

ANÁLISIS DE LA EFICIENCIA Y RENTABILIDAD DE LAS EMPRESAS MANUFACTURERAS ECUATORIANAS: UNA APLICACIÓN DE ALGORITMOS NO SUPERVISADOS

Xavier Rodríguez-Cruz

Universidad de Guayaquil - Facultad de Ingeniería Industrial
Guayaquil, Ecuador

Información

Recibido:

30 de septiembre de 2024

Aceptado:

25 de noviembre de 2024

Palabras clave:

Algoritmos no supervisados

Rentabilidad

Eficiencia

Costos

Manufactura

JEL:

D24, C38, L60

DOI:

<https://doi.org/10.47550/RCE/34.2.5>

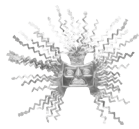
Resumen

Esta investigación se centra en el análisis de la eficiencia y la rentabilidad de las empresas manufactureras ecuatorianas utilizando técnicas de *clustering* no supervisadas. A través de un enfoque metodológico que incluye algoritmos como *k-means*, DBSCAN, *hierachical clustering*, se segmentaron las empresas de las diferentes subramas en diversos *clusters* basados en variables financieras claves como el margen de utilidad neta, margen de utilidad operativa, el retorno sobre los activos (ROA), el retorno sobre el capital (ROE) y la rotación de activos. Los resultados del análisis de la rentabilidad y la eficiencia operativa del sector manufacturero permiten identificar empresas que registran patrones marcados de gestión de indicadores de resultados con márgenes de ganancias y retornos bajos y estables, lo que infiere en el comportamiento promedio del sector con homogeneidad en las prácticas operativas y en la rentabilidad. Un hallazgo notable es que algunas subramas de la industria manufacturera se encuentran en una etapa de transición, donde comienzan a mostrar eficiencia, pero aún no han alcanzado niveles de rentabilidad sostenible, considerando la reactivación de las actividades económicas posterior a la pandemia. Además, se identificaron *clusters* con características distintas que permiten entender el mercado y las oportunidades de mejora a través de formulación de políticas públicas dirigidas al desarrollo sostenible del sector.

¹ORCID: 0000-0002-2931-0702. CRediT: conceptualización, investigación, análisis formal, metodología, software, redacción - revisión y edición

E-mail: lester.rodriguezc@ug.edu.ec; xrodriguez@econintsa.ec

Copyright © 2024 Rodríguez. Los autores conservan los derechos de autor del artículo. El artículo se distribuye bajo la licencia Creative Commons Attribution 4.0 License.



ANALYSIS OF THE EFFICIENCY AND PROFITABILITY OF ECUADORIAN MANUFACTURING COMPANIES: AN APPLICATION OF UNSUPERVISED ALGORITHMS

Xavier Rodríguez-Cruz

University of Guayaquil - Faculty of Industrial Engineering
Guayaquil, Ecuador

Article Info

Received:

30th September 2024

Accepted:

25th November 2024

Keywords:

Unsupervised algorithms
Profitability
Efficiency
Costs
Manufacturing

JEL:

D24, C38, L60

DOI:

<https://doi.org/10.47550/RCE/34.2.5>

Abstract

This paper analyzes the efficiency and profitability of Ecuadorian manufacturing companies using unsupervised clustering techniques. Through a methodological approach that includes algorithms such as K-means, DBSCAN, Hierarchical Clustering, the companies of the different sub-branches were segmented into various clusters based on key financial variables such as net profit margin, operating profit margin, return on assets (ROA), return on equity (ROE), and asset turnover. The results of the analysis of the profitability and operational efficiency of the manufacturing sector allow us to identify companies that register marked patterns of management of results indicators with low and stable profit margins and returns, which infers the average behavior of the sector with homogeneity in the operational practices and profitability. A notable finding is that some sub-branches of the manufacturing industry are in a transition stage, where they are beginning to show efficiency but have yet to reach levels of sustainable profitability, considering the reactivation of economic activities after the pandemic. In addition, clusters with different characteristics were identified that allow an understanding of the market and opportunities for improvement through the formulation of public policies aimed at the sector's sustainable development.

¹ORCID: 0000-0001-6398-1078. CRediT: Conceptualization, Research, Formal Analysis, Methodology, Software, Drafting - Proofreading and Editing

E-mail: lester.rodriaguezc@ug.edu.ec; xrodriguez@econintsa.ec

Copyright © 2024 Rodríguez. Authors retain the copyright of this article. This article is published under the terms of the Creative Commons Attribution Licence 4.0.

1. INTRODUCCIÓN

La contribución a la variación porcentual del producto interno bruto (PIB) del sector manufacturero pasó de 4,6 en el año 2000 a 0,8 en el 2022 de acuerdo a la información estadística del sector real de la economía a diciembre 2023 publicada por el Banco Central del Ecuador (BCE). Este comportamiento evidencia una tendencia volátil en su aporte al PIB, caracterizada por periodos de bajo crecimiento o incluso decrecimiento en los últimos cinco años, en contraste con otros sectores económicos.

La pandemia de COVID-19 tuvo un impacto significativo en el sector. En el 2020, la contribución del sector a la variación porcentual del PIB fue de -1,3 %, evidenciando el impacto negativo de la pandemia. Sin embargo, el sector experimentó una recuperación posterior, cerrando con un volumen en millones de dólares estadounidenses encadenados superior a los registros de 2019.

El sector manufacturero ha enfrentado desafíos significativos durante el último quinquenio, exacerbados por la pandemia. A pesar de su contribución al PIB y su potencial para generar empleo, su crecimiento se ha visto limitado por problemas estructurales y la falta de políticas efectivas que fomenten la competitividad, como se especifica en el estudio realizado por Ochoa-Jiménez et al. (2022). En ese sentido, la recuperación pospandemia enfrenta riesgos considerables para impulsar su crecimiento a largo plazo. Estos riesgos que enfrenta la economía ecuatoriana están relacionados con factores tanto externos como internos. Aunque a continuación se mencionan brevemente algunos, su importancia no debe subestimarse.

Por ejemplo, la dependencia de los precios del petróleo afecta considerablemente el financiamiento del gasto público; la inestabilidad política y social impacta en la confianza de los inversores y ralentiza la implementación de reformas estructurales; y la criminalidad y la inseguridad tienen efectos adversos sobre sectores como el turismo, la inversión extranjera directa y el desarrollo empresarial. Aunque estos factores se presentan de manera concisa, su relevancia es significativa para el cumplimiento de las metas de desarrollo económico y social.

En este contexto de desafíos, González et al. (2024) en un informe del Banco Mundial analiza los desafíos y oportunidades que enfrenta Ecuador para lograr un crecimiento económico sostenible y resiliente. El documento destaca la necesidad de diversificar la economía, mejorar la productividad y reducir la dependencia del petróleo. Subraya la importancia de implementar reformas estructurales para promover el empleo formal, la equidad social y la sostenibilidad fiscal, sin dejar de lado la vulnerabilidad ante los cambios climáticos y la importancia de políticas públicas para la transición energética y la inclusión social.

En este escenario, realizar un análisis de la rentabilidad y la eficiencia operativa del sector manufacturero permite evaluar el desempeño económico

de las empresas e identificar oportunidades de mejora relacionadas con la competitividad. Además, proporciona una base empírica para la formulación de políticas públicas que promuevan la innovación, la diversificación y el crecimiento sostenible de este sector clave para el desarrollo económico de Ecuador. Según Glas Espinel et al (2015), estas políticas son esenciales para consolidar la industria manufacturera como un pilar estratégico en el desarrollo económico del Ecuador.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Debido a su importancia para el desarrollo económico y la competitividad empresarial, la evaluación de la eficiencia y rentabilidad de las empresas del sector manufacturero ha sido ampliamente estudiada. A continuación, se presentan las investigaciones locales realizadas, las metodologías empleadas y sus principales resultados.

Caiza-Pastuña et al. (2020) analizan la rentabilidad y su efecto en las decisiones de inversión mediante técnicas estadísticas. Encuentran que el rendimiento sobre el patrimonio, las ventas y la rentabilidad financiera muestran una tendencia de crecimiento a partir de 2016, atribuyendo esto a la correcta gestión financiera en inventarios, proveedores y cartera de crédito. Este estudio se realizó con una muestra de cinco empresas industriales, las más grandes de la provincia de Cotopaxi.

Para analizar los determinantes de la rentabilidad del sector manufacturero ecuatoriano, Coello-Montecel (2017) utiliza técnicas de datos de panel, empleando variables financieras y de eficiencia operacional, además de diferentes medidas de concentración de mercado para el periodo 2000-2015. Los resultados muestran que la relación entre la estructura del mercado y el desempeño de las empresas es positiva y estadísticamente significativa. Sin embargo, esta relación varía según el tamaño de la empresa, la región donde se domicilia y la presencia de oligopolios en ciertos subsectores.

Otro estudio sobre la eficiencia de las empresas manufactureras en Ecuador es el realizado por Cobos Salvador y Armijos-Yambay (2020) para el periodo 2007-2018. Utilizan la taxonomía de Pavitt (1984) y la clasificación de Díaz y Sánchez (2008) para analizar la eficiencia considerando dos diferentes clasificaciones intraindustriales. Emplean el modelo de análisis envolvente de datos (DEA) no paramétrico orientado a productos con retornos variables a escala. Los resultados evidencian que los subsectores relacionados con la producción de maquinaria y metales son eficientes en el periodo analizado. Además, sugieren la necesidad de innovar a través del impulso de investigación y desarrollo en la industria manufacturera y de establecer alianzas entre la academia y el sector productivo. Esto se basa en el hallazgo de que el sector basado en la ciencia, que comprende la producción junto con la investigación

y que puede provenir de la academia, presenta niveles de eficiencia más bajos en contraste con los subsectores dominados por proveedores, que incluyen las empresas más tradicionales de la industria y muestran mayor eficiencia.

Salazar-Mosquera (2017) realiza un análisis de correlación y concluye que la rotación de ventas y la rentabilidad sobre el activo son factores determinantes en la rentabilidad financiera del sector manufacturero en Ecuador.

A nivel regional, un estudio sobre los efectos de la pandemia en el crecimiento y la rentabilidad de empresas manufactureras colombianas es realizado por Molina y Hernández (2024). Utilizan un enfoque de datos de panel, aplicando el modelo de efectos fijos y primeras diferencias sobre indicadores financieros de 850 empresas colombianas. Los resultados indican que el efecto de la pandemia en 2020 es negativo y significativo para la ecuación de crecimiento. Sin embargo, en el modelo de efectos fijos, el coeficiente de 2021 es alto, lo que los autores infieren puede deberse a que para ese año ya se empezaban a levantar algunas restricciones de la pandemia, permitiendo que las empresas retomaran la normalidad en el desarrollo de sus actividades y, por consiguiente, aumentara considerablemente su productividad.

Por otro lado, Delgado (2015) realiza una contrastación de la estructura económica y financiera de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de la zona fronteriza colombo-venezolana, específicamente en Cúcuta y San Cristóbal —esta última en Venezuela—, para el periodo 2009-2012. La investigación es descriptiva y documental, con muestreo intencional. Los principales resultados destacan que las empresas venezolanas analizadas concentran su estructura económica en partidas no monetarias, aplican políticas conservadoras de crédito y se financian con la banca ante tasas de interés reales negativas. Por otro lado, las empresas colombianas mantienen una proporción mayor en cuentas monetarias, flexibilizan sus políticas de crédito y se financian mayormente por la vía comercial.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

Para la presente investigación, se obtienen los datos de los registros estadísticos del portal de información del ranking y análisis sectoriales de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, que es de acceso abierto¹. Los archivos resumen del ranking son generados tomando en cuenta la información de los estados financieros presentados bajo el estado de compañías activas. Para fines de este presente artículo, solo se consideran los indicadores desde el 2019 al 2023.

¹ <https://appscvsmovil.supercias.gob.ec/ranking/>

Tabla 1. Número de expedientes activos anuales por región

Año	Costa	Sierra	Oriente	Galápagos	Total
2019	41.082	35.723	2.497	479	79.781
2020	43.569	38.370	2.726	508	85.173
2021	46.466	41.960	2.943	553	91.922
2022	50.198	46.595	3.267	665	100.725
2023	58.633	56.034	4.145	799	119.611

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En ese contexto, la base de datos está conformada por 477.212 registros, de los cuales 119.611 corresponden a compañías activas de 2023. Para 2022, se registran 100.725 empresas activas; en 2021, 91.922; en 2020, 85.173; y en 2019, 79.781. El mercado societario ecuatoriano utiliza la Clasificación Nacional de Actividades Económicas CIIU, revisión 4.0, basada en la Clasificación Industrial Internacional Uniforme de Actividades Económicas CIIU, revisión 4.0, preparada por las Naciones Unidas. Esta clasificación permite categorizar de manera uniforme las actividades económicas de las empresas y establecimientos en el Ecuador, según la actividad económica principal que desarrollan. La estructura de la Clasificación Nacional de Actividades Económicas en el Ecuador tiene una jerarquía piramidal, integrada por seis niveles de categorías mutuamente excluyentes.

Las categorías del nivel superior de la clasificación son denominadas *secciones*, que se encuentran identificadas por código alfabético (A-U), posteriormente se ubican en categorías más detalladas, identificadas por un código numérico. Para el caso anterior, corresponde dos dígitos para las divisiones; tres dígitos para los grupos; cuatro dígitos para las clases; cinco dígitos para las subclases, y, finalmente, seis dígitos para la actividad económica al nivel más desagregado.

En la tabla 2 se presenta la estructura esquemática de la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CIIU, revisión 4.0). De acuerdo con el clasificador, se entiende por industria al conjunto de todas las unidades de producción que se dedican primordialmente a una misma clase o a clases similares de actividades productivas.

Tabla 2. Estructura esquemática por secciones del Clasificador Nacional de Actividades Económicas

No.	Sección	Rama de actividad económica
1	A	Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca
2	B	Explotación de minas y canteras
3	C	Industrias manufactureras
4	D	Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado
5	E	Distribución de agua; alcantarillado, gestión de desechos y actividades de saneamiento
6	F	Construcción
7	G	Comercio al por mayor y menor, reparación de vehículos automotores y motocicletas
8	H	Transporte y almacenamiento
9	I	Actividades de alojamiento y de servicio de comidas
10	J	Información y comunicación
11	K	Actividades financieras y de seguros
12	L	Actividades inmobiliarias
13	M	Actividades profesionales, científicas y técnicas
14	N	Actividades de servicios administrativos y de apoyo
15	O	Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria
16	P	Enseñanza
17	Q	Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social
18	R	Artes, entretenimiento y recreación
19	S	Otras actividades de servicios
20	T	Actividades de los hogares como empleadores; actividades no diferenciadas de los hogares como productores de bienes y servicios
21	U	Actividades de organizaciones y órganos extraterritoriales

Fuente: Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2020). Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades económicas (CIIU), revisión 4.0

Elaboración: Autor

La presente investigación se concentrará en el estudio de la clase perteneciente a la industria manufacturera, que tiene una significativa composición conformada por 24 subramas o divisiones que se detallan en la tabla 3.

Tabla 3. Estructura esquemática por divisiones de la industria manufacturera

Subrama	Industrias manufactureras	Subrama	Industria manufacturera
C10	Elaboración de productos alimenticios	C22	Fabricación de productos de caucho y plásticos
C11	Elaboración de bebidas	C23	Fabricación de otros productos minerales no metálicos
C12	Elaboración de productos de tabaco	C24	Fabricación de metales comunes
C13	Fabricación de productos textiles	C25	Fabricación de productos elaborados de metal, excepto maquinarias y equipo
C14	Fabricación de prendas de vestir	C26	Fabricación de productos de informática, electrónica y óptica.
C15	Fabricación de cueros y productos conexos	C27	Fabricación de equipo eléctrico
C16	Producción de madera y fabricación de productos de madera y corcho, excepto muebles; fabricación de artículos de paja y de materiales transables	C28	Fabricación de maquinaria y equipo N. C. P.
C17	Fabricación de papel y de productos de papel	C29	Fabricación de vehículos automotores, remolques y semiremolques
C18	Impresión y reproducción de grabaciones	C30	Fabricación de otros tipos de equipos de transporte
C19	Fabricación de coque y de productos de refinación del petróleo	C31	Fabricación de muebles
C20	Fabricación de sustancias y productos químicos	C32	Otras industrias manufactureras
C21	Fabricación de productos farmacéuticos, sustancias químicas medicinales, y productos botánicos de productos farmacéuticos	C33	Reparación e instalación de maquinaria y equipo

Fuente: Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2020). Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades económicas (CIIU), revisión 4.0

Elaboración: Autor

De la información del ranking de los años 2019 a 2023, se considera de manera única la que pertenece a la industria manufacturera, que asciende a 32.776 empresas (tabla 4).

La tasa de crecimiento promedio anual del periodo a nivel del sector de industrias manufacturera fue de 8,08 %. Las subramas de la industria manufacturera que más crecieron fueron C14 (fabricación de prendas de vestir), con un 14 %; C11 (industria manufacturera, como son elaboración de bebidas); C30 (fabricación de otros tipos de equipos de transporte), y C31 (fabricación de muebles), con un crecimiento promedio anual del 13 % cada una.

La información del ranking de empresas presenta variables como la posición en el año actual y anterior, expediente, nombre, tipo de compañía, código de actividad económica, región, provincia, ciudad, tamaño, sector, cantidad de empleados y las cuentas patrimoniales de activo, patrimonio, ingresos por ventas, utilidad antes del impuesto, utilidad del ejercicio, utilidad neta, impuesto a la renta causado e ingreso total.

Con la finalidad de cumplir con los objetivos de la presente investigación, solo se tomarán las empresas que pertenecen a la subrama de la industria manufacturera y que, además, no reportan valores negativos ni ceros en las cuentas patrimoniales de ingresos por ventas, utilidad antes de impuesto, utilidad del ejercicio, utilidad neta, impuesto a la renta causado e ingreso total, aunque tengan reporte de valores tanto en el activo como en el patrimonio. Por lo tanto, el número de empresas para el proceso de análisis se presenta a continuación.

Tabla 4. Número de empresas anuales por estructura esquemática para la división de la industria manufacturera

Subrama	2019	2020	2021	2022	2023
C10	1.105	1.173	1.264	1.370	1.611
C11	204	224	242	271	329
C12	5	5	5	6	8
C13	225	218	217	211	246
C14	319	347	374	446	540
C15	83	83	83	79	91
C16	123	136	141	136	160
C17	143	159	166	160	170
C18	318	319	308	318	369
C19	40	40	45	46	52
C20	513	538	564	590	674
C21	217	251	270	279	322
C22	319	323	323	346	375
C23	228	227	230	242	265
C24	108	108	113	115	132
C25	337	347	372	416	465
C26	96	101	104	104	110
C27	107	109	105	107	121
C28	194	199	197	209	240
C29	101	103	104	101	111
C30	56	60	67	74	90
C31	162	176	188	217	261
C32	129	139	143	149	163
C33	617	663	703	804	940
Total	5.749	6.048	6.328	7.845	32.766

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En ese contexto, considerando las cuentas patrimoniales no negativas y mayores a cero, el conjunto de datos para el análisis asciende a 10.621 registros.

En la tabla 5, se indican el número de empresas con expedientes activos por cada año en las diferentes regiones.

Tabla 5. Número de expedientes activos anuales por región de la industria manufacturera

Año	Costa	Sierra	Oriente	Galápagos	Total
2019	1.408	1.324	31	2	2.765
2020	794	663	21	1	1.479
2021	958	882	19	1	1.860
2022	1.020	971	27	3	2.021
2023	1.284	1.183	25	4	2.496

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En los anexos 3 y 4 se presenta, respectivamente, el número de empresas por cada año de cada una de las subramas y el número de empresas por provincia que conforman el sector manufacturero en el Ecuador durante el periodo 2019 a 2023, una vez que se eliminan aquellas con cuentas patrimoniales negativas o iguales a cero. Además, se debe considerar el factor del tiempo de participación de las empresas durante el periodo de análisis, por lo que se adoptará una estrategia para el manejo de la información que se detalla más adelante.

Con la información del ranking se obtienen los indicadores de rentabilidad y eficiencia operativa que son objeto de análisis en el presente estudio. Los indicadores de rentabilidad a considerar son:

- Margen de utilidad neta: mide la proporción de ingresos que se convierte en utilidades netas e indica la eficiencia operativa después de impuestos y gastos.
- ROA (*Return on Assets*): indica la eficiencia con la que la empresa utiliza sus activos para generar utilidades netas.
- ROE (*Return on Equity*): es el rendimiento sobre el patrimonio; mide la rentabilidad del capital invertido por los propietarios y es una medida de la capacidad de la empresa para generar utilidades a partir de su patrimonio.

En cuanto a los indicadores de eficiencia, se analizará la eficiencia operativa de las empresas considerando:

- Rotación de activos: proporciona una medida de la eficiencia en el uso de los activos para generar ventas. Un valor alto puede indicar una mayor eficiencia en la utilización de los activos.

- Productividad del patrimonio: evalúa cuántos ingresos por ventas se generan por cada unidad de patrimonio y se utiliza para medir la efectividad del uso del capital propio.

Posteriormente, mediante algoritmos de aprendizaje automático no supervisado, se identificarán patrones y se segmentarán las empresas en grupos similares según los indicadores de rentabilidad, independientemente de la subrama a la que pertenezcan. De este modo, también se pueden identificar empresas con rendimientos anómalos que podrían requerir un análisis más detallado.

Este estudio utiliza algoritmos de agrupamiento no supervisados de aprendizaje automático como *k-means*, DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) y el *clustering* jerárquico.

Existen diferentes algoritmos *k-means* disponibles, pero el algoritmo estándar es el de Hartigan y Wong (1979). El objetivo es minimizar la suma de las distancias cuadradas entre los puntos de datos y sus respectivos centroides. Esta función se puede expresar como:

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

Donde:

k es el número de *cluster*.

C_i es el conjunto de puntos de datos en el i -ésimo *cluster*.

x representa un punto de datos.

μ_i es el centroide del i -ésimo *cluster*.

$\|x - \mu_i\|^2$ es la distancia euclidiana cuadrada entre el punto de datos x y el centroide μ_i .

Cada punto de datos x se asigna al *cluster* cuyo contenido μ_i minimice la distancia euclidiana:

$$C_i = \left\{ x : \|x - \mu_i\|^2 \leq \|x - \mu_j\|^2 \forall j, 1 \leq j \leq K \right\} \quad (2)$$

$$\Delta J = \left(\frac{n_i}{n_i - 1} \right) \|x - \mu_i\|^2 - \left(\frac{n_j}{n_j + 1} \right) \|x - \mu_j\|^2 \quad (3)$$

Donde:

n_i y n_j son las cantidades de puntos en los *clusteres* C_i y C_j , respectivamente.

μ_i y μ_j son los centroides de los *clusteres* C_i y C_j , respectivamente.

El algoritmo itera sobre estos pasos hasta que no se produzcan más reasignaciones que mejoren la función objetivo, indicando que se ha alcanzado la convergencia.

Se aplica el método *elbow*², que, según Kassambara (2017), es una técnica para determinar el número óptimo de *clusters* k , particularmente en algoritmos como *k-means*. La idea central de este método es observar cómo la inercia o suma de distancias al cuadrado intraclúster disminuye conforme incrementa k , y elegir el número donde la tasa de disminución se estabiliza; por esta razón, se la conoce popularmente como el método del *codo* por la visualización en la gráfica.

Con la finalidad de comparar resultados que nos permitan evaluar el algoritmo más adecuado para el conjunto de datos específicos de la presente investigación, se utilizará otro algoritmo de *machine learning* no supervisado basado en la densidad, que es usado para identificar *clusters* de forma arbitraria en un conjunto de datos y manejar datos atípicos.

Por otro lado, DBSCAN es un algoritmo de *cluster* clásico basado en la densidad que puede agrupar un conjunto de datos de forma arbitraria en el caso de una distribución de datos desconocida, usado para el análisis de agrupamiento de datos debido a sus características simples y eficientes, como lo especifica Deng (2020).

El modelo se puede expresar como la vecindad ε .

$$N_{\varepsilon}(P) = \{q \in D \mid \text{dist}(P, q) \leq \varepsilon\} \quad (4)$$

Donde:

$N_{\varepsilon}(P)$ es el conjunto de puntos en la vecindad ε del punto P .

q es el punto de datos en el conjunto de datos D .

$\text{dist}(P, q)$ es la distancia (típicamente euclidiana) entre los puntos P y q .

ε es el radio de vecindad.

El punto central se define como:

$$|N_{\varepsilon}(P)| \geq \text{MinPts} \quad (5)$$

Donde:

$|N_{\varepsilon}(P)|$ es el número de puntos en la vecindad ε del punto P .

MinPts es el número mínimo de puntos requeridos para formar un *cluster*.

Para cada punto P en el *cluster*, todos los puntos en $|N_{\varepsilon}(P)|$ que no han sido visitados se añaden al *cluster* y se marcan como visitados. El proceso anterior se repite recursivamente para todos los puntos centrales en el *cluster*.

² Ciencia de Datos. (s.f.). *Clustering con Python: Análisis y visualización de agrupamientos*. Recuperado de <https://cienciadedatos.net/documentos/py20-clustering-con-python>

Entre las principales ventajas de este algoritmo, se encuentra que no requiere predefinir el número de *clusters*. Además, es capaz de identificar *clusters* con formas arbitrarias y manejar datos atípicos de manera efectiva. No obstante, se observan desventajas como la sensibilidad a la elección de ε y de *MinPts*. También presenta limitaciones al trabajar con datos de alta dimensionalidad sin una transformación adecuada.

El algoritmo de *clustering* jerárquico (*hierachical clustering*) representa un enfoque eficaz para agrupar datos, al construir una jerarquía de *clusters*. Este método no exige especificar el número de *clusters* de manera previa y genera un *dendograma*, que es una estructura en forma de árbol donde se representan los niveles de similitud entre los puntos de datos. Existen dos variantes principales: el enfoque aglomerativo (ascendente) y el divisivo (descendente). El enfoque aglomerativo comienza con cada punto de datos como un *cluster* individual y combina iterativamente los *clusters* más similares hasta formar un único *cluster*. Por otro lado, el enfoque divisivo inicia con todos los puntos en un único *cluster* y los divide sucesivamente hasta que cada punto pertenece a su propio *cluster*.

En este caso, se utiliza el método *clustering aglomerativo* junto con una medida de distancia basada en el enlace promedio (*average linkage*), representado de la siguiente manera:

$$C = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \dots, \{x_n\}\} \quad (6)$$

Donde C es el conjunto de *clusters* iniciales y x_i es un punto de datos. Con respecto a la distancia, tenemos:

$$d(C_i, C_j) = \frac{1}{|C_i| \cdot |C_j|} \sum_{x \in C_i} \sum_{y \in C_j} \text{dist}(x, y) \quad (7)$$

Como se mencionó anteriormente, la ventaja de utilizar *hierachical clustering* es que produce un *dendograma* y que no se requiere especificar el número de *clusters* de antemano; sin embargo, este método es sensible a datos atípicos y la selección del criterio de enlace puede afectar considerablemente los resultados. Además, puede ser computacionalmente costoso para grandes conjuntos de datos. El *clustering* jerárquico es una herramienta poderosa para explorar la estructura subyacente de los datos, especialmente cuando se desea entender las relaciones jerárquica y no se conoce el número de *clusters* a priori.

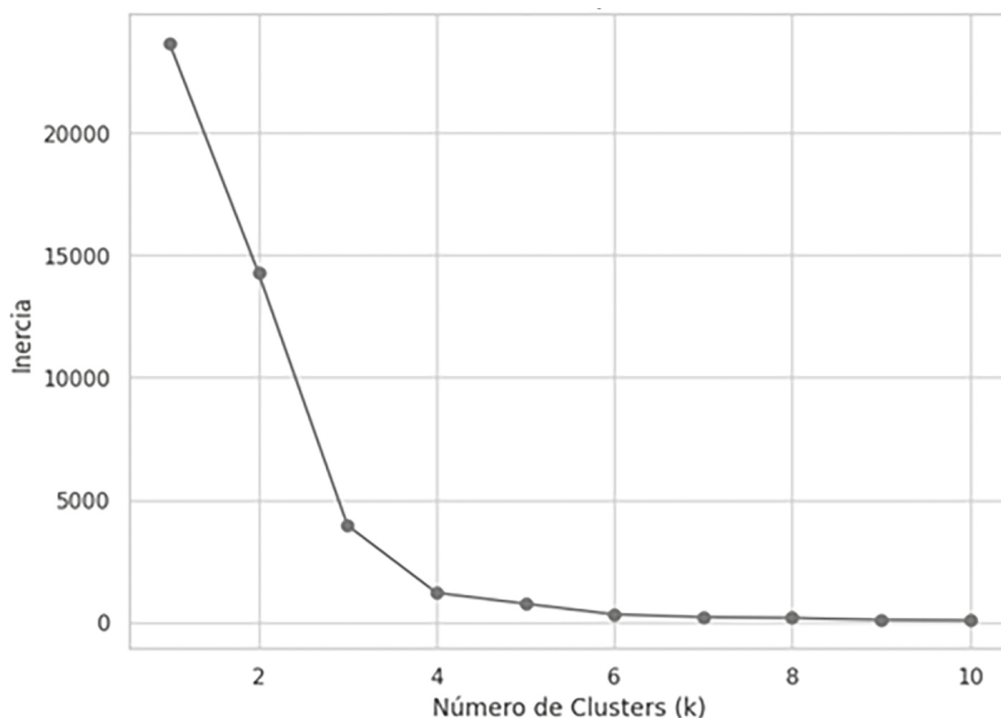
Finalmente, para abordar la variación temporal en los datos antes de aplicar los algoritmos, se adoptará una estrategia que considere las diferencias en la disponibilidad de información. Algunas empresas cuentan con datos de periodos completos, mientras que otras presentan información parcial debido

a su ingreso o salida de la industria. Como medida de control del tiempo en el *clustering*, se calculará el promedio de cada indicador por empresa dentro de cada subrama. Esta metodología permite reducir la variabilidad temporal y obtener un perfil representativo de cada empresa.

4. RESULTADOS Y LIMITACIONES

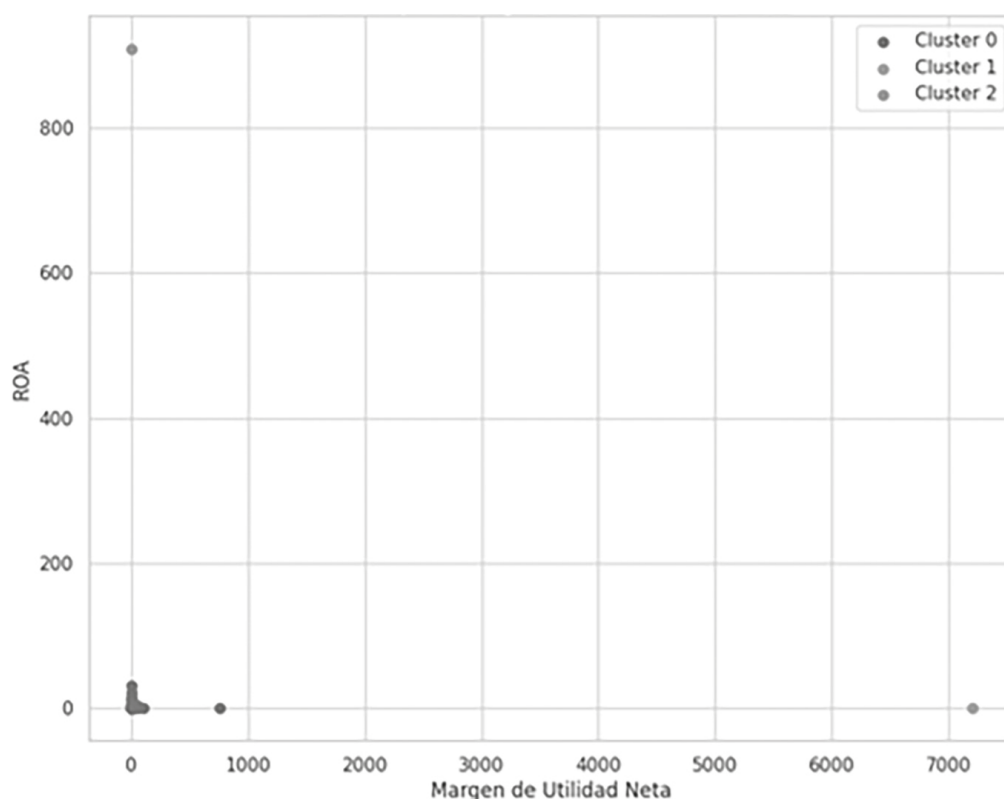
Una vez aplicado el método *elbow* para el análisis de *clustering* usando el algoritmo *k-means*, se puede observar en la figura 1 que la inercia disminuye rápidamente al principio, pero luego la pendiente se vuelve menos pronunciada a partir de $k = 3$. Esto indica que el número óptimo de *clusters* para este caso es tres, basado en la combinación de los indicadores analizados. Los resultados de la combinación entre el margen de utilidad neta y el ROA proporcionan información valiosa sobre la rentabilidad y la eficiencia operativa de las empresas. Las principales estadísticas de los indicadores promedio de la industria, desglosadas por subrama, se presentan en los anexos 16 al 21.

Figura 1. Método del codo para *k-means*



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Figura 2. Cluster *k-means* (utilidad neta/ROA)

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En la figura 2, se puede evidenciar el *cluster 1*, formado por una empresa con un alto margen de utilidad neta y un ROA moderado. Esta agrupación no permite hacer comparaciones con otras empresas o *clusters*, pero permite hacer un análisis detallado del rendimiento interno de la empresa, que escapa del estricto objetivo del presente análisis; sin embargo, en términos generales, indica una particularidad de la empresa que responde a una estrategia efectiva de maximizar sus beneficios a partir de sus ingresos.

Los resultados especificados en la tabla 6 muestran una formación de 4.725 empresas para el *cluster 0*. En promedio, las empresas retienen 32 % de sus ingresos como ganancias después de cubrir sus costos y gastos. Además, generan un retorno sobre los activos del 14 %. Sin embargo, los resultados evidencian una alta variabilidad, lo que sugiere que unas empresas son más efectivas que otras en el uso de sus activos. Este indicador puede interpretarse como la utilidad que recibe la empresa por cada dólar invertido en sus bienes³. Por otro lado, el *cluster 2* muestra un ROA extremadamente alto y

³ Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, s. f., p 15.

bajos márgenes de utilidad neta. Esta empresa no solo es rentable, sino que también es altamente eficiente en el uso de sus activos para generar ingresos.

Tabla 6. Resultados para *k-means* con variables margen de utilidad neta-ROA

Cluster	Empresas	Margen de utilidad neta		ROA	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	4.725	0,32	11,13	0,14	0,70
1	1	7.198,08	-	0,05	-
2	1	0,85	-	908,47	-

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En la tabla 7, se muestran los resultados para el *k-means* con la combinación de los indicadores margen de utilidad operativa y ROE, que permite identificar qué empresas son líderes en términos de eficiencia operativa y rendimiento para los accionistas, y cuáles podrían estar en una situación desfavorable.

Las empresas que pertenecen al *cluster* 0 registran en promedio un margen de utilidad operativa de 0,34 %, que es relativamente bajo; sin embargo, la desviación estándar de 11,13 % es considerablemente alta en relación a la media. Esto sugiere una gran variabilidad en los márgenes de utilidad operativa en las empresas dentro de este *cluster*.

Por otro lado, el retorno sobre el patrimonio (ROE) promedio es de 0,48 %, que también es bajo, lo que supone que las empresas no están generando un alto retorno para sus accionistas. La desviación estándar de 4,5 % muestra una alta variabilidad, lo que puede sugerir disparidades en la eficiencia del uso del capital de las empresas que pertenecen a este grupo que, ascienden a 4.725 unidades económicas.

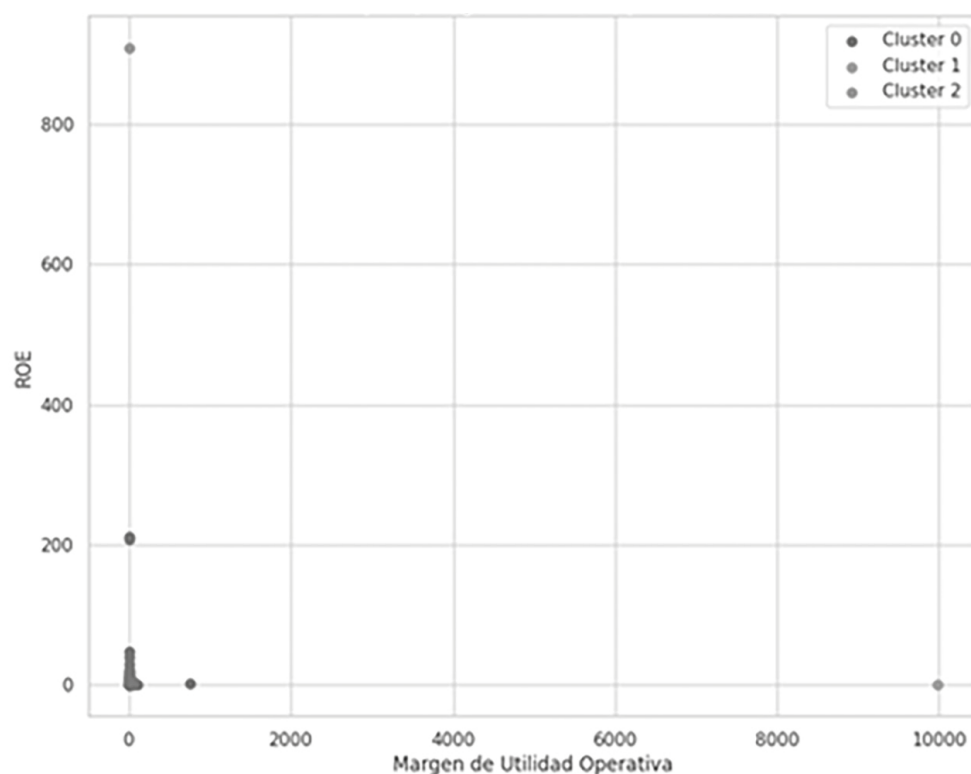
Tabla 7. Resultados para *k-means* con variables margen de utilidad operativa-ROE

Cluster	Empresas	Margen de utilidad operativa		ROE	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	4.725	0,34	11,13	0,48	4,50
1	1	9.974,87	-	0,11	-
2	1	0,86	-	908,47	-

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

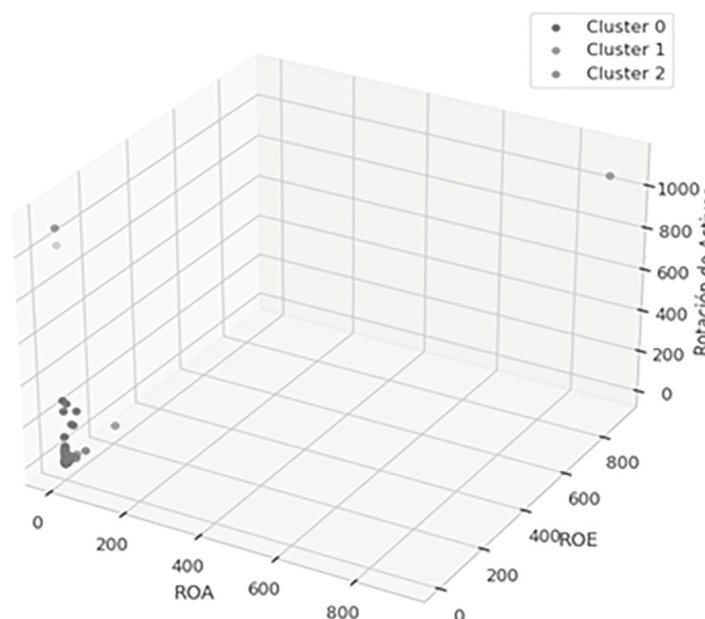
En la figura 3, se presenta la aplicación del algoritmo *k-means* para la combinación del margen de utilidad operativa y ROE, lo que permite tener información de la eficiencia de las operaciones y su relación con los ingresos.

Figura 3. Cluster *k-means* (margen de utilidad operativa/ROE)

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Figura 4. Cluster K-means (ROA/ROE/rotación de activos)



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

En los *clusters* 1 y 2 se registra la pertenencia de una sola empresa en cada uno, pero con marcadas diferencias en los indicadores. Por una parte, la empresa del clúster 1 genera un margen de utilidad operativa excepcionalmente alto, lo que sugiere un modelo de negocio eficiente en la generación de ganancias operativas en relación con sus ingresos. Sin embargo, se evidencia un ROE de 0,11 bastante bajo, lo que indica que, a pesar de generar un margen operativo excepcional, no está logrando un retorno significativo para sus accionistas. En este caso, pueden existir factores no observables que limitan la capacidad de convertir las utilidades en beneficios para los accionistas.

Para identificar la eficiencia, rentabilidad y estrategia operativa de las empresas, se realizó un análisis de *clustering* utilizando la combinación de ROA, ROE y rotación de activos. Esta combinación ayuda a identificar no solo la rentabilidad y eficiencia, sino también la capacidad de generar ingresos a partir de sus activos.

Tabla 8. Resultados para K-means con variables ROA, ROE y rotación de activos

Cluster	Empresas	ROA		ROE		Rotación de activos	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	4.724	0,14	0,70	0,48	4,50	2,78	10,52
1	1	908,47	-	908,47	-	1.066,55	-
2	2	0,95	0,80	1,18	1,13	1.075,15	56,04

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Los resultados especificados en la tabla 8 no difieren de los anteriores al identificar un ROA promedio de 0,14 %, lo que indica que las empresas del clúster 0 generan un retorno relativamente bajo en relación con sus activos totales. Además, la alta desviación estándar de 0,70 sugiere una gran variabilidad en la eficiencia del uso de los activos entre las empresas.

La alta variabilidad del ROA evidencia que algunas empresas están utilizando sus activos de manera efectiva para generar ingresos, mientras que otras pueden estar enfrentando problemas de ineficiencia. El clúster 1 muestra resultados extraordinarios y extremos en comparación con el clúster 0, debido a que su ROA es excepcionalmente alto. Esto indica que esta empresa está generando un retorno muy elevado en relación con sus activos, lo que consecuentemente genera un retorno extraordinario para sus accionistas.

En cuanto a los resultados de la aplicación del algoritmo DBSCAN, se pudieron obtener dos clústeres para cada una de las combinaciones: margen de utilidad neta-ROA, margen de utilidad operativa-ROE y ROA-ROE-rotación de activos.

Los resultados para la primera combinación se muestran en la tabla 9. En este caso, observamos que el clúster 0 está conformado por cinco empresas y muestra indicadores significativamente más altos con respecto al clúster 1.

Estos resultados permiten inferir que, aunque las empresas del clúster 0 tienen una alta rentabilidad, su desempeño es inconsistente. Esto se debe a dos aspectos importantes: por un lado, la alta rentabilidad medida por el margen de utilidad neta promedio; por otro, un ROA promedio de 192,38, lo que sugiere que estas empresas son muy eficientes en la generación de ingresos. Sin embargo, su elevada desviación estándar en los indicadores, tanto para el margen de utilidad como para el ROA, indica que hay variabilidad entre los resultados de las empresas dentro del clúster.

Tabla 9. Resultados para DBSCAN con variables margen de utilidad neta-ROA

Cluster	Empresas	Margen de utilidad neta		ROA	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	5	1.590,64	3.151,50	192,38	400,52
1	4.722	0,16	2,02	0,13	0,44

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

La aplicación del algoritmo DBSCAN revela una clara diferenciación entre empresas de alto rendimiento y aquellas con rendimientos menores. Los resultados obtenidos utilizando las variables margen de utilidad operativa y ROE se presentan en la tabla 10 y la figura 6.

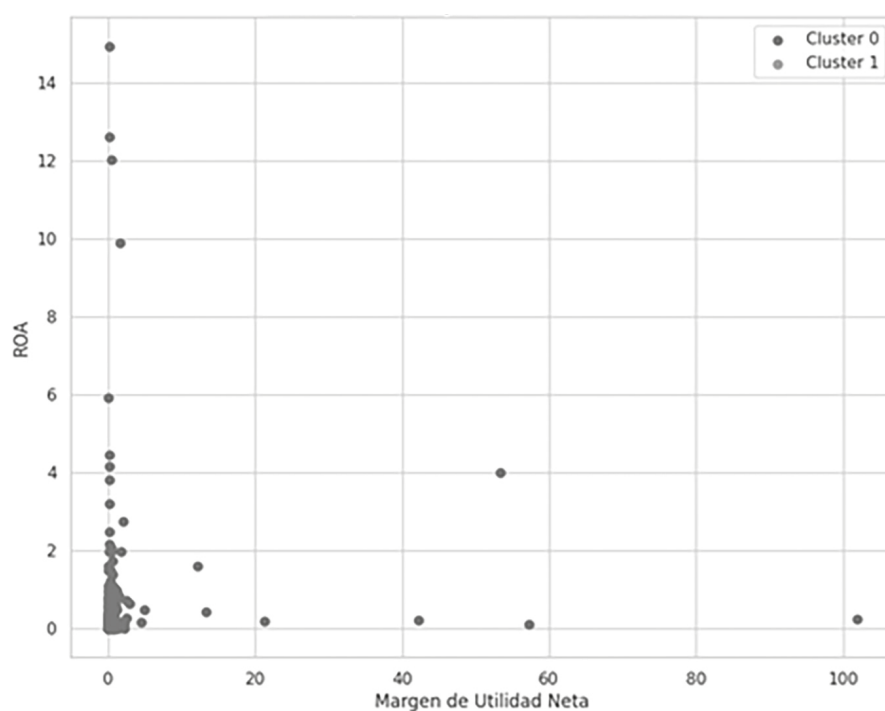
El grupo de empresas del *cluster* 0 representa un pequeño número de compañías altamente rentables; sin embargo, se observa una variabilidad en los resultados, lo que sugiere que dentro del *cluster* existen empresas que enfrentan desafíos significativos de mejora.

Tabla 10. Resultados para DBSCAN con variables margen de utilidad operativa-ROE

Cluster	Empresas	Margen de utilidad operativa		ROE	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	8	1.341,48	3.498,33	180,61	306,26
1	4.719	0,18	2,03	0,36	0,93

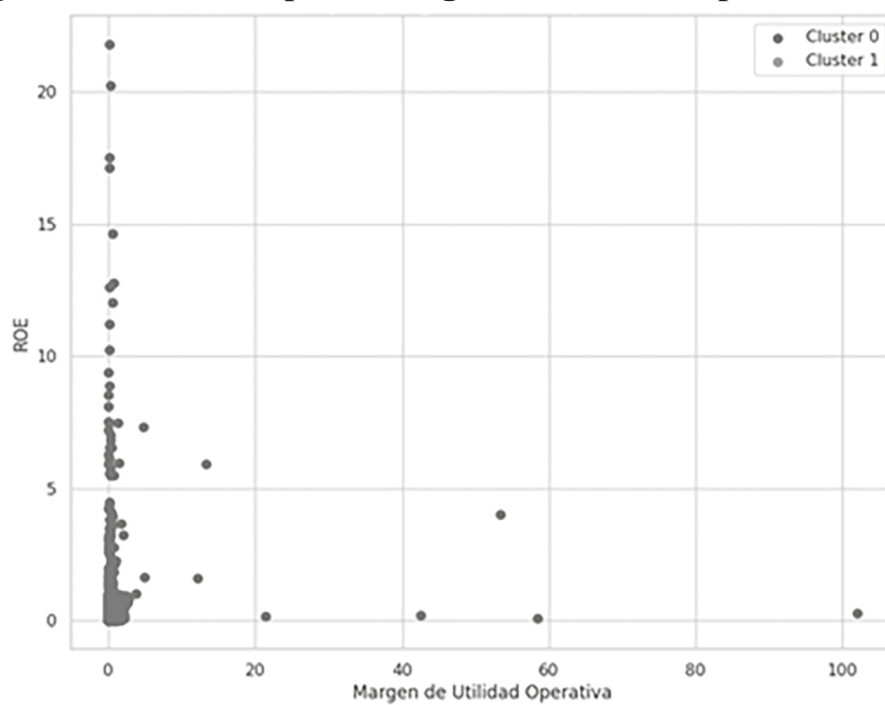
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Figura 5. DBSCAN para margen de utilidad neta-ROA

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Figura 6. DBSCAN para margen de utilidad operativa-ROE

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Por otro lado, el *cluster* 1 está conformado por 4.719 empresas que demuestran un desempeño financiero deficiente. La baja rentabilidad y el ROE sugieren la necesidad de mejorar la eficiencia y competitividad en las subramas a las que pertenecen estas compañías.

El análisis a los resultados para el DBSCAN con variables ROA, ROE, rotación de activos se presenta en la tabla 11.

Tabla 11. Resultados para DBSCAN con variables ROA, ROE y rotación de activos

Cluster	Empresas	ROA		ROE		Rotación de Activos	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	17	59,96	218,84	89,22	221,26	295,32	385,30
1	4.710	0,12	0,23	0,34	0,80	2,40	5,19

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Las empresas del *cluster* 0 se caracterizan por ser eficientes en generar beneficios sobre los activos y el capital, aunque presentan una alta variabilidad en su desempeño, similar a resultados anteriores. En contraste, el *cluster* 1 agrupa empresas con un desempeño relativamente uniforme, pero en niveles de baja eficiencia.

El análisis de *cluster* jerárquico proporciona una visión de cómo las empresas se agrupan según su rendimiento financiero y operacional, lo que guía decisiones estratégicas para mejorar la competitividad y la eficiencia. En este caso, se identifican dos *clusters*.

La tabla 12 muestra los resultados de la aplicación del *cluster* jerárquico. El clúster 0 representa a la mayoría de las empresas y se caracteriza por bajos márgenes de utilidad neta y ROA. La baja variabilidad en el ROA indica estabilidad y homogeneidad en el rendimiento de los activos, aunque existe dispersión en los márgenes de utilidad neta, característico de empresas que operan en sectores de baja rentabilidad o con alta competencia.

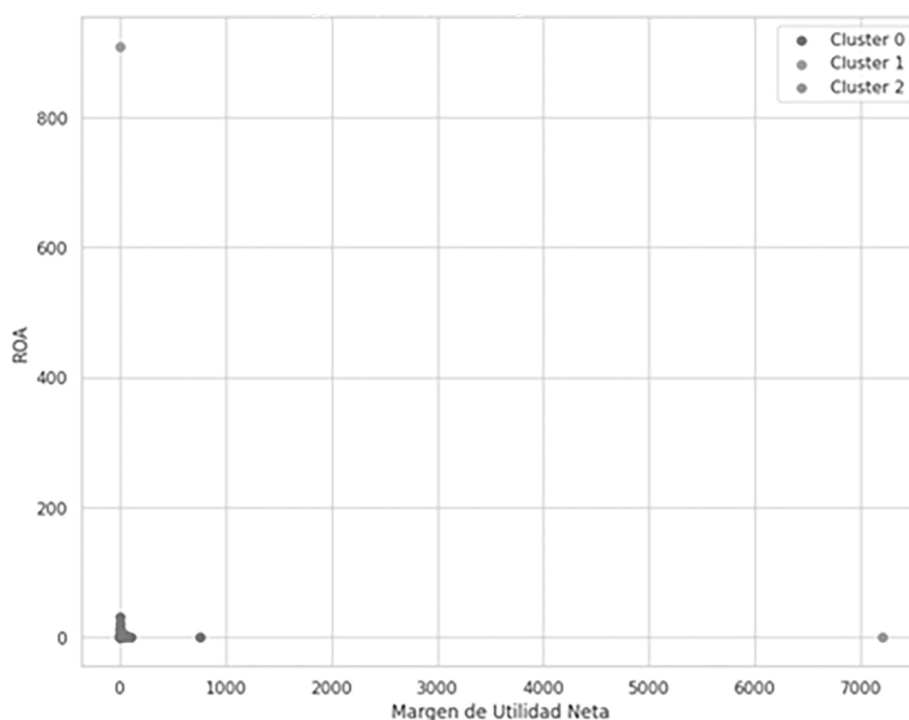
Tabla 12. Resultados para clustering jerárquico con variables margen de utilidad neta-ROA

Cluster	Empresas	Margen de utilidad neta		ROA	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	4.725	0,32	11,13	0,14	0,70
1	1	0,85	-	908,47	-
2	1	7.198	-	0,05	-

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

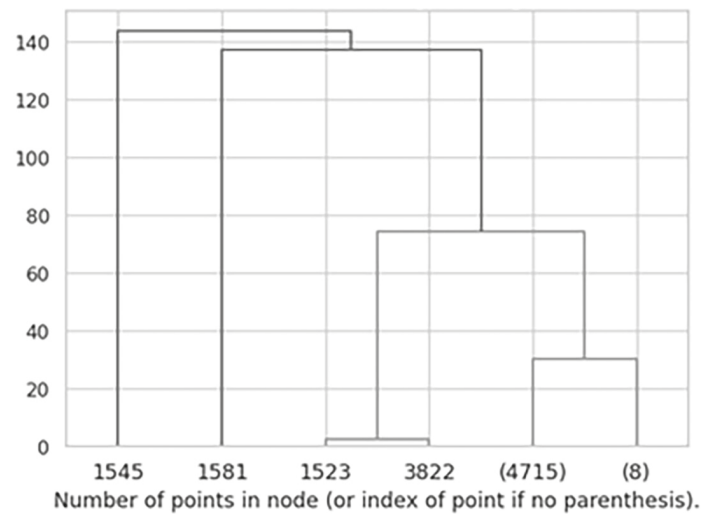
De manera general, se destacan dos empresas con valores atípicos y extraordinarios (*clusters* 1 y 2) en comparación con el grupo principal (cluster 0); en este caso, se puede evidenciar que la mayoría de las empresas operan dentro de rangos de rentabilidad y eficiencia de activos normales.

Figura 7. Cluster Jerárquico margen utilidad neta-ROA

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Figura 8. Hierarchical Clustering Dendrogram



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

Para diferenciar los resultados mediante la aplicación de algoritmos *k-means*, DBSCAN y el *clustering* jerárquico, se utiliza un modelo en el que considera que las observaciones siguen una distribución probabilística formada por la combinación de múltiples distribuciones normales⁴ y encontramos semejanza de resultados con el *cluster* jerárquico.

Tabla 13. Resultados para Gaussian Mixture Models (GMM): variables margen de utilidad neta-ROA

Cluster	Empresas	Margen de utilidad neta		ROA	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
0	4.725	0,32	11,13	0,14	0,70
1	1	7.198	-	0,05	-
2	1	0,85	-	908,47	-

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros

Elaboración: Autor

⁴ <https://cienciadedatos.net/documentos/py23-deteccion-anomalias-gmm-python>

5. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

Los resultados del análisis de la rentabilidad y eficiencia operativa del sector manufacturero, mediante la aplicación de algoritmos no supervisados, permiten identificar empresas que presentan patrones marcados de gestión con márgenes de ganancias y retornos bajos y estables. Esto sugiere un comportamiento promedio del sector con homogeneidad en las prácticas operativas y en la rentabilidad.

Asimismo, los resultados evidencian grupos reducidos de empresas caracterizadas por ser muy eficientes en generar beneficios tanto respecto a sus activos como a su capital. Esto demuestra una diferenciación en el desempeño y ofrece oportunidades de aprendizaje para otras empresas en cuanto a mejores prácticas de gestión y uso de activos.

Las empresas que muestran un margen de utilidad operativa excepcionalmente alto indican que poseen un modelo de negocio muy eficiente en la generación de ganancias operativas en relación con sus ingresos. Sin embargo, es pertinente identificar si este *cluster* está beneficiándose de condiciones de mercado muy favorables, como bajos costos operativos o ingresos extraordinarios. Este aspecto podría ser objeto de análisis más detallado en estudios complementarios, ya que estas mismas empresas registran un retorno sobre el patrimonio muy bajo, lo que indica que no están logrando un retorno significativo para sus accionistas. Este factor limita la capacidad de convertir las utilidades en beneficios para los accionistas, por lo que factores no observables, como los niveles de deuda y la estructura de capital, motivan una investigación adicional.

Finalmente, los resultados proporcionan una base sólida para entender la variabilidad de la eficiencia y rentabilidad de las empresas manufactureras, independientemente de la subrama a la que pertenecen. Esto permite generar políticas dirigidas a incrementar la competitividad y sostenibilidad del sector, y buscar la transformación de la economía mediante la diversificación productiva, el fortalecimiento de las capacidades tecnológicas y la integración de la industria en el desarrollo sostenible.

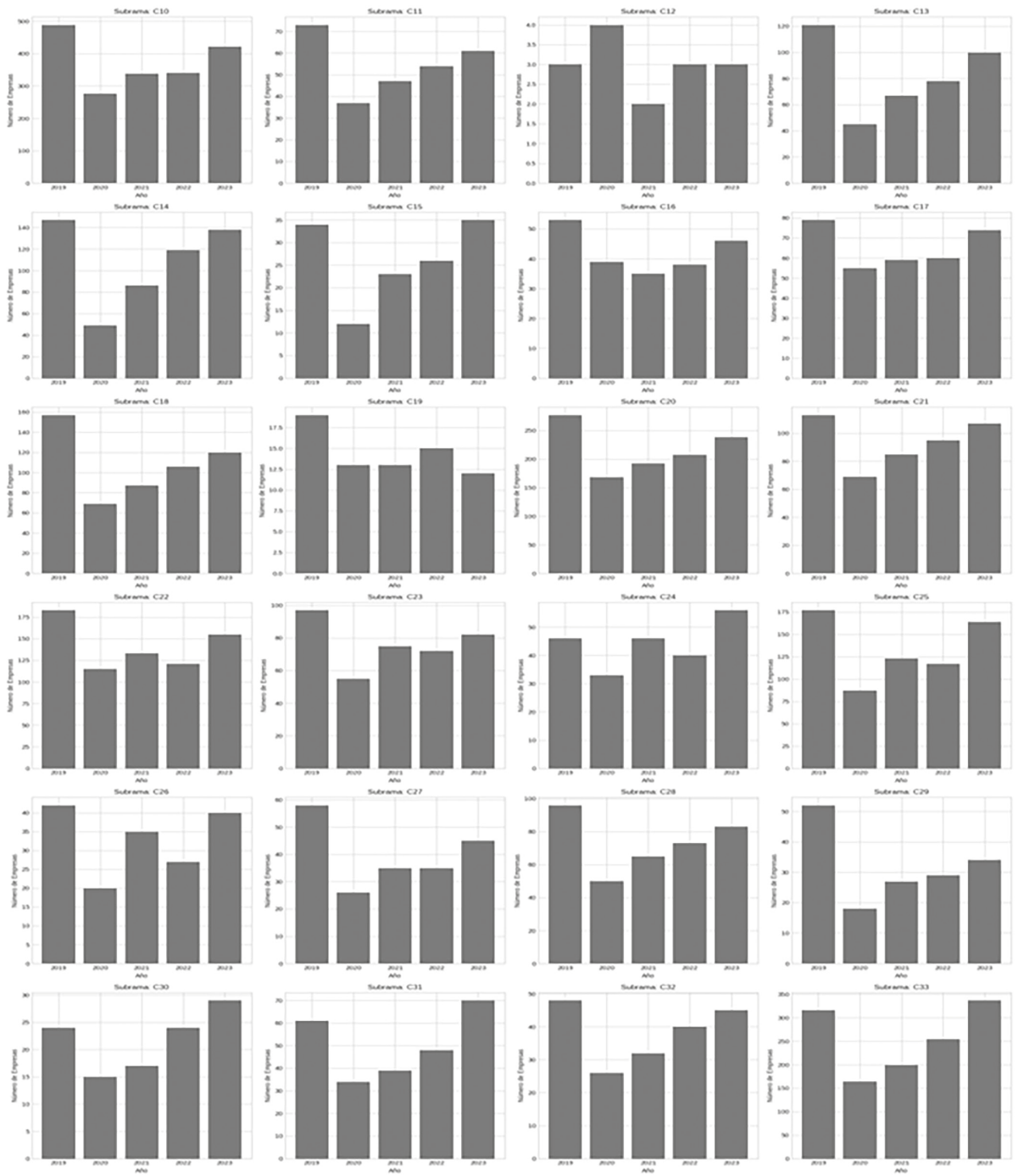
BIBLIOGRAFÍA

- Anaya, H. O. (2018). *Análisis financiero aplicado, bajo NIIF* (16ª ed.). Universidad Externado.
- Caiza-Pastuña, E. C., Valencia-Núñez, E. R., & Bedoya-Jara, M. P. (2020). Decisiones de inversión y rentabilidad bajo la valoración financiera en las empresas industriales grandes de la provincia de Cotopaxi, Ecuador. *Revista Universidad y Empresa*, 22(39), 201-229. http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0124-46392020000200201&script=sci_arttext
- Ciencia de Datos. (s.f.). *Clustering con Python: Análisis y visualización de agrupamientos*. <https://cienciadedatos.net/documentos/py20-clustering-con-python>
- Cobos-Salvador, A., & Armijos-Yambay, M. (2020). Eficiencia de las empresas manufactureras de Ecuador del 2007 al 2018: dos enfoques de análisis intraindustrial. *X-pedientes Económicos*, 4(8).
- Coello-Montecel, D. (2017). ¿Poder de mercado o eficiencia?: Determinantes de la rentabilidad del sector manufacturero ecuatoriano durante el periodo post dolarización. *Market Power of Efficiency*, 56-77.
- Delgado, J. A. O. (2015). Estructura económico-financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras colombo-venezolanas. *Revista Venezolana de Gerencia*, 20(71), 397-418. <https://www.redalyc.org/pdf/290/29042408002.pdf>
- Deng, D. (2020, septiembre). DBSCAN clustering algorithm based on density. En *2020 7th International Forum on Electrical Engineering and Automation (IFEEA)* (pp. 949-953). IEEE. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9356727>.
- Glas Espinel, J., Alvarado Espinel, V., León Abad, S., & Parra Fonseca, J. (2015). *Política industrial del Ecuador 2016-2025*.
- González et al. (2024). *Ecuador: Crecimiento resiliente para un futuro mejor*. Oficina de Ecuador, Grupo Banco Mundial. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/099050924131536292/pdf/P17797312cbabc01b189011ce-0839cba821.pdf>
- Hartigan, J. A., & Wong, M. A. (1979). A k-means clustering algorithm. *Applied Statistics*, 28(1), 100-108.
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2020). *Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades económicas (CIIU), revisión 4.0*. <https://aplicaciones2.ecuadorencifras.gob.ec/SIN/metodologias/CIIU%204.0.pdf>

- Kassambara, A. (2017). *Practical Guide to Cluster Analysis in R: Unsupervised Machine Learning* (Vol. 1). STHDA. https://www.datanovia.com/en/wp-content/uploads/dn-tutorials/book-preview/clustering_en_preview.pdf
- Ochoa-Jiménez, D., Armas-Herrera, R., & Pereira, C. (2022). Manufacturas y crecimiento económico en Ecuador bajo una perspectiva regional: Un modelo de panel dinámico, 2007-2020. *Revista Económica*, 10(1), 31-44.
- Molina, Z. A. M., & Hernández, J. C. S. (2024). Efectos de la pandemia COVID-19 en el crecimiento y la rentabilidad de las empresas manufactureras colombianas. *Revista Facultad de Ciencias Económicas*, 32(1), 63-79. <https://doi.org/10.18359/rfce.6888>
- Salazar-Mosquera, G. M. (2017). Factores determinantes del desempeño financiero en el sector manufacturero en la República del Ecuador. *Panorama Económico*, 25(2), 243-254. <https://repositorio.unicartagena.edu.co/handle/11227/8986>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2023, 16 de febrero). *Ranking de compañías*. <https://appscvsmovil.supercias.gob.ec/ranking/reporte.html>

ANEXOS

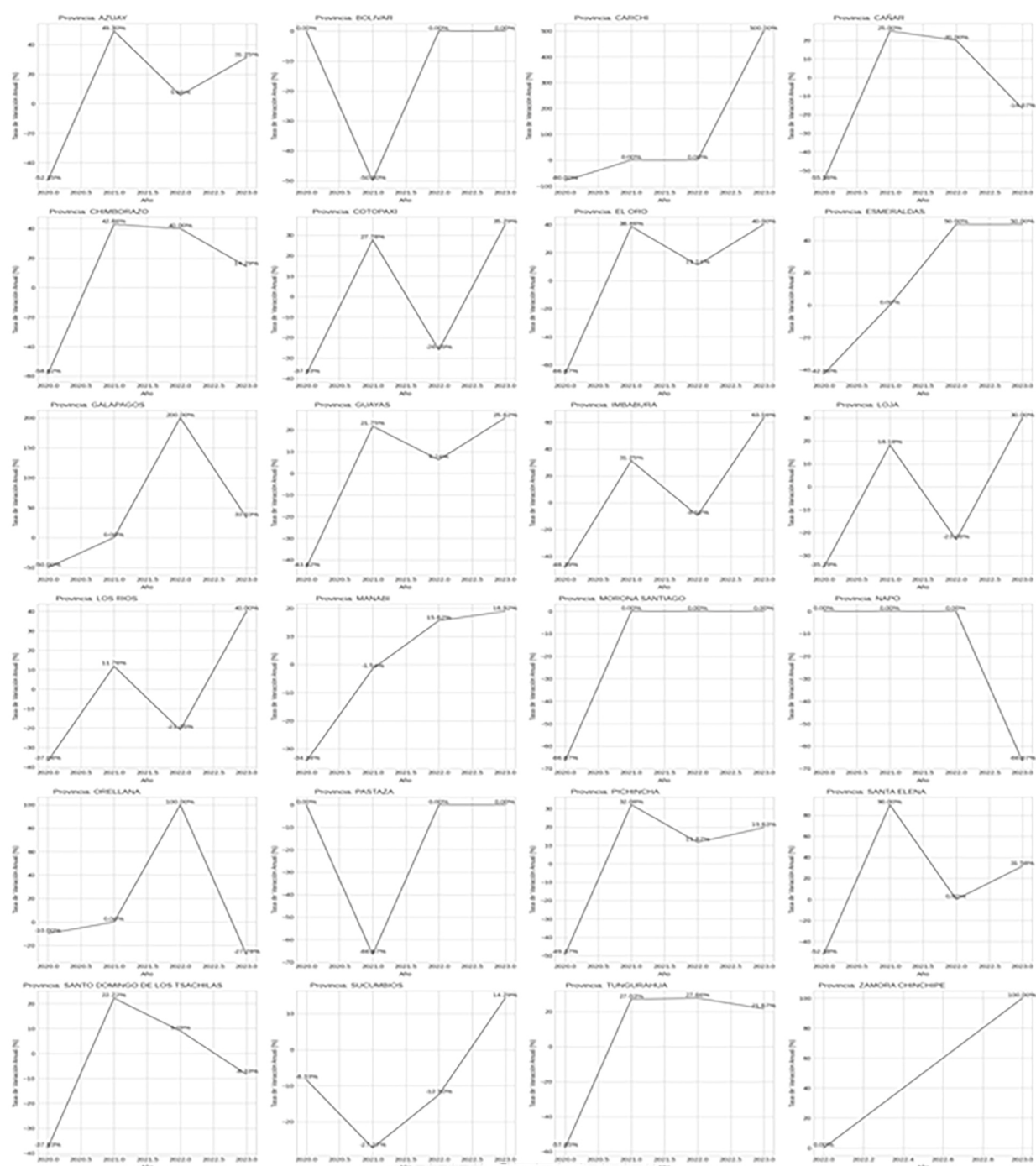
Anexo 1. Número empresas por subrama que no reportan valores ceros y negativos



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)⁵

⁵ <https://appscvsmovil.supercias.gob.ec/ranking/reporte.html>

Anexo 2. Evolución del número de empresas industria manufacturera



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 3. Número de empresas por año subrama de industria manufacturera

Subrama	2019	2020	2021	2022	2023
C10	489	276	338	340	422
C11	73	37	47	54	61
C12	3	4	2	3	3
C13	121	45	67	78	100
C14	147	49	86	119	138
C15	34	12	23	26	35
C16	53	39	35	38	46
C17	79	55	59	60	74
C18	157	69	87	106	120
C19	19	13	13	15	12
C20	277	168	192	207	238
C21	113	69	85	95	107
C22	183	115	133	121	155
C23	97	55	75	72	82
C24	46	33	46	40	56
C25	177	87	123	117	164
C26	42	20	35	27	40
C27	58	26	35	35	45
C28	96	50	65	73	83
C29	52	18	27	29	34
C30	24	15	17	24	29
C31	61	34	39	48	70
C32	48	26	32	40	45
C33	316	164	199	254	337
Total	2.765	1.479	1.860	2.021	2.496

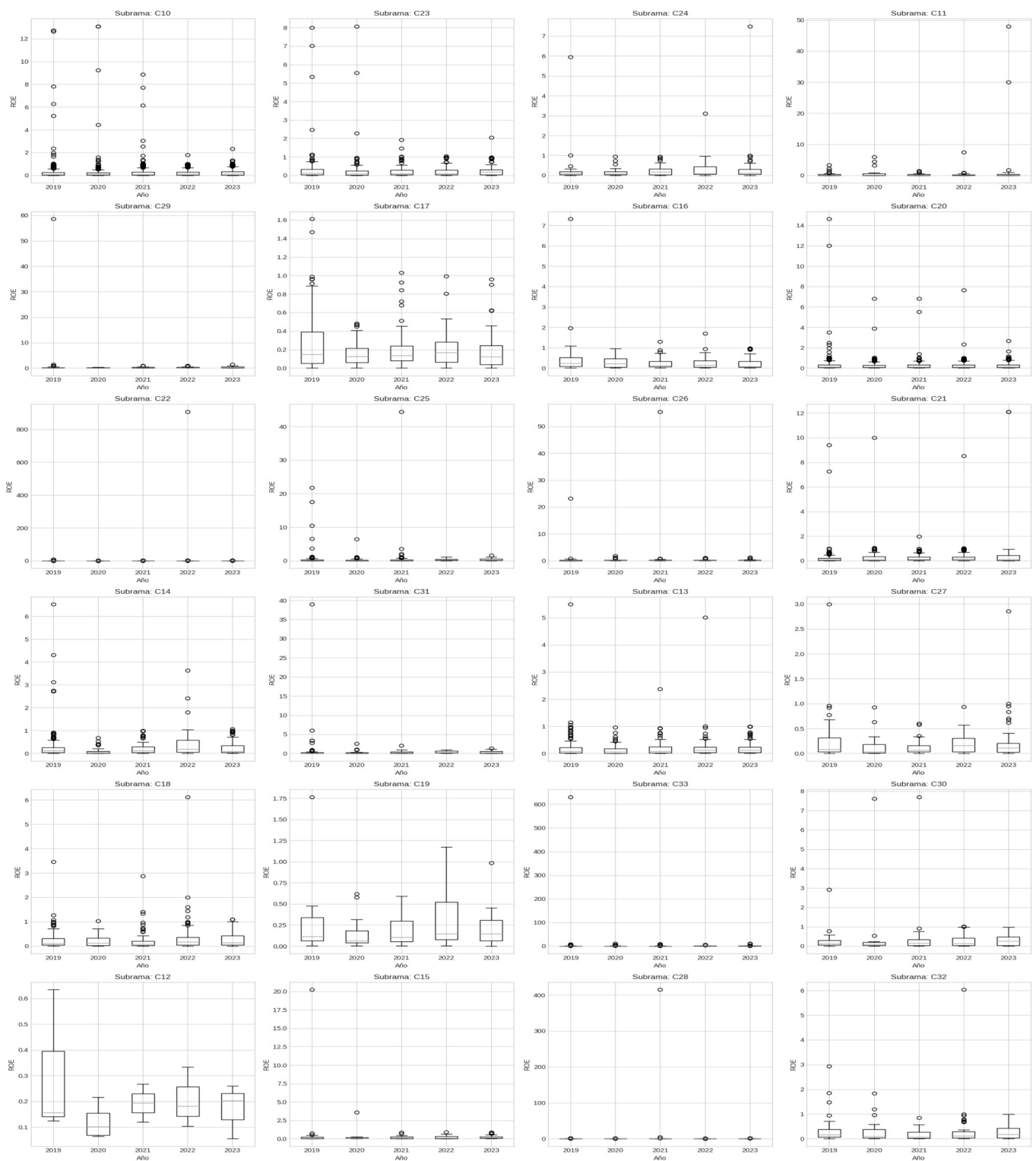
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 4. Número de empresas de la industria manufacturera por provincia

Provincias	2019	2020	2021	2022	2023
Azuay	149	71	106	112	147
Bolívar	2	0	1	0	0
Carchi	5	1	0	1	6
Cañar	9	4	5	6	5
Chimborazo	17	7	10	14	16
Cotopaxi	29	18	23	17	23
El Oro	39	13	18	20	28
Esmeraldas	7	4	4	6	9
Galápagos	2	1	1	3	4
Guayas	1.215	685	834	886	1.113
Imbabura	31	16	21	19	31
Loja	17	11	13	10	13
Los Ríos	27	17	19	15	21
Manabí	99	65	64	74	88
Morona Santiago	3	1	0	0	0
Napo	3	0	0	0	1
Orellana	10	9	9	18	13
Pastaza	3	0	1	1	1
Pichincha	948	480	634	708	847
Santa Elena	21	10	19	19	25
Santo Domingo de los Tsáchilas	29	18	22	24	22
Sucumbíos	12	11	8	7	8
Tungurahua	88	37	47	60	73
Zamora Chinchipe	0	0	1	1	2
Total	2.765	1.479	1.860	2.021	2.496

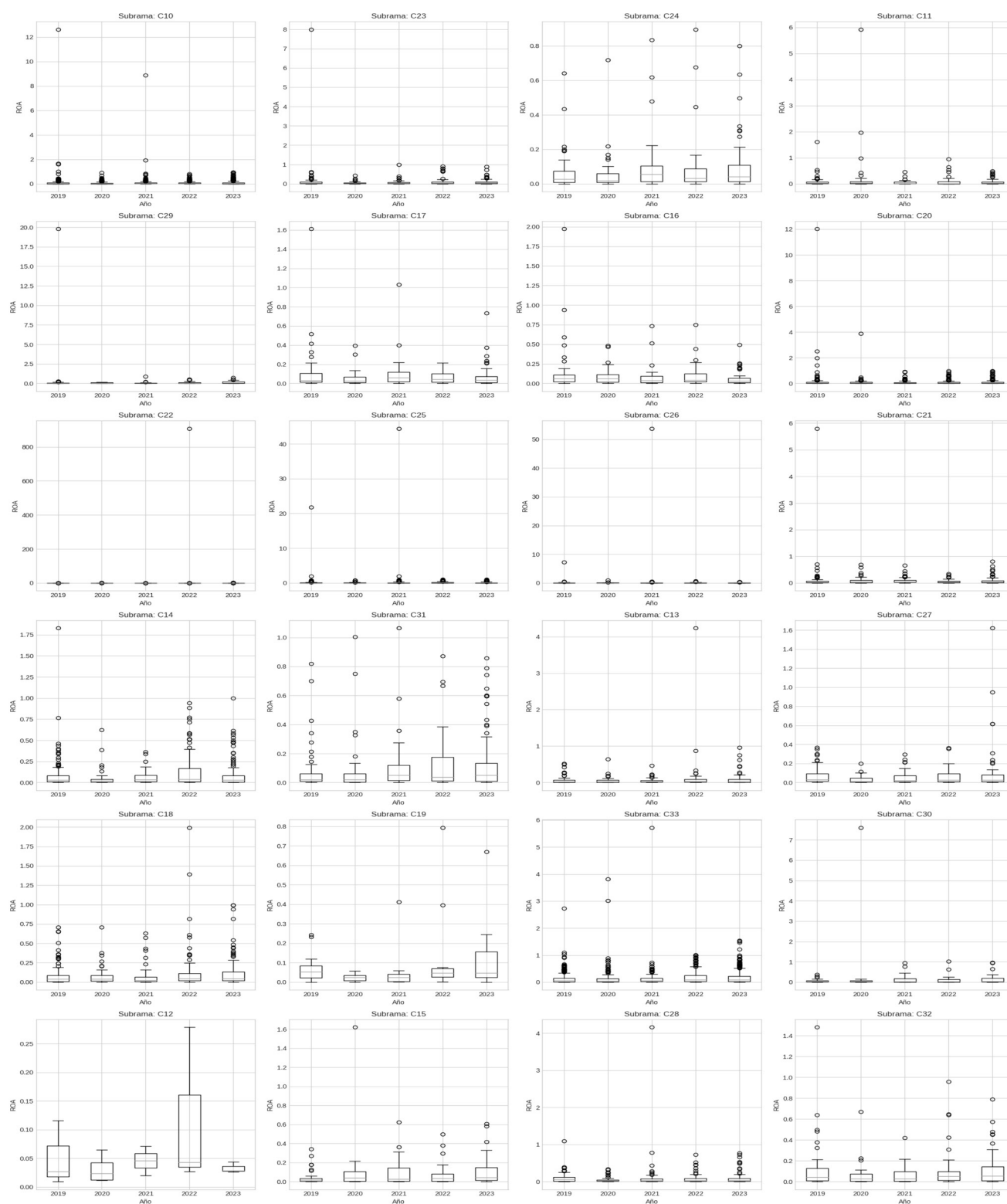
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 5. Indicador ROE de la industria manufacturera



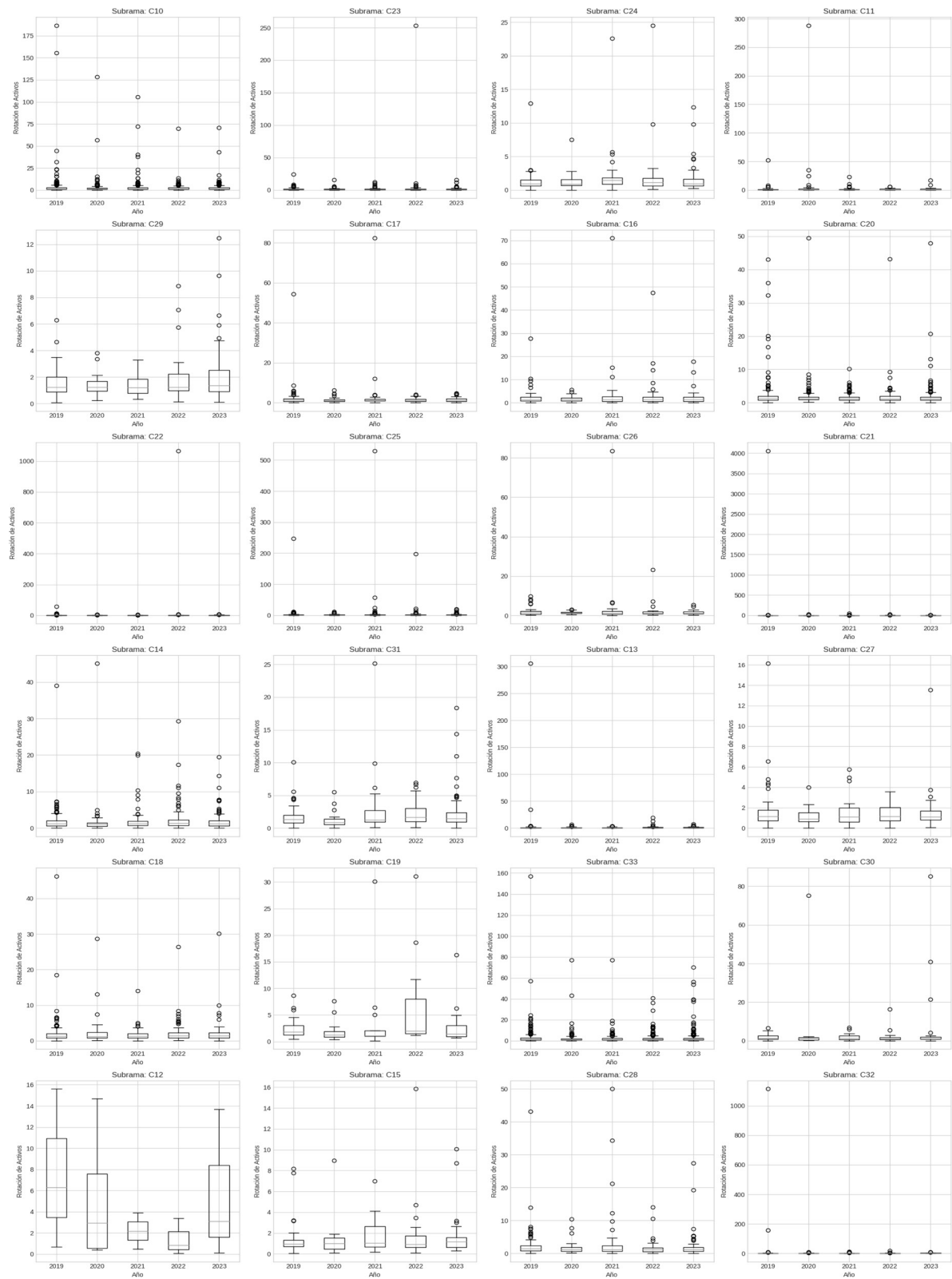
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 6. Indicador ROA de la industria manufacturera



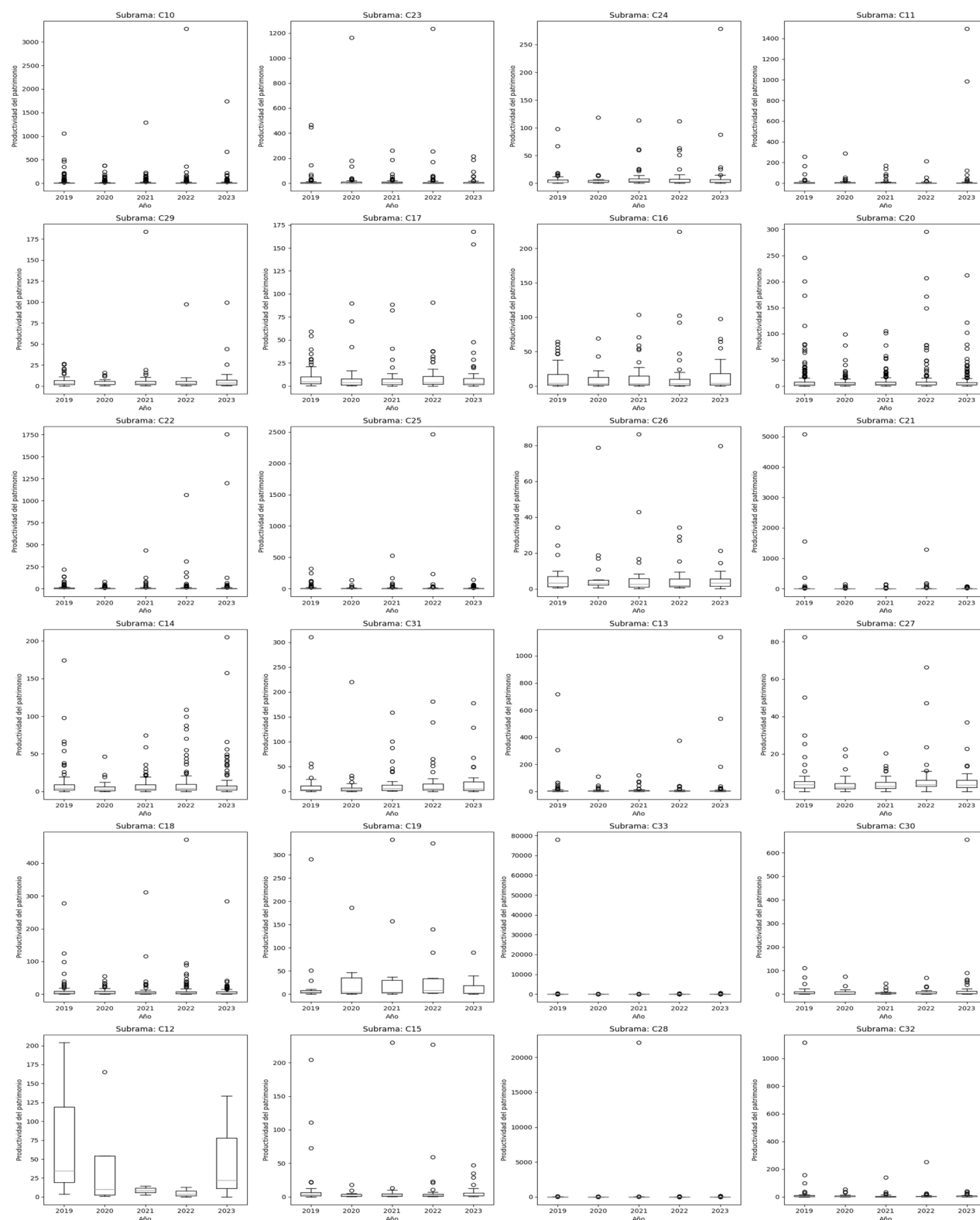
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 7. Indicador rotación de activos de la industria manufacturera



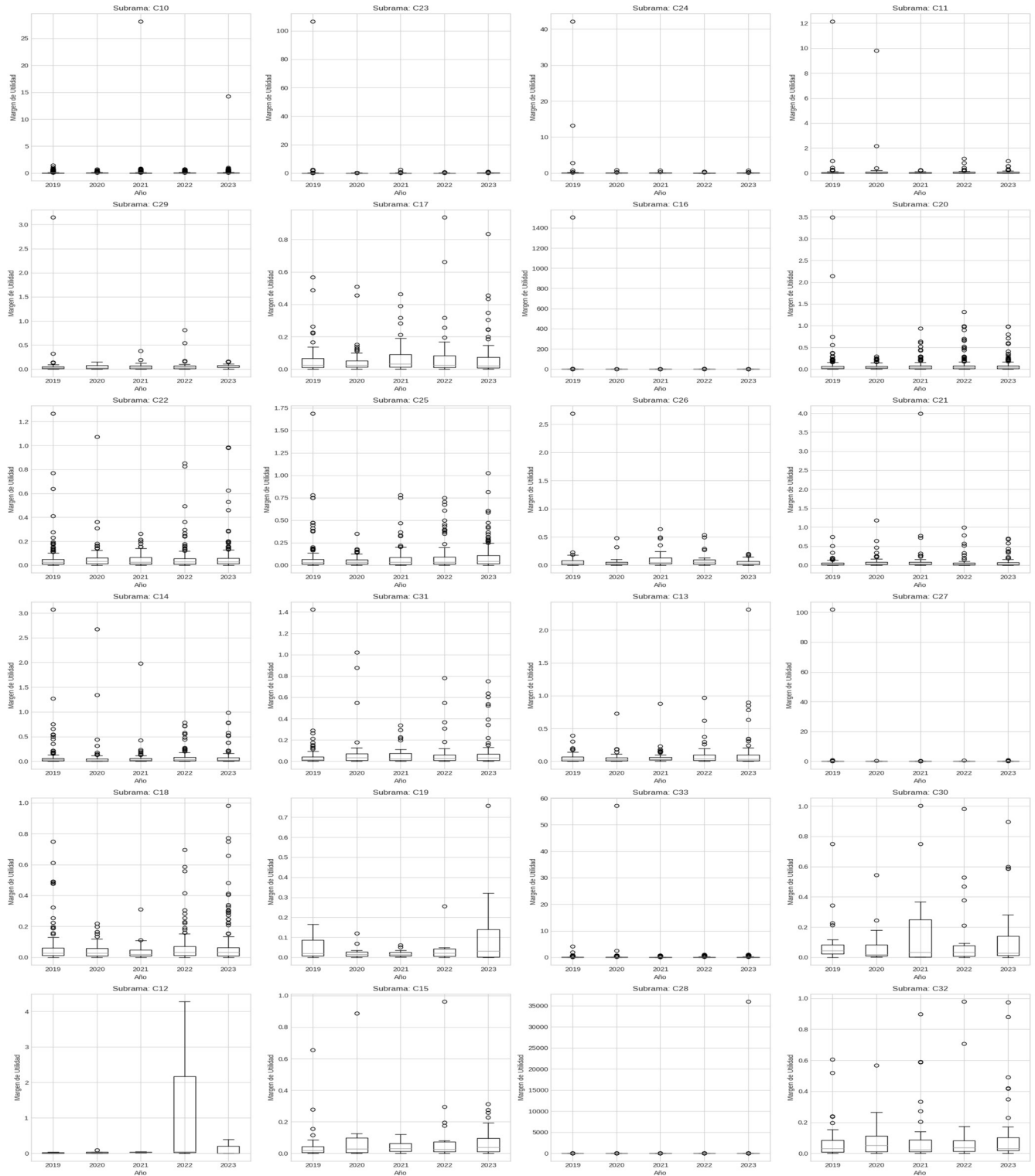
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 8. Indicador rotación productividad del patrimonio de la industria manufacturera



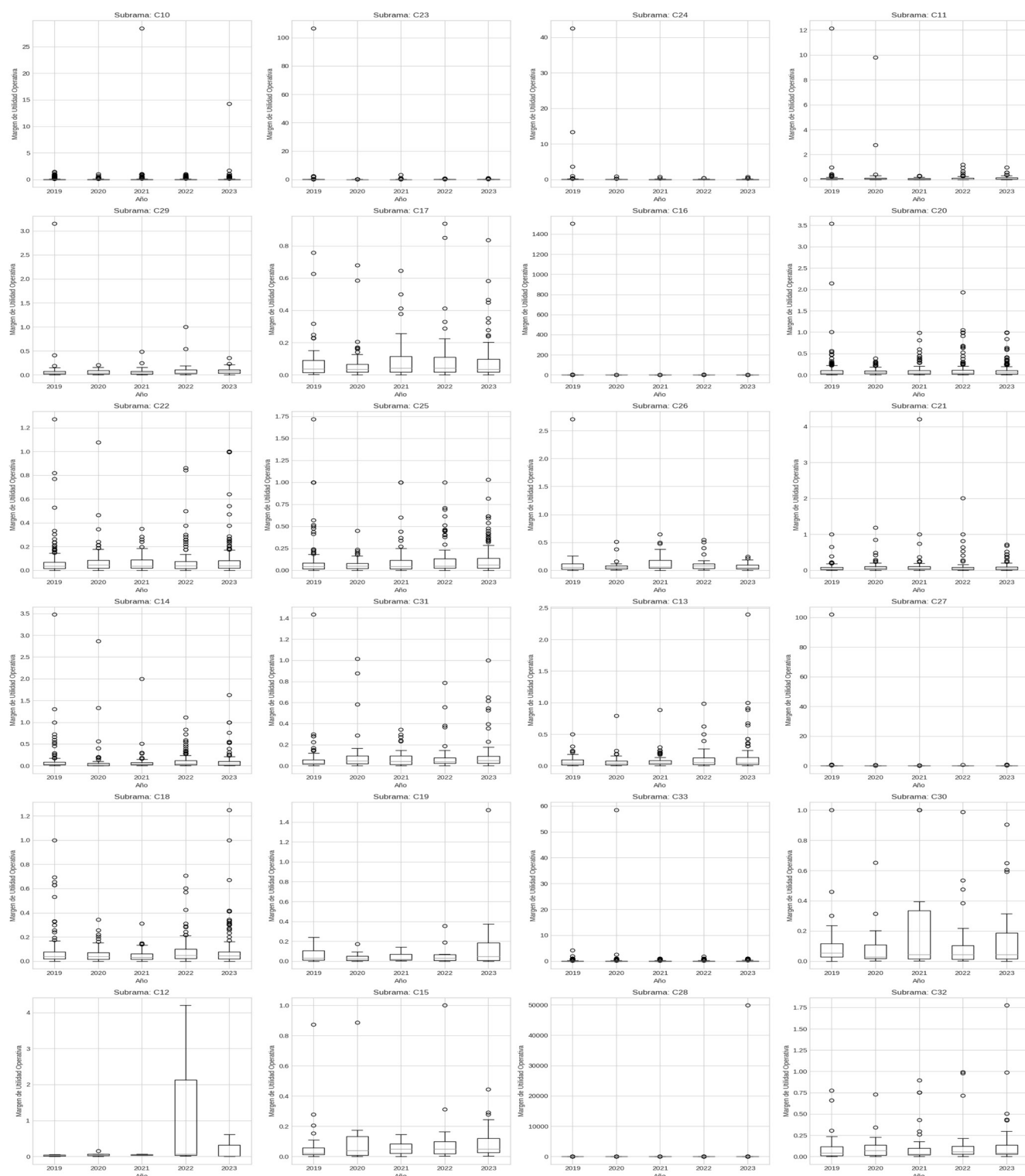
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 9. Indicador margen de utilidad neta de la industria manufacturera



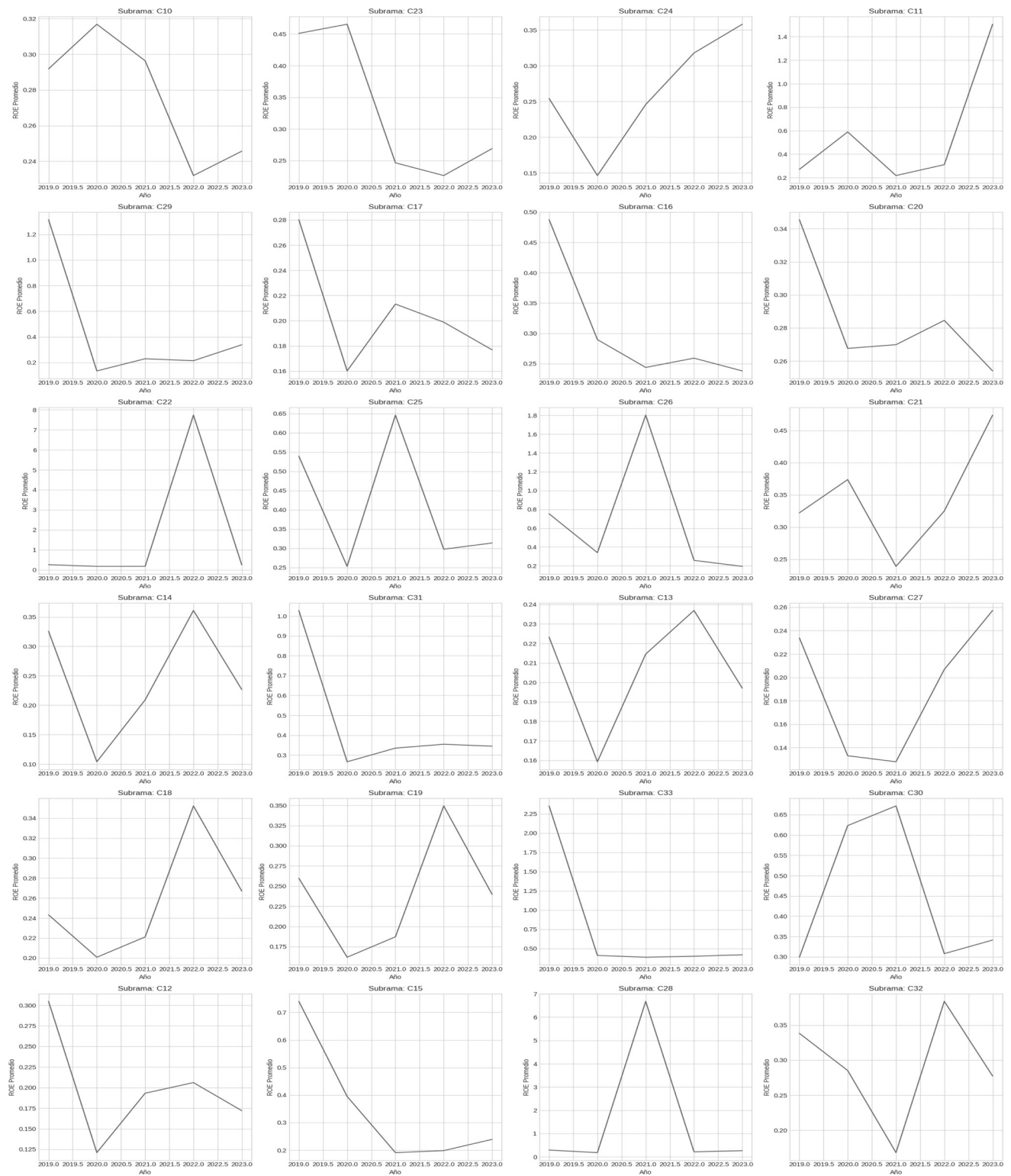
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 10. Indicador margen de utilidad operativa de la industria manufacturera



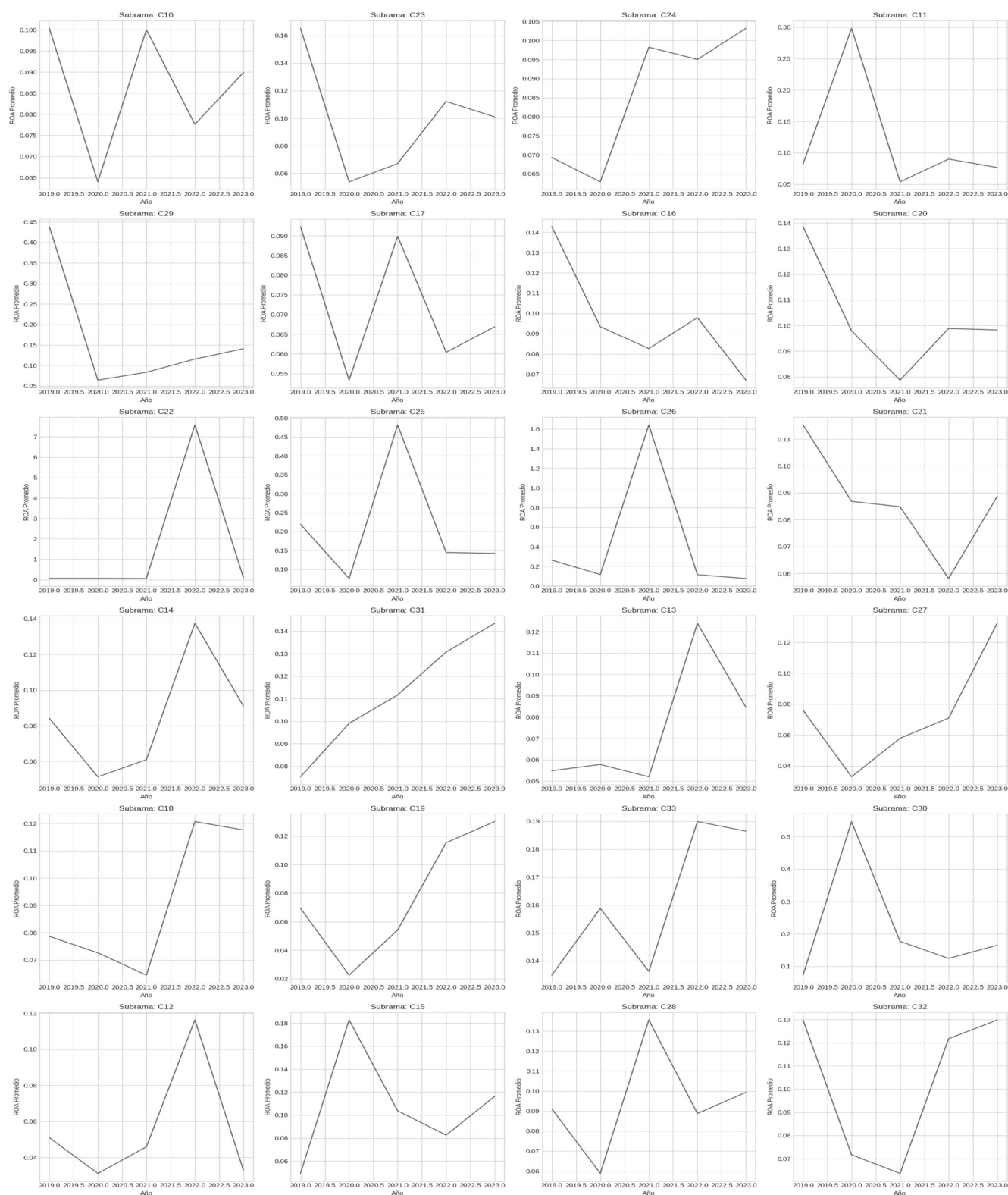
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 11. Indicador ROE promedio de la industria manufacturera



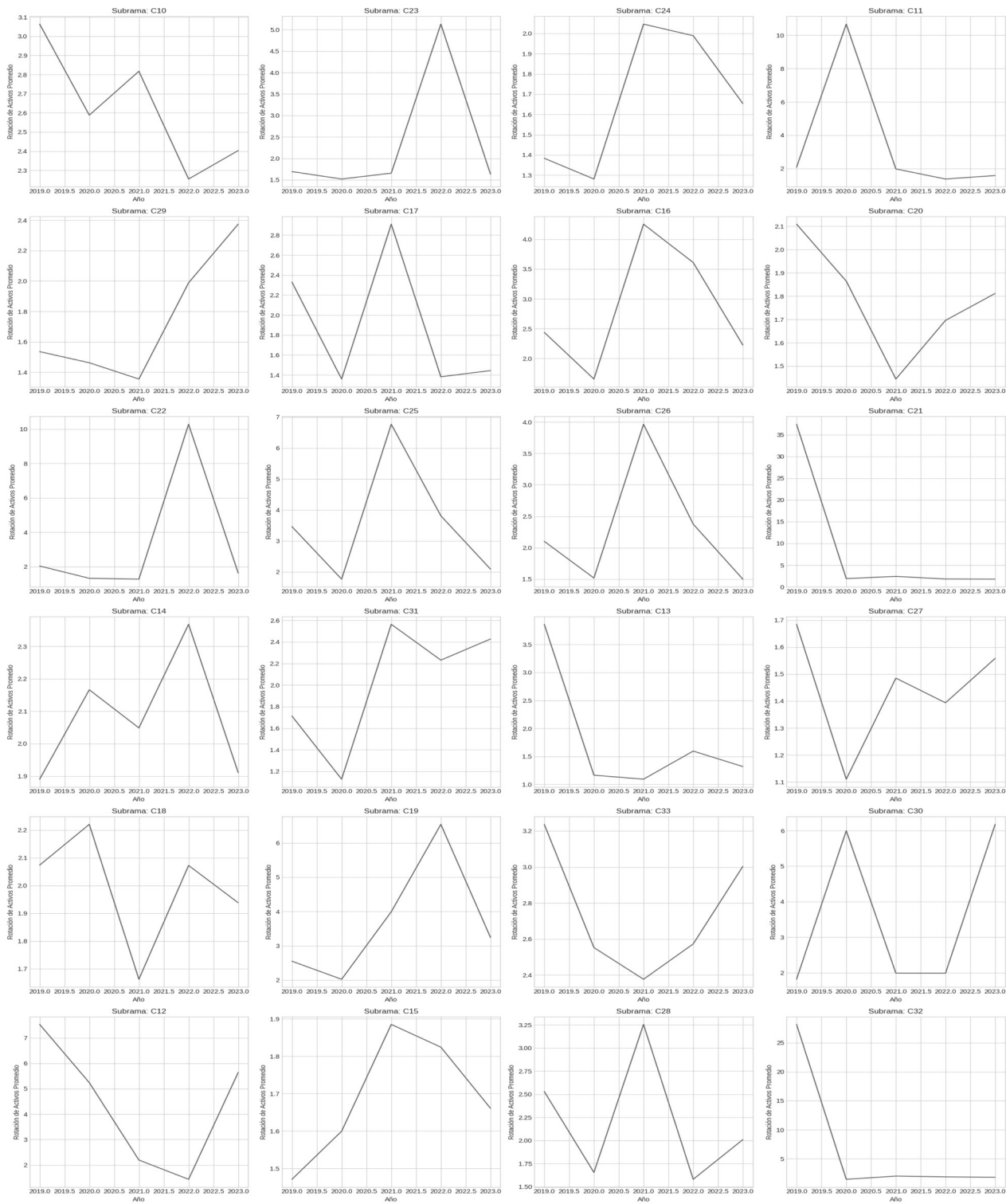
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 12. Indicador ROA promedio de la industria manufacturera



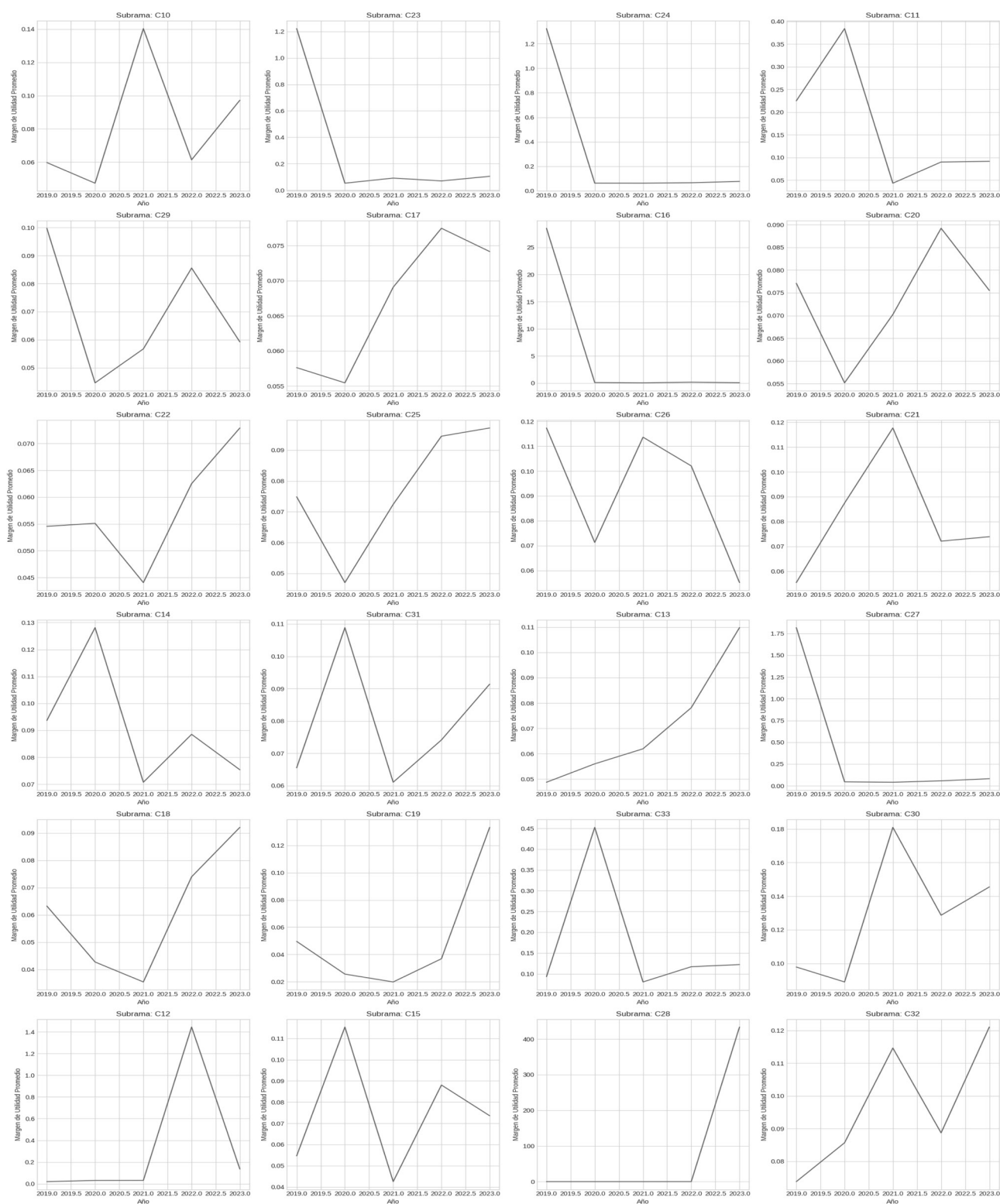
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 13. Indicador rotación de activos promedio de la industria manufacturera



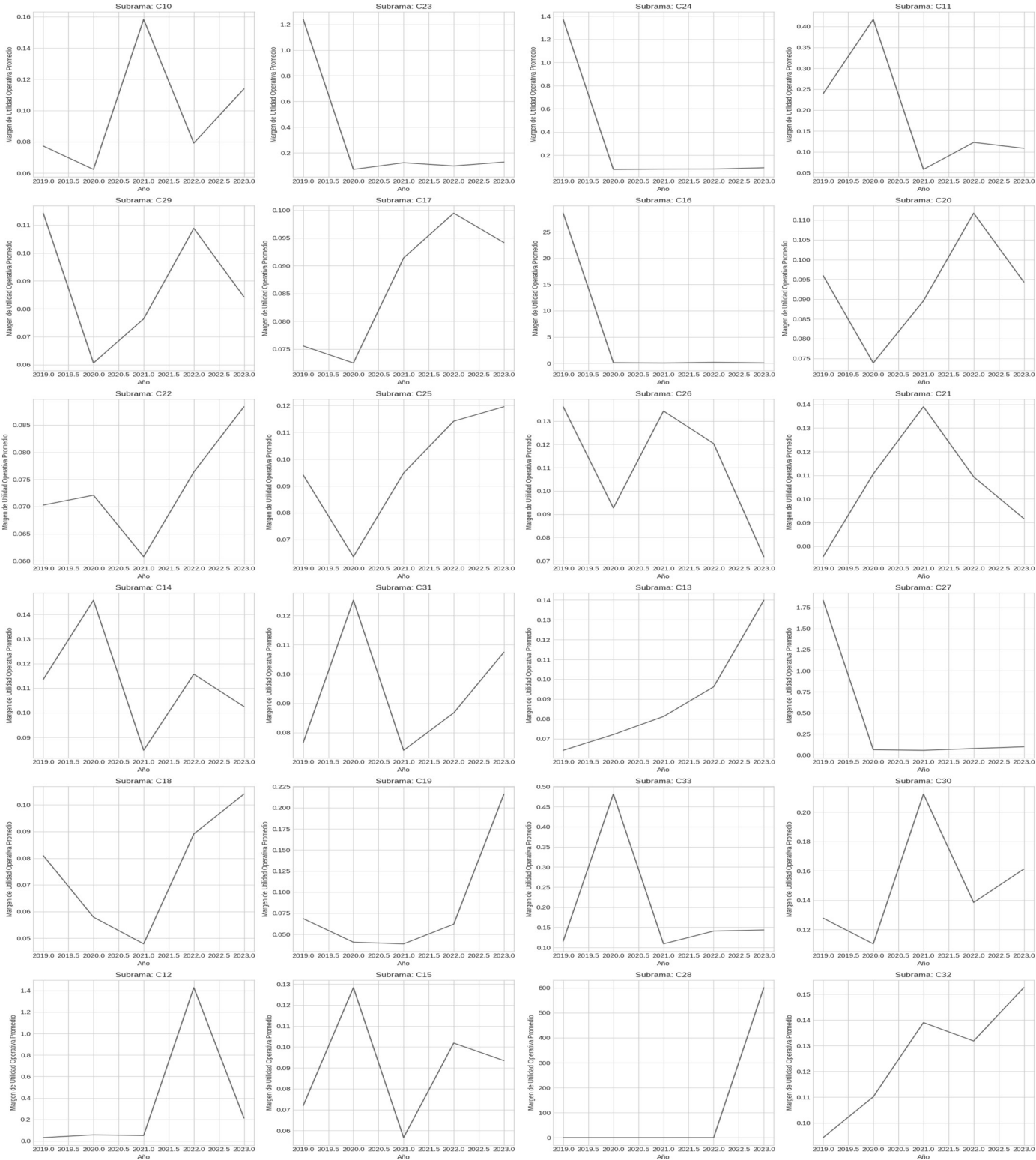
Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 14. Indicador margen de utilidad promedio de la industria manufacturera



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 15. Indicador margen de utilidad operativa promedio de la industria manufacturera



Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 16. Principales estadísticos del indicador ROA industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	0,11	0,04	0,49	0,00	12,62
C11	0,15	0,03	0,56	0,00	5,92
C12	0,06	0,05	0,05	0,02	0,12
C13	0,07	0,03	0,16	0,00	1,74
C14	0,10	0,04	0,15	0,00	1,02
C15	0,09	0,03	0,13	0,00	0,61
C16	0,13	0,05	0,20	0,00	1,11
C17	0,09	0,04	0,18	0,00	1,61
C18	0,12	0,04	0,22	0,00	1,99
C19	0,10	0,05	0,16	0,00	0,67
C20	0,14	0,05	0,62	0,00	12,03
C21	0,09	0,05	0,16	0,00	1,51
C22	3,49	0,03	55,59	0,00	908,47
C23	0,12	0,04	0,34	0,00	4,00
C24	0,12	0,05	0,19	0,00	0,90
C25	0,26	0,06	1,49	0,00	21,78
C26	0,52	0,07	3,51	0,00	30,49
C27	0,10	0,03	0,18	0,00	0,99
C28	0,13	0,05	0,36	0,00	4,16
C29	0,23	0,05	1,12	0,00	9,91
C30	0,19	0,05	0,36	0,00	2,17
C31	0,13	0,04	0,19	0,00	0,87
C32	0,13	0,04	0,19	0,00	0,79
C33	0,20	0,09	0,31	0,00	3,81

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 17. Principales estadísticos del indicador ROE industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	0,32	0,13	0,80	0,00	12,75
C11	0,82	0,12	4,28	0,00	48,01
C12	0,18	0,16	0,07	0,13	0,28
C13	0,23	0,10	0,50	0,00	5,49
C14	0,32	0,16	0,57	0,00	6,53
C15	0,56	0,12	2,64	0,00	20,24
C16	0,40	0,21	0,80	0,00	7,32
C17	0,23	0,16	0,27	0,00	1,61
C18	0,31	0,17	0,49	0,00	6,12
C19	0,30	0,16	0,34	0,01	1,47
C20	0,38	0,15	1,05	0,00	14,63
C21	0,38	0,15	0,84	0,00	9,40
C22	3,69	0,15	55,58	0,00	908,47
C23	0,41	0,15	1,00	0,00	8,08
C24	0,38	0,14	0,96	0,00	7,49
C25	0,50	0,19	1,87	0,00	21,78
C26	0,79	0,19	4,52	0,00	39,32
C27	0,23	0,10	0,33	0,00	1,71
C28	1,60	0,19	16,35	0,00	207,75
C29	0,63	0,17	3,30	0,00	29,33
C30	0,40	0,18	0,66	0,00	3,95
C31	0,46	0,18	1,05	0,00	10,25
C32	0,32	0,14	0,44	0,00	3,07
C33	0,80	0,25	8.5	0,00	210,59

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 18. Principales estadísticos del indicador rotación de activos industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	3,10	1,49	10,27	0,00	186,73
C11	4,46	1,05	25,47	0,00	288,44
C12	4,97	2,52	6,72	0,19	14,66
C13	3,15	0,96	22,75	0,02	305,87
C14	2,19	1,21	3,73	0,01	45,09
C15	1,80	0,95	2,10	0,04	11,63
C16	3,37	1,43	7,31	0,01	59,28
C17	2,46	1,21	8,41	0,02	82,40
C18	2,10	1,38	3,82	0,00	46,29
C19	4,00	1,64	6,60	0,34	30,61
C20	2,02	1,24	4,05	0,00	47,97
C21	7,46	1,21	76,65	0,00	1.035,52
C22	5,70	1,18	65,19	0,03	1.066,55
C23	3,24	1,08	19,93	0,00	253,58
C24	1,89	1,02	3,52	0,00	24,53
C25	3,98	1,44	17,78	0,00	246,86
C26	2,45	1,44	5,11	0,12	43,13
C27	1,56	1,05	1,91	0,00	13,54
C28	2,74	1,29	5,43	0,03	43,14
C29	1,83	1,30	2,02	0,07	12,47
C30	4,64	1,28	13,22	0,00	85,22
C31	2,41	1,43	3,28	0,00	25,15
C32	14,00	1,11	112,06	0,01	1.114,77
C33	3,37	1,60	7,49	0,00	76,99

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 19. Principales estadísticos del indicador margen de utilidad neta industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	0,10	0,03	0,76	0,00	21,20
C11	0,23	0,03	1,15	0,00	12,14
C12	0,41	0,03	0,79	0,00	1,59
C13	0,06	0,03	0,11	0,00	0,91
C14	0,09	0,03	0,19	0,00	1,86
C15	0,07	0,03	0,12	0,00	0,66
C16	8,41	0,03	78,87	0,00	752,52
C17	0,07	0,03	0,12	0,00	0,89
C18	0,08	0,03	0,14	0,00	0,98
C19	0,07	0,02	0,15	0,00	0,76
C20	0,08	0,04	0,17	0,00	2,14
C21	0,09	0,04	0,23	0,00	2,39
C22	0,07	0,03	0,15	0,00	0,98
C23	0,41	0,04	4,19	0,00	53,33
C24	0,65	0,04	4,38	0,00	42,14
C25	0,10	0,04	0,17	0,00	1,69
C26	0,11	0,05	0,21	0,00	1,67
C27	1,29	0,03	11,11	0,00	101,91
C28	44,79	0,03	567,28	0,00	7.198,08
C29	0,09	0,04	0,21	0,00	1,58
C30	0,17	0,06	0,22	0,00	0,90
C31	0,09	0,03	0,18	0,00	1,42
C32	0,11	0,04	0,19	0,00	0,97
C33	0,22	0,06	2,31	0,00	57,24

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 20. Principales estadísticos del indicador margen de utilidad operativa industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	0,12	0,04	0,77	0,00	21,39
C11	0,26	0,04	1,16	0,00	12,15
C12	0,44	0,05	0,82	0,00	1,66
C13	0,08	0,04	0,12	0,00	0,93
C14	0,11	0,05	0,21	0,00	2,16
C15	0,09	0,05	0,14	0,00	0,87
C16	8,43	0,04	78,88	0,00	752,64
C17	0,09	0,04	0,13	0,00	0,89
C18	0,10	0,05	0,16	0,00	1,25
C19	0,12	0,03	0,28	0,00	1,52
C20	0,10	0,05	0,19	0,00	2,15
C21	0,11	0,06	0,24	0,00	2,51
C22	0,09	0,04	0,15	0,00	1,00
C23	0,44	0,05	4,19	0,00	53,34
C24	0,68	0,05	4,43	0,00	42,58
C25	0,12	0,06	0,19	0,00	1,72
C26	0,13	0,06	0,21	0,00	1,68
C27	1,31	0,05	11,12	0,00	102,00
C28	62,06	0,04	786,12	0,00	9.974,87
C29	0,11	0,05	0,22	0,00	1,61
C30	0,19	0,08	0,24	0,00	1,00
C31	0,10	0,04	0,18	0,00	1,43
C32	0,13	0,05	0,23	0,00	1,38
C33	0,25	0,08	2,36	0,00	58,49

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)

Anexo 21. Principales estadísticos del indicador productividad del patrimonio industria manufacturera

Subrama	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
C10	21,65	4,57	112,53	0,00	2.508,31
C11	25,97	3,08	133,94	0,01	1.492,43
C12	47,93	11,84	80,33	0,34	167,71
C13	20,59	2,99	98,04	0,04	1.138,86
C14	11,01	4,88	21,68	0,01	205,22
C15	14,97	3,50	37,33	0,05	204,19
C16	14,28	4,22	22,30	0,01	111,77
C17	10,14	5,13	18,86	0,06	167,83
C18	12,74	4,14	41,22	0,00	471,51
C19	38,33	4,67	77,25	0,47	325,27
C20	11,38	4,20	25,35	0,00	245,49
C21	29,56	4,32	154,77	0,00	1.551,89
C22	27,09	3,86	146,31	0,23	1.753,60
C23	31,27	2,80	138,19	0,01	1.233,86
C24	10,54	2,75	30,93	0,00	278,43
C25	14,50	3,88	56,20	0,00	847,64
C26	7,18	3,74	12,12	0,16	79,75
C27	5,62	3,19	7,26	0,00	35,75
C28	78,10	4,45	877,15	0,24	11.137,64
C29	9,66	3,90	24,26	0,10	184,09
C30	24,05	4,08	91,12	0,00	654,97
C31	15,75	5,87	28,45	0,00	179,32
C32	20,90	3,54	112,67	0,02	1.114,77
C33	54,08	4,06	1.044,96	0,00	25.972,24

Fuente: Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2024)