

**ANÁLISIS DE INDICADORES CLAVE QUE DETERMINAN EL RANKING  
EMPRESARIAL EN ECUADOR DURANTE EL 2023 UTILIZANDO TÉCNICAS  
MULTIVARIANTES**

**ANALYSIS OF KEY INDICATORS DETERMINING THE BUSINESS RANKING IN  
ECUADOR DURING 2023 USING MULTIVARIATE TECHNIQUES**

**Autores:** <sup>1</sup>Alicia del Rocío Sani Centeno y <sup>2</sup>José Omar Cabrera Escobar.

<sup>1</sup>ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0006-6038-5776>

<sup>2</sup>ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0197-5163>

<sup>1</sup>E-mail de contacto: [alicia.sani@unach.edu.ec](mailto:alicia.sani@unach.edu.ec)

<sup>2</sup>E-mail de contacto: [omar.cabrera@unach.edu.ec](mailto:omar.cabrera@unach.edu.ec)

Afiliación: <sup>1\*</sup><sup>2\*</sup>Universidad Nacional de Chimborazo, (Ecuador).

Artículo recibido: 27 de mayo del 2025

Artículo revisado: 31 de mayo del 2025

Artículo aprobado: 15 de junio del 2025

<sup>1</sup>Ingeniería, especialización en Mecánica de la Escuela Politécnica del Chimborazo, (Ecuador) con 10 años de experiencia laboral. Maestrante de la Maestría en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional de la Universidad Nacional de Chimborazo, (Ecuador).

<sup>2</sup>Ingeniería, especialización en Mecánica de la Escuela Politécnica del Chimborazo, (Ecuador) con 11 años de experiencia laboral. Magíster en Diseño, de la Universidad Internacional SEK, (Ecuador). Magíster en Ingeniería Matemática y Computación de la Universidad Internacional de la Rioja, (España). Doctorado en Avances de Ingeniería de Materiales y Energías Sostenibles de la Universidad de Jaén, (España).

### **Resumen**

La alta competitividad y diversidad estructural en el ámbito empresarial latinoamericano hacen necesario comprender los elementos clave que condicionan el posicionamiento corporativo. El presente estudio analiza los factores financieros y operativos determinantes en la ubicación de las empresas ecuatorianas dentro del ranking empresarial correspondiente al año 2023, aplicando técnicas estadísticas multivariantes. Para ello, se utilizó una base compuesta por 119.611 empresas activas que entregaron oportunamente sus reportes financieros a la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, sometida posteriormente a una minuciosa depuración y a una normalización mediante el método Z-Score. Se aplicó un Análisis de Componentes Principales (ACP) que permitió sintetizar las variables originales en tres dimensiones fundamentales, las cuales explicaron conjuntamente el 76,51 % de la varianza total. Posteriormente, el algoritmo K-Means segmentó las empresas en tres grupos específicos, cuya validez estadística fue corroborada a través de un análisis discriminante, alcanzando una precisión global del 99,9 %. Los resultados destacan una pronunciada concentración empresarial en un

segmento caracterizado por limitado desempeño económico, vinculado al tamaño organizacional, rentabilidad reducida y presión tributaria elevada, en contraste con un pequeño segmento que exhibe claras ventajas competitivas. Estos hallazgos aportan información crítica para el diseño de políticas públicas diferenciadas, estrategias empresariales focalizadas y ofrecen un modelo analítico con potencial para ser replicado a escala regional, sectorial, así como para su utilización en predicciones del desempeño empresarial futuro.

**Palabras clave:** Ranking corporativo, Análisis multivariante, Componentes principales, Clustering K-Means, Análisis discriminante.

### **Abstract**

The high level of competitiveness and structural diversity within the Latin American corporate landscape underscores the need to understand the key elements that influence corporate positioning. This study analyzes the financial and operational factors that determine the placement of Ecuadorian companies in the 2023 national business ranking, applying multivariate statistical techniques. The dataset comprised 119,611 active companies that submitted their financial reports on time to the

Superintendency of Companies, Securities, and Insurance. The data were thoroughly cleaned and normalized using the Z-Score method. A Principal Component Analysis (PCA) was then conducted, reducing the original variables into three fundamental dimensions that together explained 76.51% of the total variance. Subsequently, the K-Means clustering algorithm segmented the companies into three distinct groups, whose statistical validity was confirmed through discriminant analysis, achieving an overall classification accuracy of 99.9%. The results highlight a significant concentration of firms within a segment marked by limited economic performance, associated with smaller organizational size, reduced profitability, and high tax burden. In contrast, a smaller group exhibits clear competitive advantages. These findings provide critical insights for the design of differentiated public policies and targeted corporate strategies, and offer an analytical model with strong potential for replication at regional or sectoral levels, as well as for use in forecasting future business performance.

**Keywords: Business ranking, Multivariate analysis, Principal component analysis, K-Means clustering, Discriminant analysis.**

### **Sumário**

A elevada competitividade e a diversidade estrutural no setor empresarial latino-americano tornam essencial a compreensão dos elementos-chave que influenciam o posicionamento corporativo. Este estudo analisa os fatores financeiros e operacionais determinantes da posição das empresas equatorianas no ranking empresarial referente ao ano de 2023, por meio da aplicação de técnicas estatísticas multivariadas. Utilizou-se uma base composta por 119.611 empresas ativas que apresentaram pontualmente seus relatórios financeiros à Superintendência de Companhias, Valores e Seguros, a qual foi submetida a uma criteriosa depuração e posterior normalização por meio do método Z-Score. Aplicou-se uma Análise de Componentes Principais (ACP), que sintetizou as variáveis originais em três dimensões fundamentais, explicando conjuntamente

76,51% da variância total. Em seguida, o algoritmo K-Means segmentou as empresas em três grupos específicos, cuja validade estatística foi confirmada por meio de análise discriminante, alcançando uma precisão global de 99,9%. Os resultados evidenciam uma acentuada concentração empresarial em um segmento com baixo desempenho econômico, associado ao porte organizacional, rentabilidade reduzida e elevada carga tributária, em contraste com um pequeno grupo que apresenta claras vantagens competitivas. Esses achados fornecem informações críticas para a formulação de políticas públicas diferenciadas, estratégias empresariais direcionadas e propõem um modelo analítico com potencial de replicação em nível regional e setorial, bem como para a previsão do desempenho empresarial futuro.

**Palavras-chave: Ranking corporativo, Análise multivariada, Componentes principais, Agrupamento K-Means, Análise discriminante.**

### **Introducción**

La evaluación del desempeño empresarial y el posicionamiento de las compañías en rankings corporativos ha adquirido una importancia creciente en el ámbito académico y profesional, especialmente en contextos económicos en desarrollo (Torres et al., 2024). Este interés responde a la necesidad de establecer criterios objetivos para comparar el rendimiento de las organizaciones, facilitar la toma de decisiones y orientar estrategias empresariales basadas en evidencia cuantitativa. En particular, se ha enfatizado la identificación de los indicadores más influyentes en la determinación del ranking empresarial, lo que permite comprender con mayor precisión los factores críticos que inciden en la competitividad y sostenibilidad de las empresas. (Kountur y Aprilia, 2020). En el caso ecuatoriano, la utilidad neta ha sido tradicionalmente el principal criterio utilizado por instituciones como la Superintendencia de Compañías para ordenar a las empresas en

rankings oficiales (Tobar, 2024). Sin embargo, esta aproximación unidimensional resulta insuficiente para capturar la complejidad del desempeño corporativo. El análisis empresarial contemporáneo requiere considerar múltiples dimensiones, entre ellas ingresos totales, activos, patrimonio y otros indicadores financieros que ofrecen una imagen más amplia y precisa del funcionamiento organizacional (Mbona y Yusheng, 2019).

En este contexto, las técnicas multivariantes han surgido como herramientas estadísticas clave para abordar la multiplicidad de indicadores. A diferencia de los enfoques tradicionales, estas metodologías permiten integrar y analizar de manera conjunta diversas variables, proporcionando una visión más holística del desempeño empresarial. De esta forma, se mejora la calidad analítica de los rankings corporativos y se optimiza la clasificación de las empresas según su perfil financiero real (Niftiyev et al., 2024). Entre las técnicas estadísticas multivariantes más utilizadas destacan el Análisis de Componentes Principales y el análisis de conglomerados o Clustering. El ACP permite reducir la dimensionalidad del conjunto original de variables correlacionadas, extrayendo componentes independientes que conservan gran parte de la información original (Jolliffe y Cadima, 2016). Esto facilita la interpretación de los patrones subyacentes y mejora la eficiencia del análisis. Por su parte, el Clustering agrupa a las empresas en conjuntos homogéneos con base en similitudes financieras, permitiendo una segmentación más precisa del tejido empresarial.

Diversos estudios han demostrado la eficacia de estas técnicas en contextos empresariales. De la Rosa et al. (2021) aplicaron ACP y análisis de clúster a una muestra de 21 empresas mexicanas, identificando tres componentes

principales que explicaron el 76 % de la varianza total y clasificando a las empresas según su rentabilidad y liquidez. Esta metodología permitió una segmentación clara de las organizaciones, identificando grupos homogéneos de desempeño, y fue posteriormente validada mediante métodos jerárquicos y K-medias. El estudio constituye una referencia clave para replicar el enfoque en el contexto ecuatoriano. Asimismo, Bazarán et al., (2023) desarrollaron un instrumento de medición de competitividad empresarial en la provincia de El Oro, empleando un análisis factorial exploratorio que identificó un único factor general que explicó el 76 % de la varianza. A partir de esta estructura latente, utilizaron regresión múltiple para establecer la relación entre competitividad general y subcomponentes internos, identificando como más relevantes los estándares de medición, infraestructura y sistemas de información.

El estudio de Ciencias Jurídicas et al., (2019), centrado en empresas familiares de Guayaquil, también utilizó ACP y representaciones HJ-Biplot para clasificar empresas en función de su orientación familiar, propiedad y sucesión generacional. Estos hallazgos reforzaron la utilidad del ACP para segmentar entornos heterogéneos mediante análisis gráficos que revelan patrones estructurales. Por otro lado, Mbona y Yusheng (2019) analizaron el desempeño financiero de tres compañías chinas del sector telecomunicaciones a lo largo de 17 años. Utilizando ACP sobre 18 indicadores, extrajeron cuatro componentes que explicaron el 85,6 % de la variabilidad total, lo que facilitó la selección de 12 ratios financieros clave para evaluar dimensiones como rentabilidad, eficiencia operativa y solvencia. De igual forma, Dzuba y Krylov (2021) implementaron Clustering sobre una muestra de 2.030 corporaciones internacionales, identificando

siete agrupaciones distintas basadas en la gestión financiera. Estos clústeres reflejaron patrones específicos en el uso de recursos, y se propuso su uso como variable categórica en modelos de riesgo financiero y valoración empresarial.

En Colombia, Quintero et al. (2020) aplicaron análisis de conglomerados y discriminante a 1.007 PYMES, agrupándolas según indicadores de rentabilidad. Se lograron identificar cuatro grupos diferenciados con alta precisión clasificatoria, destacando la utilidad de estas técnicas para segmentar el sector empresarial en función de su desempeño financiero. Finalmente, Matute y Muñoz (2024) realizaron un estudio con 200 PYMES ecuatorianas a partir de 208 variables organizadas en áreas temáticas. Tras aplicar ACP y Clustering K-means, identificaron tres grupos empresariales diferenciados, confirmando la importancia de factores como la gestión del talento humano y las capacidades operativas para explicar el éxito organizacional. Con base en esta revisión, se observa una tendencia creciente en el uso de técnicas multivariantes para analizar el desempeño empresarial, lo que ha permitido generar modelos más robustos, explicativos y aplicables en contextos diversos. Sin embargo, en Ecuador, los estudios con enfoque multivariante sobre el ranking empresarial a gran escala siguen siendo limitados, especialmente considerando la totalidad de empresas registradas oficialmente.

En este sentido, el presente estudio tiene como objetivo principal aplicar técnicas multivariantes, específicamente el Análisis de Componentes Principales y el algoritmo K-means, para identificar los indicadores financieros que explican el posicionamiento de las empresas ecuatorianas en el ranking empresarial del año 2023. A partir de estos resultados, se pretende construir una tipología

empresarial que permita interpretar las diferencias estructurales entre grupos de empresas y evaluar la consistencia interna de la segmentación mediante análisis discriminante. La hipótesis que guía este trabajo sostiene que los indicadores financieros clave pueden agruparse en componentes significativos y que, mediante el uso de técnicas multivariantes, es posible identificar clústeres empresariales con perfiles homogéneos de desempeño, lo que mejora la comprensión del posicionamiento relativo de las empresas en el ranking nacional. Esta información resulta relevante tanto para actores públicos como privados interesados en fortalecer la competitividad y sostenibilidad del tejido empresarial ecuatoriano.

### **Materiales y Métodos**

La investigación se basa en la información proporcionada por la Superintendencia de Compañías, tomando como referencia específica la fecha de corte del 18 de junio de 2024 (Superintendencia de Compañías, 2024). Esta base fue construida a partir de los estados financieros presentados por empresas activas registradas en dicho período. De acuerdo con datos oficiales, en el año 2023 existían 153.365 empresas activas, de las cuales 124.548 entregaron sus estados financieros oportunamente. Sin embargo, hasta la fecha indicada, únicamente 119.611 empresas figuraban en la base de datos utilizada para este estudio, debido a que las restantes entregaron la información posteriormente a dicha fecha. En una primera etapa del estudio, realizamos una exploración inicial y una depuración minuciosa de la base para asegurar la calidad y precisión de los análisis posteriores enfocados en los factores clave del ranking empresarial. Inicialmente, importamos los datos al software estadístico RStudio, elegido por su versatilidad en análisis estadísticos complejos. Tras una revisión preliminar, detectamos 110 registros

duplicados en la columna denominada “expedientes”, los cuales representaban filas con valores exactamente iguales en todas sus columnas. Dado que estas filas no aportaban datos adicionales, optamos por eliminar una de cada par de duplicados, garantizando así la representación única de cada empresa en el análisis, minimizando sesgos potenciales.

Respecto al tratamiento de datos faltantes, realizamos un análisis detallado columna por columna. En este proceso, observamos que la variable "tamaño" presentaba 26.850 valores incompletos. Debido a que esta variable responde a criterios específicos establecidos por la Superintendencia de Compañías en sus regulaciones, aplicamos dichos criterios oficiales para completar la información faltante de manera coherente y precisa. En cuanto al manejo de valores atípicos, decidimos mantener todos los datos originales sin modificaciones. Esta decisión obedece a que las variables financieras reflejan información real proporcionada por las empresas en sus balances oficiales. En este contexto, valores extremos o negativos, como grandes pérdidas o utilidades mínimas, constituyen datos auténticos y relevantes que deben preservarse para mantener la integridad analítica del estudio. Para simplificar el manejo estadístico y la interpretación de los resultados, renombramos las variables financieras con las cuales se va a trabajar en el análisis a términos más directos y prácticos: Activo, Patrimonio, IngresoVentas, UtilidadAntesImpuesto, UtilidadEjercicio, UtilidadNeta, IrCausado e IngresoTotal, que son las que representan el desempeño económico de la empresa y también se trabaja con la variable Cant.Empleados y con esto se introduce una dimensión estructural que representa la parte operativa de la empresa, estos indicadores fueron seleccionados ya que

son todas las variables numéricas que se encuentran disponibles en la base de datos.

Posteriormente, se efectuó un análisis descriptivo del conjunto de datos con el objetivo de evaluar su distribución general y obtener una visión preliminar de su comportamiento estadístico. Se calcularon medidas de tendencia central y dispersión para cada variable, lo cual permitió identificar patrones iniciales y verificar la adecuación de los datos para análisis posteriores. Para complementar esta exploración, se elaboraron diagramas de caja individuales, los cuales ofrecieron una representación visual precisa de la dispersión, simetría y posibles valores atípicos presentes en cada indicador financiero. Adicionalmente, se construyó una matriz de correlaciones con el fin de examinar la relación lineal existente entre las distintas variables cuantitativas. Tal como señalan López y Gutiérrez (2019) la matriz de correlaciones facilita la verificación de si los datos presentan asociaciones significativas, condición indispensable para justificar la implementación de un análisis factorial exploratorio.

Debido a la notable variabilidad en magnitudes entre estas variables, aplicamos la técnica de estandarización conocida como Z-Score como recomienda (Cortés, 2025). Este método implica transformar cada dato original restando su media y dividiéndolo entre su desviación estándar, logrando así que todas las variables tengan una media cero y una desviación estándar uno. Esta transformación es crucial para que variables con valores numéricos elevados no dominen los resultados del análisis multivariado únicamente debido a su escala. Tras la estandarización, evaluamos la idoneidad de los datos mediante dos pruebas estadísticas específicas: Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y Bartlett como sugiere (Ordóñez et al., 2021). La prueba KMO determina la adecuación del

conjunto de datos para aplicar análisis factorial, midiendo qué proporción de la varianza total puede ser explicada por factores comunes; valores cercanos a 1 sugieren alta adecuación. Por su parte, la prueba de esfericidad de Bartlett evalúa si las correlaciones entre variables son significativamente diferentes de cero, indicando la presencia de estructuras correlacionales adecuadas para análisis factorial. Al cumplir con estos criterios estadísticos, procedimos al Análisis de Componentes Principales (ACP).

El ACP permite reducir la complejidad del conjunto original de variables correlacionadas, generando componentes nuevos, independientes entre sí, que resumen la información esencial de manera eficiente (Daquilema y Herrera, 2025). Este análisis facilita la interpretación y visualización de los patrones subyacentes, al tiempo que reduce considerablemente la cantidad de variables que deben considerarse en análisis posteriores. Para decidir cuántos componentes retener, combinamos el criterio de Kaiser seleccionando aquellos con autovalores superiores a uno con el gráfico visual de sedimentación (Scree Plot). A partir de estos criterios complementarios, optamos por retener tres componentes principales que resumen satisfactoriamente la información. Utilizando los resultados obtenidos mediante ACP, realizamos una segmentación adicional utilizando análisis de clúster o agrupamiento. Esta técnica clasifica las empresas en grupos relativamente homogéneos según características compartidas (Boloş et al., 2025). Para optimizar los resultados y reducir problemas de colinealidad, el agrupamiento se ejecutó en el espacio reducido definido por los tres componentes principales previamente identificados. Dado el tamaño considerable del conjunto de datos (más de 100.000 observaciones), seleccionamos el algoritmo k-means debido a sus ventajas

computacionales respecto a métodos jerárquicos tradicionales.

Antes de la aplicación del método k-means, determinamos el número óptimo de clústeres empleando dos criterios complementarios: el Método del Codo (Elbow Method), que evalúa el número óptimo de clústeres observando el punto donde las mejoras marginales en la cohesión interna disminuyen claramente (Shi et al., 2021); y el Índice de Silhouette, que mide la coherencia interna de cada clúster comparando la similitud promedio de elementos dentro del mismo con respecto a otros grupos (Shutaywi y Kachouie, 2021). La combinación de estos métodos indicó que tres grupos eran la solución más adecuada. Para validar la clasificación obtenida se realizó un análisis discriminante como sugiere (Quintero et al., 2020). La efectividad del modelo discriminante se evaluó mediante la matriz de clasificación cruzada y el porcentaje global de clasificación correcta; una clasificación global superior al 80% es considerada generalmente aceptable para confirmar la validez discriminante del agrupamiento.

El análisis discriminante proporcionó funciones canónicas cuya interpretación permitió verificar que los grupos generados tienen características financieras claramente diferenciadas y estadísticamente significativas. En términos prácticos, este procedimiento no solo validó la estabilidad y coherencia interna de los clústeres identificados, sino que también estableció una base robusta para utilizar dichos segmentos en futuras investigaciones y aplicaciones empresariales. Finalmente, llevamos a cabo una interpretación socioeconómica complementaria para cada grupo identificado, destacando las características particulares relacionadas con el tamaño promedio de las empresas en cada segmento. Todo el proceso analítico y la generación gráfica se realizaron mediante la

plataforma estadística RStudio, facilitando así la reproducibilidad y claridad de los resultados obtenidos.

### Resultados y Discusión

El análisis se llevó a cabo utilizando la plataforma estadística RStudio, partiendo inicialmente de una base de datos compuesta

por 18 variables. Se analizaron nueve variables cuantitativas relacionadas con el desempeño financiero y operativo de las empresas. En primer lugar, se realizó una exploración detallada del conjunto de datos para entender su estructura interna; los resultados de este análisis preliminar pueden apreciarse claramente en la tabla que acompaña esta sección.

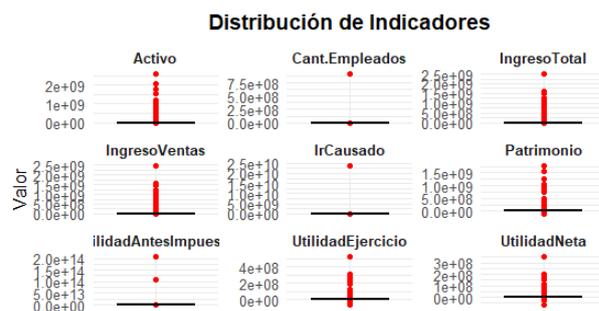
**Tabla 1.** Estadísticas descriptivas de los indicadores de las empresas.

Variable	Media	Mediana	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Activo	1336291	27332,15	18513395	0	2564376000
Patrimonio	592740,4	5096,96	11460291	-108129544	1785967000
IngresoVentas	1232888	14840	17557401	0	2483015000
IngresoTotal	1251039	16480	17640022	0	2483015000
UtilidadAntesImpuesto	2646894000	0	677185248920	-66586053	20703260000
UtilidadEjercicio	94696,71	0	2864933	-66586053	527655700
UtilidadNeta	61101,89	0	1941196	-66586053	353616400
IrCausado	220238,5	0	69173493	0	23911790000
Cant.Empleados	7638,53	4	2636428	1	911384700

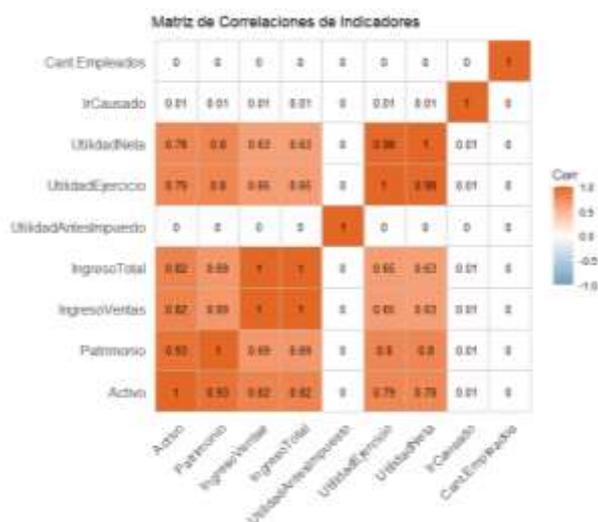
Fuente: Elaboración propia

La Tabla 1 presenta un resumen detallado de las estadísticas descriptivas calculadas para cada una de las variables analizadas. De manera particular, destacan las desviaciones estándar notablemente altas, lo que sugiere una considerable variabilidad entre las empresas que conforman la muestra. Asimismo, se observa que las medianas son consistentemente menores en relación con las medias, situación que revela una clara tendencia hacia una distribución asimétrica con predominancia de valores elevados. Cabe resaltar especialmente la situación de los indicadores relacionados con las utilidades, en los cuales la mediana resulta ser cero, esto sugiere que la mayoría de empresas presentan rendimientos modestos o nulos, mientras un pequeño grupo concentra los valores extremos. La Figura 1 presenta los diagramas de caja correspondientes a los nueve indicadores financieros seleccionados para el estudio. En todos los casos, se observa una alta concentración de datos en valores cercanos a cero, acompañada por colas derechas

extendidas que evidencian una marcada asimetría positiva. Esta distribución sugiere que, si bien la mayoría de las empresas exhibe cifras financieras moderadas, existe un subconjunto reducido que reporta valores significativamente elevados, generando una distribución sesgada en cada variable. La presencia de numerosos valores atípicos, identificables como puntos fuera del rango intercuartílico, refuerza esta observación. Estos outliers no son errores de registro, sino representaciones válidas de la heterogeneidad estructural del tejido empresarial.



**Figura 1.** Diagramas de caja de los indicadores



**Figura 2.** Matriz de correlaciones

La Figura 2 presenta la matriz de correlaciones lineales entre los principales indicadores económicos analizados. Este recurso permite explorar la estructura de interdependencia entre variables y detectar posibles redundancias informativas. Se identificaron asociaciones particularmente altas entre las variables UtilidadEjercicio y UtilidadNeta ( $r = 0,98$ ), lo cual evidencia que ambas métricas capturan prácticamente el mismo comportamiento financiero, dado que las utilidades netas representan el resultado final tras deducir impuestos sobre la utilidad operativa. Asimismo, se observó una correlación significativa entre Activo y Patrimonio ( $r = 0,93$ ), coherente con la composición del balance general, donde el patrimonio constituye una parte sustancial del total de activos. Además, variables como IngresoTotal, IngresoVentas, y UtilidadAntesImpuesto mostraron niveles de correlación moderadamente altos con otras métricas, indicando una posible convergencia en el comportamiento de estas dimensiones del desempeño económico.

En contraste, indicadores como cantidad de empleados, ir causado y utilidad antes de impuesto presentaron correlaciones cercanas a cero con la mayoría de las demás variables, lo

que sugiere una menor alineación estructural con los ejes financieros predominantes. Durante esta exploración inicial se observó que las variables presentaban escalas numéricas notablemente diversas, lo cual podría comprometer la calidad del análisis posterior. Para garantizar la comparabilidad entre variables y evitar sesgos derivados de escalas dispares, se aplicó una estandarización tipo Z-Score. Esta técnica permitió situar todas las variables cuantitativas en una escala homogénea, con una media igual a cero y una desviación estándar igual a uno, asegurando así que ninguna variable, particularmente aquellas con cifras más altas, ejerciera una influencia desproporcionada en los resultados. Cabe mencionar que diversos estudios previos (Hair et al., 2019) han señalado la importancia de realizar adecuadamente esta normalización, advirtiendo que, de no hacerlo, se corre el riesgo de generar un sesgo considerable hacia variables con magnitudes superiores.

Tras la normalización de las variables, se efectuó un análisis exhaustivo para comprobar que el conjunto de datos cumpliera adecuadamente con los supuestos necesarios para llevar a cabo el Análisis de Componentes Principales. Para lograr este propósito, se aplicaron los criterios estadísticos de Kaiser-Meyer-Olkin y la prueba de esfericidad de Bartlett en todas las variables incluidas en el estudio. El índice KMO analiza hasta qué punto la varianza observada en las variables se debe a factores comunes, en comparación con la varianza total presente. De este modo, valores cercanos a 1 indican que los datos son muy adecuados para realizar un análisis factorial exploratorio, mientras que cifras inferiores a 0,5 sugieren una pobre adecuación para este procedimiento. Complementariamente, la prueba de Bartlett evalúa si la matriz de correlaciones difiere significativamente de una

matriz identidad, siendo un valor p inferior a 0,05 indicativo del rechazo de dicha hipótesis nula.

**Tabla 1. Resultados de KMO y Bartlett**

Variable	MSA (KMO individual)
Activo	0.84
Patrimonio	0.82
IngresoVentas	0.74
IngresoTotal	0.74
UtilidadAntesImpuesto	0.63
UtilidadEjercicio	0.77
UtilidadNeta	0.76
IrCausado	0.99
Cant.Empleados	0.79
KMO general	0.78
Chi-cuadrado Bartlett	1847866
p-valor Bartlett	< 0.001

Fuente: elaboración propia

La tabla 2 presenta un índice general de adecuación muestral (MSA, Measure of Sampling Adequacy) de 0,78, sugiriendo una fuerte correlación entre las variables y confirmando así la pertinencia del análisis factorial exploratorio mediante ACP. Destaca especialmente el índice MSA individual obtenido por la variable "IRCausado", señalando una conexión particularmente robusta con otras dimensiones financieras evaluadas. Por otra parte, las demás variables mostraron valores individuales del índice dentro de un rango satisfactorio, comprendido entre 0,63 y 0,84. Esto proporciona una sólida evidencia sobre la varianza compartida necesaria para una adecuada realización del ACP. Respecto a la prueba de esfericidad de Bartlett, se obtuvo un valor p claramente significativo, igual a 0 ( $p < 0,0001$ ). Esto constituye una fuerte evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula, confirmando que la matriz de correlaciones difiere notablemente de la matriz identidad ( $\chi^2 = 1847866$ ,  $gl = 36$ ). Estos resultados demuestran, por tanto, la existencia de correlaciones importantes entre las variables estudiadas, sustentando la validez

del análisis de componentes principales en este contexto específico. Los resultados preliminares obtenidos confirmaron la idoneidad del Análisis de Componentes Principales para simplificar la complejidad del conjunto original de datos.

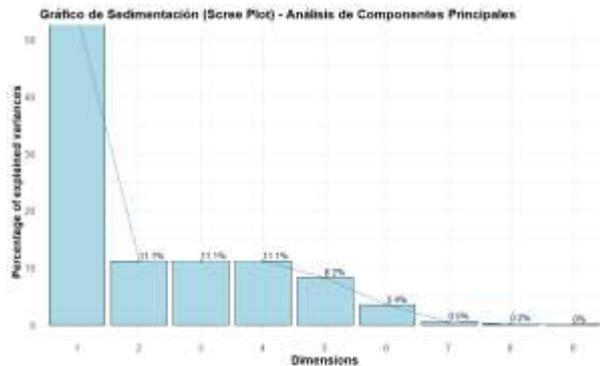
**Tabla 2. Varianza explicada y autovalores de las componentes principales**

Componente	Autovalor	Porcentaje de varianza	Porcentaje de varianza acumulada
Dim 1	4.886	54.28 %	54.28 %
Dim 2	1.000	11.11 %	65.40 %
Dim 3	0.999	11.11 %	76.51 %
Dim 4	0.999	11.11 %	87.62 %
Dim 5	0.739	8.21 %	95.83 %
Dim 6	0.309	3.43 %	99.26 %
Dim 7	0.047	0.52 %	99.79 %
Dim 8	0.019	0.21 %	99.99 %
Dim 9	0.000	0.002 %	100 %

Fuente: elaboración propia

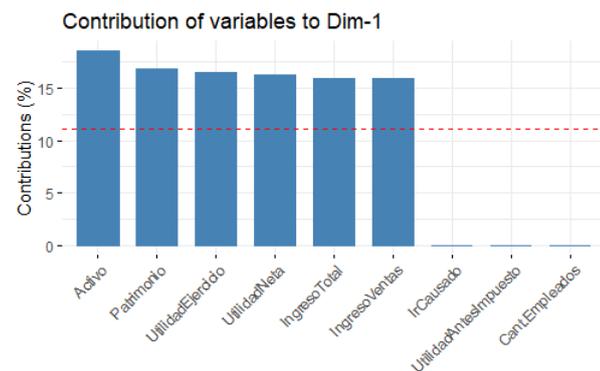
La tabla 3 muestra los Eigenvalue y cómo se distribuye la varianza explicada individual y acumulada de los componentes principales, se encontró que el primer componente tiene un valor propio (eigenvalue) de 4.886 y explica el 54,28% de la varianza total, lo que indica que concentra más de la mitad de la información contenida en las variables originales. Por su parte, el segundo componente mostró un valor propio igual a 1, aportando así un 11,11% adicional de varianza explicada, lo que lleva la varianza acumulada hasta el 65,39%. Asimismo, el tercer componente presentó un eigenvalue cercano a 1, contribuyendo con otro 11,11% y alcanzando una varianza total acumulada del 76,51%. A partir del cuarto componente en adelante, sin embargo, la proporción de varianza explicada se reduce notablemente (por debajo del 11%), indicando

que estos últimos componentes aportan información menos significativa.



**Figura 3.** Gráfico (Scree Plot) del análisis de componentes principales

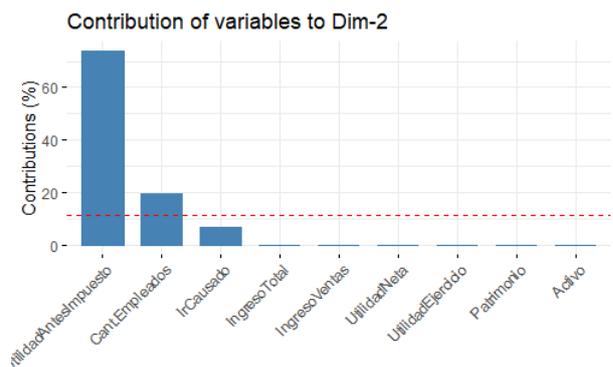
La figura 3 presenta el gráfico de sedimentación que acompaña este análisis se observa claramente un punto notable de inflexión en la curva, específicamente entre el segundo y tercer componente. Este cambio sugiere que la mayor parte de la información relevante está contenida en los primeros dos componentes; no obstante, al incluir también el tercer componente, se logra captar una considerable proporción (76,51%) de la variabilidad total, reafirmando la utilidad del ACP como método para representar en menos variables la estructura original del conjunto de datos analizado.



**Figura 4.** Contribución de las variables a la primera componente principal (Dim 1)

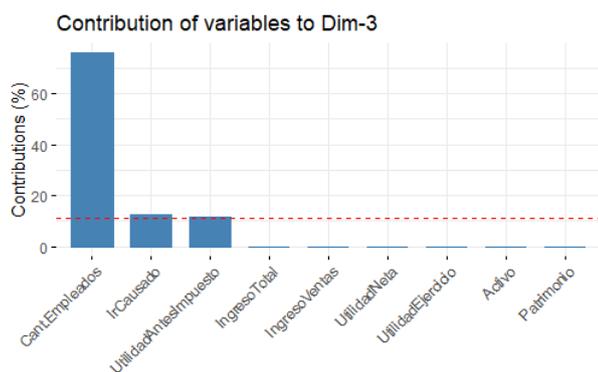
La figura 4 muestra el porcentaje de contribución de cada variable a la primera componente, al realizar un examen más profundo del primer componente, destacan

especialmente por su contribución las siguientes variables: Activo (0,952;18,54%), Patrimonio (0,907;16,85%), UtilidadEjercicio (0,897;16,49%), UtilidadNeta (0,892;16,22%), IngresoVentas (0,883;15,95%) e IngresoTotal (0,883;15,95%). Este patrón refleja que el primer componente capta esencialmente aspectos relacionados con la dimensión económica y financiera de las empresas, específicamente su tamaño, volumen de ingresos y nivel de rentabilidad general. Por tanto, resulta pertinente interpretar este primer factor como la dimensión que describe "Tamaño y Desempeño Financiero".



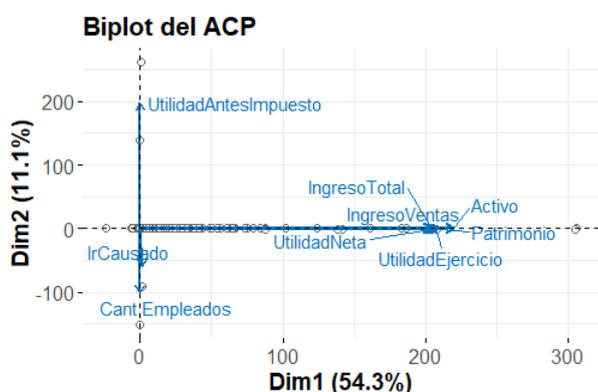
**Figura 5.** Contribución de las variables a la segunda componente principal (Dim 2)

La figura 5 muestra el porcentaje de contribución de cada variable a la segunda componente, la variable UtilidadAntesImpuesto adquiere especial relevancia al presentar una contribución elevada (0,859;73,8%). Este resultado señala que este segundo componente captura principalmente la dinámica entre la utilidad obtenida antes de impuestos. De este modo, las empresas que presentan valores altos en esta dimensión son aquellas con mayores utilidades previas al pago de impuestos. En consecuencia, este segundo componente puede definirse claramente como "Rentabilidad operativa".



**Figura 6.** Contribución de las variables a la tercera componente principal (Dim 3)

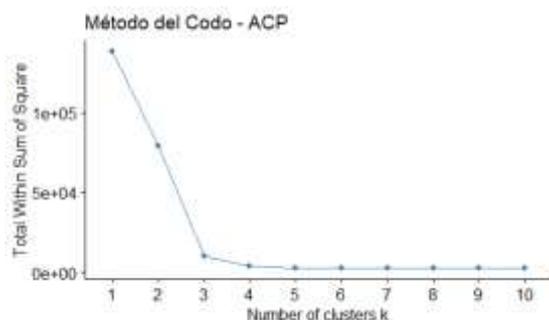
La figura 6 muestra el porcentaje de contribución de cada variable a la tercera componente, se distingue principalmente por el aporte significativo de la variable Cant.Empleados (0.871;76,04%) y la variable IrCausado contribuye negativamente con menor intensidad (-0.352;12,41%). Esta dimensión permite diferenciar a las empresas según su tamaño estructural y la intensidad relativa de su carga tributaria. Así, empresas con valores negativos en este factor enfrentan una carga impositiva considerable en proporción a sus ingresos o su tamaño, mientras que aquellas con valores positivos probablemente estén empleando estrategias efectivas para optimizar y minimizar su pago de impuestos. En este sentido, este tercer factor es definido acertadamente como "Carga Fiscal y Recursos Humanos".



**Figura 7.** Biplot del ACP

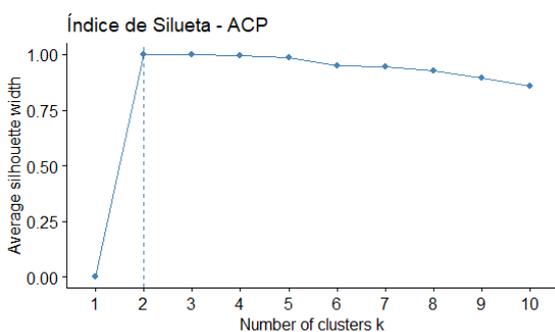
En la figura 7 presenta del Biplot del ACP, en el que se muestra la representación de las variables originales sobre el plano de la primera y segunda componente, se puede observar que las variables Patrimonio, IngresoTotal, Activo, IngresoVentas, UtilidadNeta y Utilidad de ejercicio se encuentran agrupados en la parte derecha, dirigiéndose a la DIM 1 con esto se puede observar que estas variables tienen una gran contribución en la primera componente, asociada al desempeño económico global. También se puede observar que la variable UtilidadAntesdelImpuesto se encuentra proyectada sobre la DIM2, se observa que tiene influencia sobre la segunda componente que corresponde a la rentabilidad operativa.

Finalmente, las variables IRCausado y Cant.Empleados se encuentran alejados ubicándose en la parte inferior del gráfico, por lo cual contribuyen a la definición de la tercera componente que corresponde a la carga fiscal y la estructura laboral. De esta manera estos hallazgos sirven para validar la selección de las componentes para la reducción de la dimensionalidad, facilitando el análisis de segmentación mediante Clustering. A partir de las tres componentes principales obtenidas mediante el ACP, se llevó a cabo un análisis de agrupamiento jerárquico. El número ideal de clústeres fue seleccionado mediante la aplicación combinada de dos técnicas complementarias: el método del codo (Elbow Method) y el índice Silhouette. En la figura 8, correspondiente al método del codo, se evidenció una reducción gradual del valor del TWSS al aumentar el número de grupos desde  $k = 1$  hasta  $k = 2$ , con un notable punto de cambio al considerar  $k = 3$ . Al seleccionar este número específico de clústeres, se consigue minimizar considerablemente la dispersión interna del conjunto.



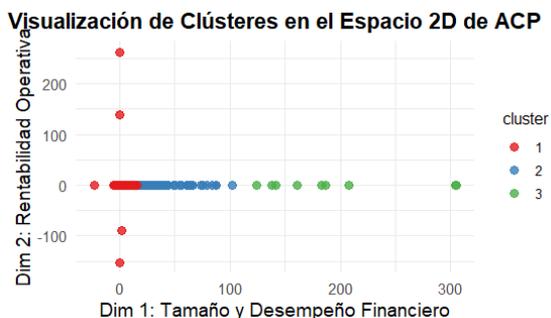
**Figura 8. Método del Codo**

Por otra parte, en la figura 9 se observa que el índice Silhouette alcanza un valor máximo cercano a 1 en  $k = 2$ , manteniéndose alto en  $k = 3$ . En consecuencia, ambos criterios indican que  $k = 3$  es un valor óptimo para el número de clústeres, logrando así una adecuada validez interna del modelo de conglomerados.



**Figura 9. Índice de Silueta**

Se aplicó la técnica de agrupamiento K-Means sobre las tres componentes principales seleccionadas mediante el Análisis de Componentes Principales. A partir de esto, se obtuvo la segmentación descrita a continuación.



**Figura 10. Visualización de clústeres en el espacio bidimensional reducido**

La figura 10 ilustra claramente cómo se distribuyen las empresas según las dos primeras componentes principales obtenidas. La primera componente (DIM 1), que refleja aspectos relacionados con el "Tamaño y desempeño financiero", explica el 54,3 % de la varianza, mientras que la segunda componente (DIM 2), vinculada a la "Rentabilidad operativa", explica el 11,11 %. El primer clúster (color rojo) exhibe una notable dispersión en ambas dimensiones principales, cubriendo un amplio rango que va desde valores negativos hasta positivos. Debido a esta gran variabilidad interna, se clasifica como el clúster más heterogéneo, agrupando empresas con recursos financieros limitados y baja rentabilidad. El segundo clúster (color azul) se ubica en una posición intermedia en relación con los otros dos clústeres. Sus valores en ambas componentes son moderados y presenta una menor dispersión en la dimensión DIM 1, formando un grupo relativamente equilibrado en términos financieros. Este clúster representa empresas con un desempeño financiero estable y con posibilidad de mejorar significativamente su posición en el mercado. El tercer clúster (color verde) está ubicado hacia los valores positivos extremos de la primera componente, manteniendo valores próximos a cero en la segunda componente. Este grupo está compuesto por empresas que destacan por un elevado volumen económico, con altos recursos financieros y estabilidad operativa. A continuación, se detalló cómo quedaron distribuidas las empresas en cada uno de los grupos identificados, información que se visualiza claramente en la siguiente tabla.

**Tabla 3. Distribución del número de empresas por clúster**

Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3
19377	115	9

Fuente: elaboración propia

La tabla 4 especifica el número exacto de empresas agrupadas en cada clúster. Del total de 19.501 empresas analizadas, la distribución resultante fue: el clúster 1, con la mayor concentración, agrupó a 19.377 empresas (99,36 %); el clúster 2 reunió a 117 empresas

(0,60 %), y el clúster 3 incluyó a 9 empresas (0,05 %). Posteriormente, se calcularon los valores promedio correspondientes a cada indicador financiero y operativo dentro de cada clúster. Estos resultados aparecen sintetizados en la tabla siguiente.

**Tabla 4.** Promedios de las variables financieras por clúster

Clúster	Activo	Patrimonio	Ingreso Ventas	Ingreso Total	Utilidad Antes Impuesto	Utilidad Ejercicio	Utilidad Neta	Ir Causado	Cant. Empleados
1	-0.02	-0.02	-0.02	-0.02	0.000	-0.02	-0.02	-0.0001	0.000
2	15.65	12.18	16.81	16.89	-0.003	10.16	9.73	0.065	-0.002
3	80.87	82.09	68.27	68.12	-0.004	88.29	89.09	0.70	-0.001

Fuente: elaboración propia

En la tabla se observa que los indicadores financieros presentan valores negativos o cercanos a cero. Esto refleja un desempeño financiero limitado y poca representatividad en el ranking empresarial. En contraste, en el segundo clúster, indicadores como Activo (15,65), IngresoVentas (16,81) e IngresoTotal (16,89) muestran valores considerablemente más altos, caracterizando así a empresas con un desempeño financiero moderado y posibilidades de crecimiento. Finalmente, el tercer clúster corresponde a un número reducido de empresas con un desempeño financiero destacado, presentando valores elevados en la mayoría de los indicadores considerados. Para validar las agrupaciones generadas mediante el análisis clúster, se implementó un análisis discriminante lineal, tomando como variables predictivas las componentes principales obtenidas previamente del Análisis de Componentes Principales.

clasificación. Se observa que el primer clúster logró una clasificación perfecta, con 119,377 empresas correctamente asignadas, obteniendo así una precisión del 100 %. En cuanto al segundo clúster, de las 115 empresas que lo conforman, 112 fueron correctamente clasificadas, lo que corresponde a una precisión del 97,4 %. Finalmente, en el tercer clúster, las nueve empresas fueron clasificadas sin error, mostrando también una precisión del 100 %. En general, la tasa global de clasificación correcta ascendió al 99,9 %, lo cual indica un rendimiento excepcional del modelo discriminante.

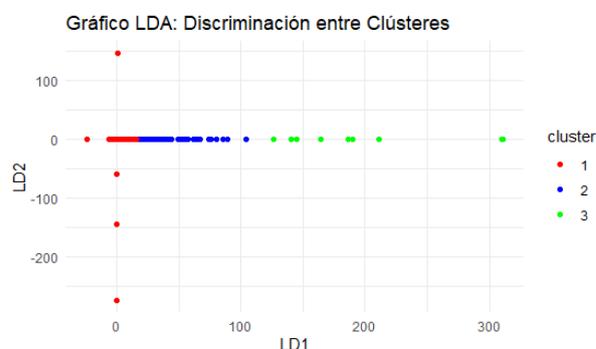
**Tabla 5.** Matriz de confusión

Clúster Real	Clúster 1	Clúster 2	Clúster 3
1	19377	0	0
2	3	112	0
3	0	0	9

Fuente: Elaboración propia

La tabla 6 resume la precisión del análisis discriminante mediante una matriz de

**Figura 11.** Gráfico LDA



La figura 11 ofrece una representación gráfica clara y eficaz de la discriminación entre los tres clústeres identificados: clúster 1 (rojo), clúster 2 (azul) y clúster 3 (verde). En esta visualización, se aprecia una separación

evidente y progresiva entre los grupos a lo largo de la primera función discriminante (LD1). Esta separación confirma visualmente la capacidad del modelo discriminante para distinguir con precisión los grupos establecidos. En síntesis, el análisis discriminante alcanzó una exactitud de clasificación global del 99,9 %, lo que ratifica de forma concluyente la coherencia de los clústeres previamente determinados mediante K-Means. Este resultado, complementado con la representación gráfica obtenida, valida el modelo de segmentación propuesto y refuerza su robustez metodológica, ofreciendo así un sustento estadístico sólido para la interpretación de los perfiles financieros identificados. Este estudio utilizó técnicas multivariantes, específicamente el Análisis de Componentes Principales (ACP) y el agrupamiento K-Means, para determinar los factores financieros clave que influyen en el posicionamiento competitivo de las empresas ecuatorianas dentro del ranking empresarial del año 2023.

El ACP permitió condensar nueve variables cuantitativas en tres componentes principales, los cuales explicaron conjuntamente el 76,51 % de la varianza total. La primera dimensión, asociada a activos, patrimonio, utilidades e ingresos, fue interpretada como "Tamaño y Desempeño Financiero". La segunda dimensión, destacada por la utilidad antes de impuestos, reflejó la "Rentabilidad Operativa". Finalmente, la tercera dimensión, influenciada principalmente por el impuesto a la renta y el número de empleados, se identificó como "Carga Fiscal y Recursos Humanos". Esta estructura factorial permite entender de manera precisa y sintética la diversidad existente en el tejido empresarial ecuatoriano. Utilizando estas dimensiones obtenidas mediante ACP, se procedió con la técnica de agrupamiento K-Means, lo que facilitó la identificación de tres grupos claramente definidos, revelando

patrones empresariales que habitualmente no son visibles con enfoques analíticos convencionales. Esta segmentación refuerza no solo la validez estadística del método multivariante empleado, sino que también ofrece una interpretación estratégica relevante del posicionamiento competitivo en el ámbito nacional. Al comparar estos resultados con investigaciones anteriores, se observa claramente la flexibilidad y utilidad del enfoque metodológico aplicado. Por ejemplo, Matute y Muñoz (2024) en un estudio centrado específicamente en PYMEs ecuatorianas, identificaron factores como "Oportunidades y Capacidades" y "Satisfacción Laboral". La divergencia en estas dimensiones respecto al presente estudio refleja cómo el tamaño organizacional y las particularidades sectoriales determinan significativamente la configuración de los factores derivados del ACP. En contraste con la investigación realizada por (De la Rosa Flores et al., 2021) quienes analizaron únicamente 21 empresas mexicanas cotizadas en bolsa, este estudio ofrece un análisis más amplio al abarcar 19.501 empresas de distintos sectores y tamaños. Esta mayor cobertura permitió detectar patrones estructurales con mayor robustez estadística, especialmente la alta concentración de empresas en el clúster de bajo desempeño, un fenómeno hasta ahora no documentado que podría estar vinculado a condiciones fiscales y regulatorias específicas del entorno económico ecuatoriano.

La segmentación resultante definió tres perfiles empresariales diferenciados: un primer grupo caracterizado por un rendimiento financiero bajo, un segundo grupo con desempeño intermedio y potencial de crecimiento, y un tercer grupo reducido pero relevante, formado por empresas con alto desempeño económico que lideran claramente el ranking. Esta clasificación corrobora la relevancia del tamaño

financiero y la rentabilidad como pilares del posicionamiento competitivo. Desde una óptica práctica, estos resultados sugieren acciones estratégicas específicas. Por una parte, las empresas que buscan mejorar su posición en el mercado deberían fortalecer su base patrimonial e incrementar su eficiencia operativa. Por otra parte, la relevancia identificada para factores como la carga tributaria y el tamaño de la fuerza laboral implica que tanto las estrategias empresariales internas como las políticas públicas regulatorias juegan un papel decisivo en la competitividad empresarial. Sin embargo, es necesario considerar algunas limitaciones metodológicas. Primero, el análisis se restringió exclusivamente a variables financieras cuantitativas, excluyendo dimensiones cualitativas como la innovación, la cultura organizacional o la calidad de liderazgo, que podrían aportar una perspectiva más completa. Además, el enfoque transversal del estudio limita la posibilidad de analizar la evolución temporal de los factores de desempeño. Finalmente, la falta de ponderación sectorial puede haber generado sesgos en la representatividad, debido a la posible sobre presencia de ciertos sectores en la muestra analizada.

Considerando estas limitaciones, futuras investigaciones podrían beneficiarse del uso de diseños longitudinales que permitan evaluar cambios en el posicionamiento competitivo empresarial a lo largo del tiempo. Asimismo, incluir variables cualitativas que reflejen aspectos organizacionales y culturales enriquecería considerablemente el análisis. Además, realizar segmentaciones específicas por sector o región podría revelar patrones diferenciados de desempeño empresarial. La combinación del ACP y el análisis de agrupamiento ha demostrado ser una herramienta analítica efectiva y robusta para

caracterizar y comprender la estructura del entorno empresarial ecuatoriano. Estos resultados no solo enfatizan la relevancia de indicadores financieros clásicos, sino que también destacan la importancia crítica de aspectos operativos y fiscales. La evidencia obtenida proporciona un sólido fundamento para el diseño de políticas públicas focalizadas y estrategias empresariales orientadas a fortalecer la competitividad del sector productivo nacional.

### **Conclusiones**

Este estudio permitió establecer con claridad los factores financieros clave que inciden en el posicionamiento competitivo de las empresas ecuatorianas en el ranking empresarial del año 2023. Mediante un enfoque multivariante sólido, basado en la combinación del Análisis de Componentes Principales y la segmentación por clústeres mediante K-Means, se logró simplificar eficientemente la complejidad de los datos iniciales, revelando patrones estructurales relevantes en el desempeño corporativo. Entre los hallazgos más relevantes se encuentra la identificación de una concentración considerable de empresas en un clúster caracterizado por desempeño financiero limitado, reflejando barreras estructurales profundas que restringen la competitividad del tejido empresarial nacional. Tales restricciones se relacionan con la escala organizacional, la eficiencia operativa, la carga tributaria efectiva y la gestión estratégica del talento humano. En contraste, se identificó un grupo reducido de empresas con desempeño significativamente superior, que ocupa consistentemente los primeros puestos del ranking, evidenciando ventajas estratégicas y estructurales significativas en este segmento.

Aunque la escala financiera y la rentabilidad operativa tradicionalmente constituyen los

principales determinantes del éxito empresarial, esta investigación destacó también la relevancia de aspectos generalmente subestimados en estudios convencionales, como la estructura tributaria y la configuración interna del capital humano. Considerar estas variables ofrece una visión más completa y precisa del desempeño empresarial, facilitando la construcción de modelos evaluativos más integradores y sensibles al contexto económico. Un aporte relevante del presente trabajo es la validación empírica del modelo de agrupamiento a través del análisis discriminante. Utilizando las componentes principales como variables predictoras, el modelo logró una clasificación correcta del 99,9 % de las observaciones. Este resultado confirma no solo la coherencia interna de los grupos obtenidos previamente, sino también la confiabilidad estadística del método aplicado, reforzando su utilidad para identificar con precisión perfiles diferenciados de desempeño empresarial. Desde una perspectiva práctica, la metodología aplicada demostró robustez analítica y versatilidad suficiente para adaptarse y replicarse en diferentes contextos sectoriales o regionales. En particular, los resultados proporcionan fundamentos sólidos para el diseño de políticas públicas orientadas a reducir las inequidades estructurales observadas en el sector empresarial, mediante incentivos fiscales dirigidos a empresas en etapas de expansión o reformas laborales que fomenten la productividad sin afectar negativamente la formalización del empleo.

Para las empresas, especialmente aquellas ubicadas en segmentos de desempeño limitado, se recomienda reforzar la solidez patrimonial, optimizar la gestión financiera de ingresos y costos, y mejorar la eficiencia en aspectos laborales y tributarios. La implementación de sistemas integrales de control financiero y la adopción de prácticas gerenciales innovadoras

pueden representar estrategias decisivas para alcanzar un desarrollo sostenido y competitivo.

Asimismo, se recomienda a las autoridades regulatorias considerar la formulación de políticas diferenciadas, reconociendo la heterogeneidad del tejido empresarial ecuatoriano. La creación de regímenes fiscales progresivos específicos para empresas en proceso de escalamiento, junto con ajustes regulatorios laborales orientados a aumentar la productividad, podrían reducir las disparidades competitivas actuales. Una articulación más efectiva entre políticas fiscales y estrategias de desarrollo económico nacional también podría contribuir significativamente a este propósito. Finalmente, este estudio abre nuevas oportunidades para la investigación académica, sugiriendo profundizar en enfoques metodológicos mixtos que incorporen variables cualitativas relevantes, tales como innovación organizacional, liderazgo efectivo y gestión estratégica del talento humano. Adicionalmente, la aplicación de estudios longitudinales permitiría comprender mejor la evolución del desempeño empresarial en el tiempo y desarrollar modelos predictivos ajustados específicamente al contexto latinoamericano.

El modelo analítico aquí propuesto presenta un considerable potencial para ser escalado a nivel regional, facilitando comparaciones entre países latinoamericanos que podrían revelar patrones estructurales compartidos o específicos. Su aplicación sectorial permitiría realizar análisis detallados adaptados a distintas industrias, generando recomendaciones estratégicas más precisas y ajustadas a cada contexto. Además, integrando este modelo en herramientas avanzadas de predicción, se facilitaría la anticipación de tendencias empresariales futuras, optimizando la toma de

decisiones estratégicas y regulatorias, con un impacto positivo en la sostenibilidad y competitividad del sector empresarial regional.

### **Agradecimientos**

Agradezco a la Universidad Nacional de Chimborazo por el respaldo brindado durante el desarrollo de esta investigación. De manera especial, expreso mi gratitud a mi familia, cuyo apoyo incondicional, comprensión y aliento fueron fundamentales para la culminación de este trabajo.

### **Referencias Bibliográficas**

- Bazarán, J., Pardo, F., & Campuzano, J. (2023). Evaluación de la gestión competitiva de la mediana empresa de la provincia de El Oro mediante la NTE INEN 2537. *INNOVA Research Journal*, 8(3.1), 264–282. <https://doi.org/10.33890/innova.v8.n3.1.2023.2374>
- Boloş, M., Rusu, Ş., Leordeanu, M., Sabău-Popa, C., Perţicaş, D., & Crişan, M. (2025). K-Means Clustering for Portfolio Optimization: Symmetry in Risk–Return Tradeoff, Liquidity, Profitability, and Solvency. *Symmetry*, 17(6), 847. <https://doi.org/10.3390/sym17060847>
- Ciencias Jurídicas. (2019). Análisis de las empresas familiares en Ecuador desde una óptica multivariante. *Revista de Ciencias Sociales (RCS)*, XXV(4), 161–174.
- Cortés, M. (2025). La convergencia económica financiera en América Latina La convergencia de los mercados cotizados de América Latina. <https://doi.org/10.56241/asf.v13n25.293>
- Daquilema, D., & Herrera, E. (2025). Detección de Desnutrición Crónica en Niños Menores a Cinco Años Aplicando Técnicas Multivariantes. *Innovation & Development in Engineering and Applied Sciences*, 7(1), 25. <https://doi.org/10.53358/ideas.v7i1.1072>
- De la Rosa, C., Ordóñez, A., Cabrera, C., & Berroterán, V. (2021). Multivariate statistics applied to the classification of companies listed on the Mexican Stock Exchange. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, 16(1). <https://doi.org/10.21919/remef.v16i1.452>
- Dzuba, S., & Krylov, D. (2021). Cluster analysis of financial strategies of companies. *Mathematics*, 9(24). <https://doi.org/10.3390/math9243192>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* eighth edition. [www.cengage.com/highered](http://www.cengage.com/highered)
- Jolliffe, I., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. In *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 374, (2065). *Royal Society of London*. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Kountur, R., & Aprilia, Lady. (2020). A factor analysis of corporate financial performance: Prospect for new dimension. In *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives* 9, (1) 113–119. <https://doi.org/10.35944/JOFRP.2020.9.1.009>
- López M., & Gutiérrez, L. (2019). Cómo realizar e interpretar un análisis factorial exploratorio utilizando SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca En Educació*, 12 (2). <https://doi.org/10.1344/reire2019.12.227057>
- Matute, K., & Muñoz, E. (2024). Multivariate analysis of socioeconomic factors in SMEs: regression models machine learning. *Universidad Ciencia y Tecnología*, 28(125), 142–152. <https://doi.org/10.47460/uct.v28i125.864>
- Mbona, R., & Yusheng, K. (2019). Financial statement analysis: Principal component analysis (PCA) approach case study on China telecoms industry. *Asian Journal of Accounting Research*, 4(2), 233–245. <https://doi.org/10.1108/AJAR-05-2019-0037>
- Niftiyev, I., David, D., Jordan, M., & Horga, P. (2024). A Multivariate Performance Analysis of the Plastics Manufacturers: Comparative Analysis of European Regions. *Studies in Business and Economics*, 19(1),

- 167–188. <https://doi.org/10.2478/sbe-2024-0009>
- Ordóñez, B., López, I., Urbano, E., & Esparrell, J. A. F. (2021). Application of exploratory factor analysis in the construction of a self-perception model of informational competences in higher education. *Mathematics*, 9(18). <https://doi.org/10.3390/math9182332>
- Quintero, J., & Navarro, G. (2020). Perfiles de rentabilidad financiera de las pequeñas y medianas empresas (PyMEs) en Colombia: Un análisis discriminante multivariado (AMD) y de conglomerados. <https://www.revistaespacios.com>
- Shi, C., Wei, B., Wei, S., Wang, W., Liu, H., & Liu, J. (2021). A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-021-01910-w>
- Shutaywi, M., & Kachouie, N. N. (2021). Silhouette analysis for performance evaluation in machine learning with applications to clustering. *Entropy*, 23(6). <https://doi.org/10.3390/e23060759>
- Superintendencia de Compañías. (2024). Ranking Empresarial Ecuador – Superintendencia de Compañías. Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros Del Ecuador. <https://www.supercias.gob.ec/portalscvs/index.htm>
- Tobar, L. (2024). Ranking de las empresas con mayores rendimientos financieros en Ecuador. AÑO 2023. 323; <https://www.investigacion.ups.edu.ec/grupo/igomsoh-ups/>
- Torres, R., García, M., Hurtado, K., & Reyes Armas, R. (2024). Rentabilidad del sector comercial del Ecuador: un análisis del efecto financiero de la gestión empresarial. *Religación*, 9(39), e2401160. <https://doi.org/10.46652/rgn.v9i39.1160>



Esta obra está bajo una licencia de **Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional**. Copyright © Alicia del Rocío Sani Centeno y José Omar Cabrera Escobar.

