERVICIOS INDUSTRIALES DE LAVADO SIL S.A.S.	Débil	3.567783	Fuerte
800184925	ELECTROLUX S.A.	Débil	1.258635	Débil
800227103	FLORES EL ALJIBE SAS	Débil	2.7087	Débil
800090902	PROCLIN PHARMA S. A.	Débil	3.20973	Débil



Muestra modelo	Razón social de la sociedad	Clase	Z score	Predicción
800126875	FLORES DE BOJACA S A S	Débil	2.85516	Débil
800241641	HOTEL ANDINO ROYAL S A S	Débil	3.828182	Fuerte
800057310	NEC DE COLOMBIA S.A.	Débil	2.434624	Débil
800200934	TETRA PAK LTDA	Débil	4.157471	Fuerte

#### Anexo IV - Clase real y predicción del modelo para la muestra de prueba

Muestra prueba	Razón social de la sociedad	Clase	Z score	Predicción
800068713	OLEODUCTO DE COLOMBIA S.A.	Fuerte	6.393377	Fuerte
800226384	WINTHROP PHARMACEUTICALS DE COLOMBIA S.A.	Fuerte	4.918507	Fuerte
800174162	IBOPE COLOMBIA S A S	Fuerte	7.619425	Fuerte
800015615	MARPICO S.A.	Fuerte	4.13155	Fuerte
800087795	DOW AGROSCIENCES DE COLOMBIA S.A.	Fuerte	4.152693	Fuerte
800241958	HEWLETT PACKARD COLOMBIA LTDA	Fuerte	3.745682	Fuerte
800057965	VISION SOFTWARE S.A.S	Fuerte	4.553977	Fuerte
800195326	ORANGE BUSINESS SERVICES COLOMBIA S A	Fuerte	4.343227	Fuerte
800146425	ORGANIZACION SOLARTE Y CIA. S.C.A.	Fuerte	3.07003	Débil
800136835	LEVEL 3 COLOMBIA S A.	Débil	3.681627	Fuerte
800187974	COLOMBIA ENERGY DEVELOPMENT CO	Débil	4.249771	Fuerte
800101932	FLORES EL CIPRES S A S	Débil	3.478171	Débil
800130305	FLORES LA MA S A S	Débil	3.001276	Débil
800026696	COMPRAS PROGRAMADAS ELECTROPLAN S.A SOCIEDAD ADMINISTRADORA DE PLANES DE AUT	Débil	3.365987	Débil
800148312	COMPAÑIA COLOMBIA AGROINDUSTRIAL S A .	Débil	2.978846	Débil
800031939	C I HOSA S A	Débil	0.778881	Débil
800173424	PERFUMES Y COSMETICOS INTERCIOLES PERCOINT S.A.	Débil	3.187095	Débil
800073584	ANTEA COLOMBIA SAS EN REORGANIZACION	Débil	1.609611	Débil