



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

TEMA:

**Machine Learning aplicado a un desarrollo de categorización de
comisiones para proveedores**

AUTORES:

Calderón Galarza, Rosa Emilia

Núñez Herrera, Adriana Nicole

**Trabajo de integración curricular previo a la obtención del título de
LICENCIADO EN NEGOCIOS INTERNACIONALES**

TUTOR:

Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs.

Guayaquil, Ecuador

26 de agosto del 2024



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo de titulación fue realizado en su totalidad por **Calderón Galarza, Rosa Emilia** y **Núñez Herrera, Adriana Nicole**, como requerimiento para la obtención del título de **LICENCIADO EN NEGOCIOS INTERNACIONALES**.

Guayaquil, a los 26 días del mes de agosto del año 2024

f. _____

Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs.

TUTOR

f. _____

Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth Msc.

DECANO O DIRECTOR DE CARRERA



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, **Calderón Galarza, Rosa Emilia**

DECLARO QUE:

El Trabajo de Integración Curricular, **Machine learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores**, previo a la obtención del título de Licenciadas en Negocios Internacionales, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 26 días del mes de agosto del año 2024

LA AUTORA:

f. _____

Calderón Galarza, Rosa Emilia.



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, **Núñez Herrera, Adriana Nicole**

DECLARO QUE:

El Trabajo de Integración Curricular, **Machine learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores**, previo a la obtención del título de Licenciadas en Negocios Internacionales, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 26 días del mes de agosto del año 2024

LA AUTORA:

f. _____
Núñez Herrera, Adriana Nicole.



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

AUTORIZACIÓN

Yo, **Calderón Galarza, Rosa Emilia**

Autorizo a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación, **Machine learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a 26 días los del mes de agosto del año 2024

LA AUTORA:

f. _____

Calderón Galarza, Rosa Emilia.



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

AUTORIZACIÓN

Yo, **Núñez Herrera, Adriana Nicole**

Autorizo a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación, **Machine learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a 26 días los del mes de agosto del año 2024

LA AUTORA:

f. _____

Núñez Herrera, Adriana Nicole.



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

REPORTE COMPILATO



f. _____

Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs.

TUTOR

AGRADECIMIENTO

A Dios, por llevarme hasta aquí, por ser fiel y bondadoso en cada amanecer. Gracias a Él, que me regaló salud, provisión, refugio y consuelo, que me llenó de amor, sabiduría, paz, y me bendijo con personas que hicieron posible este sueño.

A mi papi Fico, mi mami Lore y mi mami Rosa, por estar siempre presentes en cada paso, por reír y celebrar conmigo, por llorar mis dolores como propios. Desde que tengo memoria, me hicieron creer en mi capacidad para alcanzar cualquier meta. Es gracias a su esfuerzo y al deseo de darme más de lo que ellos tuvieron, que hoy estoy aquí. Gracias por cada sacrificio, por guiarme, cuidarme y amarme de una forma que trasciende el entendimiento.

A mi tete y a mi abuelito Carlos, siempre presentes en mi corazón y en mi mente. Sus palabras son abrazos al alma.

A mis tíos Carlos, Boris y Denisse, por apoyar mis sueños y ver en mí lo que a veces yo no veo.

A mis compañeros de trabajo, que se aseguraron de que cumpliera con mis tareas y que levantaron mi ánimo cuando lo necesitaba.

A mi iglesia, por estar ahí para mí y mi familia cuando todo se desmoronaba, ayudándonos a redescubrir el amor y el propósito.

A los papás de Scarlet, por acogerme como a una hija y siempre recibirme con los brazos abiertos. Al hermano de Victoria, por alentarnos a vivir nuestras vidas plenamente.

A esos profesores que fueron más allá de la enseñanza, dejando una huella en nosotros, los futuros líderes del mundo. Lo lograron.

A mis amigas Dome, Aaliyah, Jami, María José y Adriana Quintero, por su amistad incondicional a lo largo de mi vida. Sin ellas, mi existencia no sería la misma.

A mi grupito de la U, donde el dolor, el estrés y las lágrimas se transforman en risas, apoyo, amor y admiración. Son mi gente, mi refugio.

A mis amigos Juan y Estefano, regalos de esta vida universitaria, a quienes considero hermanos. Hicieron de esta carrera un camino valioso.

A mi compañera de tesis, Adrianita, gracias por permitirme hacer esto juntas. Formar esta amistad y trabajar contigo ha sido un regalo de la vida.

Agradezco de forma especial a mis hermanas Victoria y Scarlet, mis mejores amigas, mis reales. Ellas me mantienen enfocada, anhelan verme brillar y, en su amor puro, no hay espacio para los celos ni la envidia. Son personas en quienes deposito mi absoluta confianza,

*quienes me han visto en mis peores momentos y, en lugar de alejarse, decidieron amarme
con más fuerza.*

*A Victoria, con su mente brillante y su don de sanar con palabras, eres un regalo del cielo, y
agradezco profundamente que Dios te haya puesto en mi vida. Eres mi esperanza en lo
bueno, el farito de luz donde puedo avanzar y encontrar un lugar seguro.*

*A Scarlet, quien me enseñó que amar intensamente no es un defecto, quien me sostuvo
cuando ni yo misma podía estar en pie, quien me dio la esperanza de que todo pasa, pero
nuestra amistad es más fuerte que cualquier adversidad. Ella, que no me deja mirar atrás y
cuyo apoyo incondicional ha sido crucial en mi vida.*

Ambas llegaron a mí en esta carrera y las considero uno de los mayores éxitos de mi vida.

Deseo cultivar esta amistad para siempre. Las amo.

*A cada una de estas personas, porque han contribuido a ser la persona que soy y me han
acompañado en los diferentes procesos durante estos cuatro años.*

-Rosa Emilia Calderon Galarza

AGRADECIMIENTO

Quisiera empezar agradeciéndole a mi familia, a mis padres Raúl Martinetti, Viviana Herrera y César Núñez, a quienes les debo todo lo que soy, por su amor y apoyo incondicional, y por enseñarme a siempre esforzarme a alcanzar todo lo que me proponga. Gracias por siempre creer en mí y brindarme todo lo que estuvo a su alcance para cumplir mis metas, por darme la seguridad de que permanecerán a mi lado siempre, alentándome a no rendirme. A mi Mati y Romi que siempre me impulsan a querer ser mejor, espero poder ser un buen ejemplo para ustedes y que tengan presente que siempre seré su fan #1, a mis hermanas que no son de sangre pero sí de corazón, siempre están haciéndome sentir que soy la mejor en lo que me proponga Pato, Maru, Luci, Coco, Dani y Gaby.

A mi amor, gracias por tu apoyo, amor incondicional, paciencia y por siempre darme una solución a cada problema que se me presentaba. Tus palabras de aliento y tu comprensión han sido fundamentales para mí. Gracias por siempre creer en mí.

A mis compañeros del trabajo, quienes me han ayudado desde explicarme un tema que estoy viendo en clases hasta darme una mano cuando tenía alguna clase que se chocaba con mi horario de trabajo, gracias por su paciencia y por alentarme a terminar mi carrera.

También gracias a mis compañeros de la universidad, Rose, Victoria, Scarlet, Juan y Estefano, quienes más que compañeros se volvieron grandes amigos, en estos años juntos han sido mi apoyo y hecho de este proceso mucho más ameno, gracias por su amistad, colaboración y cariño, también a aquellos maestros que con mucha vocación y paciencia nos han apoyado y preocupado por nosotros y nuestros conocimientos.

-Adriana Núñez Herrera

DEDICATORIA

A mi pequeña Emi, la soñadora incansable, la resistente que nunca deja de creer en lo bueno. Sin ti, nada habría sido posible. A ti te debo mis ganas de avanzar, mi motivación para alcanzar esos sueños que compartimos, por el puro anhelo de verte feliz y orgullosa. Quiero que sepas que tu amabilidad, tus intenciones puras y ese corazón lleno de amor son los mayores tesoros que la vida me ha dado, y prometo cuidarte siempre. Te amo my Little

Rose; eres una maravilla.

A mis hermanos, Ariel y Joel, quienes llenan mis días de alegría. Son la razón por la cual sigo aquí, apagando cada pensamiento de rendirme. No aspiro a ser un modelo a seguir, pero sí deseo ser ese refugio al que puedan correr cuando la vida lo amerite. Los amo con todo mi ser. Son mi velita en medio de la oscuridad.

-Rosa Emilia Calderon Galarza

DEDICATORIA

Este, como todos mis logros hasta el momento se lo dedico a mis padres, Raúl y Viviana, quien han estado a mi lado siempre, me han sacado una risa en cada problema que sentía no tenía solución y limpiado cada lágrima llenándome de paz, hacerlos sentir orgullosos siempre ha sido mi objetivo, los amo y admiro con todo mi corazón, agradezco a Dios por tenerlos en mi vida, guiándome y enseñándome que nada es el fin del mundo, gracias por darme la mano siempre, por llenarse de paciencia, por arreglarlo todo sin mucha dificultad y por cada consejo que me han dado, que los llevo guardaditos con mucho amor.

Aprendo todos los días de ustedes, de su esfuerzo, perseverancia y humildad, realmente espero algún día llegar a ser una pizca de lo que ustedes son, este logro es para ustedes, quienes han dado todo y más para que yo lo cumpla cada meta que me he propuesto, hoy tengo tanta gratitud y admiración por ustedes, los amo muchísimo.

-Adriana Núñez Herrera



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

CALIFICACIÓN

Calderón Galarza, Rosa Emilia.

Núñez Herrera, Adriana Nicole.



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

Gabriela Hurtado.

f. _____

Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth, Mgs.

DIRECTORA DE CARRERA

Cesar Freire

f. _____

Ec. Freire Quintero, César Enrique PhD

COORDINADOR DEL ÁREA

f. _____

OPONENTE

Índice General

| | |
|--------------------------------------|-----------|
| Introducción | 2 |
| Problemática | 6 |
| Justificación | 8 |
| Alcance | 11 |
| Objetivo general | 12 |
| Objetivos específicos | 12 |
| Marco Teórico | 13 |
| Inteligencia Artificial | 13 |
| Machine learning | 14 |
| Aprendizaje Supervisado | 15 |
| Clasificación | 16 |
| Árbol de clasificación | 17 |
| CART | 20 |
| CHAID | 21 |
| MARS | 22 |
| Data mining | 25 |
| Entropy | 26 |
| Information Gain | 27 |
| Random Forest | 27 |
| Marco Conceptual | 29 |
| Inteligencia Artificial | 29 |
| Big Data | 29 |
| Machine learning | 33 |
| Aprendizaje Supervisado | 34 |
| Clasificación | 35 |
| Random Forest | 36 |
| Árbol de decisión | 36 |
| Comisiones | 37 |
| Proveedores | 38 |
| Marco Legal | 39 |

| | |
|------------------------------------|------------|
| Metodología..... | 40 |
| Análisis de resultados..... | 85 |
| Discusión..... | 101 |
| Conclusión..... | 104 |
| Referencias..... | 106 |
| Anexos..... | 113 |
| Base de datos..... | 113 |
| Script en RStudio..... | 156 |
| Artículo de discusión..... | 162 |

Índice Gráficos

| | | |
|-----------|---|------------|
| <i>1</i> | <i>Árbol de Decisión</i> | <i>41</i> |
| <i>2</i> | <i>Frecuencia Unidad Vendida Neta</i> | <i>85</i> |
| <i>3</i> | <i>Histograma de unidad vendida neta</i> | <i>86</i> |
| <i>4</i> | <i>Frecuencia Unidad Total</i> | <i>87</i> |
| <i>5</i> | <i>Histograma Unidad Total</i> | <i>88</i> |
| <i>6</i> | <i>Frecuencia Unidad Bonificada</i> | <i>89</i> |
| <i>7</i> | <i>Histograma de unidad bonificada</i> | <i>90</i> |
| <i>8</i> | <i>Frecuencia Venta Neta</i> | <i>91</i> |
| <i>9</i> | <i>Histograma Venta Neta</i> | <i>92</i> |
| <i>10</i> | <i>Frecuencia Rentabilidad con Rebate</i> | <i>93</i> |
| <i>11</i> | <i>Histograma Rentabilidad con Rebate</i> | <i>94</i> |
| <i>12</i> | <i>Diagrama de Dispersión</i> | <i>95</i> |
| <i>13</i> | <i>Óptimo número de Cluster</i> | <i>95</i> |
| <i>14</i> | <i>Óptimo número de Cluster</i> | <i>96</i> |
| <i>15</i> | <i>Óptimo número de cluster</i> | <i>97</i> |
| <i>16</i> | <i>Cluster Plot</i> | <i>98</i> |
| <i>17</i> | <i>Cluster Plot</i> | <i>98</i> |
| <i>18</i> | <i>Árbol de decisión</i> | <i>99</i> |
| <i>19</i> | <i>Frecuencia del Árbol</i> | <i>100</i> |

RESUMEN

Este trabajo de tesis aborda el análisis y categorización de comisiones por proveedor, utilizando un modelo de árbol de decisión como herramienta principal para la evaluación y clasificación. El objetivo principal es proporcionar un marco analítico que permita entender y optimizar la estructura de comisiones, facilitando la toma de decisiones informadas en el contexto de negociaciones comerciales. Se realiza un estudio detallado de los diferentes factores que influyen en las comisiones, así como de los beneficios que una categorización efectiva puede ofrecer a las organizaciones. La metodología empleada incluye la recopilación de datos relevantes, su procesamiento a través de técnicas avanzadas de análisis de datos, y la implementación de modelos predictivos que permiten visualizar patrones y tendencias en las comisiones otorgadas por diversos proveedores. Los resultados obtenidos subrayan la importancia de una clasificación precisa y cómo esta puede incidir en la rentabilidad y eficiencia operativa de las empresas. Finalmente, se presentan recomendaciones prácticas para la aplicación de los hallazgos en entornos empresariales reales.

Palabras Claves: Comisiones, Árbol de decisión, Proveedores, Análisis de datos, Categorización, Negociación comercial.

ABSTRACT

This thesis explores the analysis and categorization of commissions by suppliers, utilizing a decision tree model as the primary tool for evaluation and classification. The main objective is to provide an analytical framework that facilitates the understanding and optimization of commission structures, aiding in informed decision-making within the context of commercial negotiations. A detailed study is conducted on the various factors influencing commissions, as well as the benefits that effective categorization can offer to organizations. The methodology includes the collection of relevant data, its processing through advanced data analysis techniques, and the implementation of predictive models that allow the visualization of patterns and trends in commissions granted by various suppliers. The results highlight the importance of accurate classification and how it can impact the profitability and operational efficiency of companies. Finally, practical recommendations are presented for the application of the findings in real business environments.

Keywords: Commissions, Decision tree, Suppliers, Data analysis, Categorization, Commercial negotiation.

RÉSUMÉ

Cette thèse explore l'analyse et la catégorisation des commissions par fournisseur, en utilisant un modèle d'arbre de décision comme principal outil d'évaluation et de classification. L'objectif principal est de fournir un cadre analytique permettant de comprendre et d'optimiser les structures de commissions, facilitant ainsi la prise de décisions éclairées dans le contexte des négociations commerciales. Une étude détaillée est réalisée sur les différents facteurs influençant les commissions, ainsi que sur les avantages qu'une catégorisation efficace peut offrir aux organisations. La méthodologie comprend la collecte de données pertinentes, leur traitement à l'aide de techniques avancées d'analyse de données, et la mise en œuvre de modèles prédictifs permettant de visualiser les schémas et tendances dans les commissions accordées par divers fournisseurs. Les résultats soulignent l'importance d'une classification précise et son impact potentiel sur la rentabilité et l'efficacité opérationnelle des entreprises. Enfin, des recommandations pratiques sont présentées pour l'application des résultats dans des environnements commerciaux réels.

Mots-clés: Commissions, Arbre de décision, Fournisseurs, Analyse de données, Catégorisation, Négociation commerciale.

Introducción

Actualmente vivimos en la era digital, una sociedad que se ha basado en la constante adaptación a las nuevas tecnologías como lo es la Inteligencia Artificial, gracias a ello ha surgido el Machine Learning, conocido también como aprendizaje automático, una de las tecnologías revolucionarias y transformadoras del siglo XXI, con un impacto que va más allá de la economía; las industrias, empresas, banca, logística, hospitales, manufactura, transporte y entretenimiento se benefician también de esta. (Tanwar, 2023)

Las ciencias computacionales modernas han impulsado la innovación en diferentes áreas como logística, manufactura, salud, social, transporte, entretenimiento, etc. Debido a que ésta inteligencia se instala en la propia configuración y moldeado de las relaciones, de los servicios e incluso de las ciudades. (Dobrota, 2022)

Las empresas y gobiernos invierten de forma masiva en esta tecnología puesto que contribuye a una personalización de servicios, optimizar recursos, eficiencia operativa, prever tendencias futuras y obtener conocimientos útiles que serían imposibles de detectar por medio de métodos tradicionales.

El Machine Learning está reformando el panorama global con su alcance para transformar sectores enteros y mejorar la toma de decisiones en diferentes áreas, lo cual también hace que salgan a luz nuevos desafíos a superar mientras se continúa explorando su capacidad, es evidente que el aprendizaje automático juega un rol principal en la formación de un próximo escenario tecnológico y socioeconómico del mundo. (Mohammed, 2016)

Por otro lado, la adopción de la IA en América Latina está siendo de gran ayuda en el sector agrícola con el rendimiento de los cultivos, en la salud permite diagnósticos y tratamientos más precisos, como en la salud con programas educativos y proyectos de investigación desarrollando nuevo talento humano capacitado para la demanda laboral. Las entidades financieras emplean Machine Learning incluso para descubrir fraudes, la forma en

que las instituciones financieras utilicen el aprendizaje automático determinará su futura participación de mercado por lo que es pertinente el conocimiento y capacitación sobre BI.

En Ecuador, un país en vías de desarrollo con una economía tan diversa y desafíos únicos, el papel del machine learning cobra una relevancia aún mayor. El país ha empezado a realizar mayores esfuerzos para promover el uso de herramientas que apoyen el desarrollo tecnológico a favor del emprendimiento a través de planes y estrategias nacionales. Se ha implementado en estudios donde se analiza la calidad del agua, un problema constante en el país. Lo que indica que el uso de IA pueda indicar un avance como estado con el tratamiento de estos problemas latentes que disminuyen la calidad de vida. (Rosero-Montalvo, 2020).

Es esencial analizar el potencial del machine learning en Ecuador y cómo este puede permitirnos llegar a categorizar los datos que necesitamos, en nuestro caso con el objetivo de poder categorizar las comisiones por proveedor de una empresa. Desde la perspectiva de la transformación digital, vamos a analizar cómo esta herramienta está siendo adoptada y aplicada en diferentes sectores de la sociedad ecuatoriana, desde la industria hasta la salud y la educación. Además, se examinan las oportunidades que surgen al implementar soluciones de Machine Learning en un contexto nacional, incluyendo consideraciones éticas, sociales y económicas.

A medida que nuestro país avanza hacia una economía digital, se enfrenta a una serie de desafíos y oportunidades únicas. Por un lado, el país cuenta con una riqueza de datos sin explotar, que abarca desde registros de salud hasta información financiera. Por otro lado, se enfrenta a limitaciones en recursos y capacidades técnicas que pueden obstaculizar la adopción efectiva de tecnologías como el Machine Learning.

Factores como la disponibilidad limitada de datos etiquetados, la infraestructura tecnológica en desarrollo y las barreras de acceso al conocimiento especializado plantean obstáculos significativos para la implementación exitosa de estas tecnologías en el país.

Las empresas en todo el mundo tienen diferentes procesos en sus áreas y departamentos centrados en la optimización constante de recursos, además de buscar incrementar su capital y clientes, brindando seguridad y estabilidad a sus empleados, para que de esta manera puedan tomar una mejor posición en los mercados y lograr superar a sus competidores. En el área comercial es esencial poder sembrar fidelidad en sus clientes, que el servicio ofrecido sobresalga por encima de otras empresas, no solo el producto que se esté promocionando, establecer una relación amistosa con ellos.

La idea que puede llegar a causar temor en las personas, de que la automatización puede considerar que tener puestos de trabajo son innecesarios es errónea, hay que tener presente que las máquinas necesitan entrenamiento, explicaciones y mantenimiento, y para eso se necesitan personas. Las empresas también requerirán capacidad de análisis y de relación, e incluso de poder físico, con lo que se consolidarán puestos de trabajo. Habrá trabajos solo de humanos (liderar, empatizar, crear, juzgar, sacar conclusiones) y otros solo de máquinas (tramitar, analizar, relacionar y adaptar).

Regresando a uno de los avances tecnológicos más relevantes en la actualidad en el mundo empresarial, el Machine Learning es muy reconocido por su excelente optimización de análisis de datos, el cual nos permite tener la oportunidad de aprovechar herramientas avanzadas que pueden aplicarse en diversas áreas de la empresa, permitiendo una toma de decisiones más informada y precisa. (Forero-Corba & Bannasar, 2024)

En lugar de programar, paso a paso, cada solución específica para cada necesidad planteada, tal y como se realiza en el enfoque de la programación convencional, el machine learning está dedicada al desarrollo de algoritmos genéricos que pueden extraer patrones de diferentes tipos de datos. (A Review Of Machine Learning And Deep Learning Applications, 2018)

De esta manera, se basará en la existencia de algún algoritmo en lugar de tener que hacerlo a mano, lo cual no quiere decir que el proceso completo del machine learning sea fácilmente automatizable, ya que se debe llevar a cabo numerosas tareas específicas que exige una colaboración estrecha entre científicos, ingenieros, legisladores para poder llegar a un análisis completo y oportuno.

También es esencial tomar una posición desde el ámbito empresarial y poder reconocer que los proveedores están vinculados al valor comercial de cualquier empresa, constituyendo elementos clave del negocio, en gran medida debido a nuestras negociaciones con ellos.

Es vital tener la mayor visibilidad posible sobre cualquier proceso, ejecución y resultado en el que existan proveedores involucrados, directa o indirectamente, para poder mantener un control eficiente y conocer a profundidad los proyectos que podemos desarrollar con el objetivo de poder mantener a largo plazo una relación comercial rentable. En este trabajo investigativo nos enfocaremos en la importancia de los proveedores dentro del área comercial de una empresa, y especialmente en la fijación de estrategias para las comisiones de los vendedores según la rentabilidad que ofrece cada proveedor. La clasificación de proveedores dentro de la empresa es fundamental, particularmente para el área comercial y financiera.

Al categorizar a los proveedores en base a la rentabilidad que generan y los objetivos fijados en ellos, podemos consolidar metas específicas para los vendedores, incentivándolos a través de un ingreso adicional dependiendo de la categoría en la que se encuentre cada proveedor, también logramos fomentar la venta de un mayor volumen de productos que nos generen una mayor ganancia a comparación de algún producto que tal vez no llegue al margen esperado, por lo cual lo esperado es que no se comisione de la misma manera que un producto rentable. (Luis & De Ciencias Económicas y Empresariales, 2020)

Investigaciones previas han demostrado el gran potencial que tiene el Machine Learning en diversos aspectos de la gestión empresarial, desde la previsión de ventas hasta la

optimización de inventarios. Sin embargo, la aplicación específica de estas técnicas para la categorización de comisiones en función de la rentabilidad de proveedores es un área que aún no ha sido explorada exhaustivamente.

Es importante mencionar que los desafíos que enfrentan las empresas son cada vez más complejos en la gestión de sus operaciones y la maximización de su rentabilidad. (Pérez & Blasco, 2022)

Problemática

A pesar de los avances significativos en el machine learning podemos notar la carencia de un mecanismo completo que defina el porcentaje de comisión por proveedor dentro de la empresa, esto produce un sistema de cálculo ineficiente dentro de la organización.

Se busca la implementación de un mecanismo más efectivo, que sea moderno y que se ajuste de mejor forma a los parámetros que establezca la empresa. Con la ayuda de la inteligencia artificial se puede automatizar el proceso del cálculo de comisión generando reducción de recursos como lo es el tiempo y minimizando errores humanos.

Además, estos sistemas o procesos manuales requieren recursos significativos para recopilar, examinar, analizar y calcular las comisiones lo que puede denotar hasta pérdida económica por los costos altos, ya que el no contar con un proceso automatizado disminuye la eficiencia operativa, desviando recursos que podrían ser utilizados en actividades más estratégicas o para el área operativo en sí de la actividad.

Las comisiones no son un concepto nuevo, en el área comercial se ha empleado desde sus inicios, por lo tanto, es común ver que empresas utilizan softwares como Excel o procesos manuales para el cálculo de estas. Aunque, esta herramienta a lo largo de los años ha sido excelente, y nos ha brindado soporte a los empresarios, no solo en comisiones sino en diferentes actividades dentro de la misma y conforme pasa el tiempo ha tenido sus mejoras, de igual

manera, gracias al avance tecnológico y ciencias computacionales, poco a poco se ha vuelto menos práctica y reemplazable. (Asadipour, 2023)

Hay que tener muy presente que un mecanismo sin Machine Learning siempre dependerá de un método manual o de algoritmos estáticos, lo cual es impedimento para la adaptación rápida de los a nuevos patrones de datos o cambios presentes en el comportamiento del mercado, volúmenes de ventas fluctuantes o el mismo rendimiento variables de los proveedores lo que representaría una pérdida de oportunidades para optimizar el proceso de comisiones con tendencias emergentes, etc. (María & De Ciencias Económicas y Empresariales, 2021)

Es importante destacar que la inexactitud generada por los diferentes procesos manuales puede conducir a comisiones erróneas poniendo en peligro a la empresa con posibles descontentos entre proveedores y posibles disputas lo cual en ningún escenario es favorable para la misma. Así mismo, el mecanismo con IA es un mecanismo riguroso y transparente lo cual crea una confianza dentro del tratamiento dando paso a que los proveedores entre sí se sientan seguros y plácidos de que las comisiones no son arbitrarias e injustas para los vendedores de la empresa.

Con un mecanismo basado en machine learning podemos obtener un análisis detallado y personalizado de los datos de rendimiento de cada proveedor, asegurando que los resultados sean precisos y que aporten un mayor valor agregado a la empresa, con esto los vendedores pueden desarrollar una mejor estrategia de ventas que aumenten los resultados favorables y así, se pueden alcanzar de manera eficaz los objetivos establecidos en etapas tempranas.

Adicionalmente, existe una acumulación de gran volumen de datos provocando que muchos softwares de uso cotidiano no obtengan los resultados esperados en un plazo de tiempo largo, causando errores en los cálculos imprescindibles para efectuar las acciones debidas. Sin embargo, gracias a la presencia de la Inteligencia Artificial en este proceso se puede examinar

una gran cantidad de información, por lo tanto, el accionar de la empresa será más realista y certero apegados a los resultados de la IA.

Con la implementación de estos mecanismos se alcanza una ventaja competitiva en el mercado porque tendremos una mejor visión con respecto a la rentabilidad de cada proveedor y como su participación en la actividad impacta a la empresa. Se tendrá más claro el panorama de los productos que son más favorables por proveedor para poder explotar su capacidad desarrollando nuevas y más precisas estrategias de marketing o distribución por los diferentes canales generando una eficiencia operativa.

La correcta asignación de comisiones es fundamental para poder motivar a los vendedores y asegurar que sus esfuerzos estén alineados con los objetivos de la empresa. La aplicación de técnicas de Machine Learning ofrece una solución innovadora y práctica, permitiendo el análisis de grandes volúmenes de datos y la identificación de patrones que pueden no ser evidentes a primera instancia a través de métodos tradicionales.

Justificación

El Machine Learning no es auto programación, sino autoaprendizaje de datos y experiencia para generar patrones y resolver nuevas tareas. Este aprendizaje es la combinación de técnicas, datos, conceptualización de análisis de datos y algoritmos para generar nuevos patrones o modelos de predicción.

Utilizar machine learning en la clasificación de las comisiones de una empresa puede favorecernos en varios puntos claves como en la eficiencia y reducción de errores humanos que se puedan tener, al ser un proceso manual o semi manual, es propenso a tener errores humanos.

La respuesta de estos programas manuales dependientes de una persona puede llegar a ser inexacta y poco eficiente; se llega a un producto y se realiza el trabajo pero siempre estará la necesidad latente de una actualización en los procesos lo que generará una búsqueda constante de una automatización que garantice una mejor técnica.(Marcelo, 2021) A través del

machine learning logramos automatizar significativamente estos errores, proporcionando resultados mucho más precisos y consistentes para la empresa, lo que nos permite tener una mayor claridad y visión de lo que necesitamos.

Dado que, las empresas manejan grandes volúmenes de datos generados de diversas fuentes, como las ventas, el rendimiento del proveedor y rentabilidad que nos deja cada vendedor. Los métodos manuales o tradicionales pueden no ser lo suficientemente capaces de manejar y analizar estos datos de una manera efectiva. Podemos entonces recalcar, que machine learning nos permitirá procesar y analizar estos grandes volúmenes de datos rápidamente, extrayendo la información necesaria y valiosa para poder mejorar la toma de decisiones de cualquier empresa. (Johnson & Burgee, 2013)

La adaptabilidad de los algoritmos de Machine Learning para aprender nuevos datos nos permite que el sistema de cálculo de comisiones pueda evolucionar y mejorar con el tiempo. (Goodfellow & Courville, 2016, #24) Esto es muy útil en el mercado ya que las comisiones pueden cambiar constantemente. El machine learning se podrá ajustar automáticamente a estos cambios, lo que nos garantizará que las comisiones reflejen condiciones actuales en el mercado y dentro de la empresa, según el rendimiento de cada proveedor.

También es importante mencionar, que la implementación de machine learning puede optimizar el uso de recursos, minimizando el tiempo y esfuerzo necesario para el cálculo de comisiones. Esto alivia recursos humanos y permite que puedan enfocarse en actividades más estratégicas y urgentes, además de disminuir los costos de los procesos manuales ineficientes, que como ya vimos pueden significar errores monetarios a la empresa.

Dentro de un entorno empresarial competitivo, la adopción del machine learning nos puede proporcionar una ventaja muy significativa en la eficiencia operativa y en la toma de decisiones que estén basadas específicamente en datos, esto se refiere a un enfoque que nos permita justificar acciones y estrategias ya que no está basado en intuiciones, suposiciones o

experiencias pasadas sin algún respaldo. (Maldonado, 2014) Esto le ayuda a la empresa a mantenerse competitiva, poder atraer y retener talento humano, y mejorar la relación que tengan con sus proveedores.

Al comprender mejor la rentabilidad que nos deja cada proveedor, la empresa puede enfocar sus esfuerzos en esos productos en específico, pero sobre todo en los proveedores más beneficiosos, optimizando la estrategia del área comercial, ya que, visto desde el lado de los vendedores, podrán enfocarse en los proveedores que mayores comisiones les den y por el lado de la empresa enfocarse en el que mayor rentabilidad le ofrezca.

Los modelos basados en algoritmos de machine learning pueden ser diseñados para adaptarse a las necesidades específicas de la empresa, esto permite la que el cálculo de las comisiones dependa de diferentes criterios como el tipo de producto, el comportamiento del mercado y las características de cada proveedor, esto nos ofrece flexibilidad, lo que los métodos tradicionales tal vez no nos puedan ofrecer. (Ortega, 2022)

Los algoritmos de machine learning también pueden ser utilizados no solo para analizar los datos históricos de la empresa, sino también predecir la tendencia en el futuro. Lo que nos ayudará a prever las fluctuaciones en el rendimiento de los proveedores dependiendo tal vez de la temporada o actividades que se puedan realizar, también nos permite proyectar los ingresos y poder prepararnos para llegar a la meta anual solicitada por la empresa, y ajustar las comisiones a estas proyecciones. (Ortega, 2022)

Como empresario es importante saber que el machine learning te permitirá ofrecerles a tus colaboradores técnicas de aprendizaje continuo. Esta capacidad de auto mejora constante también nos permitirá tomar decisiones más informadas y precisas a futuro.

Machine learning puede diseñarse para que sea sostenible, lo que permite que la empresa pueda crecer y expandirse sin la necesidad de rediseñar todo el sistema, ya establecido,

de comisiones. Esto es sumamente importante para que la empresa pueda crecer y expandirse a nuevos mercados. (García Díaz, 2023)

A través de este trabajo investigativo buscamos destacar no solo las ventajas operativas y estratégicas, sino también los beneficios a largo plazo y la alineación con las mejoras prácticas para cualquier empresa.

Alcance

La aplicación de Machine Learning ha tenido un impacto revolucionario en la transformación digital, por consiguiente, esta ha afectado la manera en que las empresas trabajan y abordan sus funciones, por ejemplo, la AI es la base fundamental en el proceso de toma de decisión y se destaca como lo que impulsa a la empresa a nuevos niveles de rendimiento y rentabilidad. Se asegura el cumplimiento de los objetivos planteados en etapas previas con la implementación de análisis de datos como cultura empresarial. (Alonso, 2016)

Por lo tanto, este proyecto pretende alcanzar a empresarios que deseen una automatización en su proceso de comisiones para proveedores, logrando actualizar sus tecnologías y obtener una reducción de costos considerable para poder redirigirlos a tareas más estratégicas consiguiendo un ahorro favorable para la empresa.

Es importante destacar que también se busca impulsar a los empresarios en la utilización de ML por su capacidad para abarcar un espectro amplio de problemas y su adaptabilidad a diferentes contextos mejorando la eficiencia de la actividad económica. (Gimeno & Marqués, 2022).

Así mismo, este proyecto aspira alcanzar a estudiantes de las ramas de ciencias de datos para que le pueda servir como sustento en sus diferentes investigaciones durante su proceso de aprendizaje. Los estudiantes podrán observar a detalle la metodología empleada en el Machine Learning para la categorización de las comisiones para proveedores.

Además, se plantea incentivar la continuidad en esta área que se mantiene en evolución y avance, los investigadores y académicos pueden utilizar la tesis como contribución al desarrollo y refinamiento de algoritmos de aprendizaje automático para tareas de clasificación supervisada, particularmente en el contexto del análisis de datos financieros. (Russo, 2016)

Esta investigación podría ampliarse en el futuro para incluir la categorización de comisiones en subcategorías más detalladas, la integración con sistemas financieros existentes o la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado para identificar patrones y anomalías en los datos de comisiones en las empresas que manejan un alto volumen de transacciones con proveedores, mejorando la eficiencia operativa, la precisión financiera y la toma de decisiones.

Este puede agilizar el procesamiento de las facturas y el pago, mejorando el flujo de caja para los proveedores. Un sistema de categorización estandarizado y transparente puede mejorar la comunicación entre las empresas y sus proveedores, lo que lleva a una mejor alineación de las expectativas y a una reducción de las disputas.

Objetivo general

Desarrollar un sistema de categorización automática de comisiones por proveedor aplicando machine learning.

Objetivos específicos

- Proporcionar una sólida base teórica, conceptual y legal del modelo de clasificación utilizado en el análisis de datos.
- Describir la metodología de una clasificación supervisada para la aplicación de conceptos de machine learning.
- Evaluar el modelo y su eficiencia mediante los resultados de la categorización de comisiones por proveedor.

Marco Teórico

Inteligencia Artificial

La inteligencia es la parte computacional de la capacidad para lograr objetivos en el mundo. Diferentes tipos y grados de inteligencia se manifiestan en las personas, muchos animales y algunas máquinas. (Gunning, 2019)

Los mecanismos son parte de la inteligencia, y la investigación sobre IA ha descubierto cómo las computadoras pueden usar algunos de esos mecanismos en lugar de otros. Los programas de computadora pueden ofrecer desempeños muy impresionantes en estas tareas si realizar una tarea requiere solo de mecanismos que hoy se comprenden bien. Estos programas deben ser considerados como "algo inteligentes".

En lugar de estudiar a personas o animales, la mayor parte del trabajo en inteligencia implica estudiar los problemas que el mundo presenta a la inteligencia. Los investigadores de IA pueden usar métodos que no se observan en las personas o que requieren mucho más cómputo de lo que las personas pueden hacer. (*Artificial Intelligence*, 1975)

Un programa de Inteligencia Artificial (IA) se llama Agente Inteligente. El agente inteligente interactúa con el entorno. El agente puede identificar el estado del entorno a través de sus sensores y luego puede afectar el estado a través de sus actuadores.

El aspecto importante de la Inteligencia Artificial es la política de control del agente, que implica cómo se traducen las entradas obtenidas de los sensores a los actuadores, es decir, cómo se mapean los sensores a los actuadores, esto es posible gracias a una función dentro del agente. (Fetzer, 1990)

El objetivo final de la IA es desarrollar inteligencia similar a la humana en las máquinas. Sin embargo, dicho sueño puede lograrse a través de algoritmos de aprendizaje que intentan imitar cómo aprende el cerebro humano. El aprendizaje automático, que es un campo que ha

surgido del campo de la inteligencia artificial, es de suma importancia ya que permite a las máquinas adquirir inteligencia similar a la humana sin programación explícita.

Sin embargo, los programas de inteligencia artificial realizan tareas más interesantes como la búsqueda en la web, el etiquetado de fotos o la prevención de correo no deseado. Por lo tanto, el aprendizaje automático se desarrolló como una nueva capacidad para las computadoras y hoy en día afecta a muchos sectores de la industria y la ciencia básica. Hay robótica autónoma, biología computacional. Alrededor del 90% de los datos en el mundo se generaron en los últimos dos años, y la inclusión de la biblioteca de aprendizaje automático conocida como Mahout en el ecosistema Hadoop ha permitido enfrentar los desafíos del Big Data, especialmente los datos no estructurados. (McCarthy, 2004)

Machine learning

El aprendizaje automático ha sido un tema principal de investigación desde que la inteligencia artificial se convirtió en una disciplina reconocida a mediados de la década de 1950. La capacidad de aprender es un rasgo distintivo del comportamiento inteligente, cualquier esfuerzo por comprender la inteligencia como fenómeno debe incluir la comprensión del aprendizaje. En pocas palabras, el aprendizaje ofrece una metodología viable para crear sistemas que funcionen bien.

La investigación sobre el aprendizaje tiene muchos subcampos. En un extremo, hay sistemas adaptativos que monitorean su propio desempeño y tratan de mejorarlo mediante la modificación de parámetros internos. Este método, característico de gran parte del trabajo inicial sobre aprendizaje, generó programas auto mejorables para jugar juegos, equilibrar postes, resolver problemas y muchos otros dominios. El aprendizaje se define como la adquisición de conocimientos organizados en forma de conceptos, redes de discriminación o reglas de producción, según un enfoque bastante diferente.

La importancia práctica del aprendizaje automático de este último tipo ha sido destacada por la aparición de sistemas expertos basados en conocimientos. Como su nombre sugiere, estos sistemas se alimentan de conocimientos representados explícitamente en lugar de estar implícitos en algoritmos. El conocimiento necesario para impulsar los sistemas expertos pioneros se codificó a través de una interacción prolongada entre un especialista en el dominio y un ingeniero de conocimientos.

Aunque la tasa típica de aclaración de conocimientos por este método es de unas pocas reglas por día, un sistema experto para una tarea compleja puede requerir cientos o incluso miles de tales reglas. Es obvio que el enfoque de entrevistas para la adquisición de conocimientos no puede seguir el ritmo de la creciente demanda de sistemas expertos; Feigenbaum (1981) denomina a esto el problema del 'cuello de botella'. Esta percepción ha estimulado la investigación de métodos de aprendizaje automático como un medio para explicitar conocimientos.

En el área de investigación de aprendizaje automático, se suele enfatizar más en la elección o desarrollo de un algoritmo y en la realización de experimentos basados en dicho algoritmo. Esta visión altamente sesgada puede reducir el impacto en las aplicaciones del mundo real.

Aprendizaje Supervisado

En el paradigma de aprendizaje supervisado, el objetivo es inferir una función $F: X \rightarrow Y$ llamada el clasificador, a partir de una muestra de datos o conjunto de entrenamiento A_n compuesto por pares de puntos (entrada, salida), donde x_i pertenece a algún conjunto de características X , y $Y_i \in Y$

$$A_n = ((x_1, y_1), \dots, (x_n, Y_n)) \in (X \times Y)^n$$

Típicamente, $X \subset \mathbb{R}^d$, y $y_i \in \mathbb{R}$ para problemas de regresión, y y_i es discreto para problemas de clasificación. A menudo utilizaremos ejemplos con $y_i \in \{-1, +1\}$ para clasificación binaria. (Cunningham et al., 2008)

En el marco del aprendizaje estadístico, la primera hipótesis fundamental es que los datos de entrenamiento son generados de manera independiente e idéntica a partir de una función de distribución conjunta desconocida pero fija $P(x, y)$. El objetivo del aprendizaje es encontrar una función f que intente modelar la dependencia codificada en $P(x, y)$ entre la entrada x y la salida y . H denotará el conjunto de funciones donde se busca la solución: $f \in H$

El segundo concepto fundamental es la noción de error o pérdida para medir el acuerdo entre la predicción $f(x)$ y la salida deseada y . Se introduce una función de pérdida (o costo) $L: Y \times Y \rightarrow \mathbb{R}^+$ para evaluar este error. La elección de la función de pérdida $L(f(x), y)$ depende del problema de aprendizaje que se esté resolviendo. Las funciones de pérdida se clasifican según sus propiedades de regularidad o singularidad y según su capacidad para producir criterios convexos o no convexos para la optimización.

En el caso del reconocimiento de patrones, donde $Y = \{-1, +1\}$, una elección común para L es el error de clasificación:

$$L(f(x), y) = \frac{1}{2} |f(x) - y|.$$

Clasificación

Podría parecer que las tareas de clasificación son solo un subconjunto minúsculo de las tareas procedurales, pero incluso actividades como la planificación de robots pueden reformularse como problemas de clasificación. (Quinlan, 1986)

Un problema de clasificación consta de cuatro componentes principales; El primer componente es un resultado categórico o variable "dependiente", esta variable es la característica que esperamos predecir, basada en las variables "predictoras" o "independientes".

El segundo componente de un problema de clasificación son las variables "predictoras" o "independientes", estas son las características que potencialmente están relacionadas con la variable de resultado de interés.

El tercer componente del problema de clasificación es el conjunto de datos de aprendizaje, este es un conjunto de datos que incluye valores tanto para las variables de resultado como para las predictoras. El cuarto componente del problema de clasificación es el conjunto de datos de prueba o futuro, aunque se cree comúnmente que se necesita un conjunto de datos de prueba o validación para validar una regla de clasificación o decisión, no siempre se requiere un conjunto de datos de prueba separado para determinar el rendimiento de una regla de decisión.

Un problema de decisión incluye dos componentes adicionales además de los que se encuentran en un problema de clasificación. Estos componentes son una probabilidad "a priori" para cada resultado y una matriz de pérdida o costo de decisión. La clasificación es la tarea de asignar objetos a categorías, lo que tiene diversas aplicaciones.

Árbol de clasificación

Los árboles de clasificación se utilizan cuando para cada observación de la muestra de aprendizaje conocemos la clase de antemano. Las clases en la muestra de aprendizaje pueden ser proporcionadas por el usuario o calculadas de acuerdo con alguna regla exógena. Por ejemplo, para un proyecto de comercio de acciones, la clase se puede calcular en función del cambio real del precio del activo.

Sea t_p un nodo padre y t_l, t_r los nodos hijo izquierdo y derecho, respectivamente, del nodo padre t_p . Consideremos la muestra de aprendizaje con la matriz de variables X que tiene M variables x_j y N observaciones. Sea el vector de clases Y que consiste en N observaciones con un total de K clases.

El árbol de clasificación se construye de acuerdo con una regla de división: la regla que realiza la división de la muestra de aprendizaje en partes más pequeñas. Ya sabemos que cada vez los datos deben dividirse en dos partes con la máxima homogeneidad.

Donde t_p, t_l, t_r , son los nodos padre, izquierdo y derecho; x_j es la variable j ; x_j^R es el mejor valor de división de la variable x_j .

La máxima homogeneidad de los nodos hijos se define mediante la llamada función de impureza $i(t)$. Dado que la impureza del nodo padre t_p es constante para cualquiera de las posibles divisiones $x_j \leq x_{Rj}, j = 1, \dots, M$, la máxima homogeneidad de los nodos hijos izquierdo y derecho será equivalente a la maximización del cambio de la función de impureza $\Delta i(t)$:

$$\Delta i(t) = i(t_p) - E[i(t_c)]$$

Donde t_c son los nodos hijos izquierdo y derecho del nodo padre t_p . Suponiendo que P_l y P_r son las probabilidades de los nodos izquierdo y derecho, obtenemos:

$$\Delta i(t) = i(t_p) - P_l i(t_l) - P_r i(t_r)$$

Por lo tanto, en cada nodo CART resuelve el siguiente problema de maximización:

$$\arg[i(t_p) - P_l i(t_l) - P_r i(t_r)] \quad x_j \leq x_j^R, j = 1, \dots, M$$

La Ecuación implica que CART buscará entre todos los posibles valores de todas las variables en la matriz X la mejor pregunta de división $x_j < x_{Rj}$ que maximice el cambio de la medida de impureza $\Delta i(t)$.

La siguiente pregunta importante es cómo definir la función de impureza $i(t)$. En teoría, existen varias funciones de impureza, pero solo dos de ellas se utilizan ampliamente en la práctica: la regla de división de Gini y la regla de división de Twoing. (Timofeev, 2004)

El objetivo principal del árbol de clasificación es el aprendizaje inductivo a partir de observaciones y construcciones lógicas. Es probable que sean el modelo de clasificación más

popular y utilizado. Un árbol representa el conocimiento adquirido durante el proceso de aprendizaje inductivo. Un árbol consiste en un conjunto de nodos, hojas y ramas.

Este crea diagramas lógicos a partir de una base de datos que nos ayudan a resolver problemas. Se denomina segmentación jerárquica. Es un método explicativo y descomposicional que utiliza división descendente, secuencial e iterativa. Comenzando con una variable dependiente, crea grupos homogéneos definidos específicamente mediante combinaciones de variables independientes, incluidos todos los casos de la muestra. (Jijo, 2021)

Supongamos que el criterio de clasificación se construye a partir de una muestra de entrenamiento que contiene información sobre el grupo al que pertenece cada caso. Se inicia con un nodo inicial, dividiendo la variable dependiente de una partición de una variable independiente seleccionada para crear dos conjuntos de datos homogéneos, maximizando la reducción de la impureza.

El proceso de construcción de un árbol de decisión implica los siguientes pasos:

1. **Nodo Raíz:** Se inicia con un nodo raíz que contiene todas las observaciones del conjunto de datos.
2. **Selección de Variables:** En cada paso, se selecciona la variable independiente que mejor divide los datos en grupos homogéneos.
3. **Punto de Corte:** Se determina un punto de corte para la variable seleccionada, dividiendo los datos en dos conjuntos.
4. **División Recursiva:** Cada subconjunto resultante se convierte en un nuevo nodo, y el proceso de selección de variables y puntos de corte se repite de manera recursiva.
5. **Nodos Hoja:** El proceso termina cuando todas las observaciones en un nodo pertenecen a la misma clase o no se puede mejorar la división.

Las reglas de interrupción deciden si es conveniente continuar o detener el proceso de crecimiento del árbol en la rama actual. Las reglas de pre poda limitan el crecimiento y la complejidad de un árbol mientras se construye. (Parra, 2018)

Tenemos la pureza de nodo, la cual es, si un nodo sólo contiene ejemplos de una sola clase, se considera que la construcción del árbol ha terminado. Antes de comenzar la construcción del árbol, se establece una cota de profundidad. El proceso se detiene una vez que se alcanza este límite. El umbral de soporte es la cantidad mínima de ejemplos necesarios para los nodos. Si un nodo tiene menos de este mínimo, se detiene el proceso porque una clasificación basada en tan pocos ejemplos no se considera confiable.

Los algoritmos de árboles de decisiones se utilizan para dividir los atributos a probar en cualquier nodo para determinar si la división es "mejor" en clases individuales. La partición resultante en cada rama es lo más pura posible; para ello, los criterios de división deben ser idénticos.

CART

El análisis CART tiene varias ventajas sobre otros métodos de clasificación, incluida la regresión logística multivariante. Primero, es inherentemente no paramétrico, en otras palabras, no se hacen suposiciones sobre la distribución subyacente de los valores de las variables predictoras.

Por lo tanto, CART puede manejar datos numéricos que están altamente sesgados o son multimodales, así como predictores categóricos con estructura ordinal o no ordinal. Esta es una característica importante, ya que elimina el tiempo que el analista de otro modo dedicaría a determinar si las variables están distribuidas normalmente y a realizar transformaciones si no lo están.

$$\frac{C(i)\pi(i)N_i(t)}{C(j)\pi(j)N_j(t)} > \frac{N_i}{N_j}$$

$C(i)$ es el costo de clasificación i como j . $\pi(i)$ es probabilidad a priori de i . N_i es el número de clase i en el dataset. $N_i(t)$ es el número de clase i en el nodo.

La construcción del árbol comienza en el nodo raíz, donde todas las variables están incluidas en el conjunto de datos de aprendizaje. El software CART encuentra la mejor variable para dividir el nodo en dos nodos hijos comenzando con este nodo. El software verifica todas las variables de división potenciales (también conocidas como divisores) y los valores de las variables que se utilizarán para dividir el nodo para elegir la mejor variable.

El tiempo necesario para buscar entre todas las divisiones posibles se puede reducir mediante el uso de numerosos trucos de programación ingeniosos. El número de divisiones posibles para una variable categórica aumenta rápidamente a medida que aumentan sus niveles. Por lo tanto, es útil indicar al software el número máximo de niveles para cada variable categórica.

CHAID

La detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado (CHAID) es un algoritmo de análisis de modelos de árboles de decisión basado en la prueba de Bonferroni. Un diagrama de árbol generado por este método demuestra la relación entre las variables de división y los factores relacionados asociados. (Habibi et al., 2022)

$$x^2 = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I \frac{(n_{ij} - m_{ij})^2}{m_{ij}}$$

$$n_{ij} = \sum_{n \in D} f_{nI}(X_n = i \cap y_n = j)$$

MARS

Regresión Spline adaptativa multivariante Modela la contribución de cada variable predictora a la variable objetivo utilizando una secuencia de splines de regresión lineal por partes. Un spline es una curva flexible que se fija en varios puntos o nudos, esta curva imita la relación entre la variable objetivo y la variable predictora, y los nudos identifican regiones donde la relación entre la respuesta y la variable predictora cambia. (EVERINGHAM, 2011, #3)

Un spline de regresión lineal describe la relación en cada región mediante una función de línea recta de la forma $Y = a(x) + b$, donde el mayor poder de la variable predictora (x) es uno (es decir, $x = x_j$). Dado que el spline de regresión lineal se construye a partir de diferentes funciones lineales, se dice que está construido por partes. MARS reclasifica las relaciones entre la variable objetivo y la variable predictora en un conjunto de funciones base en lugar de presentar las relaciones en términos de las variables originales. (EVERINGHAM, 2011, #3)

$$Y_i = a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i} + a_3x_{3i} + e_i$$

La estrategia subyacente es el aprendizaje no incremental a partir de ejemplos. A los algoritmos se les presenta un conjunto de casos relevantes para una tarea de clasificación y desarrollan un árbol de decisión de arriba hacia abajo, guiados por la información de frecuencia en los ejemplos, pero no por el orden particular en que se presentan los ejemplos. Los algoritmos descritos aquí buscan patrones en los ejemplos proporcionados y, por lo tanto, deben ser capaces de examinar y volver a examinar todos ellos en muchas etapas durante el aprendizaje, estos árboles se construyen comenzando desde la raíz y avanzando hacia sus hojas. (EVERINGHAM, 2011, #4)

Los objetos de ejemplo a partir de los cuales se desarrolla una regla de clasificación se conocen sólo a través de sus valores en un conjunto de propiedades o atributos, y los árboles

de decisión, a su vez, se expresan en términos de estos mismos atributos. Los ejemplos en sí pueden reunirse de dos maneras; Pueden provenir de una base de datos existente que forma un historial de observaciones, como los registros de pacientes en un área de la medicina que se han acumulado en un centro de diagnóstico. Este tipo de objetos proporcionan una imagen estadística confiable, pero, dado que no están organizados de ninguna manera, pueden ser redundantes o incompletos. (EVERINGHAM, 2011, #4)

Por otro lado, los objetos pueden ser un conjunto cuidadosamente seleccionado de ejemplos tutoriales preparados por un analítico, cada uno con una relevancia particular para una regla de clasificación completa y correcta. El analítico puede esforzarse por evitar la redundancia e incluir ejemplos de casos raros.

La base es un universo de objetos que se describen en términos de una colección de atributos. Cada atributo mide alguna característica importante de un objeto y aquí se limitará a tomar un (generalmente pequeño) conjunto de valores discretos y mutuamente excluyentes.

El otro componente principal es un conjunto de entrenamiento de objetos cuya clase es conocida, la creación de una regla de clasificación que pueda determinar la clase de cualquier objeto a partir de los valores de sus atributos es una tarea de inducción.

La pregunta inmediata es si las características ofrecen información suficiente para lograr esto. En particular, si en el conjunto de entrenamiento hay dos objetos con valores idénticos para cada atributo y, sin embargo, pertenecen a clases diferentes, claramente es imposible diferenciar entre estos objetos sólo con referencia a los atributos dados. En tal situación, las características se considerarán inadecuadas para el conjunto de entrenamiento y, por lo tanto, para la tarea de inducción. (EVERINGHAM, 2011, #6)

Las hojas de un árbol de decisión son nombres de clase, otros nodos representan pruebas basadas en atributos con una rama para cada resultado posible. Para clasificar un objeto, comenzamos en la raíz del árbol, evaluamos la prueba y tomamos la rama apropiada al

resultado. El proceso continúa hasta que se encuentra una hoja, momento en el cual se afirma que el objeto pertenece a la clase nombrada por la hoja.

Si los atributos son adecuados, siempre es posible construir un árbol de decisión que clasifique correctamente cada objeto en el conjunto de entrenamiento, y generalmente hay muchos árboles de decisión correctos. La esencia de la inducción es ir más allá del conjunto de entrenamiento, es decir, construir un árbol de decisión que clasifique correctamente no solo los objetos del conjunto de entrenamiento sino también otros objetos (no vistos). Para lograr esto, el árbol de decisión debe capturar una relación significativa entre la clase de un objeto y los valores de sus atributos.

Dada la opción entre dos árboles de decisión, cada uno correcto en el conjunto de entrenamiento, parece sensato preferir el más simple, ya que es más probable que capture la estructura inherente al problema. Por lo tanto, se esperaría que el árbol más simple clasifique correctamente a más objetos fuera del conjunto de entrenamiento.

Principio de Navaja de Ockham (Occam 's Razor): Este principio establece que entre hipótesis en competencia que explican las observaciones con igual acierto, la que tiene menos suposiciones se considera la más probable de ser correcta. En este caso, el árbol más simple hace menos suposiciones sobre los datos, lo que sugiere que podría generalizar mejor a datos no vistos.

Generalización: El objetivo no es solo memorizar los datos de entrenamiento, sino crear un modelo que pueda clasificar con precisión objetos nuevos y no vistos. Un árbol más simple es menos propenso a sobre ajustarse a los datos de entrenamiento y, por lo tanto, podría funcionar mejor con datos no vistos.

Al elegir el árbol más simple, esencialmente estamos priorizando modelos que capturan la estructura subyacente del problema en lugar de simplemente memorizar ejemplos

específicos. Este enfoque tiene más probabilidades de conducir a un buen rendimiento en datos no vistos.

Los errores no sistemáticos de este tipo, ya sea en los valores de los atributos o en la información de clase, generalmente se denominan ruido. Se requieren dos modificaciones para que el algoritmo de construcción de árboles pueda funcionar con un conjunto de entrenamiento afectado por ruido.

El algoritmo debe ser capaz de trabajar con atributos inadecuados, ya que el ruido puede hacer que incluso el conjunto de atributos más completo parezca inadecuado. El algoritmo debe poder decidir qué probar atributos adicionales no mejorará la precisión predictiva del árbol de decisión. (Quinlan, 1986)

El árbol de decisión hace explícitas todas las posibles alternativas y traza cada una hasta su conclusión en una sola vista, para facilitar la comparación entre las diversas alternativas. La transparencia es una de las mejores ventajas del árbol de decisión.

Otra ventaja principal es la capacidad de seleccionar la característica más sesgada y su naturaleza comprensible, también es fácil de clasificar e interpretar. Además, se utiliza tanto para conjuntos de datos continuos como discretos, la selección de variables y la selección de características son suficientemente buenas en el árbol de decisión y en cuanto a su rendimiento, lo no lineal no afecta a ninguno de los parámetros del árbol de decisión.

Data mining

Una de las técnicas ampliamente utilizadas en la minería de datos son los sistemas que crean clasificadores. En la minería de datos, los algoritmos de clasificación son capaces de manejar un gran volumen de información.

Estos algoritmos pueden usarse para hacer suposiciones sobre nombres de clases categóricas, clasificar conocimiento en base a conjuntos de entrenamiento y etiquetas de clase, y clasificar nuevos datos obtenidos. Los algoritmos de clasificación en el aprendizaje

automático incluyen varios algoritmos, el enfoque es principalmente el algoritmo de árbol de decisión en general.

El algoritmo de árboles de decisión (DT) es parte de la familia de algoritmos de aprendizaje supervisado, y su principal objetivo es construir un modelo de entrenamiento que pueda utilizarse para predecir la clase o el valor de las variables objetivo a través del aprendizaje de reglas de decisión inferidas a partir de los datos de entrenamiento. El algoritmo de DT puede usarse para resolver problemas de regresión y clasificación, aunque tiene tanto beneficios como desventajas.

Beneficios:

- Fácil de interpretar y visualizar.
- No requiere mucho pre-procesamiento de los datos.
- Puede manejar tanto variables categóricas como continuas.

Desventajas:

- Propenso al sobreajuste si no se poda adecuadamente.
- Puede ser sensible a pequeñas variaciones en los datos.
- La complejidad del árbol puede hacer que el modelo sea difícil de generalizar.

Entropy

La entropía se utiliza para medir la impureza o aleatoriedad de un conjunto de datos. El valor de la entropía siempre está entre 0 y 1. Su valor es mejor cuando es igual a 1, es decir, cuanto más cercano esté su valor a 1, mejor.

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^c P_i \log_2 P_i$$

Donde P_i Es la proporción del número de muestras del subconjunto con respecto al valor del atributo i -ésimo.

Information Gain

La ganancia de información es una métrica utilizada para la segmentación y a menudo se llama información mutua. Esta métrica informa intuitivamente cuánto conocimiento proporciona el valor de una variable aleatoria. Es lo opuesto a la entropía; cuanto mayor es su valor, mejor. La ganancia de información $Gain(S, A)$ se define de la siguiente manera en función de la entropía:

$$Gain(S, A) = \sum_{v \in V(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

Donde el rango del atributo A es $V(A)$, y S_v es un subconjunto del conjunto S igual al valor del atributo v .

Random Forest

El algoritmo Random Forest ofrece varias ventajas; En primer lugar, puede aplicarse tanto a tareas de clasificación como de predicción. Para la clasificación, cada árbol "vota" por una clase y la clase con más "votos" se convierte en el resultado final del modelo, ya que cada nueva observación es evaluada por todos los árboles y asignada a la clase más votada.

Para la predicción, el resultado del modelo es el promedio de las salidas de todos los árboles. Además, es más sencillo de entrenar en comparación con técnicas más complejas, pero con un rendimiento igualmente efectivo. También se destaca por su alta eficiencia y precisión en grandes conjuntos de datos.

Otra ventaja es su capacidad para manejar numerosos predictores sin necesidad de excluir ninguno, permitiendo además identificar cuáles son los más importantes, lo cual es útil para la reducción de dimensionalidad. Por último, mantiene su precisión incluso cuando hay grandes proporciones de datos faltantes. (Jesús, 2020)

Bagging y Boosting se centran en utilizar modelos individuales para mejorar el método general. En Bagging, todos los modelos reciben el mismo peso. Por otro lado, Boosting asigna diferentes pesos a los modelos, dándoles mayor importancia a aquellos que se destacan más.

Random Forest es un algoritmo que combina múltiples árboles de decisión, que son clasificadores débiles, y puede considerarse una variación del Bagging. En este enfoque, se trabaja con una colección de árboles no correlacionados que se promedian entre sí (Hastie, Friedman y Tibshirani, 2001). Cada árbol en el bosque depende de los valores de un vector aleatorio de la muestra, de manera independiente y con la misma distribución que los otros árboles. A medida que el número de árboles en el bosque aumenta, la generalización del error converge a un límite. El error de generalización de un bosque de árboles de clasificación depende tanto de la precisión de los árboles individuales como de la correlación entre ellos. La selección aleatoria de características para dividir cada nodo genera tasas de error comparables a las del algoritmo AdaBoost (Freund y Schapire, 1996), pero Random Forest es más robusto frente al ruido (clasificador fuerte). Las estimaciones internas permiten supervisar el error, la precisión y la correlación.

Como se ha mencionado anteriormente, el método Foresta aleatoria se basa en un conjunto de árboles de decisión; en otras palabras, una muestra entra al árbol y se somete a una serie de pruebas binarias en cada nodo, conocidas como split, hasta llegar a una hoja en la que se encuentra. (Merino & Chacón, 2017)

Se puede utilizar esta estrategia para dividir un problema complejo en un conjunto de problemas más simples. El algoritmo intenta optimizar los parámetros de las funciones de split a partir de las muestras de entrenamiento durante la etapa de entrenamiento.

Marco Conceptual

Inteligencia Artificial

Podríamos decir que la IA es la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano. Sin embargo, a diferencia de las personas, los dispositivos basados en IA no necesitan descansar y pueden analizar grandes volúmenes de información a la vez. Asimismo, la proporción de errores es significativamente menor en las máquinas que realizan las mismas tareas que sus contrapartes humanas (Rouhiainen, 2018, #15).

La idea de que los ordenadores o los programas informáticos puedan tanto aprender como tomar decisiones es particularmente importante y algo sobre lo que deberíamos ser conscientes, ya que sus procesos están creciendo exponencialmente con el tiempo. Debido a estas dos capacidades, los sistemas de inteligencia artificial pueden realizar ahora muchas de las tareas que antes estaban reservadas sólo a los humanos (Rouhiainen, 2018, #15).

Las tecnologías basadas en la IA ya están siendo utilizadas para ayudar a los humanos a beneficiarse de mejoras significativas y disfrutar de una mayor eficiencia en casi todos los ámbitos de la vida. Pero el gran crecimiento de la IA también nos obliga a estar atentos para prevenir y analizar las posibles desventajas directas o indirectas que pueda generar la proliferación de la IA (Rouhiainen, 2018, #23).

Big Data

El término "big data" se refiere a los datos que son tan grandes, rápidos o complejos que es difícil o imposible procesarlos con los métodos tradicionales. El acto de acceder y almacenar grandes cantidades de información para la analítica ha existido desde hace mucho tiempo. (Tascon, 2018) Pero el concepto de big data cobró impulso a principios de la década de 2000 cuando el analista de la industria, Doug Laney, articuló la definición actual de grandes datos como las tres V:

Volumen: Las organizaciones recopilan datos de diversas fuentes, como transacciones comerciales, dispositivos inteligentes (IO), equipo industrial, vídeos, medios sociales y más. En el pasado, su almacenamiento habría sido un problema - pero el almacenamiento más barato en plataformas como los data lakes y el Hadoop han aliviado la carga (Tascon, 2018).

Velocidad: Con el crecimiento del Internet de las Cosas, los datos llegan a las empresas a una velocidad sin precedentes y deben ser manejados de manera oportuna. Las etiquetas RFID, los sensores y los medidores inteligentes están impulsando la necesidad de manejar estos torrentes de datos en tiempo casi real (Tascon, 2018).

Variedad: Los datos se presentan en todo tipo de formatos desde datos numéricos estructurados en bases de datos tradicionales hasta documentos de texto no estructurados, correos electrónicos, vídeos, audios, datos de teletipo y transacciones financieras (Tascon, 2018).

Además de las crecientes velocidades y variedades de datos, los flujos de datos son impredecibles, cambian a menudo y varían mucho. Es un reto, pero las empresas necesitan saber cuándo algo está de moda en los medios sociales, y cómo gestionar los picos de carga de datos diarios, estacionales y desencadenados por eventos (Tascon, 2018).

La veracidad se refiere a la calidad de los datos. Debido a que los datos provienen de tantas fuentes diferentes, es difícil vincular, comparar, limpiar y transformar los datos a través de los sistemas. Las empresas necesitan conectar y correlacionar las relaciones, las jerarquías y los múltiples vínculos de datos. De lo contrario, sus datos pueden salirse de control rápidamente (Tascon, 2018).

Antes de que las empresas puedan poner a trabajar el big data, deben considerar cómo fluyen entre una multitud de lugares, fuentes, sistemas, propietarios y usuarios. Hay cinco pasos

clave para hacerse cargo de este gran "centro de datos" que incluye datos tradicionales y estructurados junto con datos no estructurados y semiestructurados:

1) Establezca una estrategia de big data

A un alto nivel, una estrategia de big data es un plan diseñado para ayudarle a supervisar y mejorar la forma en que adquiere, almacena, gestiona, comparte y utiliza los datos dentro y fuera de su organización. Una estrategia de big data establece el escenario para el éxito del negocio en medio de una abundancia de datos. Cuando se desarrolla una estrategia, es importante considerar las metas e iniciativas de negocios y tecnología existentes y futuras. Esto exige tratar los grandes datos como cualquier otro activo empresarial valioso, en lugar de considerarlos sólo como un subproducto de las aplicaciones.

2) Conozca las fuentes del big data

El streaming de datos proviene del Internet de las Cosas (IoT) y otros dispositivos conectados que fluyen a los sistemas de TI desde los vestidos, los coches inteligentes, los dispositivos médicos, los equipos industriales y más. Puede analizar este big data a medida que llegan, decidiendo qué datos guardar o no guardar, y cuáles necesitan un análisis más profundo.

Los datos de los medios sociales provienen de interacciones en Facebook, YouTube, Instagram, etc. Esto incluye big data en forma de imágenes, vídeos, voz, texto y sonido, útiles para la comercialización, las ventas y las funciones de apoyo. Estos datos suelen estar en formas no estructuradas o semiestructuradas, por lo que plantean un desafío único para el consumo y el análisis.

Los datos disponibles públicamente provienen de cantidades masivas de fuentes de datos abiertos como el data.gov del gobierno de los Estados Unidos, el World Factbook de la CIA o el Open Data Portal de la Unión Europea.

Otros big data pueden provenir de data lakes, fuentes de datos en la nube, proveedores y clientes.

3) Acceda, gestiona y almacena big data

Los sistemas informáticos modernos proporcionan la velocidad, la potencia y la flexibilidad necesarias para acceder rápidamente a cantidades masivas y tipos de big data. Además de un acceso confiable, las empresas también necesitan métodos para integrar los datos, asegurar la calidad de los mismos, proporcionar un gobierno y un almacenamiento de datos, y preparar los datos para el análisis. Algunos datos pueden almacenarse en data warehouse tradicional, pero también hay opciones flexibles y de bajo costo para almacenar y manejar big data a través de soluciones de nube, lagos de datos y Hadoop.

4) Analice el big data

Con tecnologías de alto rendimiento como la computación en red o analítica en memoria, las organizaciones pueden optar por utilizar todos sus big data para análisis. Otro enfoque es determinar por adelantado qué datos son relevantes antes de analizarlos. De cualquier manera, el análisis de big data es cómo las empresas obtienen valor e información a partir de los datos. Cada vez más, el big data alimenta los esfuerzos analíticos avanzados de hoy en día, como la inteligencia artificial.

5) Tome decisiones inteligentes, basadas en datos

Los datos bien administrados y confiables conducen a una analítica y decisiones confiables. Para seguir siendo competitivas, las empresas necesitan aprovechar todo el valor del big data y operar de una manera basada en los datos, tomando decisiones basadas en la evidencia presentada por los grandes datos en lugar de en el instinto visceral. Los beneficios de ser impulsado por los datos son claros. Las organizaciones basadas en datos se desempeñan mejor, son operacionalmente más predecibles y son más rentables.

Machine learning

Herramienta que busca mejorar el análisis de datos, en pro de una predicción futura, ya sea por la implementación de nuevos sistemas o simplemente el mejoramiento de los ya existentes, mediante el uso de algoritmos basados en información antigua o reciente que permita el funcionamiento óptimo del sistema a trabajar (HINESTROZA RAMÍREZ, 2018).

Por otra parte, esta materia promete una gran utilidad en campos como la medicina, robótica, y mecánica. Tanto así que a muchos les preocupa los daños que traerá esta innovadora herramienta consigo. Debido a que, se trata de generar organismos mecánicos capaces de ser más inteligentes, sin que sea necesaria la intervención humana constante, que nos asegura que no seremos mentalmente obsoletos en un futuro al volvernos dependientes de estos sistemas (HINESTROZA RAMÍREZ, 2018).

Nos debemos remontar al pasado para ser más exactos hasta 1943. año en el que el matemático Walter Pitts y el neurofisiólogo Warren McCulloch, quienes dieron a conocer su trabajo enfocado a lo que hoy conocemos como inteligencia artificial, pues en su teoría proponían analizar el cerebro como un organismo computacional y la creación de computadoras que funcionan igual o mejor que nuestra red neuronal (HINESTROZA RAMÍREZ, 2018).

Fue así como la humanidad empezaría a conocer e interesarse en el hecho de que tan inteligente podría llegar a ser una máquina y cuáles serían algunas de sus implicaciones. Y así fue como en el año de 1950 el científico conocido como Alan Mathison Turing científico nacido en Maida Vale, Reino Unido científico informático, matemático, filósofo y deportista, capaz de crear el conocido “Test de Turing”, cuya finalidad era la de medir que tan inteligente era una computadora, al tratar de responder en una conversación de la manera más racional posible imitando el comportamiento de un ser humano (HINESTROZA RAMÍREZ, 2018).

Como beneficios podemos ver que automatiza tareas que normalmente requerirían mucho tiempo y esfuerzo humano ahora es mucho más simple. Los algoritmos de machine learning pueden procesar grandes volúmenes de datos y realizar tareas complejas en un tiempo mucho más corto que los seres humanos, ya que pueden aprender y adaptarse a medida que reciben más datos, cumpliendo así una función de retroalimentación. Esto permite que los sistemas automatizados mejoren con el tiempo, optimizando sus resultados y haciéndolos más precisos.

El machine learning es especialmente útil para analizar grandes volúmenes de datos y encontrar patrones o tendencias que pueden ser difíciles de detectar para los seres humanos. Esto puede ayudar a identificar insights valiosos y tomar decisiones estratégicas basadas en datos. Los modelos de machine learning pueden ser entrenados para adaptarse a las preferencias y necesidades individuales de los usuarios. Esto permite ofrecer experiencias personalizadas y recomendaciones específicas en diversos ámbitos, como la atención al cliente, el marketing o la gestión de inventario (HINESTROZA RAMÍREZ, 2018).

Aprendizaje Supervisado

El aprendizaje supervisado requiere datos de entrada y salida etiquetados durante la fase de entrenamiento del ciclo de vida del machine learning. Estos datos a menudo son etiquetados por un científico de datos en la fase de preparación - una de las tareas que hace una data scientist - antes de usarse para entrenar y probar el modelo. (Bishop, 2022)

Se llama aprendizaje supervisado porque al menos parte de este modelo requiere supervisión humana. La gran mayoría de los datos disponibles son datos brutos sin etiquetar. Por lo general, se requiere la interacción humana para etiquetar con precisión los datos. Naturalmente, puede ser un proceso intensivo en recursos, ya que se necesitan grandes conjuntos de datos etiquetados. (Bishop, 2022)

Los modelos predictivos también se entrenan con técnicas de aprendizaje automático supervisado. Mediante el aprendizaje de patrones entre los datos de entrada y salida, los modelos de aprendizaje supervisado pueden predecir resultados a partir de datos nuevos e invisibles. Esto podría ser en la previsión de cambios en los precios de la vivienda o en las tendencias de compra de los clientes, por ejemplo. (Bishop, 2022)

El aprendizaje supervisado se utiliza para: Clasificar diferentes tipos de archivos como imágenes, documentos o palabras escritas. Pronosticar tendencias y resultados futuros a través de patrones en los datos.

Clasificación

La clasificación es un método de machine learning supervisado en el que el modelo intenta prever la etiqueta correcta de unos datos de entrada dados. En la clasificación, el modelo se entrena completamente con los datos de entrenamiento y, luego, se evalúa con los datos de prueba antes de utilizarse para realizar previsiones con nuevos datos no vistos (Llamas, 2023).

Hay cuatro categorías principales de algoritmos de machine learning: aprendizaje supervisado, no supervisado, semi supervisado y por refuerzo. Aunque tanto la clasificación como la regresión pertenecen a la categoría de aprendizaje supervisado, no son lo mismo (Llamas, 2023).

La tarea de previsión es una clasificación cuando la variable objetivo es discreta. Una aplicación es la identificación del sentimiento subyacente de un texto.

La tarea de previsión es una regresión cuando la variable objetivo es continua. Un ejemplo puede ser la previsión del salario de una persona dados su nivel de estudios, su experiencia laboral, su ubicación geográfica y su antigüedad (Llamas, 2023).

Random Forest

Es un algoritmo que surgió hace casi veinte años y se utiliza ampliamente por el balance que ofrece entre complejidad y resultados. Uno de los sectores en los que se aplican este tipo de algoritmos es el financiero. Algunos ejemplos de su aplicación en este sector son: segmentación de clientes, detección de fraudes, pronóstico de ventas, autenticación de clientes y análisis de comportamiento de mercados, entre otros.

El algoritmo Random Forest es una técnica de aprendizaje supervisado que genera múltiples árboles de decisión sobre un conjunto de datos de entrenamiento: los resultados obtenidos se combinan a fin de obtener un modelo único más robusto en comparación con los resultados de cada árbol por separado (Lizares, 2017).

Árbol de decisión

Un árbol de decisión (AD) es una representación de una función multivariada y que fue posible utilizar en la vida práctica a partir del desarrollo de las modernas computadoras. El interés por el uso práctico de los AD`s tuvo su origen en las necesidades de las ciencias sociales siendo seminal el trabajo de SonquistMorgan (1964) el software AID (Automatic Interaction Detection). Este fue uno de los primeros métodos de ajuste de los datos basados en árboles de clasificación. Con ello los AD`s trascendieron, el solo ser una representación ilustrativa en los cursos de toma de decisiones, para convertirse en una herramienta útil y sencilla de utilizar. Estos avances fueron rematados por la obra de Breiman-Friedman-Olshen-Stone (1984)” Classification and regression trees”. Un método práctico de inducción, para construir AD`s de forma recursiva, fue propuesto. Este ha sido conocido como CART. Quinlan (1986) desarrolló el algoritmo ID3 (Iterative Dichotomiser 3) este utiliza la medida de entropía de la información para crear los árboles. Esta fue mejorada y fue denominada C4.5 por su autor Quinlan (1993). Proveniente de la estadística Kass (1980) introdujo un algoritmo recursivo de clasificación no

binario, llamado CHAID (Chi-square automatic interaction detection) (Bouza & Santiago, 2012).

Un árbol de decisión es un mapa de los posibles resultados de una serie de decisiones relacionadas. Permite que un individuo o una organización comparen posibles acciones entre sí según sus costos, probabilidades y beneficios. Se pueden usar para dirigir un intercambio de ideas informal o trazar un algoritmo que anticipe matemáticamente la mejor opción (Bouza & Santiago, 2012).

Un árbol de decisión, por lo general, comienza con un único nodo y luego se ramifica en resultados posibles. Cada uno de esos resultados crea nodos adicionales, que se ramifican en otras posibilidades. Esto le da una forma similar a la de un árbol (Bouza & Santiago, 2012).

Hay tres tipos diferentes de nodos: nodos de probabilidad, nodos de decisión y nodos terminales. Un nodo de probabilidad, representado con un círculo, muestra las probabilidades de ciertos resultados. Un nodo de decisión, representado con un cuadrado, muestra una decisión que se tomará, y un nodo terminal muestra el resultado definitivo de una ruta de decisión (Bouza & Santiago, 2012).

Comisiones

En ventas, una comisión es un incentivo monetario que cada vendedor recibe en función de las ventas que haya realizado. La comisión suele depender del objetivo de ventas o cuota que alcance cada representante (Roldán, 2017).

Una comisión sobre ventas es para un vendedor lo que el botín de guerra para un emperador: un factor esencial que lo mantiene motivado en el campo de batalla (Roldán, 2017).

Hay que admitir que las ventas son un área profesional muy competitiva, por lo que para empujar e impulsar a su equipo a seguir avanzando usted necesita algo más que bonitos discursos. Tiene que entender las motivaciones de sus vendedores y proponerles un esquema de comisiones por ventas adecuado (Roldán, 2017).

La comisión suele utilizarse como un mecanismo para incentivar el esfuerzo de los empleados. Los vendedores suelen tener un salario compuesto de dos partes: una fija y una variable que se basa en comisiones sobre lo que es capaz de vender. De esta forma, se busca que el vendedor se esfuerce por concretar nuevas operaciones de venta de modo que su comisión crezca (Roldán, 2017).

Proveedores

Un proveedor es aquella persona física o jurídica que suministra profesionalmente un determinado bien o servicio a otros individuos o sociedades, como forma de actividad económica y a cambio de una contraprestación. (Sánchez, 2018)

Dicho de otra manera, un proveedor es una persona o empresa que suministra productos o servicios a otras personas o empresas. Por ejemplo, una librería compra libros de varios proveedores, que son las editoriales que los publican. Son esenciales para el suministro de recursos necesarios para el desarrollo de actividades comerciales o económicas. Su función puede abarcar desde la distribución de productos finales hasta la entrega de materias primas para su posterior transformación. Así, un proveedor puede ser desde un agricultor que suministra trigo hasta un mayorista que distribuye pan a tiendas. (Sánchez, 2018)

El fabricante de un producto puede confiar su distribución a otra empresa o convertirse en proveedor de estos bienes a terceros. Esta condición ofrece algunas ventajas al cliente final, que puede acceder a opciones como la personalización de los artículos. Otros tipos de proveedores son los mayoristas e importadores. Ambos funcionan como intermediarios. Los mayoristas compran mercancía al por mayor y suelen importar productos para su venta, mientras que los comerciantes no adquieren ni almacenan los artículos: únicamente consiguen pedidos y actúan como la cara visible que suministra la mercancía.

Los proveedores pueden ser externos y pertenecer a otras compañías, o ser internos — es decir, empleados—. Si los externos son negocios que suministran bienes o servicios para el

buen funcionamiento de sus clientes, los internos son los propios trabajadores de una empresa. Así, un departamento puede convertirse en un proveedor interno si, por ejemplo, proporciona informes, estudios de mercado u otro tipo de servicios a otras unidades de la compañía.

Marco Legal

En el ámbito legal se han generado varios planes alineados a una normativa legal entre los cuales se destacan: El Plan Nacional de Telecomunicaciones y Tecnologías de Información del Ecuador 2016-2021. El Convenio Marco de Cooperación Interinstitucional firmado con los diferentes entes como el Ministerio de Telecomunicaciones y de La Sociedad de la Información, la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación. Los Planes Nacionales para el Desarrollo (2013-2017). La Ley Orgánica de Telecomunicaciones. El Código Orgánico de La Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación.

Las leyes en el Ecuador con respecto a la propiedad privada se ven respaldadas por los siguientes artículos puesto que según la Constitución de la República del Ecuador (2008) en su Art. 280 menciona que:

...El Plan Nacional de Desarrollo es el instrumento al que se sujetarán las políticas, programas y proyectos públicos; la programación y ejecución del presupuesto del Estado; y la inversión y la asignación de los recursos públicos; y coordinar las competencias exclusivas entre el Estado central y los gobiernos autónomos descentralizados. Su observancia será de carácter obligatorio para el sector público e indicativo para los demás sectores (pág. 123). Adicional a esto la Constitución de la República del Ecuador (2008) en su Art. 313 también señala que “El Estado se reserva el derecho de administrar, regular, controlar y gestionar los sectores estratégicos, de conformidad con los principios de sostenibilidad ambiental, precaución, prevención y eficiencia” (pág. 133). Y por último la Constitución de la República del Ecuador (2008) agrega que en su Art. 321 de la Carta Magna, “el Estado reconoce y

garantiza el derecho a la propiedad en sus formas pública, privada, comunitaria, estatal, asociativa, cooperativa, mixta, y que deberá cumplir su función social y ambiental” (pág. 149)

Metodología

En esta investigación emplearemos algoritmos como el árbol de decisión para la clasificación de comisión dependiendo de la rentabilidad que nos ofrezca el proveedor. El árbol de decisión es un algoritmo, este evalúa las variables de entrada y los puntos de división posibles para poder seleccionar al mejor, su nombre se debe a que su estructura se asemeja a un árbol, visto al revés.

Cuando aplicamos árbol de decisión los datos se dividen en dos o más conjuntos homogéneos basados en el diferenciador más destacado en las variables de entrada. El algoritmo determina la variable más relevante y el valor que proporciona los mejores conjuntos homogéneos de datos. El árbol se entrena con estos subconjuntos de datos y da un resultado de (si y no), la respuesta final es la que tenga la mayoría de los votos.

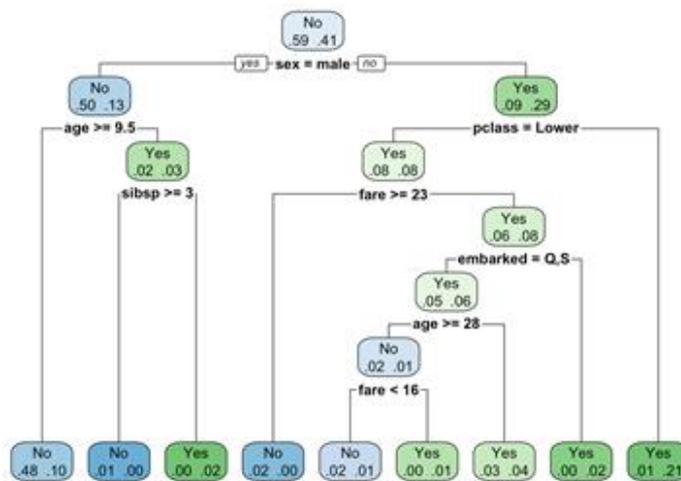
Árbol de decisión

Como vimos con anterioridad, es un algoritmo que podemos aplicar tanto en la regresión como en clasificación, como en el caso de esta investigación. Su función principal es evaluar todas las variables de entrada y posibles puntos de división para poder seleccionar la mejor opción.

Se consideran los algoritmos de aprendizaje basados en árboles como algunos de los más efectivos y populares en el aprendizaje supervisado, debido a su capacidad para generar modelos predictivos altamente precisos, estables y fáciles de interpretar. A diferencia de los modelos lineales, estos algoritmos mapean eficazmente las relaciones no lineales. El proceso del algoritmo selecciona la variable más significativa y establece una condición que genera dos respuestas, una positiva y otra negativa. A partir de aquí, se crean nuevas opciones, cada una

de las cuales sigue el mismo patrón de generar respuestas positivas o negativas. El número de condiciones que se evaluarán depende de la cantidad de variables independientes disponibles.

El funcionamiento del algoritmo toma la variable más significativa se encuentra en la base del algoritmo brindándonos dos respuestas, una positiva y una negativa (por ejemplo, SI y NO) a partir de aquí se generan nuevas opciones y cada una de ellas genera nuevas opciones, siempre dando las mismas respuestas, positiva o negativa, las cantidades de condiciones que se van a evaluar depende de la cantidad de variables independientes que encontremos.



1 Árbol de Decisión

Como se puede observar en la imagen de ejemplo, la estructura de divide en varias partes, el nodo raíz es la primera condición del algoritmo, es la base de todo, continúan los nodos internos o de prueba, que son las condiciones y pruebas que se realizan para llegar al siguiente nodo, este se llama terminal o de decisión, que viene a ser el resultado o la predicción del algoritmo, al tener un algoritmo de aprendizaje supervisado es necesario que se añadan variables dependientes e independientes, las independientes determinarán el valor de las variables dependientes, es decir son las características que queremos utilizar para poder predecir el valor de Y, en resumen la variable que debemos predecir es la independiente.

La base de datos recopilada que utilizamos para hacer el proyecto en RStudio, cuenta con 1410 datos en total, detallando el proveedor, las unidades totales vendidas, bonificadas, la venta neta y el porcentaje de rentabilidad que aportó la venta a la empresa, los datos son de los últimos 4 años, considerando el año en curso.

En el desarrollo del modelo utilizamos RStudio, el cual nos brinda un mejor manejo y fluidez, para realizar el modelo debemos comenzar llamando a la base de datos con la función (*read.csv*) o (*read.csv2*), depende del tipo de base que vayamos a usar, denominaremos a la base como Comi, (comisiones). *Comi <- read.csv2("Rosita.csv")* A continuación procedemos a delimitar y determinar las variables que no usaremos mediante el algoritmo *Comi <- Comi[, -1]*

Una vez tenemos la base de datos en R, podemos empezar llamar a la librería, la manera de llamar estas librerías es descargando los paquetes que necesitaremos en el ordenador, en nuestro caso llamamos a *library(tidyverse)* el cual es una colección de paquetes orientados a la visualización, manipulación y exploración de datos, *library(cluster)* contienen múltiples algoritmos de clustering y métricas para evaluarlos, *library(factoextra)* el cual tiene como objetivo extraer la información importante de una tabla de datos variables y para expresar esta información como un conjunto de algunas variables nuevas llamadas componentes principales, *library(NbClust)*, *library(tidyr)* permite ordenar datos “sucios” para obtener objetos de datos en R.

En caso de no tener instalado algún paquete usamos la función (*install.packages*) por ejemplo, *install.packages("caret")*.

Una vez tenemos la base de datos lista, los paquetes y librerías necesarias el siguiente paso es asegurarse de que todos los valores sean numéricos, lo necesitamos para realizar el

árbol de decisión correctamente y nos permita clasificar, por ello necesitamos que las variables sean categóricas.

A continuación, procedemos a estandarizar los datos `ComiK <- scale(ComiK)`, esto nos permite transformar los valores de una variable para que tengan una media de cero y una desviación estándar de uno. Esto se logra restando la media de la variable a cada valor y dividiendo por la desviación estándar.

La estandarización es útil cuando se desea comparar variables que están en diferentes escalas o unidades, también se eliminan las diferencias en las escalas y se asegura que todas las variables tengan la misma escala relativa.

Una vez las variables sean numéricas vamos a plantar la semilla, la cual es el punto de partida para el desarrollo del proceso alineado a lo que necesita el árbol, para este caso en el que necesitamos clasificar la mejor semilla es la (123) y la función para plantarla es `set.seed(123)`. En RStudio, plantar una semilla significa poder iniciar un generador de números aleatorios, ya que la mayoría de los métodos de simulación requieren un generador de estos números

Procedemos a estimar el número de clusters con las siguientes funciones:

```
fviz_nbclust(ComiK, kmeans, method = "wss")
```

```
fviz_nbclust(ComiK, kmeans, method = "silhouette")
```

```
fviz_nbclust(ComiK, kmeans, method = "gap_stat")
```

El algoritmo de K-means es ampliamente usado en el aprendizaje automático no supervisado para poder agrupar conjuntos de datos en k grupos, con el objetivo de dividir los datos en grupos que sean lo más similares posible entre sí.

El paquete *Caret* nos brinda funciones para agilizar el proceso de entrenamiento del modelo para problemas completos de regresión y clasificación. Nos ofrece una interfaz unificada que simplifica el proceso de modelado empleando la mayoría de métodos AE implementados en R. Además, nos ofrece numerosas funciones auxiliares que nos permitirían implementar nuevos procedimientos *library(caret)*

Podemos proceder a entrenar la base, decidimos el porcentaje de los datos que serán entrenados, un 80% de entrenamiento y un 20% de datos de prueba, esto es expresado en el siguiente algoritmo *TrainAr <- createDataPartition(Comi\$Kmeans, p=0.8, list = FALSE)*

Llamamos a la librería *library(rpart)*, este paquete nos permitirá implementar el árbol de clasificación, este modelo nos permitirá tomar una decisión de acuerdo a la regla.

Comenzamos con los descriptivos, *read.table {utils}* lee un archivo en formato de tabla y crea un marco de datos a partir de él, con los casos correspondientes a las líneas y las variables a los campos en el archivo.

```
read.table(file, header = FALSE, sep = "", quote = "\"", dec = ".", numerals = c("allow.loss", "warn.loss", "no.loss"), row.names, col.names, as.is = !stringsAsFactors, na.strings = "NA", colClasses = NA, nrow = -1, skip = 0, check.names = TRUE, fill = !blank.lines.skip, strip.white = FALSE, blank.lines.skip = TRUE, comment.char = "#", allowEscapes = FALSE, flush = FALSE, stringsAsFactors = FALSE, fileEncoding = "", encoding = "unknown", text, skipNul = FALSE)
```

```
read.csv(file, header = TRUE, sep = ",", quote = "\"", dec = ".", fill = TRUE, comment.char = "", ...)
```

```
read.csv2(file, header = TRUE, sep = ";", quote = "\"", dec = ",", fill = TRUE, comment.char = "", ...)
```

`read.delim(file, header = TRUE, sep = "\t", quote = "\"", dec = ".", fill = TRUE, comment.char = "", ...)`

`read.delim2(file, header = TRUE, sep = "\t", quote = "\"", dec = ",", fill = TRUE, comment.char = "", ...)`

file: El nombre del archivo del cual se leerán los datos. Cada fila de la tabla aparece como una línea del archivo. Si no contiene una ruta absoluta, el nombre del archivo es relativo al directorio de trabajo actual, obtenido con `getwd()`. Se realiza expansión de la tilde donde sea compatible. Esto puede ser un archivo comprimido (ver `file`).

Header: Un valor lógico que indica si el archivo contiene los nombres de las variables en su primera línea. Si falta, el valor se determina a partir del formato del archivo: `header` se establece en TRUE si y sólo si la primera fila contiene un campo menos que el número de columnas.

sep: El carácter separador de los campos. Los valores en cada línea del archivo están separados por este carácter. Si `sep = ""` (el valor predeterminado para `read.table`), el separador es un ‘espacio en blanco’, es decir, uno o más espacios, tabuladores, nuevas líneas o retornos de carro.

Quote: El conjunto de caracteres de citación. Para desactivar la cita por completo, usa `quote = ""`. Consulta `scan` para ver el comportamiento de las citas incrustadas en citas. La citación sólo se considera para las columnas leídas como caracteres, lo que incluye todas a menos que se especifique `colClasses`.

dec: El carácter utilizado en el archivo para los puntos decimales.

numerals: Cadena que indica cómo convertir números cuya conversión a precisión doble perdería precisión, consulta *type.convert*. Puede abreviarse. (Se aplica también a entradas de números complejos).

row.names: Un vector de nombres de fila. Puede ser un vector que dé los nombres de fila reales, o un único número que indique la columna de la tabla que contiene los nombres de fila, o una cadena de caracteres que dé el nombre de la columna de la tabla que contiene los nombres de fila.

Si hay un *header* y la primera fila contiene un campo menos que el número de columnas, la primera columna en la entrada se usa para los nombres de fila. De lo contrario, si *row.names* falta, las filas se numeran.

col.names: Un vector de nombres opcionales para las variables. El valor predeterminado es usar "V" seguido del número de columna.

as.is: Controla la conversión de variables de carácter (en la medida en que no se convierten en lógicas, numéricas o complejas) en factores, si no se especifica de otro modo mediante *colClasses*. Su valor es un vector de valores lógicos (los valores se reciclan si es necesario), o un vector de índices numéricos o de caracteres que especifican qué columnas no deben convertirse en factores. Ten en cuenta que *as.is* se especifica por columna (no por variable) y, por lo tanto, incluye la columna de nombres de fila (si los hay) y cualquier columna que deba omitirse.

na.strings: Un vector de cadenas de caracteres que se interpretarán como valores NA. Los campos en blanco también se consideran valores perdidos en campos lógicos, enteros, numéricos y complejos. Ten en cuenta que la prueba ocurre después de que se elimina el espacio en blanco de la entrada, por lo que los valores de *na.strings* pueden necesitar que se les elimine su propio espacio en blanco de antemano.

colClasses: Un vector de clases que se asumirán para las columnas. Si no tiene nombre, se recicla según sea necesario. Si tiene nombre, los nombres se emparejan con valores no especificados que se toman como NA.

Los valores posibles son NA (el valor predeterminado, cuando se usa *type.convert*), "NULL" (cuando se omite la columna), una de las clases de vectores atómicos (lógico, entero, numérico, complejo, carácter, bruto), o "factor", "Date" o "POSIXct". De lo contrario, debe haber un método *as* (del paquete *methods*) para la conversión de "character" a la clase formal especificada.

nrows: el número máximo de filas para leer. Los valores negativos y otros valores no válidos se ignoran.

Skip: El número de líneas del archivo de datos que se deben omitir antes de comenzar a leer los datos.

check.names: Si es TRUE, se verifica que los nombres de las variables en el marco de datos sean nombres de variables sintácticamente válidas. Si es necesario, se ajustan (por *make.names*) para que lo sean y también para asegurarse de que no haya duplicados.

Fill: Si es TRUE, en caso de que las filas tengan una longitud desigual, se agregan implícitamente campos en blanco.

strip.white: Se usa solo cuando se ha especificado *sep* y permite eliminar los espacios en blanco iniciales y finales de los campos de caracteres sin comillas (los campos numéricos siempre se eliminan). Consulta *scan* para obtener más detalles (incluido el significado exacto de 'espacio en blanco'), recordando que las columnas pueden incluir los nombres de las filas.

blank.lines.skip: si es TRUE, se ignoran las líneas en blanco en la entrada.

comment.char: un vector de caracteres de longitud uno que contiene un solo carácter o una cadena vacía. Usa "" para desactivar la interpretación de comentarios por completo.

allowEscapes: Ten en cuenta que si no están entre comillas, podrían interpretarse como un delimitador (pero no como un carácter de comentario). Para más detalles, consulta [scan](#).

flush: si es TRUE, [scan](#) vaciará hasta el final de la línea después de leer el último de los campos solicitados. Esto permite poner comentarios después del último campo.

stringsAsFactors: ¿Se deben convertir los vectores de caracteres en factores? Ten en cuenta que esto se anula con [as.is](#) y [colClasses](#), que permiten un control más fino.

fileEncoding: si no está vacía, declara la codificación utilizada en un archivo (no en una conexión) para que los datos de caracteres puedan ser recodificados. Ver la sección ‘Encoding’ de la ayuda para [file](#), el manual ‘R Data Import/Export’ y ‘Note’.

encoding: Codificación que se debe asumir para las cadenas de entrada. Se usa para marcar cadenas de caracteres como conocidas por estar en Latin-1 o UTF-8 (ver [Encoding](#)): no se usa para recodificar la entrada, pero permite que R maneje cadenas codificadas en su codificación nativa (si es una de esas dos). Consulta ‘Value’ y ‘Note’.

Text: Cadena de caracteres: si no se suministra [file](#) y se proporciona esto, los datos se leen del valor de [text](#) a través de una conexión de texto. Ten en cuenta que se puede usar una cadena literal para incluir (pequeños) conjuntos de datos dentro del código R.

skipNul: Lógico. ¿Se deben omitir los nulos?

La siguiente función es [ggplot2-package {ggplot2}](#)

[ggplot2](#): Crea Visualizaciones de Datos Elegantes Usando la Gramática de los Gráficos

asselin {modeest}

El estimador de moda de Asselin de Beauville. Este estimador de moda se basa en el algoritmo descrito en Asselin de Beauville (1978).

asselin(*x*, *bw* = *NULL*, ...)

x: numérico. Vector de observaciones.

bw: numérico. Un número en el rango (0, 1]. Si `bw = 1``, la 'cadena modal' seleccionada puede ser demasiado larga.

...: argumentos adicionales que pasarán a la función de cuantiles.

Valor: Se devuelve un valor numérico, que es la estimación de la moda.

moment {e1071}saw Calcula el momento muestral de un cierto orden (opcionalmente centrado y/o absoluto).

moment(*x*, *order*=*1*, *center*=*FALSE*, *absolute*=*FALSE*, *na.rm*=*FALSE*)

x: un vector numérico que contiene los valores cuyo momento se va a calcular.

order: el orden del momento que se va a calcular, el valor predeterminado es calcular el primer momento, es decir, la media.

center: un valor lógico que indica si se deben calcular momentos centrados.

absolute: un valor lógico que indica si se deben calcular momentos absolutos.

na.rm: un valor lógico que indica si los valores NA deben eliminarse antes de proceder con el cálculo.

gridExtra-package {gridExtra} Proporciona una serie de funciones a nivel de usuario para trabajar con gráficos de "grid", en particular para organizar múltiples gráficos basados en "grid" en una página y dibujar tablas.

dplyr-package {dplyr} Para aprender más sobre dplyr, comienza con las viñetas: ``browseVignettes(package = "dplyr")``.

nclass {grDevices} Calcula el número de clases para un histograma, especialmente para la función ``hist()``.

`nclass.Sturges(x)`

`nclass.scott(x)`

`nclass.FD(x, digits = 5)`

x: un vector de datos.

Digits: número de dígitos significativos a mantener al redondear ``x`` antes del cálculo de la IQR; consulta los "Detalles" a continuación.

`nclass.Sturges` utiliza la fórmula de Sturges, basando implícitamente los tamaños de los intervalos en el rango de los datos.

`nclass.scott` utiliza la elección de Scott para una distribución normal basada en la estimación del error estándar, a menos que este sea cero, en cuyo caso devuelve 1.

`nclass.FD` utiliza la elección de Freedman-Diaconis basada en el rango intercuartílico ($\text{IQR}(\text{signif}(x, \text{digits}))$) a menos que este sea cero, donde utiliza cuantiles simétricos cada vez más extremos hasta $c(1,511)/512$, y si esa diferencia sigue siendo cero, recurre a la elección de Scott. El valor predeterminado de `digits = 5` fue elegido después de algunos experimentos, pero puede ser demasiado bajo para algunas situaciones, consulta PR#17274.

Valor: El número sugerido de clases.

```
set.seed(1)
```

```
x <- stats::rnorm(1111)
```

```
nclass.Sturges(x)
```

```
NC <- function(x) c(Sturges = nclass.Sturges(x),
```

```
                  Scott = nclass.scott(x), FD = nclass.FD(x))
```

```
NC(x)
```

```
onePt <- rep(1, 11)
```

```
NC(onePt)
```

`cut {base}` `cut` divide el rango de `x` en intervalos y codifica los valores en `x` según el intervalo en el que caen. El intervalo más a la izquierda corresponde al nivel uno, el siguiente más a la izquierda al nivel dos, y así sucesivamente.

```
cut(x, ...)
```

```
cut(x, breaks, labels = NULL, include.lowest = FALSE, right = TRUE, dig.lab = 3,  
ordered_result = FALSE, ...)
```

x: un vector numérico que se convertirá en un factor mediante cortes.

breaks: ya sea un vector numérico de dos o más puntos de corte únicos, o un solo número (mayor o igual a 2) que indique el número de intervalos en los que se debe dividir `x`.

labels: etiquetas para los niveles de la categoría resultante. Por defecto, las etiquetas se construyen utilizando la notación de intervalos "(a,b]". Si `labels = FALSE`, se devuelven códigos enteros simples en lugar de un factor.

include.lowest: lógico, que indica si un 'x[i]' igual al valor más bajo (o más alto, si `right = FALSE`) de `breaks` debe ser incluido.

right: lógico, que indica si los intervalos deben ser cerrados a la derecha (y abiertos a la izquierda) o viceversa.

diag.lab: entero que se usa cuando no se proporcionan etiquetas. Determina el número de dígitos utilizados para formatear los números de los cortes.

ordered_result: lógico: ¿debe ser el resultado un factor ordenado?

...: argumentos adicionales pasados a o desde otros métodos.

breakpoints {bslib} Un constructor genérico para puntos de interrupción responsivos.

breakpoints(..., sm = NULL, md = NULL, lg = NULL)

...: Otros puntos de interrupción (por ejemplo, xl).

sm: Valores a aplicar en el punto de interrupción sm.

md: Valores a aplicar en el punto de interrupción md.

lg: Valores a aplicar en el punto de interrupción lg.

as.data.frame {base} Funciones para verificar si un objeto es un data frame o coaccionar si es posible.

as.data.frame(x, row.names = NULL, optional = FALSE, ...)

x: cualquier objeto en R.

row.names: NULL o un vector de caracteres que proporciona los nombres de fila para el data frame. Los valores faltantes no están permitidos.

Optional: Si es `TRUE`, la configuración de nombres de fila y la conversión de nombres de columnas (a nombres sintácticos: ver `make.names`) es opcional. Nota que todos los métodos `as.data.frame()` del paquete base de R usan `optional` solo para el tratamiento de nombres de columnas, básicamente con el significado de `data.frame(*, check.names = !optional)`. También consulta el argumento `make.names` del método `matrix`.

...: argumentos adicionales que se pasan a o desde métodos.

stringsAsFactors: lógico: ¿debería el vector de caracteres ser convertido a un factor?

cut.names: lógico o entero; indica si los nombres de columna con más de 256 (o `cut.names` si es numérico) caracteres deben ser abreviados (y los últimos 6 caracteres reemplazados por " ...").

col.names: vector de caracteres de nombres de columna (opcional).

fix.empty.names: lógico que indica si los nombres de columna vacíos, es decir, "", deben ser corregidos (en `data.frame`) o no.

`check.names` lógico; pasado a la llamada `data.frame()`.

make.names: un lógico, es decir, uno de `FALSE`, `NA`, `TRUE`, indicando qué debería suceder si los nombres de fila (de la matriz `x`) son inválidos. Si son inválidos, el valor predeterminado, `TRUE`, llama a `make.names(*, unique=TRUE)`; `make.names=NA` usará nombres de fila "automáticos" y un valor `FALSE` señalará un error para nombres de fila inválidos.

transform {base} es una función genérica, que—al menos en la actualidad—solo realiza algo útil con data frames. `transform.default` convierte su primer argumento en un data frame si es posible y llama a `transform.data.frame`.

transform`(_data`, ...)

_data: El objeto que se va a transformar.

...: Argumentos adicionales en la forma `etiqueta=valor`, son expresiones vectoriales etiquetadas, que se evalúan en el data frame `_data`. Las etiquetas se comparan con `names(_data)`, y para aquellas que coincidan, el valor reemplaza la variable correspondiente en `_data`, y los demás se añaden a `_data`.

Round {base} ceiling toma un único argumento numérico `x` y devuelve un vector numérico que contiene los enteros más pequeños que no son menores que los elementos correspondientes de `x`.

proportions {base} Devuelve proporciones condicionales dadas las márgenes, es decir, las entradas de `x` divididas por las sumas marginales apropiadas.

proportions(x, margin = NULL)

prop.table(x, margin = NULL)

x: tabla.

margin: un vector que indica los márgenes por los que dividir. Por ejemplo, para una matriz, 1 indica filas, 2 indica columnas, `c(1, 2)` indica filas y columnas. Cuando `x` tiene nombres de dimensiones, puede ser un vector de caracteres que selecciona los nombres de las dimensiones.

cumsum {base} Devuelve un vector cuyos elementos son las sumas acumulativas, productos acumulativos, mínimos o máximos de los elementos del argumento.

cumsum(x) cumprod(x) cummax(x) cummin(x)

x: un objeto numérico o complejo (no para `cummin` o `cummax`), o un objeto que puede ser convertido a uno de estos.

Detalles: Estas son funciones genéricas: se pueden definir métodos para ellas individualmente o a través del grupo genérico Math.

Valor: Un vector de la misma longitud y tipo que `x` (después de la conversión), excepto que `cumprod` devuelve un vector numérico para entradas enteras (para mantener la consistencia con `*`). Los nombres se preservan.

Un valor `NA` en `x` hace que los elementos correspondientes y los siguientes del valor de retorno sean `NA`, al igual que el desbordamiento entero en `cumsum` (con una advertencia).

Métodos S4: `cumsum` y `cumprod` son funciones genéricas S4: se pueden definir métodos para ellas individualmente o a través del grupo genérico Math. `cummax` y `cummin` son funciones genéricas S4 individuales.

`ggplot {ggplot2}` inicializa un objeto `ggplot`. Se puede utilizar para declarar el marco de datos de entrada para una gráfica y para especificar el conjunto de estéticas del gráfico que se aplicarán de manera común a todas las capas subsiguientes, a menos que se anulen específicamente.

```
ggplot(data = NULL, mapping = aes(), ..., environment = parent.frame())
```

data: Conjunto de datos predeterminado para usar en el gráfico. Si no es ya un `data.frame`, se convertirá a uno mediante `fortify()`. Si no se especifica, debe ser suministrado en cada capa añadida al gráfico.

mapping: Lista predeterminada de mapeos estéticos para usar en el gráfico. Si no se especifica, debe ser suministrada en cada capa añadida al gráfico.

...: Otros argumentos pasados a los métodos. Actualmente no utilizados.

Existen tres patrones comunes para invocar `ggplot()`:

- `ggplot(data = df, mapping = aes(x, y, other aesthetics))`
- `ggplot(data = df)`
- `ggplot()`

El primer patrón es recomendable si todas las capas usan los mismos datos y el mismo conjunto de estéticas, aunque este método también puede usarse al añadir una capa utilizando datos de otro marco de datos.

El segundo patrón especifica el marco de datos predeterminado a usar para el gráfico, pero no se definen estéticas por adelantado. Esto es útil cuando se usa predominantemente un marco de datos para el gráfico, pero las estéticas varían de una capa a otra.

El tercer patrón inicializa un objeto `ggplot` básico, que se completa a medida que se añaden capas. Esto es útil cuando se utilizan múltiples marcos de datos para producir diferentes capas, como ocurre a menudo en gráficos complejos.

aes {ggplot2} Los mapeos estéticos describen cómo las variables en los datos se asignan a propiedades visuales (estéticas) de los geoms. Los mapeos estéticos se pueden establecer en `ggplot()` y en capas individuales.

aes(x, y, ...)

<enmascaramiento de datos> Lista de pares nombre-valor en la forma `estética = variable` que describe qué variables en los datos de la capa deben ser asignadas a qué estéticas utilizadas por el geom/stat emparejado. La expresión `variable` se evalúa dentro de los datos de la capa, por lo que no es necesario referirse al conjunto de datos original (es decir, usa `ggplot(df, aes(variable))` en lugar de `ggplot(df, aes(df$variable))`). Los nombres para las estéticas `x` e `y` suelen ser omitidos porque son muy comunes; todas las demás estéticas deben ser nombradas.

geom_bar {ggplot2} Existen dos tipos de gráficos de barras: `geom_bar()` y `geom_col()`. `geom_bar()` hace que la altura de la barra sea proporcional al número de casos en cada grupo (o, si se suministra la estética de peso, a la suma de los pesos). Si deseas que las alturas de las barras representen valores en los datos, utiliza `geom_col()` en su lugar. `geom_bar()` utiliza `stat_count()` por defecto: cuenta el número de casos en cada posición de x. `geom_col()` utiliza `stat_identity()`: deja los datos tal como están.

```
geom_bar(mapping = NULL, data = NULL, stat = "count", position = "stack", ..., just = 0.5, width = NULL, na.rm = FALSE, orientation = NA, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE)
```

```
geom_col( mapping = NULL, data = NULL, position = "stack",...,just = 0.5, width = NULL, na.rm = FALSE, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE) stat_count( mapping = NULL, data = NULL, geom = "bar", position = "stack", ..., width = NULL, na.rm = FALSE, orientation = NA, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE)
```

mapping: Conjunto de mapeos estéticos creado por ``aes()``. Si se especifica y ``inherit.aes = TRUE`` (por defecto), se combina con el mapeo predeterminado a nivel del gráfico. Debes proporcionar el mapeo si no hay un mapeo en el gráfico.

data: Los datos que se mostrarán en esta capa. Hay tres opciones:

- Si es ``NULL``, por defecto, los datos se heredan de los datos del gráfico según lo especificado en la llamada a ``ggplot()``.
- Un ``data.frame`` u otro objeto, reemplazará los datos del gráfico. Todos los objetos se fortifican para producir un ``data frame``. Consulta ``fortify()`` para saber qué variables se crearán.
- Una función será llamada con un solo argumento, los datos del gráfico. El valor de retorno debe ser un ``data.frame``, y se usará como los datos de la capa. Una función puede crearse a partir de una fórmula (por ejemplo, ``~ head(.x, 10)``).

Position: Ajuste de posición, ya sea como una cadena que nombra el ajuste (por ejemplo, "jitter" para usar ``position_jitter``), o el resultado de una llamada a una función de ajuste de posición. Utiliza la última opción si necesitas cambiar la configuración del ajuste.

...: Otros argumentos pasados a `layer()`. Estos a menudo son estéticos, usados para establecer un estético en un valor fijo, como `color = "red"` o `size = 3`. También pueden ser parámetros para el `geom/stat` emparejado.

just: Ajuste para la colocación de columnas. Por defecto se establece en 0.5, lo que significa que las columnas estarán centradas sobre los cortes del eje. Establece en 0 o 1 para colocar las columnas a la izquierda/derecha de los cortes del eje. Ten en cuenta que este argumento puede tener comportamientos no deseados cuando se usa con posiciones alternativas, por ejemplo, `position_dodge()`.

width: Ancho de barras. Por defecto, se establece en el 90% de la resolución() de los datos.

na.rm: Si es `FALSE`, por defecto, los valores faltantes se eliminan con una advertencia. Si es `TRUE`, los valores faltantes se eliminan silenciosamente.

orientation: La orientación de la capa. El valor predeterminado (NA) determina automáticamente la orientación a partir del mapeo estético. En el raro caso de que esto falle, se puede especificar explícitamente configurando `orientation` a "x" o "y". Consulta la sección de Orientación para más detalles.

show.legend: Lógico. ¿Debería incluir esta capa en las leyendas? `NA`, por defecto, incluye si alguna estética está mapeada. `FALSE` nunca incluye, y `TRUE` siempre incluye. También puede ser un vector lógico nombrado para seleccionar finalmente las estéticas a mostrar.

inherit.aes: Si es `FALSE`, anula las estéticas predeterminadas, en lugar de combinar con ellas. Esto es más útil para funciones auxiliares que definen tanto datos como estéticas y

no deberían heredar el comportamiento de la especificación predeterminada del gráfico, por ejemplo, ``borders()``.

geom, stat: Anula la conexión predeterminada entre ``geom_bar()`` y ``stat_count()``.

geom_label {ggplot2} Los geoms de texto son útiles para etiquetar gráficos. Pueden usarse por sí solos como diagramas de dispersión o en combinación con otros geoms, por ejemplo, para etiquetar puntos o para anotar la altura de las barras. ``geom_text()`` solo añade texto al gráfico. ``geom_label()`` dibuja un rectángulo detrás del texto, lo que facilita su lectura.

```
geom_label(mapping = NULL, data = NULL, stat = "identity", position = "identity",...,  
parse = FALSE, nudge_x = 0, nudge_y = 0, label.padding = unit(0.25, "lines"), label.r  
= unit(0.15, "lines"), label.size = 0.25, na.rm = FALSE, show.legend = NA, inherit.aes =  
TRUE)
```

```
geom_text(mapping = NULL, data = NULL, stat = "identity", position = "identity",...,  
parse = FALSE, nudge_x = 0, nudge_y = 0, check_overlap = FALSE, na.rm = FALSE,  
show.legend NA, inherit.aes = TRUE)
```

mapping: Conjunto de mapeos estéticos creados por ``aes()``. Si se especifica y ``inherit.aes = TRUE`` (el valor predeterminado), se combinará con el mapeo predeterminado en el nivel superior del gráfico. Debes proporcionar el mapeo si no hay un mapeo de gráfico.

data: Los datos que se mostrarán en esta capa. Hay tres opciones:

- Si es NULL, el valor predeterminado, los datos se heredan de los datos del gráfico según lo especificado en la llamada a ``ggplot()``.

- Un `data.frame` u otro objeto sobrescribirá los datos del gráfico. Todos los objetos se convertirán en un `data.frame`. Consulta `fortify()` para ver qué variables se crearán.
- Una función se llamará con un solo argumento, los datos del gráfico. El valor devuelto debe ser un `data.frame` y se utilizará como los datos de la capa. Una función puede ser creada a partir de una fórmula (por ejemplo, `~ head(.x, 10)`).

stat: La transformación estadística a utilizar en los datos para esta capa, ya sea como una subclase ggproto `Geom` o como una cadena que nombra el `stat` sin el prefijo `stat_` (por ejemplo, "count" en lugar de "`stat_count`").

position: Ajuste de posición, ya sea como una cadena o el resultado de una llamada a una función de ajuste de posición. No puede especificarse conjuntamente con `nudge_x` o `nudge_y`.

...: Otros argumentos pasados a `layer()`. Estos son a menudo estéticos, utilizados para establecer un estético a un valor fijo, como `color = "red"` o `size = 3`. También pueden ser parámetros para el geom/stat emparejado.

parse: Si es TRUE, las etiquetas se analizarán en expresiones y se mostrarán como se describe en `plotmath`.

nudge_x, nudge_y: Ajuste horizontal y vertical para desplazar las etiquetas. Útil para desplazar el texto desde los puntos, particularmente en escalas discretas. No puede especificarse conjuntamente con `position`.

label.padding: Cantidad de relleno alrededor de la etiqueta. Por defecto es 0.25 líneas.

label.r: Radio de las esquinas redondeadas. Por defecto es 0.15 líneas.

label.size: Tamaño del borde de la etiqueta, en mm.

na.rm: Si es FALSE, el valor predeterminado, los valores faltantes se eliminan con una advertencia. Si es TRUE, los valores faltantes se eliminan en silencio.

show.legend: Lógico. ¿Debería incluir esta capa en las leyendas? NA, el valor predeterminado, incluye si se mapean estéticos. FALSE nunca incluye, y TRUE siempre incluye. También puede ser un vector lógico nombrado para seleccionar finalmente los estéticos a mostrar.

inherit.aes: Si es FALSE, sobrescribe los estéticos predeterminados, en lugar de combinarlos. Esto es más útil para funciones auxiliares que definen tanto datos como estéticos y no deben heredar el comportamiento de la especificación de gráfico predeterminada, por ejemplo, ``borders()``.

Check overlap: Si es TRUE, el texto que se superpone al texto anterior en la misma capa no se trazará. ``check_overlap`` ocurre en el momento de la representación y en el orden de los datos. Por lo tanto, los datos deben estar organizados por la columna de etiqueta antes de llamar a ``geom_text()``. Nota que este argumento no es compatible con ``geom_label()``.

geom_freqpoly {ggplot2} Visualiza la distribución de una única variable continua dividiendo el eje x en intervalos y contando el número de observaciones en cada intervalo. Los histogramas (`geom_histogram()`) muestran los conteos con barras; los polígonos de frecuencia (`geom_freqpoly()`) muestran los conteos con líneas. Los polígonos de frecuencia son más adecuados cuando se desea comparar la distribución entre los niveles de una variable categórica.

```
geom_freqpoly(mapping = NULL, data = NULL, stat = "bin", position = "identity",
..., na.rm = FALSE, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE)
```

```
geom_histogram(mapping = NULL, data = NULL, stat = "bin", position = "stack", ...,
binwidth = NULL, bins = NULL, na.rm = FALSE, orientation = NA, show.legend = NA,
inherit.aes = TRUE)
```

```
stat_bin(mapping = NULL, data = NULL, geom = "bar", position = "stack", ...,
binwidth = NULL, bins = NULL, center = NULL, boundary = NULL, breaks = NULL, closed
= c("right", "left"), pad = FALSE, na.rm = FALSE, orientation = NA, show.legend = NA,
inherit.aes = TRUE)
```

mapping: Conjunto de asignaciones estéticas creadas por `aes()`. Si se especifica y `inherit.aes = TRUE` (por defecto), se combina con la asignación por defecto en el nivel superior del gráfico. Debes proporcionar `mapping` si no hay una asignación en el gráfico.

data: Los datos a mostrar en esta capa. Hay tres opciones:

- Si es `NULL`, por defecto, los datos se heredan de los datos del gráfico especificados en la llamada a `ggplot()`.
- Un `data.frame` u otro objeto, sobrescribirá los datos del gráfico. Todos los objetos se fortificarán para producir un `data.frame`. Consulta `fortify()` para ver qué variables se crearán.
- Una función será llamada con un único argumento, los datos del gráfico. El valor de retorno debe ser un `data.frame`, y se usará como los datos de la capa. Se puede crear una función a partir de una fórmula (por ejemplo, `~ head(.x, 10)`).

Position: Ajuste de posición, ya sea como una cadena que nombra el ajuste (por ejemplo, "jitter" para usar `position_jitter`), o el resultado de una llamada a una función de ajuste de posición. Usa esta última si necesitas cambiar la configuración del ajuste.

...: Otros argumentos pasados a ``layer()``. Estos a menudo son estéticos, utilizados para fijar un estético a un valor fijo, como ``color = "red"``` o ``size = 3```. También pueden ser parámetros para el ``geom/stat`` emparejado.

na.rm: Si es FALSE, por defecto, los valores faltantes se eliminan con una advertencia. Si es TRUE, los valores faltantes se eliminan silenciosamente.

show.legend: Lógico. ¿Debería esta capa incluirse en las leyendas? NA, por defecto, incluye si se asigna algún estético. FALSE nunca incluye, y TRUE siempre incluye. También puede ser un vector lógico nombrado para seleccionar finalmente los estéticos a mostrar.

inherit.aes: Si es FALSE, sobrescribe los estéticos por defecto, en lugar de combinarlos. Esto es más útil para funciones auxiliares que definen tanto datos como estéticos y no deberían heredar el comportamiento de la especificación del gráfico por defecto, por ejemplo, ``borders()``.

binwidth: El ancho de los bins. Puede especificarse como un valor numérico o como una función que calcula el ancho a partir del ``x`` no escalado. Aquí, "x no escalado" se refiere a los valores originales de ``x`` en los datos, antes de la aplicación de cualquier transformación de escala. Al especificar una función junto con una estructura de agrupación, la función se llamará una vez por grupo. El valor predeterminado es usar el número de bins en ``bins``, cubriendo el rango de los datos. Siempre debes sobrescribir este valor, explorando varios anchos para encontrar el mejor para ilustrar las historias en tus datos. El ancho de los bins de una variable de fecha es el número de días en cada tiempo; el ancho de los bins de una variable de tiempo es el número de segundos.

bins: Número de bins. Sobrescrito por ``binwidth``. Por defecto es 30.

orientation: La orientación de la capa. El valor predeterminado (NA) determina automáticamente la orientación a partir de la asignación estética. En el raro caso de que esto

falle, se puede especificar directamente configurando ``orientation`` a "x" o "y". Consulta la sección de Orientación para más detalles.

geom, stat: Usa esto para sobrescribir la conexión predeterminada entre ``geom_histogram()/geom_freqpoly()`` y ``stat_bin()``.

center, boundary: Especificadores de posición de bins. Solo se puede especificar uno, ``center`` o ``boundary``, para un solo gráfico. ``center`` especifica el centro de uno de los bins. ``boundary`` especifica el límite entre dos bins. Nota que si cualquiera está por encima o por debajo del rango de los datos, las cosas se desplazarán por el múltiplo entero apropiado de ``binwidth``.

breaks: Alternativamente, puedes suministrar un vector numérico que dé los límites de los bins. Sobrescribe ``binwidth``, ``bins``, ``center``, y ``boundary``.

closed: Uno de "right" o "left" indicando si los bordes derecho o izquierdo de los bins están incluidos en el bin.

pad: Si es TRUE, añade bins vacíos en ambos extremos de ``x``. Esto asegura que los polígonos de frecuencia toquen 0. Por defecto es FALSE.

geom_density {ggplot2} Calcula y dibuja una estimación de densidad de núcleo, que es una versión suavizada del histograma. Esta es una alternativa útil al histograma para datos continuos que provienen de una distribución subyacente suave.

```
geom_density(mapping = NULL, data = NULL, stat = "density", position = "identity",
..., na.rm = FALSE, orientation = NA, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE, outline.type =
"upper")
```

```
stat_density(mapping = NULL, data = NULL, geom = "area", position = "stack", ..., bw
="nrd0", adjust = 1, kernel = "gaussian", n = 512, trim = FALSE, na.rm = FALSE, bounds =
c(-Inf, Inf), orientation = NA, show.legend = NA, inherit.aes = TRUE)
```

mapping: Conjunto de mapeos estéticos creados por ``aes()``. Si se especifica y ``inherit.aes = TRUE`` (el valor predeterminado), se combina con el mapeo predeterminado en el nivel superior del gráfico. Debes proporcionar ``mapping`` si no hay un mapeo de gráfico.

data: Los datos que se mostrarán en esta capa. Hay tres opciones:

- Si es ``NULL``, por defecto, los datos se heredan de los datos del gráfico especificados en la llamada a ``ggplot()``.
- Un ``data.frame``, u otro objeto, sobrescribirá los datos del gráfico. Todos los objetos se fortificarán para producir un ``data.frame``. Consulta ``fortify()`` para ver qué variables se crearán.
- Una función será llamada con un solo argumento, los datos del gráfico. El valor de retorno debe ser un ``data.frame``, y se usará como los datos de la capa. Se puede crear una función a partir de una fórmula (por ejemplo, ``~ head(.x, 10)``).

Position: Ajuste de posición, ya sea como una cadena que nombra el ajuste (por ejemplo, "jitter" para usar ``position_jitter``), o el resultado de una llamada a una función de ajuste de posición. Usa el último si necesitas cambiar la configuración del ajuste.

...: Otros argumentos pasados a ``layer()``. Estos son a menudo estéticos, utilizados para fijar un estético a un valor fijo, como ``colour = "red"`` o ``size = 3``. También pueden ser parámetros para el geom/stat emparejado.

na.rm: Si es ``FALSE``, el valor predeterminado, los valores faltantes se eliminan con una advertencia. Si es ``TRUE``, los valores faltantes se eliminan en silencio.

orientation: La orientación de la capa. El valor predeterminado (NA) determina automáticamente la orientación a partir del mapeo estético. En el raro caso de que esto falle, se

puede especificar explícitamente estableciendo ``orientation`` a "x" o "y". Consulta la sección de Orientación para más detalles.

show.legend: Lógico. ¿Debería incluir esta capa en las leyendas? ``NA``, el valor predeterminado, incluye si se mapean estéticos. ``FALSE`` nunca incluye, y ``TRUE`` siempre incluye. También puede ser un vector lógico nombrado para seleccionar finalmente los estéticos a mostrar.

inherit.aes: Si es ``FALSE``, sobrescribe los estéticos predeterminados, en lugar de combinarlos. Esto es más útil para funciones auxiliares que definen tanto datos como estéticos y no deberían heredar el comportamiento de la especificación predeterminada del gráfico, por ejemplo, ``borders()``.

outline.type: Tipo de contorno del área; "both" dibuja ambas líneas superior e inferior, "upper"/"lower" dibuja solo las líneas respectivas. "full" dibuja un polígono cerrado alrededor del área.

geom, stat: Usar para sobrescribir la conexión predeterminada entre ``geom_density()`` y ``stat_density()``.

bw: El ancho de banda de suavizado a utilizar. Si es numérico, la desviación estándar del núcleo de suavizado. Si es una cadena, una regla para elegir el ancho de banda, como se enumera en ``stats::bw.nrd()``.

adjust: Un ajuste multiplicativo del ancho de banda. Esto permite ajustar el ancho de banda mientras se utiliza un estimador de ancho de banda. Por ejemplo, ``adjust = 1/2`` significa usar la mitad del ancho de banda predeterminado.

kernel: Núcleo. Consulta la lista de núcleos disponibles en ``density()``.

n: Número de puntos igualmente espaciados en los que se debe estimar la densidad, debe ser una potencia de dos, consulta ``density()`` para detalles.

trim: Si es ``FALSE``, el valor predeterminado, cada densidad se calcula en el rango completo de los datos. Si es ``TRUE``, cada densidad se calcula sobre el rango de ese grupo: esto generalmente significa que los valores *x* estimados no se alinearán, y por lo tanto, no podrás apilar los valores de densidad. Este parámetro solo importa si estás mostrando múltiples densidades en un gráfico o si estás ajustando manualmente los límites de la escala.

bounds: Límites inferiores y superiores conocidos para los datos estimados. El valor predeterminado ``c(-Inf, Inf)`` significa que no hay límites (finitos). Si algún límite es finito, el efecto de frontera de la estimación de densidad predeterminada se corregirá reflejando las colas fuera de los límites alrededor de su borde más cercano. Los puntos de datos fuera de los límites se eliminan con una advertencia.

Este geom trata cada eje de manera diferente y, por lo tanto, puede tener dos orientaciones. A menudo, la orientación es fácil de deducir a partir de una combinación de los mapeos dados y los tipos de escalas posicionales en uso. Por lo tanto, ``ggplot2`` intentará por defecto adivinar qué orientación debería tener la capa. En circunstancias raras, la orientación es ambigua y la adivinanza puede fallar. En ese caso, la orientación se puede especificar directamente utilizando el parámetro ``orientation``, que puede ser "x" o "y". El valor indica el eje a lo largo del cual debe correr el geom, siendo "x" la orientación predeterminada que esperarías para el geom.

Random {base} `Random.seed` es un vector de enteros que contiene el estado del generador de números aleatorios (RNG) para la generación de números aleatorios en R. Puede ser guardado y restaurado, pero no debe ser alterado por el usuario.

RNGkind es una interfaz más amigable para consultar o establecer el tipo de RNG en uso.

RNGversion se puede utilizar para configurar los generadores de números aleatorios como estaban en una versión anterior de R (para reproducibilidad).

set.seed es la forma recomendada para especificar las semillas.

```
.Random.seed <- c(rng.kind, n1, n2, ...)
```

```
RNGkind(kind = NULL, normal.kind = NULL, sample.kind = NULL)
```

```
RNGversion(vstr)
```

```
set.seed(seed, kind = NULL, normal.kind = NULL, sample.kind = NULL)
```

kind: cadena de caracteres o NULL. Si `kind` es una cadena de caracteres, establece el tipo deseado de RNG para R. Usa "default" para volver a la configuración predeterminada de R. Consulta los 'Detalles' para la interpretación de NULL.

normal.kind: cadena de caracteres o NULL. Si es una cadena de caracteres, establece el método de generación de números normales. Usa "default" para volver a la configuración predeterminada de R. NULL no realiza ningún cambio.

sample.kind: cadena de caracteres o NULL. Si es una cadena de caracteres, establece el método de generación uniforme discreta (utilizado en `sample`, por ejemplo). Usa "default" para volver a la configuración predeterminada de R. NULL no realiza ningún cambio.

seed: un solo valor, interpretado como un entero, o NULL (ver 'Detalles').

vstr: una cadena de caracteres que contiene un número de versión, por ejemplo, "1.6.2". Se usa la configuración de RNG predeterminada de la versión actual de R si `vstr` es mayor que la versión actual.

rng.kind: código entero en 0:k para el tipo mencionado anteriormente.

n1, n2, ...: enteros. Consulta los detalles para saber cuántos se requieren (lo cual depende de ``rng.kind``).

fviz_nbclust {factoextra} Los métodos de partición, como el clustering k-means, requieren que los usuarios especifiquen el número de clústeres a generar.

- `fviz_nbclust()`: Determina y visualiza el número óptimo de clústeres utilizando diferentes métodos: suma de cuadrados dentro del clúster, promedio del silhouette y estadísticas de gap.
- `fviz_gap_stat()`: Visualiza la estadística de gap generada por la función ``clusGap()`` [en el paquete `cluster`]. El número óptimo de clústeres se especifica utilizando el método "firstmax" (`?cluster::clusGap`).

```
fviz_nbclust( x, FUNcluster = NULL, method = c("silhouette", "wss", "gap_stat"), diss = NULL, k.max = 10, nboot = 100, verbose = interactive(), barfill = "steelblue", barcolor = "steelblue", linecolor = "steelblue", print.summary = TRUE, ... )
```

```
fviz_gap_stat(gap_stat, linecolor = "steelblue", maxSE = list(method = "firstSEmax", SE.factor = 1))
```

x: Matriz numérica o marco de datos. En la función ``fviz_nbclust()``, x puede ser el resultado de la función ``NbClust()``.

FUNcluster: Una función de partición que acepta como primer argumento una matriz de datos, como x, y como segundo argumento, digamos k, donde $k \geq 2$, el número de clústeres deseado, y devuelve una lista con un componente llamado ``cluster`` que contiene la

agrupación de observaciones. Los valores permitidos incluyen: ``kmeans``, ``cluster::pam``, ``cluster::clara``, ``cluster::fanny``, ``hcut``, etc. Este argumento no es necesario cuando `x` es una salida de la función ``NbClust::NbClust()``.

method: El método a utilizar para estimar el número óptimo de clústeres. Los valores posibles son "silhouette" (para el ancho promedio del silhouette), "wss" (para la suma total de cuadrados dentro del clúster) y "gap_stat" (para las estadísticas de gap).

diss: Objeto de tipo dist producido por ``dist()``, es decir: ``diss = dist(x, method = "euclidean")``. Se usa para calcular el ancho promedio del silhouette de los clústeres, la suma de cuadrados dentro del clúster y el clustering jerárquico. Si es NULL, se calcula ``dist(x)`` con el método por defecto = "euclidean".

k.max: El número máximo de clústeres a considerar, debe ser al menos dos.

nboot: Entero, número de muestras de Monte Carlo ("bootstrap"). Se usa solo para determinar el número de clústeres utilizando la estadística de gap.

verbose: Valor lógico. Si es TRUE, se imprime el resultado del progreso.

barfill, barcolor: Color de relleno y color de contorno para las barras.

linecolor: Color para las líneas.

print.summary: Valor lógico. Si es verdadero, se imprimen los números óptimos de clústeres en ``fviz_nbclust()``.

...: Opcionalmente, argumentos adicionales para ``FUNcluster()``.

gap_stat: Un objeto de la clase "clusGap" devuelto por la función `clusGap()` [en el paquete cluster].

maxSE: Una lista que contiene los parámetros (método y SE.factor) para determinar la ubicación del máximo de la estadística de gap (consulta la documentación `?cluster::maxSE`). Los valores permitidos para `maxSE$method` incluyen:

globalmax: corresponde simplemente al máximo global, es decir, `which.max(gap)`.

firstmax: da la ubicación del primer máximo local.

Tibs2001SEmax: utiliza el criterio propuesto por Tibshirani et al. (2001): "el menor k tal que $\text{gap}(k) \geq \text{gap}(k+1) - s_{k+1}$ ". También es posible usar "el menor k tal que $\text{gap}(k) \geq \text{gap}(k+1) - \text{SE.factor} * s_{k+1}$ " donde `SE.factor` es un valor numérico que puede ser 1 (por defecto), 2, 3, etc.

firstSEmax: ubicación del primer valor de $f()$ que no es mayor que el primer máximo local menos `SE.factor * SE.f[]`, es decir, dentro de un rango "f S.E." de ese máximo.

kmeans {stats} Realiza clustering k-means en una matriz de datos.

`kmeans(x, centers, iter.max = 10, nstart = 1, algorithm = c("Hartigan-Wong", "Lloyd", "Forgy", "MacQueen"), trace=FALSE)`

`fitted(object, method = c("centers", "classes"), ...)`

x: Matriz numérica de datos, o un objeto que pueda convertirse en tal matriz (como un vector numérico o un marco de datos con todas las columnas numéricas).

centers: Puede ser el número de clústeres, es decir, (k) , o un conjunto de centros de clústeres iniciales (distintos). Si es un número, se elige un conjunto aleatorio de filas (distintas) en (x) como los centros iniciales.

iter.max: El número máximo de iteraciones permitidas.

nstart: Si `centers` es un número, ¿cuántos conjuntos aleatorios deben ser elegidos?

algorithm: Cadena de caracteres: puede ser abreviada. Ten en cuenta que "Lloyd" y "Forgy" son nombres alternativos para un mismo algoritmo.

object: Un objeto de R de la clase "kmeans", típicamente el resultado de `ob <- kmeans(..)`.

method: Cadena de caracteres: puede ser abreviada. "centers" hace que `fitted` devuelva los centros de clústeres (uno para cada punto de entrada) y "classes" hace que `fitted` devuelva un vector de asignaciones de clase.

trace: Valor lógico o número entero, actualmente solo se usa en el método por defecto ("Hartigan-Wong"): si es positivo (o verdadero), se produce información de seguimiento sobre el progreso del algoritmo. Valores más altos pueden producir más información de seguimiento.

fviz_cluster {factoextra} Proporciona una visualización elegante basada en ggplot2 de los métodos de partición, incluyendo k-means [paquete stats]; pam, clara y fanny [paquete cluster]; dbscan [paquete fpc]; Mclust [paquete mclust]; HCPC [FactoMineR]; hkmeans [factoextra]. Las observaciones se representan mediante puntos en el gráfico, utilizando componentes principales si `ncol(data) > 2`. Se dibuja una elipse alrededor de cada clúster.

```
fviz_cluster(object, data = NULL, choose.vars = NULL, stand = TRUE, axes = c(1, 2),  
geom = c("point", "text"), repel = FALSE, show.clust.cent = TRUE, ellipse = TRUE,  
ellipse.type = "convex", ellipse.level = 0.95, ellipse.alpha = 0.2, shape = NULL, pointsize =  
1.5, labelsize = 12, main = "Cluster plot", xlab = NULL, ylab = NULL, outlier.color = "black",
```

outlier.shape = 19, outlier.pointsize = pointsize, outlier.labelsize = labelsize, ggtheme = theme_grey(), ...)

object: Un objeto de la clase "partition" creado por las funciones ``pam()``, ``clara()`` o ``fanny()`` en el paquete cluster; "kmeans" [en el paquete stats]; "dbscan" [en el paquete fpc]; "Mclust" [en mclust]; "hkmeans", "eclust" [en factoextra]. También se aceptan objetos de lista con componentes de datos y clústeres.

data: Los datos que se han utilizado para el clustering. Requerido solo cuando el objeto es de la clase kmeans o dbscan.

choose.vars: Un vector de caracteres que contiene las variables a considerar para el gráfico.

stand: Valor lógico; si es TRUE, los datos se estandarizan antes del análisis de componentes principales.

axes: Un vector numérico de longitud 2 que especifica las dimensiones a graficar.

geom: Un texto que especifica la geometría a usar para el gráfico. Los valores permitidos son combinaciones de ``c("point", "text")``. Usa "point" (para mostrar sólo puntos); "text" para mostrar solo etiquetas; ``c("point", "text")`` para mostrar ambos tipos.

repel: Un valor booleano, si se debe usar `ggrepel` para evitar el solapamiento de las etiquetas de texto.

show.clust.cent: Valor lógico; si es TRUE, muestra los centros de los clústeres.

ellipse: Valor lógico; si es TRUE, dibuja un contorno alrededor de los puntos de cada clúster.

ellipse.type: Cadena que especifica el tipo de contorno. Los valores posibles son 'convex', 'confidence' o tipos soportados por ``stat_ellipse``, incluyendo uno de ``c("t", "norm", "euclid")``.

ellipse.level: El tamaño de la elipse de concentración en probabilidad normal. Se pasa para el nivel de ``ggplot2::stat_ellipse``. Ignorado en 'convex'. El valor predeterminado es 0.95.

ellipse.alpha: Alpha para el contorno que especifica el nivel de transparencia del color de relleno. Usa ``alpha = 0`` para sin color de relleno.

shape: La forma de los puntos.

pointsize: El tamaño de los puntos.

labelsize: Tamaño de fuente para las etiquetas.

main: Título principal del gráfico.

xlab, ylab: Vector de caracteres que especifica las etiquetas del eje x e y, respectivamente. Usa ``xlab = FALSE`` y ``ylab = FALSE`` para ocultar ``xlab`` y ``ylab``, respectivamente.

outlier.pointsize, outlier.color, outlier.shape, outlier.labelsize: Argumentos para personalizar los valores atípicos, que sólo se pueden detectar en el clustering DBSCAN.

ggtheme: Función, nombre del tema ggplot2. El valor predeterminado es ``theme_pubr()``. Los valores permitidos incluyen los temas oficiales de ggplot2: ``theme_gray()``, ``theme_bw()``, ``theme_minimal()``, ``theme_classic()``, ``theme_void()``,

...: Otros argumentos que se pasan a las funciones ``ggscatter`` y ``ggpar``.

factor {base} se utiliza para codificar un vector como un factor (también se usan los términos 'categoría' y 'tipo enumerado' para factores). Si el argumento ``ordered`` es TRUE, se asume que los niveles del factor están ordenados. Para compatibilidad con S, también existe una función ``ordered``.

Las funciones ``is.factor``, ``is.ordered``, ``as.factor`` y ``as.ordered`` son funciones de membresía y coerción para estas clases.

*factor(x = character(), levels, labels = levels, exclude = NA, ordered = is.ordered(x),
nmax = NA)*

ordered(x, ...)

is.factor(x)

is.ordered(x)

as.factor(x)

as.ordered(x)

addNA(x, ifany = FALSE)

x: Un vector de datos, generalmente con un pequeño número de valores distintos.

levels: Un vector opcional de los valores únicos (como cadenas de caracteres) que podría haber tomado `x`. El valor por defecto es el conjunto único de valores tomados por `as.character(x)`, ordenado en orden creciente de `x`. Ten en cuenta que este conjunto puede especificarse como más pequeño que `sort(unique(x))`.

labels: Un vector de caracteres opcional de etiquetas para los niveles (en el mismo orden que `levels` después de eliminar los valores en `exclude`), o una cadena de caracteres de longitud 1. Los valores duplicados en `labels` pueden usarse para mapear diferentes valores de `x` al mismo nivel de factor.

exclude: Un vector de valores a excluir al formar el conjunto de niveles. Esto puede ser un factor con el mismo conjunto de niveles que `x` o debería ser un carácter.

ordered: Una bandera lógica para determinar si los niveles deben ser considerados como ordenados (en el orden dado).

nmax: Un límite superior en el número de niveles; ver 'Detalles'.

...: (en `ordered(.)`): cualquiera de los anteriores, aparte de `ordered` mismo.

ifany: Solo añadir un nivel NA si se usa, es decir, si `any(is.na(x))`.

createDataPartition {caret} Se crean una serie de particiones de prueba/entrenamiento usando `createDataPartition`, mientras que `createResample` genera una o más muestras de bootstrap. `createFolds` divide los datos en k grupos, mientras que `createTimeSlices` crea particiones de validación cruzada para datos en serie. `groupKFold` divide los datos basándose en un factor de agrupamiento.

```
createDataPartition(y, times = 1, p = 0.5, list = TRUE, groups = min(5, length(y)))
```

```
createFolds(y, k = 10, list = TRUE, returnTrain = FALSE)
```

```
createMultiFolds(y, k = 10, times = 5)
```

```
createTimeSlices(y, initialWindow, horizon = 1, fixedWindow = TRUE, skip = 0)
```

```
groupKFold(group, k = length(unique(group)))
```

```
createResample(y, times = 10, list = TRUE)
```

y: un vector de resultados. Para `createTimeSlices`, estos deben estar en orden cronológico.

times: el número de particiones a crear.

p: el porcentaje de datos que se destinan al entrenamiento.

list: lógico - si los resultados deben estar en una lista (`TRUE`) o en una matriz con el número de filas igual a `floor(p * length(y))` y columnas igual a `times`.

groups: para `y` numérico, el número de intervalos en los cuantiles (ver más abajo).

k: un entero para el número de particiones (folds).

returnTrain: lógico. Cuando es `TRUE`, los valores devueltos son las posiciones de muestra correspondientes a los datos usados durante el entrenamiento. Este argumento solo funciona en combinación con `list = TRUE`.

initialWindow: el número inicial de valores consecutivos en cada muestra de entrenamiento.

horizon: el número de valores consecutivos en la muestra de prueba.

fixedWindow: lógico, si es `FALSE`, todas las muestras de entrenamiento comienzan en 1.

skip: entero, cuántos (si los hay) resamples saltar para reducir la cantidad total.

group: un vector de grupos cuya longitud coincide con el número de filas en el conjunto de datos general.

rpart {rpart} Ajustar un modelo rpart

rpart(formula, data, weights, subset, na.action = na.rpart, method, model = FALSE, x = FALSE, y = TRUE, parms, control, cost, ...)

formula: una fórmula, con una respuesta pero sin términos de interacción. Si es un marco de datos, se toma como el marco del modelo (ver `model.frame`).

data: un marco de datos opcional en el que interpretar las variables nombradas en la fórmula.

weights: pesos opcionales para los casos.

subset: expresión opcional que indica que solo se debe usar un subconjunto de las filas de los datos en el ajuste.

na.action: la acción por defecto elimina todas las observaciones para las cuales y está ausente, pero mantiene aquellas en las que uno o más predictores están ausentes.

method: uno de "anova", "poisson", "class" o "exp". Si falta el método, la rutina intenta hacer una suposición inteligente. Si *y* es un objeto de supervivencia, se asume `method = "exp"`; si *y* tiene 2 columnas, se asume `method = "poisson"`; si *y* es un factor, se asume `method = "class"`; de lo contrario, se asume `method = "anova"`. Es más prudente especificar el método

directamente, especialmente ya que se pueden añadir más criterios a la función en el futuro. Alternativamente, el método puede ser una lista de funciones nombradas `init`, `split` y `eval`. Los ejemplos se encuentran en el archivo ‘`tests/usersplits.R`’ en las fuentes, y en los documentos ‘`User Written Split Functions`’.

model: si es lógico: ¿conservar una copia del marco del modelo en el resultado? Si el valor de entrada para `model` es un marco del modelo (probablemente de una llamada anterior a la función `rpart`), entonces este marco se utiliza en lugar de construir nuevos datos.

x: conservar una copia de la matriz `x` en el resultado.

y: conservar una copia de la variable dependiente en el resultado. Si falta y se suministra un modelo, por defecto esto es `FALSE`.

parms: parámetros opcionales para la función de partición.

- La partición de Anova no tiene parámetros.
- La partición de Poisson tiene un único parámetro, el coeficiente de variación de la distribución a priori sobre las tasas. El valor por defecto es 1.
- La partición exponencial tiene el mismo parámetro que Poisson.
- Para la partición de clasificación, la lista puede contener cualquiera de: el vector de probabilidades a priori (componente `prior`), la matriz de pérdidas (componente `loss`) o el índice de partición (componente `split`). Los priors deben ser positivos y sumar 1. La matriz de pérdidas debe tener ceros en la diagonal y elementos positivos fuera de la diagonal. El índice de partición puede ser `gini` o `information`. Los priors por defecto son proporcionales a los conteos de datos, las pérdidas por defecto son 1, y la partición por defecto es `gini`.

control: una lista de opciones que controlan los detalles del algoritmo `rpart`. Ver `rpart.control`.

cost: un vector de costos no negativos, uno para cada variable en el modelo. Por defecto es uno para todas las variables. Estos son escalados que se aplicarán al considerar particiones, por lo que la mejora en la partición de una variable se divide por su costo en la decisión sobre qué partición elegir.

...: también se pueden especificar argumentos para `rpart.control` en la llamada a `rpart`. Se verifican contra la lista de argumentos válidos.

rpart.plot {rpart.plot} Visualiza un modelo ``rpart``, ajustando automáticamente el gráfico al tipo de respuesta del modelo.

Esta función es una interfaz simplificada de ``prp``, con solo los argumentos más útiles de esa función y con diferentes valores predeterminados para algunos de los argumentos. Los valores predeterminados diferentes significan que esta función crea automáticamente un gráfico coloreado adecuado para el tipo de modelo (mientras que ``prp`` por defecto crea un gráfico mínimo). Consulta la página de ayuda de ``prp`` para ver una tabla con los diferentes valores predeterminados.

```
rpart.plot(x = stop("no 'x' arg"), type = 2, extra = "auto", under = FALSE, fallen.leaves = TRUE, digits = 2, varlen = 0, faclen = 0, roundint = TRUE, cex = NULL, tweak = 1, clip.facs = FALSE, clip.right.labs = TRUE, snip = FALSE, box.palette = "auto", shadow.col = 0,...)
```

Para comenzar, revisa los argumentos ``x``, ``type`` y ``extra``. Solo esos argumentos serán suficientes para muchos usuarios. Si no deseas un gráfico en color, usa ``box.palette=0``.

x: Un objeto ``rpart``. El único argumento requerido.

type: Tipo de gráfico. Valores posibles:

- 0: Dibuja una etiqueta de división en cada división y una etiqueta de nodo en cada hoja.
- 1: Etiqueta todos los nodos, no solo las hojas. Similar a ``text.rpart`` con ``all=TRUE``.
- 2: Por defecto. Similar a 1, pero dibuja las etiquetas de división debajo de las etiquetas de nodo. Similar a los gráficos en el libro de CART.
- 3: Dibuja etiquetas de división separadas para las direcciones izquierda y derecha.
- 4: Similar a 3, pero etiqueta todos los nodos, no solo las hojas. Similar a ``text.rpart`` con ``fancy=TRUE``. Ver también ``clip.right.labs``.
- 5: Muestra el nombre de la variable de división en los nodos interiores.

extra: Muestra información adicional en los nodos. Valores posibles:

- "auto": (insensible a mayúsculas y minúsculas) Por defecto. Selecciona automáticamente un valor según el tipo de modelo:
 - `extra=106` modelo de clase con una respuesta binaria
 - `extra=104` modelo de clase con una respuesta de más de dos niveles
 - `extra=100` otros modelos
- 0: Sin información adicional.
- 1: Muestra el número de observaciones en el nodo (por clase para objetos de clase; precedido por el número de eventos para modelos de Poisson y exponencial). Similar a ``text.rpart`` con ``use.n=TRUE``.
- 2: Modelos de clase: muestra la tasa de clasificación en el nodo, expresada como el número de clasificaciones correctas y el número de observaciones en el nodo. Modelos de Poisson y exponencial: muestra el número de eventos.
- 3: Modelos de clase: tasa de error de clasificación en el nodo, expresada como el número de clasificaciones incorrectas y el número de observaciones en el nodo.

- 4: Modelos de clase: probabilidad por clase de observaciones en el nodo (condicionado al nodo, la suma en un nodo es 1).
- 5: Modelos de clase: como 4 pero no muestra la clase ajustada.
- 6: Modelos de clase: la probabilidad de la segunda clase solamente. Útil para respuestas binarias.
- 7: Modelos de clase: como 6 pero no muestra la clase ajustada.
- 8: Modelos de clase: la probabilidad de la clase ajustada.
- 9: Modelos de clase: La probabilidad relativa a todas las observaciones; la suma de estas probabilidades en todas las hojas es 1. En contraste con las opciones anteriores, que dan la probabilidad relativa a las observaciones que caen en el nodo.
- 10: Modelos de clase: como 9 pero muestra solo la probabilidad de la segunda clase. Útil para respuestas binarias.
- 11: Modelos de clase: como 10 pero no muestra la clase ajustada.
- +100: Añade 100 a cualquiera de los anteriores para también mostrar el porcentaje de observaciones en el nodo. Por ejemplo, extra=101 muestra el número y porcentaje de observaciones en el nodo. En realidad, es un porcentaje ponderado usando los pesos pasados a ``rpart``.

Under: Aplica solo si $extra > 0$. Por defecto es FALSE, lo que significa que el texto adicional se pone en el cuadro. Usa TRUE para poner el texto debajo del cuadro.

Fallen.leaves: Por defecto es TRUE para posicionar las hojas en la parte inferior del gráfico. Puede ser útil usar FALSE si el gráfico está demasiado lleno y el tamaño del texto es demasiado pequeño.

Digits: Número de dígitos significativos en los números mostrados. Por defecto es 2.

- Si es 0, usa ``getOption("digits")``.

- Si es negativo, usa la función de formato estándar (con el valor absoluto de ``digits``).

Cuando ``digits`` es positivo, se aplican los siguientes detalles:

- Los números de 0.001 a 9999 se imprimen sin exponente (y el número de dígitos es solo una sugerencia, ver formato para detalles). Los números fuera de ese rango se imprimen con un exponente de “ingeniería” (un múltiplo de 3).

Varlen Longitud de los nombres de las variables en el texto en las divisiones (y, para respuestas de clase, la clase en la etiqueta del nodo). Por defecto es 0, lo que significa mostrar los nombres completos de las variables. Valores posibles:

- 0 usa nombres completos (por defecto).
- Mayor que 0 llama a ``abbreviate`` con el valor dado de ``varlen``.
- Menor que 0 trunca los nombres de las variables a la longitud más corta donde aún son únicos, pero nunca trunca a menos de ``abs(varlen)``.

Faclen Longitud de los nombres de los niveles de factores en las divisiones. Por defecto es 0, lo que significa mostrar los nombres completos de los factores. Valores posibles son como ``varlen`` arriba, excepto que para compatibilidad con ``text.rpart``, el valor especial 1 significa representar los niveles de los factores con caracteres alfabéticos (a para el primer nivel, b para el segundo, etc.).

Roundint Si `roundint=TRUE` (por defecto) y todos los valores de un predictor en los datos de entrenamiento son enteros, entonces las divisiones para ese predictor se redondean a enteros. Por ejemplo, se muestra ``nsiblings < 3`` en lugar de ``nsiblings < 2.5``.

Si `roundint=TRUE` y los datos utilizados para construir el modelo ya no están disponibles, se emitirá una advertencia.

Usar `roundint=FALSE` se recomienda si los valores no enteros son posibles para un predictor, aunque todos los valores en los datos de entrenamiento para ese predictor sean enteros.

Cex Por defecto es `NULL`, lo que significa calcular automáticamente el tamaño del texto. Dado que los tamaños de fuente son discretos, el `cex` que solicites puede no ser exactamente el `cex` que obtienes.

Tweak Ajusta el `cex` (posiblemente calculado automáticamente). Usar `tweak` es a menudo más fácil que especificar `cex`. El ajuste predeterminado es 1, lo que significa sin ajuste.

Usa, por ejemplo, `tweak=1.2` para hacer el texto un 20% más grande.

Dado que los tamaños de fuente son discretos, un pequeño cambio en `tweak` puede no cambiar el tamaño del tipo, o cambiarlo más de lo que deseas.

Clip.facs Por defecto es `FALSE`. Si es `TRUE`, imprime divisiones en factores como `female` en lugar de `sex = female`; se omite el nombre de la variable y el signo igual. Otro ejemplo: `imprim survived` o `died` en lugar de `survived = survived` o `survived = died`.

Clip.right.labs Aplica solo si `type=3` o `4`.

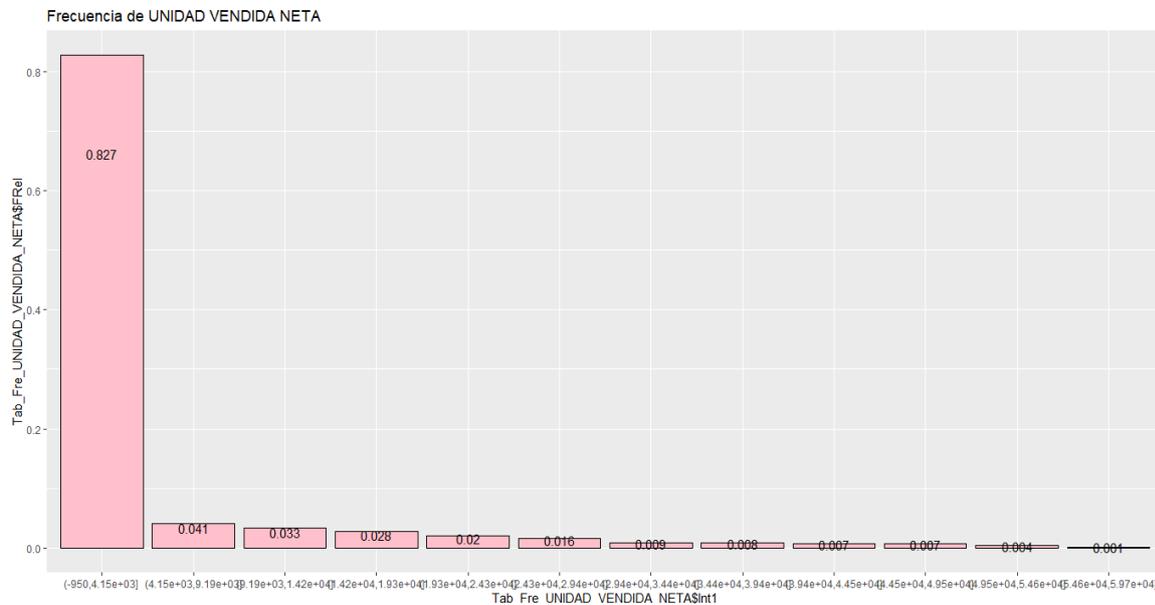
Por defecto es `TRUE`, lo que significa “recortar” las etiquetas de división del lado derecho, es decir, no imprimir `variable=`.

Snip Por defecto es `FALSE`. Establece `TRUE` para recortar interactivamente el árbol con el mouse. Ver el manual del paquete (o simplemente inténtalo).

Box.palette Paleta para colorear los cuadros de nodo basados en el valor ajustado. Esta es una vector de colores, por ejemplo, ``box.palette=c("green", "green2", "green4")``. Los

valores ajustados pequeños se muestran con colores al principio del vector; los valores grandes con colores al final. Se usan cuantiles para particionar los valores ajustados.

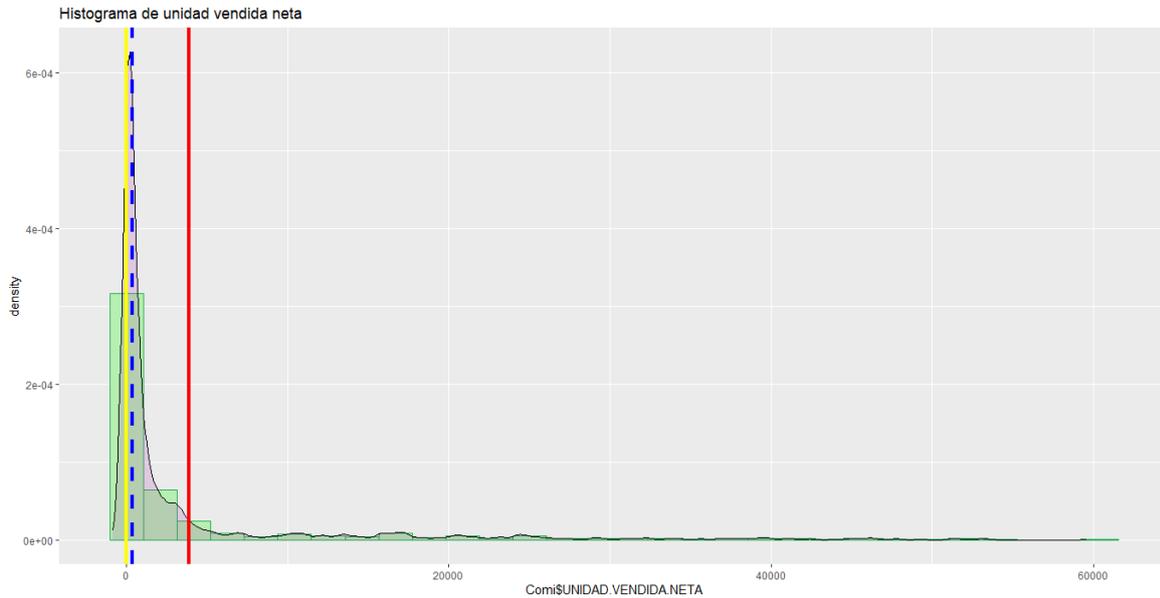
Análisis de resultados



2 Frecuencia Unidad Vendida Neta

En este primer gráfico se observa que la gran mayoría de las observaciones (82.7%) se encuentran en el primer intervalo de la gráfica, lo que sugiere una concentración significativa de datos en un rango muy bajo de unidades vendidas netas. Este es un claro indicador de que la distribución de las unidades vendidas netas está fuertemente sesgada hacia la izquierda.

La alta concentración de datos en el primer intervalo podría sugerir que el producto o servicio en cuestión no tiene una alta rotación en el mercado, quizás debido a una saturación del mercado o una baja demanda. La presencia de un sesgo tan marcado podría también indicar que solo unos pocos productos o categorías están generando la mayoría de las ventas, mientras que otros no están contribuyendo significativamente.

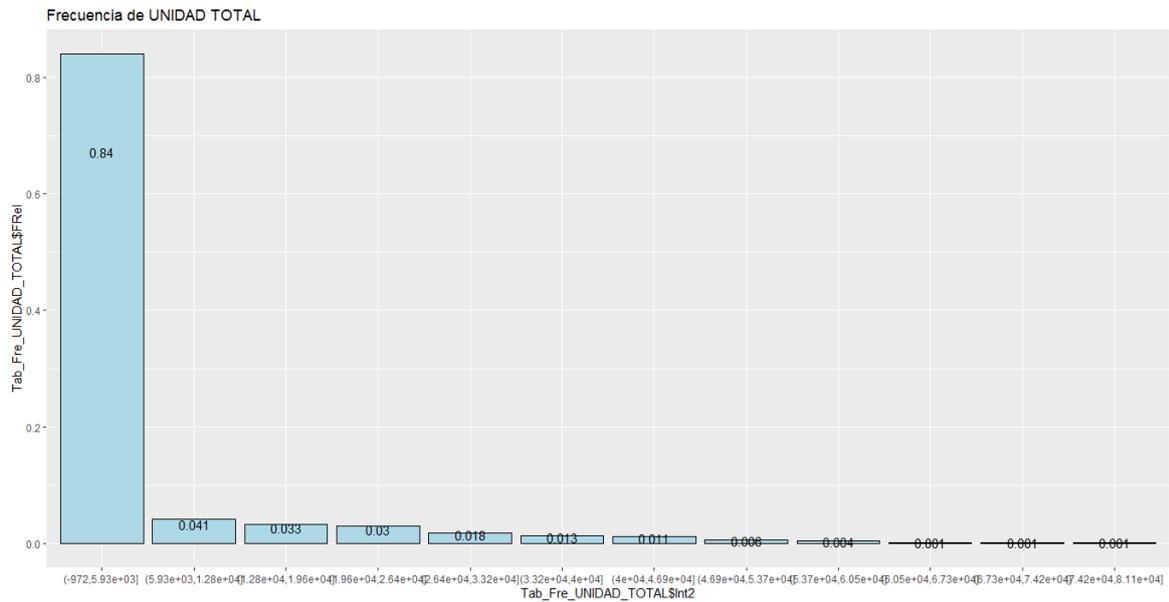


3 Histograma de unidad vendida neta

Este gráfico es un histograma de densidad que representa la distribución de las unidades vendidas netas. El eje X: **Comi\$UNIDAD.VENDIDA.NETA**, representa las unidades vendidas netas en valores absolutos, observamos un rango que se extiende hasta aproximadamente 60,000 unidades vendidas netas. El eje Y muestra la densidad de probabilidad, lo que significa que el área bajo la curva sumará a 1. Esto facilita la comparación de la concentración de datos en diferentes rangos de unidades vendidas.

La distribución de los datos muestra un sesgo positivo (a la derecha), lo que indica que la mayoría de los datos se concentran en el extremo inferior del eje X. Esto sugiere que la mayoría de las observaciones tienen pocas unidades vendidas netas, mientras que hay pocas observaciones con un número significativamente mayor de unidades vendidas.

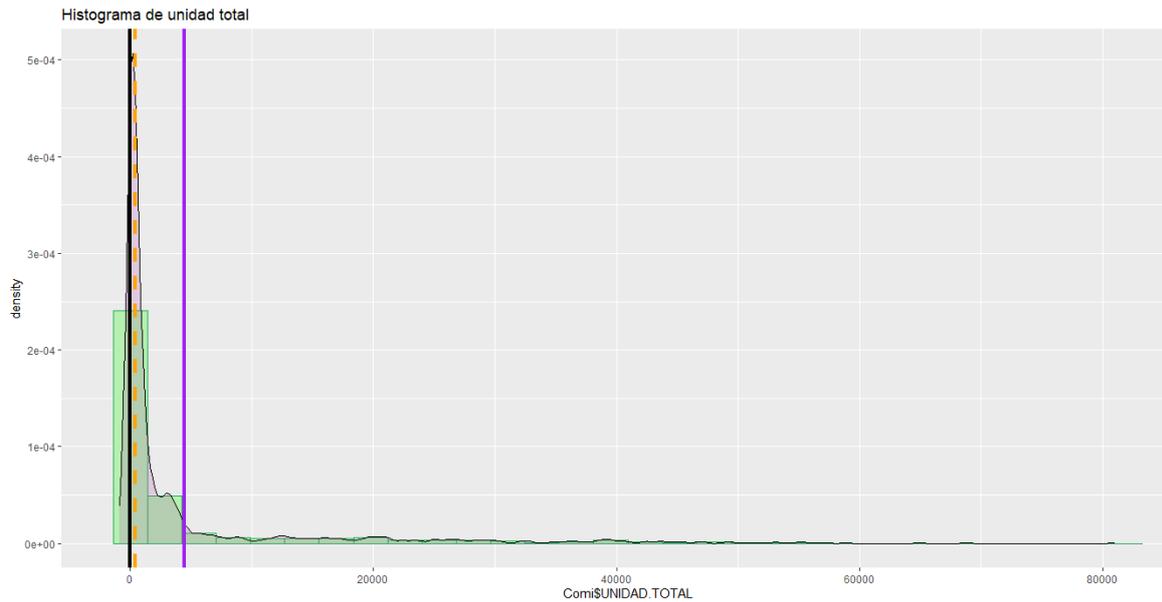
La mayor concentración de datos ocurre cerca de cero, como se observa en el pico más alto de la curva de densidad, que se encuentra a la izquierda del gráfico. Esto refuerza la idea de que la mayoría de las unidades vendidas netas son bajas.



4 Frecuencia Unidad Total

El gráfico es una representación de barras que muestra la frecuencia relativa de la variable **UNIDAD TOTAL**, dividida en intervalos. El gráfico muestra una distribución extremadamente asimétrica hacia la izquierda. La gran mayoría de los datos se encuentran concentrados en el primer intervalo, con una frecuencia relativa del 84%. Esto indica que la mayor parte de las observaciones de están en un rango muy específico y bajo.

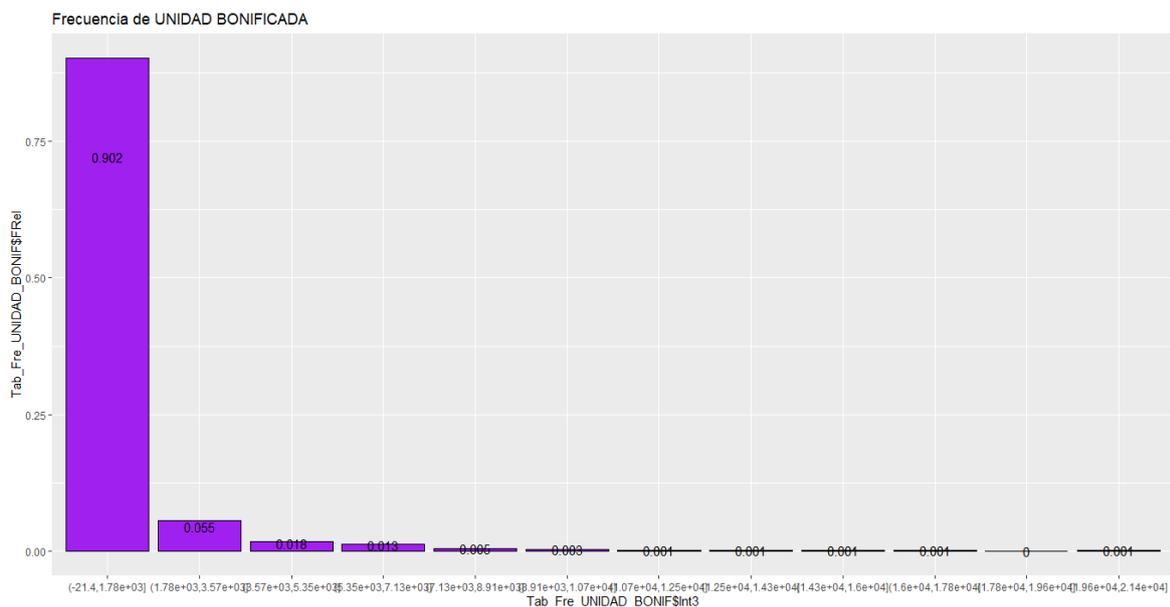
La fuerte concentración de datos en el primer intervalo podría sugerir que la mayoría de los proveedores o categorías en la base de datos tienen ventas totales muy bajas.



5 Histograma Unidad Total

El histograma muestra una distribución fuertemente sesgada hacia la derecha, con una gran acumulación de datos cerca de cero y una larga cola que se extiende hacia valores más altos. Esto sugiere que la mayoría de las observaciones de **UNIDAD TOTAL** están concentradas en valores bajos, con algunos valores que son mucho más grandes, pero menos frecuentes.

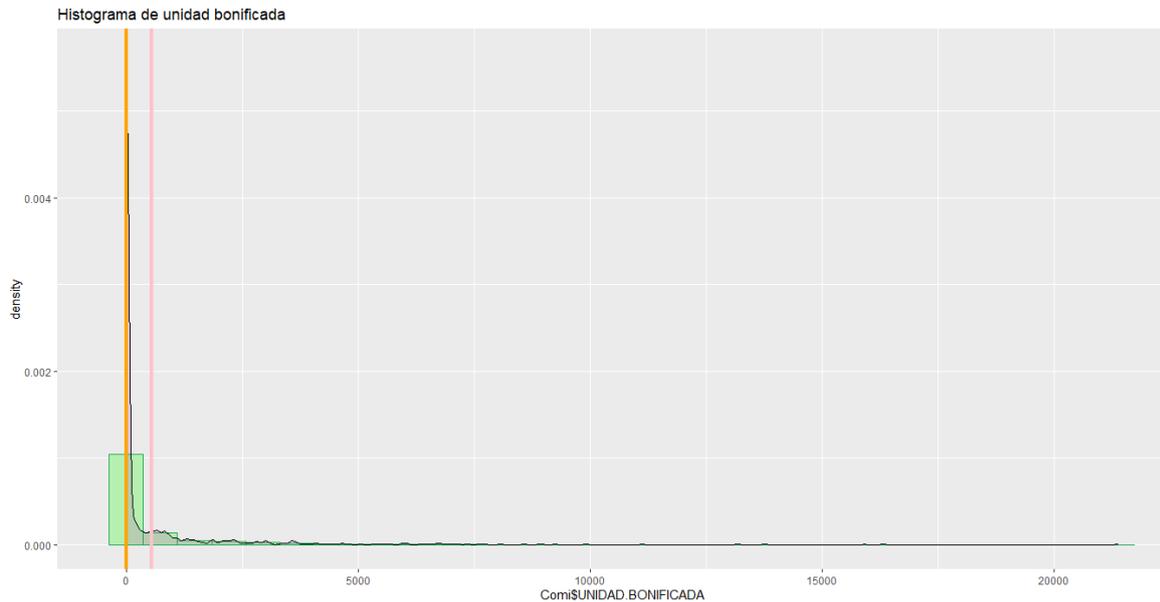
La densidad de los datos también es muy alta cerca del valor de cero y disminuye drásticamente a medida que los valores aumentan. Esto refuerza la idea de que la mayoría de los datos están en un rango bajo, con pocas observaciones de valores altos.



6 Frecuencia Unidad Bonificada

El gráfico de la frecuencia de la unidad bonificada, según el análisis del documento, revela una distribución extremadamente asimétrica hacia la izquierda. La mayoría de las observaciones se concentran en el primer intervalo, con una frecuencia relativa muy alta del 94.1% en el rango de 0 a 30 unidades bonificadas. Esto indica que casi todas las unidades bonificadas se encuentran en este rango bajo, mientras que solo el 5.9% restante se distribuye en otros intervalos de mayor valor.

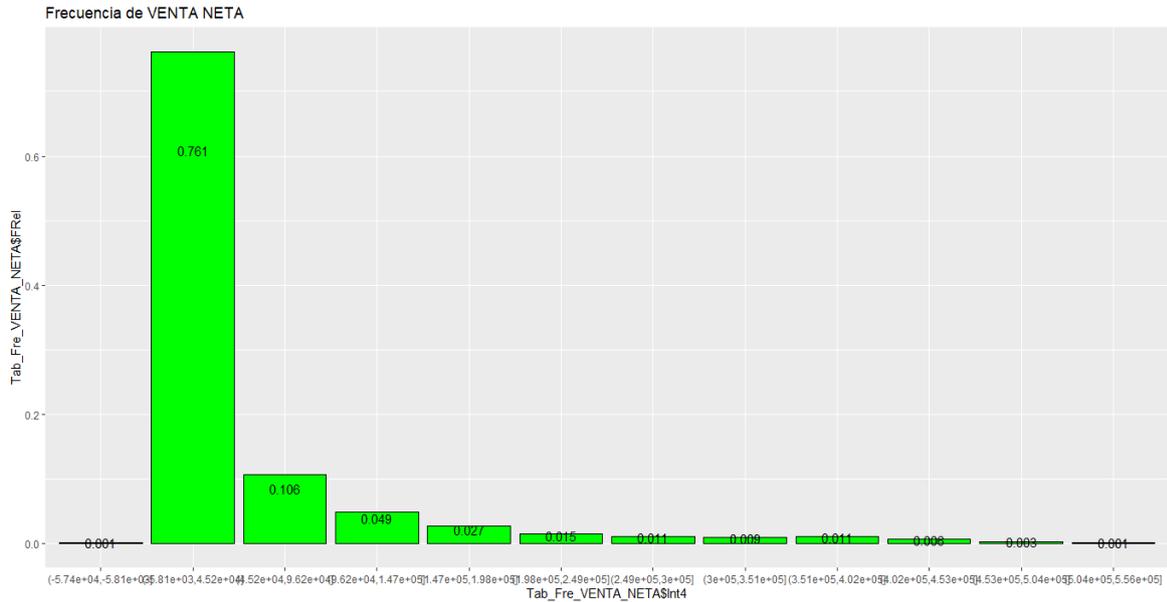
Este tipo de distribución sugiere que la mayoría de los proveedores o categorías en el conjunto de datos tienen ventas bonificadas muy bajas, lo que podría señalar una tendencia en la estrategia de bonificación, donde solo unos pocos productos o servicios reciben un número significativo de bonificaciones. También podría reflejar un uso limitado del sistema de bonificación en general, donde la mayoría de las transacciones están ligeramente influenciadas por estas bonificaciones.



7 Histograma de unidad bonificada

El histograma muestra una distribución extremadamente sesgada hacia la izquierda. La mayor densidad de datos se encuentra en los valores más bajos de la unidad bonificada. Específicamente, el rango con mayor densidad es el de 0 a 50 unidades bonificadas, con una densidad que alcanza aproximadamente 0.047.

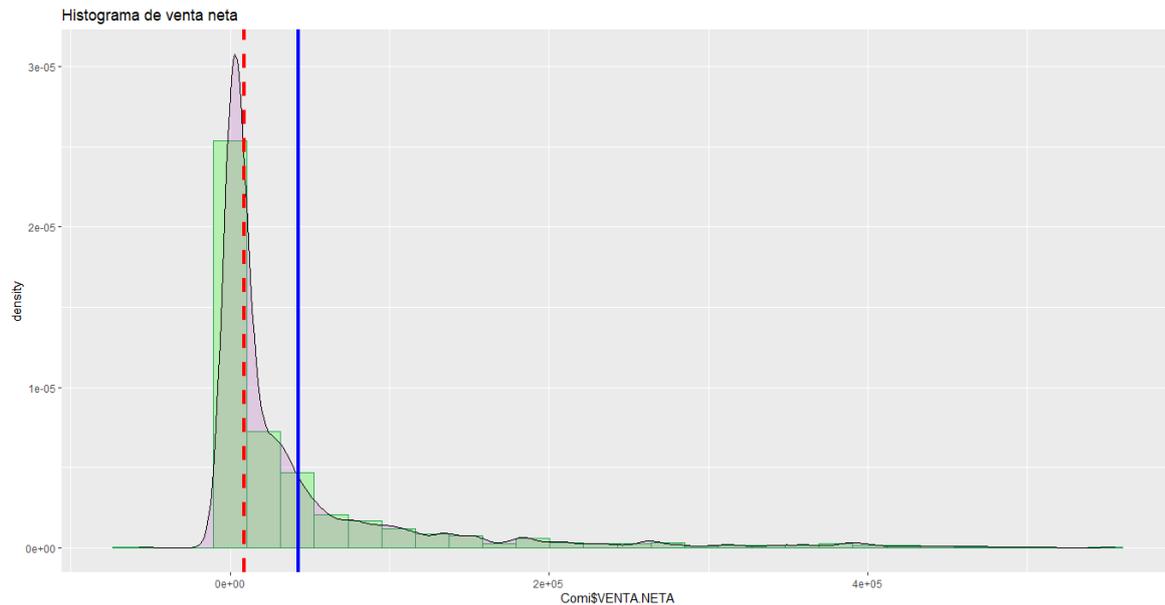
Esta concentración indica que la mayoría de las unidades bonificadas se encuentran en los valores más bajos, y a medida que el número de unidades bonificadas aumenta, la densidad disminuye significativamente. Esto refleja que solo un pequeño número de observaciones tiene un valor alto de unidades bonificadas.



8 Frecuencia Venta Neta

La categoría con una frecuencia relativa de 0.761 es claramente la que genera la mayoría de las ventas netas. Este tipo de distribución podría indicar que un producto o servicio específico es extremadamente popular o esencial, mientras que otros no lo son tanto.

Esto podría sugerir que la empresa debería enfocarse en mantener y mejorar la categoría con la mayor participación (0.761) ya que representa la mayoría de las ventas. Las categorías con frecuencias relativas bajas podrían tener potencial de crecimiento. Estrategias de marketing o de mejora de productos pueden ser implementadas para balancear las ventas.

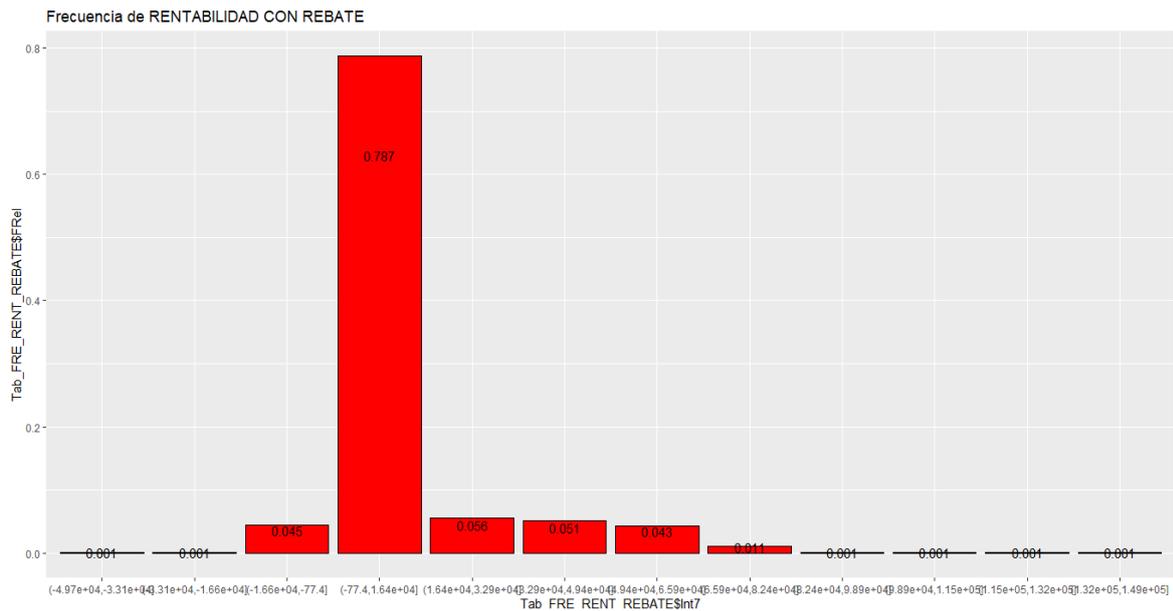


9 Histograma Venta Neta

El gráfico nos muestra que hay una distribución asimétrica de las ventas netas, con una concentración significativa en valores positivos, pero con algunas ventas muy altas que distorsionan la media.

La presencia de valores negativos indica que hay casos de ventas netas negativas o pérdidas, aunque en menor cantidad comparada con los valores positivos.

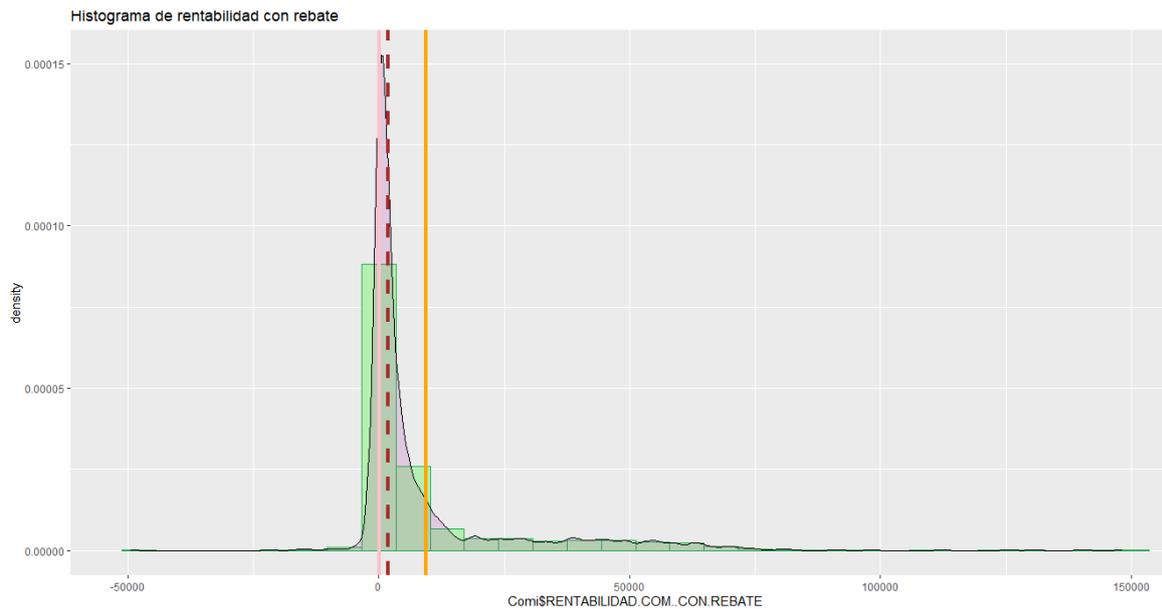
Las líneas de referencia pueden estar indicando el promedio, esto nos permitió comprender la dispersión y centralidad de los datos, y para identificar anomalías o patrones extremos que puedan requerir mayor atención.



10 Frecuencia Rentabilidad con Rebate

Podemos ver a través de este gráfico que la rentabilidad con rebate está mayoritariamente concentrada en una categoría específica, lo que podría ser relevante al analizar la efectividad o impacto de rebates en diferentes segmentos.

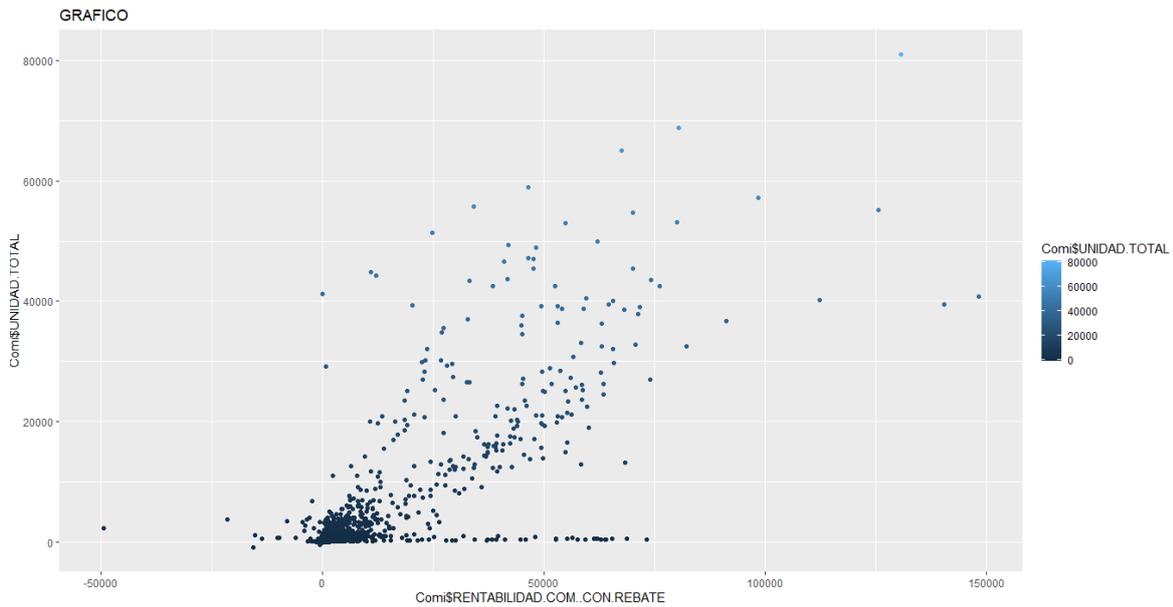
La gran diferencia en la frecuencia entre la categoría principal y las demás sugiere que este grupo específico podría estar beneficiándose de manera desproporcionada del rebate, o que las condiciones en esta categoría son particularmente favorables para obtener rentabilidad con el rebate.



II Histograma Rentabilidad con Rebate

La mayoría de los datos están concentrados en el rango positivo, lo que indica que en general, la "**RENTABILIDAD.COM.CON REBATE**" tiende a ser favorable, con muchos casos donde se alcanza o supera el valor de 100,000, lo que sugiere que se está logrando rentabilidades excepcionalmente altas con la ayuda del rebate.

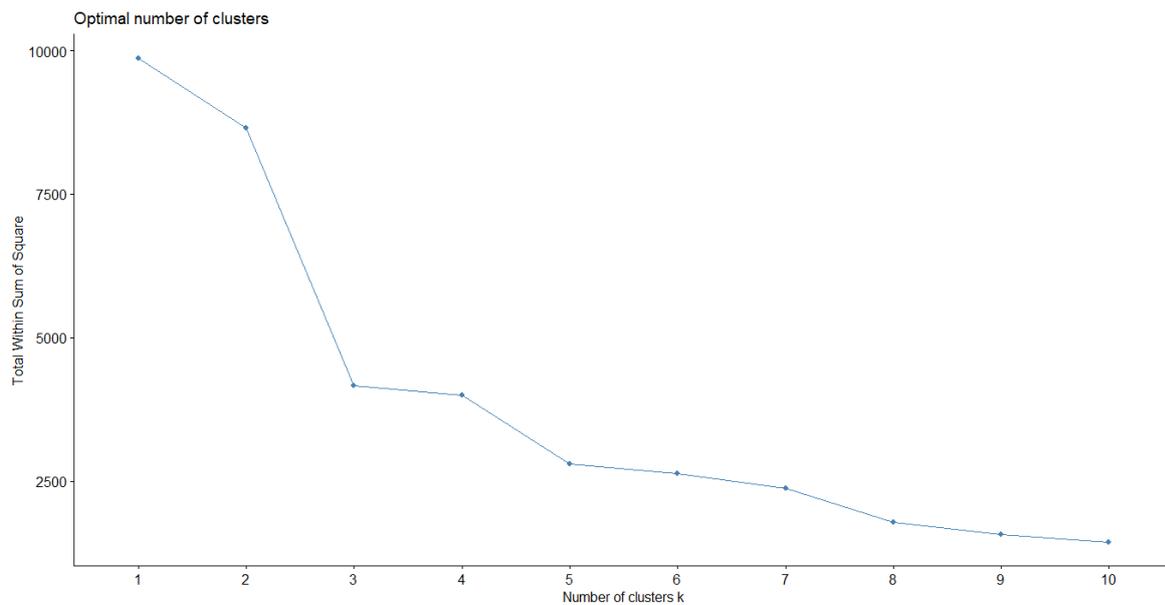
Los valores negativos, aunque menos frecuentes, indican que hay algunos casos donde la rentabilidad no es positiva, y esto podría ser importante para discutir en el contexto de las condiciones bajo las cuales ocurre esta falta de rentabilidad.



12 Diagrama de Dispersión

Parece existir una correlación positiva entre las dos variables, es decir, a medida que aumenta la "**Comi Unidad Total**", también tiende a aumentar la "**Comi Rentabilidad con Rebate**". Esto sugiere que hay una relación directa entre estas dos métricas.

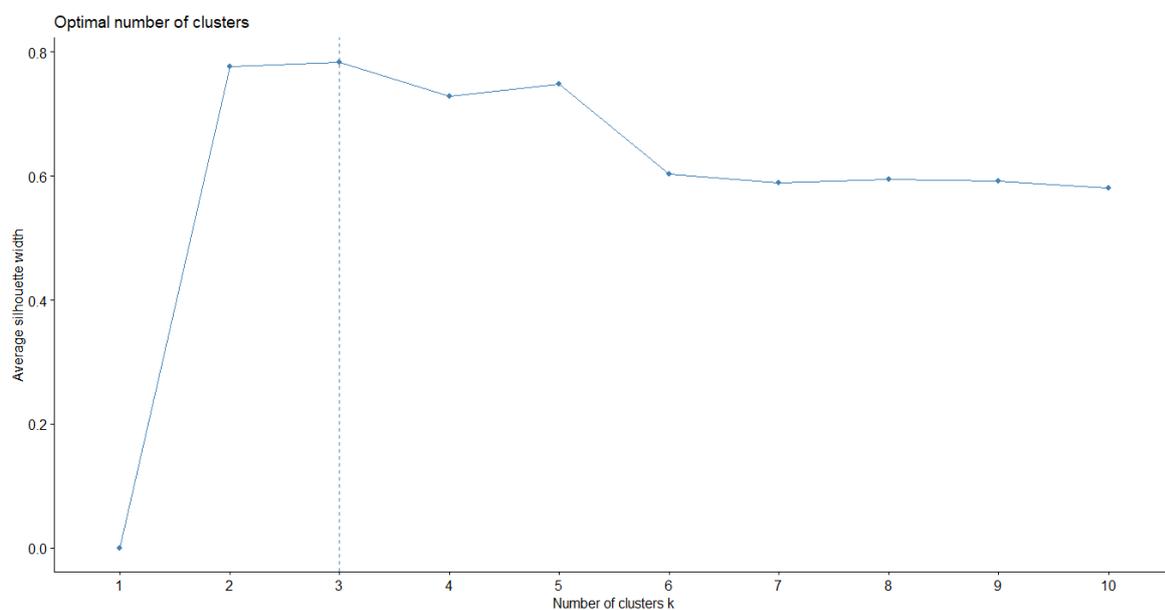
Los puntos están bastante dispersos, lo que indica que aunque existe una tendencia general, hay mucha variabilidad en los datos.



13 Óptimo número de Cluster

A medida que aumenta el número de clusters (se mueve hacia la derecha en el eje X), el valor total de la suma de los cuadrados dentro de los clusters (eje Y) disminuye. Esto es un comportamiento esperado en muchos algoritmos de clustering, ya que al aumentar el número de grupos, cada punto de datos tiende a estar más cerca de su centro correspondiente, lo que reduce la suma de las distancias al cuadrado.

La interpretación clave de este tipo de gráfico radica en encontrar el llamado "codo". El codo es el punto en el que la curva se vuelve menos pronunciada. En nuestro gráfico, el codo parece estar alrededor de los 5 clusters. Esto sugiere que al dividir los datos en 5 grupos, se logra un buen equilibrio entre la reducción de la varianza dentro de los clusters y la complejidad del modelo.

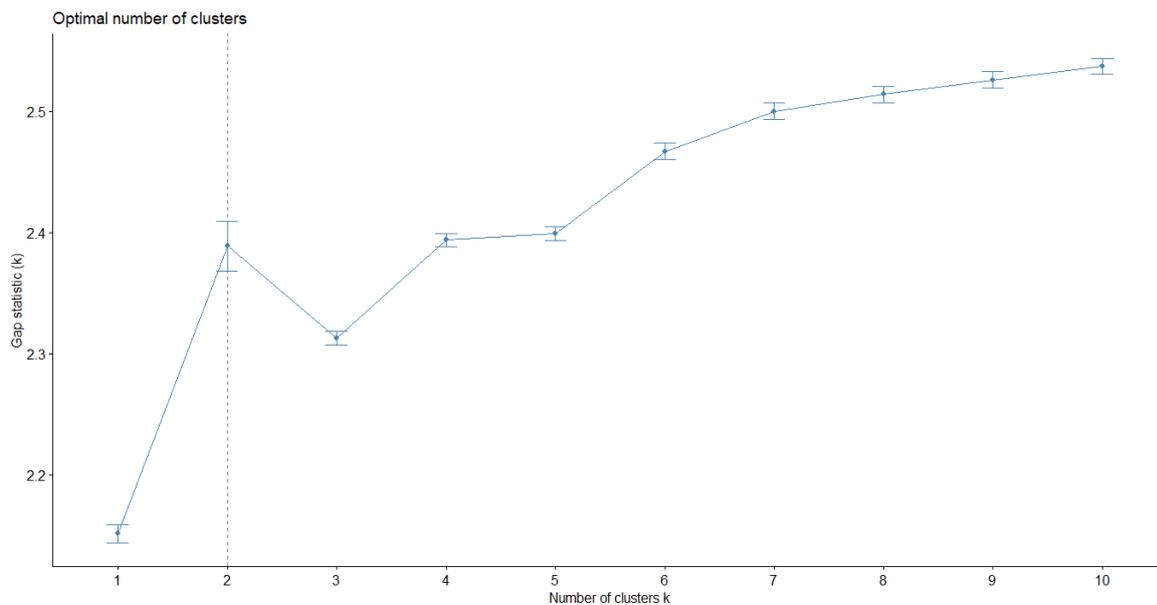


14 Óptimo número de Cluster

Al principio, a medida que aumenta el número de clusters, el ancho de silueta promedio también aumenta. Con más clusters, es más probable que los datos se agrupen con elementos similares, lo que permite una mejor clasificación.

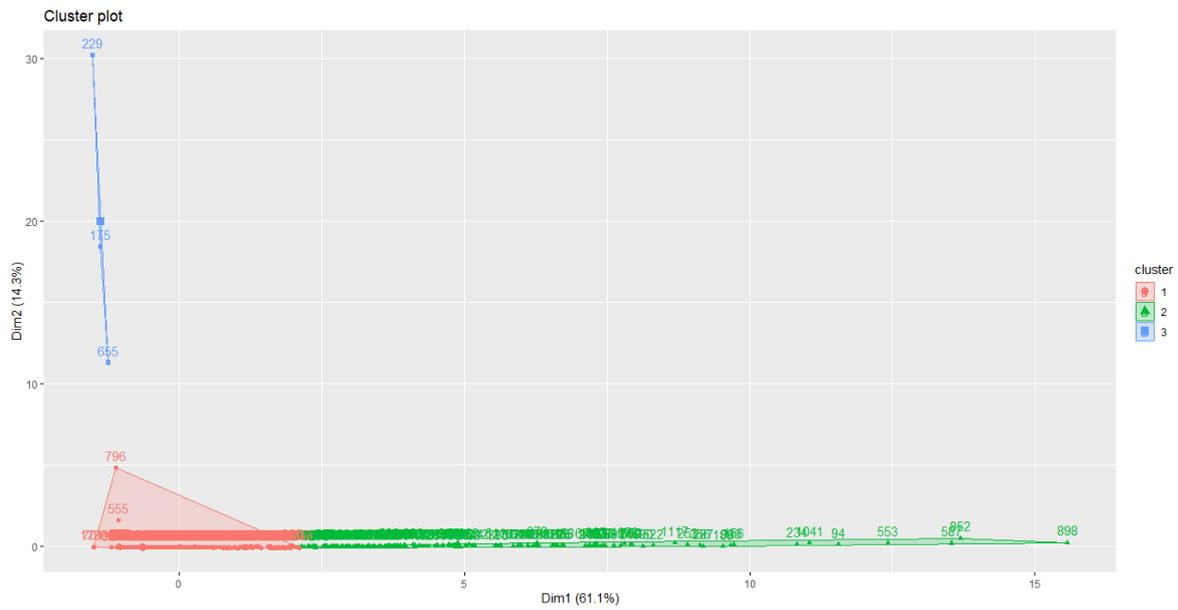
Luego, el ancho de silueta promedio comienza a disminuir. Esto indica que a partir de cierto codo, agregar más clusters no mejora significativamente la calidad de la agrupación y

puede incluso empeorarla. Al elegir 3 clusters, optimizamos la división de tus datos en grupos homogéneos, maximizando la similitud dentro de cada grupo y la diferencia entre ellos.



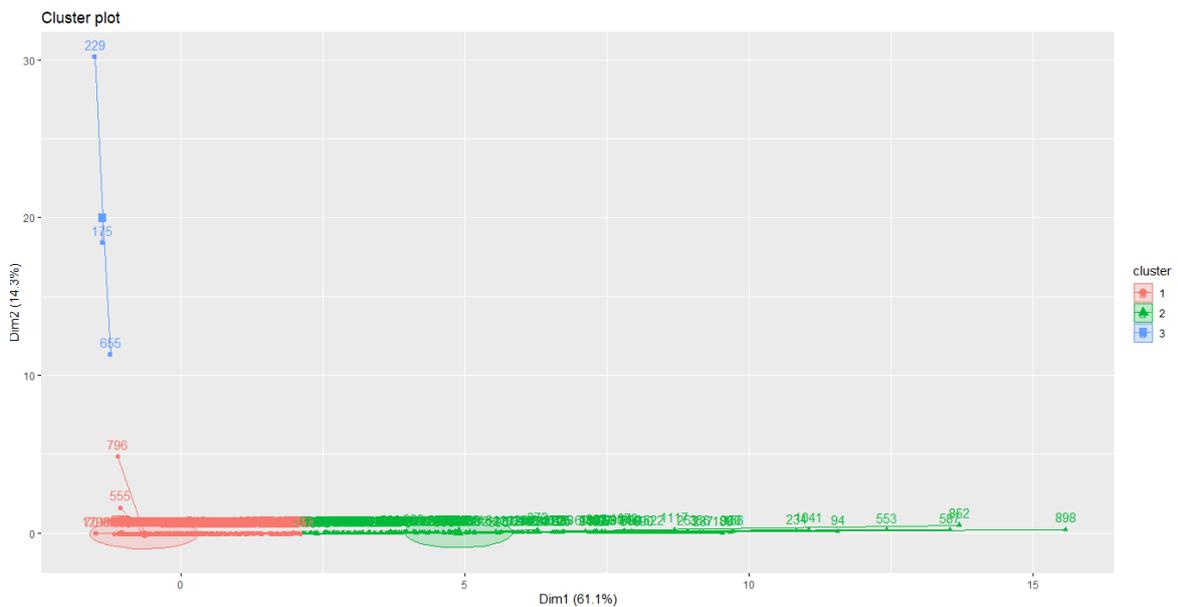
15 Óptimo número de cluster

Al principio, a medida que aumenta el número de clusters (se mueve hacia la derecha en el eje X), el valor del estadístico gap también disminuye. Esto es un comportamiento esperado, ya que al aumentar el número de grupos, la varianza dentro de cada grupo tiende a disminuir. Luego, se observa un "codo", después del cual la disminución del estadístico gap se vuelve menos pronunciada. Este codo indica el número de clusters a partir del cual la mejora en la agrupación es marginal.



16 Cluster Plot

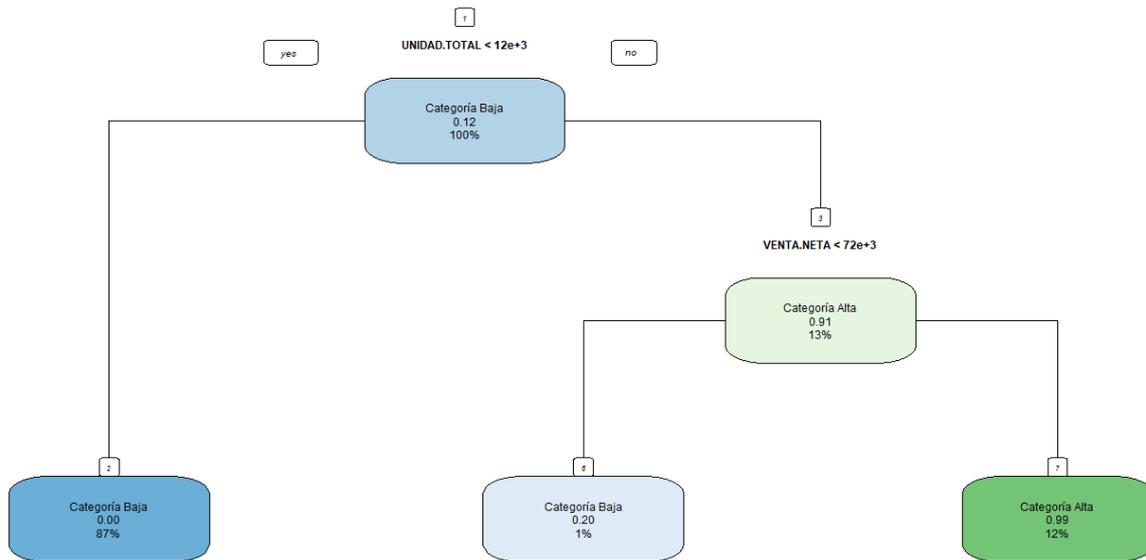
Los puntos de cada cluster se agrupan en regiones distintas del espacio definido por Dim1 y Dim2, el análisis de clúster ha sido efectivo en separar los datos en grupos distintos. Las formas triangulares de los clusters indican una relación no lineal entre las variables.



17 Cluster Plot

El gráfico muestra los resultados del clustering. Los productos o ventas que caen dentro del mismo cluster tienen características similares en términos de las variables utilizadas en el análisis (por ejemplo, cantidad vendida, precio, rentabilidad).

Las variables que contribuyen más a la separación de los clusters son las que tienen una mayor carga en las primeras componentes principales, esto nos ayudará a tomar decisiones para crear estrategias de marketing segmentadas, mejorar la gestión de productos o optimizar procesos.

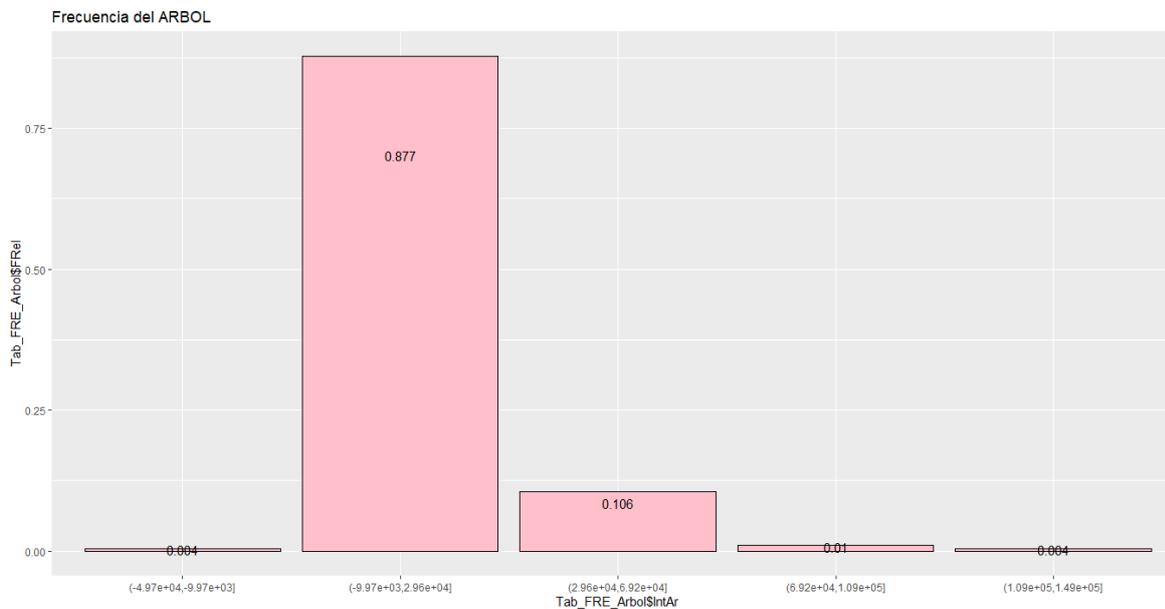


18 Árbol de decisión

Se grafica el árbol de decisión, lo que nos muestra que el Nodo Raíz tiene como condición **UNIDAD TOTAL < 12000 unidades**, donde si la respuesta es verdadera (**si**), se clasifica en “Categoría Baja” y si es falsa (**no**), se continúa evaluando a la otra condición. Tiene un total ponderado o probabilidad en este nodo del 0.12, aquí el 100% de las observaciones que cumplen la condición se clasifica en Baja. En el subnodo izquierdo, no tiene condición adicional y se clasifica directamente, es decir que es Categoría Baja y tiene el 0.87 de las observaciones.

En el nodo derecho, tiene la condición de **VENTA NETA < 72000**, donde si la condición es verdadera (si), las observaciones se clasifican en Categoría Baja, tiene una probabilidad de 0.91 con el 0.13 de las observaciones, y si la es falsa (no) se evalúa al siguiente nodo. Como subnodo derecho/izquierdo tenemos la categorización baja con probabilidad del

0.20 y el 0.01 de las observaciones y en el subnodo derecho/derecho como resultado está la Categoría Alta, con probabilidad de 0.99 y el 0.12 de las observaciones



19 Frecuencia del Árbol

El gráfico muestra la Frecuencia del Árbol, el eje X (**Tab_FRE_Arbol\$IntAr**) representa los intervalos de la variable analizada donde los valores están agrupados en diferentes rangos que van desde aproximadamente -49,700 hasta 149,000. El Eje Y (**Tab_FRE_Arbol\$FRel**) representa la frecuencia relativa de las observaciones que caen dentro de cada intervalo de la variable en el árbol de decisión.

El intervalo que va desde $-9,97e+03$ a $2,96e+04$ tiene la mayor frecuencia relativa, con un valor de 0.877. Esto significa que el 87.7% de las observaciones se encuentran dentro de este rango, lo que sugiere que este intervalo es donde se concentran la mayoría de los datos. El intervalo siguiente, de $2,96e+04$ a $6,92e+04$, tiene una frecuencia relativa de 0.106, lo que representa el 10.6% de las observaciones. Es el segundo intervalo más frecuente. Los extremos del gráfico tienen frecuencias muy bajas, cada uno con valores de 0.004 y 0.01, lo que indica que hay muy pocos datos en estos rangos.

Discusión

En la toma de decisiones empresariales y financieras, la capacidad de predecir comportamientos y clasificar datos de manera eficiente es crucial. Una herramienta que ha ganado popularidad en este ámbito es el árbol de decisión, un algoritmo de aprendizaje automático que facilita la segmentación y clasificación de datos complejos. En este contexto, los dos estudios analizados ofrecen una perspectiva sobre la eficiencia de esta técnica aplicada a problemas distintos: la predicción del riesgo de impago en clientes sin referencias crediticias y la clasificación de comisiones según la rentabilidad de proveedores.

En el artículo se emplea el árbol de decisión para segmentar a la población en función de variables sociodemográficas, con el fin de predecir el riesgo de impago de clientes sin historial crediticio. Este enfoque se combina con la regresión logística, que permite asignar un puntaje de riesgo a cada cliente. La combinación de ambos métodos asegura una clasificación precisa de los clientes según su probabilidad de impago, lo cual es esencial para las instituciones financieras que buscan mitigar riesgos.

En contraste, en la presente tesis describe el uso del árbol de decisión como herramienta de clasificación para evaluar las comisiones según la rentabilidad de proveedores. Aquí, el árbol de decisión se aplica de forma pura, sin combinaciones con otros métodos, y se enfoca en dividir las variables de entrada para generar subconjuntos homogéneos. Este proceso permite identificar patrones en los datos que no son evidentes a simple vista y proporciona una estructura clara para la toma de decisiones en la asignación de comisiones.

A pesar de las diferencias en el enfoque y la aplicación, ambos estudios comparten una metodología basada en la capacidad del árbol de decisión para manejar datos complejos y facilitar la toma de decisiones. En ambos casos, la interpretación de los resultados es sencilla

y el proceso de toma de decisiones se vuelve más eficiente gracias a la segmentación y clasificación que proporciona el algoritmo.

La eficiencia del árbol de decisión en la predicción de impagos, como se muestra en el primer estudio, es evidente al considerar la combinación con la regresión logística. Esta metodología permite a las instituciones financieras tomar decisiones informadas y minimizar el riesgo de crédito, lo cual tiene un impacto directo en su rentabilidad. El uso del árbol de decisión para segmentar a la población según variables clave garantiza que las predicciones sean precisas y relevantes, lo que se traduce en una asignación de recursos más eficiente y en una reducción de pérdidas por impagos.

Por otro lado, en este estudio destaca la eficiencia del árbol de decisión en la clasificación de comisiones según la rentabilidad de proveedores. En este caso, la metodología utilizada permite a las empresas identificar rápidamente a los proveedores más rentables y ajustar las comisiones en consecuencia. La capacidad del árbol de decisión para manejar relaciones no lineales y generar modelos interpretables es fundamental para optimizar la rentabilidad de la empresa. Al clasificar a los proveedores en subconjuntos homogéneos, las empresas pueden tomar decisiones basadas en datos concretos y mejorar su desempeño financiero.

En conclusión, ambos estudios validan la eficiencia del uso del árbol de decisión en contextos diferentes. Ya sea en la predicción del riesgo de impago o en la clasificación de comisiones, este algoritmo se muestra como una herramienta versátil y poderosa para la toma de decisiones. Su capacidad para manejar datos complejos y proporcionar una interpretación clara de los resultados lo convierte en un método indispensable en la gestión de riesgos y la optimización de decisiones empresariales. La combinación con otros métodos, como la regresión logística, puede potenciar aún más su eficiencia, pero incluso en aplicaciones puras,

el árbol de decisión demuestra su valor al facilitar decisiones informadas y precisas. Por lo tanto, el uso del árbol de decisión no solo es eficiente, sino también crucial para mejorar los procesos de toma de decisiones en contextos empresariales y financieros.

Conclusión

En síntesis, el marco teórico, conceptual y legal desarrollado en este estudio proporciona una base integral y fundamentada para la aplicación del modelo de clasificación en el análisis de datos. Teóricamente, se sustenta en los avances y aplicaciones de la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático, destacando su relevancia en la mejora de la eficiencia y precisión en la toma de decisiones económicas.

Conceptualmente, se pone énfasis en la importancia del aprendizaje supervisado, el cual es esencial para el desarrollo de sistemas de clasificación robustos, aplicables en contextos financieros como la categorización de comisiones por proveedor. Desde el punto de vista legal, el modelo se encuentra alineado con las normativas nacionales que regulan el uso de tecnologías de la información, asegurando su conformidad legal en el contexto de su implementación y garantizando un uso ético y responsable de las tecnologías involucradas

Además, en el presente proyecto, se implementó una metodología de clasificación supervisada para abordar la categorización de comisiones de proveedores utilizando técnicas de machine learning. Este enfoque se fundamenta en la recolección de datos relevantes, su posterior pre procesamiento, y la selección de características significativas que influyen en la rentabilidad de los proveedores.

La metodología aplicada consistió en entrenar modelos supervisados utilizando un conjunto de datos etiquetados que representaban distintas categorías de proveedores, de manera que el sistema aprendiera a identificar patrones específicos asociados con cada categoría.

Al analizar la eficiencia del modelo se refleja un enfoque robusto y preciso en la segmentación y clasificación de proveedores, se observa que las divisiones en el árbol permiten identificar con precisión las categorías (baja o alta) permitiendo a la empresa ajustar las comisiones de acuerdo con los patrones de rentabilidad observados.

En conclusión, el uso del modelo de árbol de decisión en la categorización de comisiones por proveedor ha demostrado ser una herramienta valiosa para la toma de decisiones estratégicas, mejorando significativamente la eficiencia operativa y contribuyendo a la maximización de la rentabilidad empresarial.

Referencias

- A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications. (2018, 1 agosto). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8697857>
- Ahrens, J. H. and Dieter, U. (1973). Extensions of Forsythe's method for random sampling from the normal distribution. *Mathematics of Computation*, 27, 927–937.
- Alonso, P. A. (2016). El inevitable impacto del «machine learning» en la transformación digital. Dialnet. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5695680>
- Artificial intelligence. (1975.). Google Books. https://books.google.com.ec/books?hl=es&lr=&id=9y2jBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=artificial+intelligence&ots=uQTtW15-zz&sig=AbqGYp9SIBXEOs5pSkCVq1fngx0&redir_esc=y#v=onepage&q=artificial%20intelligence&f=false
- Asadipour, N., De Barcelona, U., & Applus. (2023, 1 enero). Fraud detection in the purchasing process through unsupervised machine learning techniques. <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/385668>
- Asselin de Beauville J.-P. (1978). Estimation non parametrique de la densite et du mode, exemple de la distribution Gamma. *Revue de Statistique Appliquee*, 26(3):47-70.
- Becker, R. A., Chambers, J. M. and Wilks, A. R. (1988) *The New S Language*. Wadsworth & Brooks/Cole.
- Becker, R. A., Chambers, J. M. and Wilks, A. R. (1988) *The New S Language*. Wadsworth & Brooks/Cole.
- Becker, R. A., Chambers, J. M. and Wilks, A. R. (1988) *The New S Language*. Wadsworth & Brooks/Cole. (cumsum only.)
- Becker, R. A., Chambers, J. M. and Wilks, A. R. (1988). *The New S Language*. Wadsworth & Brooks/Cole. (set.seed, storing in .Random.seed.)
- Bouza, C., & Santiago, A. (2012). LA MINERÍA DE DATOS: ARBOLES DE DECISIÓN Y SU APLICACIÓN EN ESTUDIOS MÉDICOS. RIDECA. Retrieved June 27, 2024, from https://rideca.cs.buap.mx/web/files/articulo_itBUo0uWIAaJENf.pdf
- Bouza, C., & Santiago, A. (2012). LA MINERÍA DE DATOS: ÁRBOLES DE DECISIÓN Y SU APLICACIÓN EN ESTUDIOS MÉDICOS. Recuperado el 27 de June de 2024, de RIDECA: https://rideca.cs.buap.mx/web/files/articulo_itBUo0uWIAaJENf.pdf

- Box, G. E. P. and Muller, M. E. (1958). A note on the generation of normal random deviates. *Annals of Mathematical Statistics*, 29, 610–611. doi:10.1214/aoms/1177706645.
- Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., and Stone, C. J. (1984) *Classification and Regression Trees*. Wadsworth.
- Chambers, J. M. (1992) Data for models. Chapter 3 of *Statistical Models in S* eds J. M. Chambers and T. J. Hastie, Wadsworth & Brooks/Cole.
- Chambers, J. M. (1992) Data for models. Chapter 3 of *Statistical Models in S* eds J. M. Chambers and T. J. Hastie, Wadsworth & Brooks/Cole.
- Chambers, J. M. and Hastie, T. J. (1992) *Statistical Models in S*. Wadsworth & Brooks/Cole. `gl` for construction of balanced factors and `C` for factors with specified contrasts. `levels` and `nlevels` for accessing the levels, and `unclass` to get integer codes. <http://topepo.github.io/caret/data-splitting.html>
- Constitución De La República Del Ecuador. (2008). *Constitución De La República Del Ecuador*. Quito, Ecuador.
- Cunningham, P., Cord, M., & Delany, S. J. (2008). Supervised learning. En Springer eBooks (pp. 21-49). https://doi.org/10.1007/978-3-540-75171-7_2
- De Matteis, A. and Pagnutti, S. (1993). Long-range Correlation Analysis of the Wichmann-Hill Random Number Generator. *Statistics and Computing*, 3, 67–70. doi:10.1007/BF00153065.
- Dobrota, D., Chitrakar, R., Maria, C., Mățã, L., & Luo, W. (2022). Computational Social Science. En Routledge eBooks. <https://doi.org/10.1201/9781003304791>
- EVERINGHAM, J. (2011). An introduction to multivariate adaptive regression splines for the cane industry. *Proc Aust Soc Sugar Cane Technol*, 33. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Justin-Sexton-4/publication/286439945_An_introduction_to_Multivariate_Adaptive_Regression_Splines_for_the_cane_industry/links/566904fb08ae193b5fa13dd7/An-introduction-to-Multivariate-Adaptive-Regression-Splines-for-the-
- EVERINGHAM, J. (2011). An introduction to multivariate adaptive regression splines for the cane industry. *Proc Aust Soc Sugar Cane Technol*, 33. https://www.researchgate.net/profile/Justin-Sexton-4/publication/286439945_An_introduction_to_Multivariate_Adaptive_Regression_Splines_for_the_cane_industry/links/566904fb08ae193b5fa13dd7/An-introduction-to-Multivariate-Adaptive-Regression-Splines-for-the-

- Fetzer, J. H. (1990). What is Artificial Intelligence? En *Studies in cognitive systems* (pp. 3-27). https://doi.org/10.1007/978-94-009-1900-6_1
- Forero-Corba, W., & Bennasar, F. N. (2024). Técnicas y aplicaciones del Machine Learning e Inteligencia Artificial en educación: una revisión sistemática. <https://www.redalyc.org/journal/3314/331475280017/html/>
- Forgy, E. W. (1965). Cluster analysis of multivariate data: efficiency vs interpretability of classifications. *Biometrics*, 21, 768–769.
- Freedman, D. and Diaconis, P. (1981). On the histogram as a density estimator: theory. *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und verwandte Gebiete*, 57, 453–476. doi:10.1007/BF01025868.
- Gimeno, R., & Marqués, J. M. (2022). Tradición e inteligencia artificial: oportunidades y retos del machine learning para los servicios financieros. *Información Comercial Española/Información Comercial Español/Información Comercial Española*, 926. <https://doi.org/10.32796/ice.2022.926.7403>
- Gonzalez Disla, R. (2019). Ética y Privacidad en la era del Big Data y la Inteligencia Artificial. Recuperado el 27 de June de 2024, de Red de Transmisión del Conocimiento: <https://rtc-cea.cepal.org/sites/default/files/2019-11/E%CC%81tica%20y%20Privacidad%20en%20la%20era%20de%20la%20Big%20Data.pdf>
- Gonzalez Disla, R. (2019). Ética y Privacidad en la era del Big Data y la Inteligencia Artificial. Red de Transmisión del Conocimiento. Retrieved June 27, 2024, from <https://rtc-cea.cepal.org/sites/default/files/2019-11/E%CC%81tica%20y%20Privacidad%20en%20la%20era%20de%20la%20Big%20Data.pdf>
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G. (2019). XAI—Explainable artificial intelligence. *Science Robotics*, 4(37). <https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120>
- Habibi, A., Delavar, M. R., Sadeghian, M. S., & Nazari, B. (2022, 20 septiembre). Chi-square automatic interaction detection (CHAID) algorithm for flood susceptibility assessment in Sardabroud watershed, Iran. <https://publish.mersin.edu.tr/index.php/igd/article/view/616>
- Hartigan, J. A. and Wong, M. A. (1979). Algorithm AS 136: A K-means clustering algorithm. *Applied Statistics*, 28, 100–108. doi:10.2307/2346830.

- Hinestroza Ramírez, D. (2018). El machine learning a través de los tiempos, y los aportes a la humanidad. Recuperado el 27 de June de 2024, de <https://repository.unilibre.edu.co/bitstream/handle/10901/17289/EL%20MACHINE%20LEARNING.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Hinestroza Ramírez, D. (2018). El machine learning a través de los tiempos, y los aportes a la humanidad. Retrieved June 27, 2024, from <https://repository.unilibre.edu.co/bitstream/handle/10901/17289/EL%20MACHINE%20LEARNING.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Hyndman and Athanasopoulos (2013), *Forecasting: principles and practice*. <https://otexts.com/fpp2/>
- Jijo, B. T. (24 de marzo de 2021). Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning. Obtenido de <https://jastt.org/index.php/jasttpath/article/view/65/24>
- Kinderman, A. J. and Ramage, J. G. (1976). Computer generation of normal random variables. *Journal of the American Statistical Association*, 71, 893–896. doi:10.2307/2286857.
- Knuth, D. E. (1997). *The Art of Computer Programming*. Volume 2, third edition.
- Knuth, D. E. (2002). *The Art of Computer Programming*. Volume 2, third edition, ninth printing.
- L'Ecuyer, P. (1999). Good parameters and implementations for combined multiple recursive random number generators. *Operations Research*, 47, 159–164. doi:10.1287/opre.47.1.159.
- L'Ecuyer, P. and Simard, R. (2007). TestU01: A C Library for Empirical Testing of Random Number Generators *ACM Transactions on Mathematical Software*, 33, Article 22. doi:10.1145/1268776.1268777.
- Llamas, J. (16 de December de 2023). Aprendizaje automático (machine learning) - Qué es, definición y concepto. Recuperado el 27 de June de 2024, de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/aprendizaje-automatico-machine-learning.html>
- Llamas, J. (2023, December 16). Aprendizaje automático (machine learning) - Qué es, definición y concepto. Economipedia. Retrieved June 27, 2024, from <https://economipedia.com/definiciones/aprendizaje-automatico-machine-learning.html>

- Lloyd, S. P. (1957, 1982). Least squares quantization in PCM. Technical Note, Bell Laboratories. Published in 1982 in *IEEE Transactions on Information Theory*, 28, 128–137.
- Luis, A. B. J., & De Ciencias Económicas y Empresariales, U. P. C. F. (2020). Impacto del machine learning en el sistema financiero. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/42692>
- MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, eds L. M. Le Cam & J. Neyman, 1, pp. 281–297. Berkeley, CA: University of California Press.
- Marcelo, D. L. A., Irigoitia, M. E., Pérez, G. A., & Pons, C. F. (2021). Uso de la técnica de Transfer Learning en Machine Learning para la clasificación de productos en el Banco Alimentario de La Plata. <https://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/130474>
- María, C. V., & De Ciencias Económicas y Empresariales, U. P. C. F. (2021). Análisis y situación actual de las finanzas descentralizadas: un estudio empírico basado en técnicas de machine learning. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/48083>
- Marsaglia, G. (1997). A random number generator for C. Discussion paper, posting on Usenet newsgroup sci.stat.math on September 29, 1997.
- Marsaglia, G. and Zaman, A. (1994). Some portable very-long-period random number generators. *Computers in Physics*, 8, 117–121. doi:10.1063/1.168514.
- Matsumoto, M. and Nishimura, T. (1998). Mersenne Twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudo-random number generator, *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation*, 8, 3–30.
- McCarthy, J. (24 de noviembre de 2004). WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE? Obtenido de <https://cse.unl.edu/~choueiry/S09-476-876/Documents/whatisai.pdf>
- Merino, R. F. M., & Chacón, C. I. Ñ. (2017). Bosques aleatorios como extensión de los árboles de clasificación con los programas R y Python. Dialnet. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6230447>
- Mohammed, M., Khan, M. B., & Bashier, E. B. M. (2016). Machine learning. En CRC Press eBooks. <https://doi.org/10.1201/9781315371658>
- Now see <http://www.math.sci.hiroshima-u.ac.jp/~m-mat/MT/VERSIONS/C-LANG/c-lang.html>.

- Orellana Alvear, J. (2018). Árboles de decisión y Random Forest. <https://bookdown.org/content/2031/arboles-de-decision-parte-ii.html>
- Parra, F. (s. f.). 6 Métodos de clasificación | Estadística y Machine Learning con R. <https://bookdown.org/content/2274/metodos-de-clasificacion.html#arboles-de-clasificacion>
- Pérez, L. F., & Blasco, Á. R. (2022). A Data Science Approach to Cost Estimation Decision Making - Big Data and Machine Learning. *Revista de Contabilidad*, 25(1), 45-57. <https://doi.org/10.6018/rcsar.401331>
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81-106. <https://doi.org/10.1007/bf00116251>
- Reeds, J., Hubert, S. and Abrahams, M. (1982–4). C implementation of SuperDuper, University of California at Berkeley. (Personal communication from Jim Reeds to Ross Ihaka.)
- Roldán, P. N. (2017, June 29). Comisión - Qué es, definición y significado. Economipedia. Retrieved June 27, 2024, from <https://economipedia.com/definiciones/comision.html>
- Roldán, P. N. (29 de June de 2017). Comisión - Qué es, definición y significado. Recuperado el 27 de June de 2024, de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/comision.html>
- Rosero-Montalvo, P. D., López-Batista, V. F., Riascos, J. A., & Peluffo-Ordóñez, D. H. (2020). Intelligent WSN System for Water Quality Analysis Using Machine Learning Algorithms: A Case Study (Tahuando River from Ecuador). *Remote Sensing*, 12(12), 1988. <https://doi.org/10.3390/rs12121988>
- Rouhiainen, L. P. (2018). 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Centro de Libros PAFP. Obtenido de https://planetadelibrosec0.cdnstatics.com/libros_contenido_extra/40/39308_Inteligencia_artificial.pdf
- Rouhiainen, L. P. (2018). 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Centro de Libros PAFP. https://planetadelibrosec0.cdnstatics.com/libros_contenido_extra/40/39308_Inteligencia_artificial.pdf
- Russo, C., Ramón, H., Alonso, N., Cicerchia, B., Esnaola, L., & Tessore, J. P. (2016, 14 abril). Tratamiento masivo de datos utilizando técnicas de machine learning. <https://repositorio.unnoba.edu.ar/xmlui/handle/23601/107>
- Scott, D. W. (1979). On optimal and data-based histograms. *Biometrika*, 66, 605–610. doi:10.2307/2335182.

Scott, D. W. (1992) *Multivariate Density Estimation. Theory, Practice, and Visualization*. Wiley.

Source code at <https://www-cs-faculty.stanford.edu/~knuth/taocp.html>.

Source code formerly at <http://www.math.keio.ac.jp/~matumoto/emt.html>.

Sturges, H. A. (1926). The choice of a class interval. *Journal of the American Statistical Association*, 21, 65–66. doi:10.1080/01621459.1926.10502161.

Tanwar, R., Bhatia, S., Sapra, V., & Ahuja, N. J. (2023). *Artificial Intelligence and Machine Learning*. En CRC Press eBooks. <https://doi.org/10.1201/9781003388319>

Tascon, M. (2018). *Introducción: Big Data. Pasado, presente y futuro*. Obtenido de Telos: <https://telos.fundaciontelefonica.com/archivo/numero095/pasado-presente-y-futuro/>

Tascon, M. (2018). *Introducción: Big Data. Pasado, presente y futuro*. Telos. <https://telos.fundaciontelefonica.com/archivo/numero095/pasado-presente-y-futuro/>

The IEEE 754:2008 standard is more openly documented, e.g, at https://en.wikipedia.org/wiki/IEEE_754.

The ISO/IEC/IEEE 60559:2011 standard is available for money from <https://www.iso.org>.

The TestU01 C library is available from <http://simul.iro.umontreal.ca/testu01/tu01.html> or also <https://github.com/umontreal-simul/TestU01-2009>.

Timofeev, R. (20 de diciembre de 2004). *Classification and Regression Trees*. Obtenido de Center of Applied Statistics and Economics: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/38106508/timofeev-libre.pdf?1436189003=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DClassification_and_Regression_Trees_CART.pdf&Expires=1719522123&Signature=Sw9jS33IuEKJZeKSf0FIvOP6a4ecP-EnJQ~KIU-6f4bXyP8kOHIM

Venables, W. N. and Ripley, B. D. (2002) *Modern Applied Statistics with S-PLUS*. Springer, page 112.

View of Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning. (s. f.). <https://jastt.org/index.php/jasttpath/article/view/65/24>

Wichmann, B. A. and Hill, I. D. (1982). Algorithm AS 183: An Efficient and Portable Pseudo-random Number Generator. *Applied Statistics*, 31, 188–190; Remarks: 34, 198 and 35, 89. doi:10.2307/2347988.

Anexos

Base de datos

| PROVEEDOR_Y_CATEGORIA | UNIDAD VENDIDA NETA | UNIDAD TOTAL | UNIDAD BONIFICADA | VENTA NETA | % RENT. COM. CON REBATE YTD | UNIDAD TOTAL DEVUELTA | RENTABILIDAD COM. CON REBATE |
|---|---------------------|--------------|-------------------|-------------|-----------------------------|-----------------------|------------------------------|
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 661 | 661 | 0 | 14627,18604 | 0,135851909 | -25 | 1987,131143 |
| ACUACULTURAELANCO | 277 | 278 | 1 | 63624,7674 | 0,148668578 | 0 | 9459,003668 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 13 | 15 | 2 | 1150 | 0,20918837 | -1 | 240,5666252 |
| ACUACULTURAMERCATOR.INC | 704 | 704 | 0 | 41822,75 | 0,065752808 | 0 | 2749,963231 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 4153 | 4153 | 0 | 71820,25 | 0,080410214 | -310 | 5775,081664 |
| AVICULTURAELANCO | 52 | 53 | 1 | 5619,514 | 0,349169615 | 0 | 1962,163542 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 82 | 83 | 1 | 4763,06 | 0,403700098 | 0 | 1922,847787 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 950 | 0,119932207 | 0 | 113,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 1832 | 1834 | 2 | 68507,16 | 0,205699938 | 0 | 14091,91855 |
| AVICULTURAOUROFINO | 19 | 20 | 1 | 1754 | 0,274514754 | 0 | 481,4988781 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 981 | 986 | 5 | 31695,1038 | 0,242889589 | -20 | 7698,41074 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 368 | 392 | 24 | 974,17 | 0,201268772 | 0 | 196,07 |
| GANADERIAAMVAC | 24803 | 32453 | 7652 | 120595,0136 | 0,523462821 | -47 | 63127,00606 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 54 | 58 | 4 | 2782,554 | 0,373057989 | 0 | 1038,054 |
| GANADERIAELANCO | 10672 | 12015 | 1343 | 227275,3826 | 0,126186718 | -136 | 28679,13456 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 528 | 533 | 5 | 3111,5529 | 0,485631173 | -1 | 1511,067086 |
| GANADERIAOUROFINO | 3824 | 4554 | 733 | 66314,1011 | 0,263066216 | -18 | 17444,99962 |
| GANADERIAECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 4244 | 5078 | 834 | 38831,6688 | 0,219658276 | -227 | 8529,697407 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 134 | 141 | 7 | 402,5018413 | 0,257568614 | -6 | 103,6718413 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 117 | 117 | 0 | 20,6665 | -49,74630893 | 0 | -1028,082094 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 29950 | 34772 | 4829 | 139868,8101 | 0,19303612 | -453 | 26999,73247 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 3068 | 3718 | 650 | 33223,1383 | 0,35674087 | -48 | 11852,05125 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 620 | 651 | 31 | 2258,210901 | 0,309136043 | -7 | 698,0943821 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 3329 | 3401 | 72 | 11664,26055 | 0,445701968 | -92 | 5198,783882 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 14 | 17 | 3 | 228,812 | 0,264226913 | 0 | 60,45828845 |
| PEQUENAS ESPECIESTECHNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 430 | 505 | 75 | 1291,8047 | 0,340257953 | 0 | 439,5468228 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | 82 | 82 | 0 | 1451,6 | -1,351545382 | 0 | -1961,903276 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2692 | 2692 | 0 | 6925,590479 | 0,148781544 | 0 | 1030,400046 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 1571 | 1599 | 28 | 1968,3292 | 0,307371958 | -600 | 605,0092 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 31862 | 34557 | 2695 | 303309,5841 | 0,148460418 | -1464 | 45029,46755 |
| ACUACULTURABIOSTADT MUESTRAS | 6 | 6 | 0 | 310,51 | 1 | 0 | 310,51 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 800 | 800 | 0 | 24032,3 | 0,144576909 | -402 | 3602,137847 |
| ACUACULTURAELANCO | 486 | 490 | 4 | 52642,6914 | 0,130788327 | 0 | 5747,422728 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 4 | 4 | 0 | 360 | 0,237119906 | 0 | 117,4844334 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 273 | 273 | 0 | 17634,505 | 0,085821342 | 0 | 2352,738184 |
| ACUACULTURAPAQUINSA S.A. | 287 | 287 | 0 | 5076 | 0,123620961 | 0 | 627,5 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 3504 | 3504 | 0 | 63630,41 | 0,077978835 | -1 | 4787,202967 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1444 | 1444 | 0 | 32819,7 | 0,045244167 | 0 | 1484,9 |
| AVICULTURAELANCO | 55 | 55 | 0 | 4470,42 | 0,279505932 | -17 | 858,0328602 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 87 | 88 | 1 | 3452 | 0,43212648 | 0 | 1627,097175 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 930 | 0,110569784 | 0 | 93,93559711 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 738 | 745 | 7 | 27724,5 | 0,214132067 | 0 | 6514,36571 |
| AVICULTURAOUROFINO | 33 | 36 | 3 | 5362,86 | 0,237006516 | 0 | 1205,243315 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 808 | 811 | 3 | 30918,5257 | 0,268640165 | -4 | 9122,125007 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 162 | 175 | 13 | 445,68 | 0,196557524 | 0 | 83,01220025 |
| GANADERIAAMVAC | 20723 | 27248 | 6745 | 110832,5759 | 0,51520986 | -825 | 56106,76998 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 57 | 63 | 6 | 3026,108 | 0,361386512 | 0 | 1061,118097 |
| GANADERIAELANCO | 6666 | 7618 | 953 | 142729,7305 | 0,133468234 | -439 | 20704,79454 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 73 | 75 | 2 | 457,157 | 0,488416 | 0 | 231,9479268 |
| GANADERIAOUROFINO | 2769 | 3163 | 396 | 44600,6914 | 0,269334511 | -44 | 12428,1818 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3966 | 4622 | 676 | 37814,547 | 0,227326802 | -218 | 8894,041705 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 32 | 32 | 0 | 77,6299 | 0,262971036 | -5 | 22,5889 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 27435 | 32075 | 4679 | 131446,0619 | 0,18671872 | -1927 | 23659,83317 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 3483 | 4486 | 1003 | 40604,9881 | 0,317392943 | -144 | 11580,47508 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 570 | 606 | 36 | 2142,2022 | 0,315115766 | 0 | 688,5451646 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 970 | 973 | 3 | 2963,487927 | 0,436494372 | -30 | 1186,146001 |
| PEQUENAS ESPECIESSEPECTRUM BRANDS PET LLC | 25 | 33 | 8 | 405,658 | 0,219572281 | 0 | 78,85373645 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 193 | 232 | 39 | 567,1499 | 0,330919535 | 0 | 175,6175683 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | 5 | 5 | 0 | 88,2 | -1,352022158 | 0 | -119,9404437 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 1866 | 1866 | 0 | 4789,43759 | 0,147959617 | -67 | 702,9510184 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 227 | 239 | 12 | 283,6295 | 0,303875743 | 0 | 79,30642308 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 34426 | 35929 | 1503 | 347282,1288 | 0,138277934 | -758 | 44933,01047 |
| ACUACULTURABIOSTADT MUESTRAS | 3 | 3 | 0 | 0,03 | 1 | 0 | 0,03 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 1079 | 1083 | 4 | 27991,1249 | 0,146511806 | -100 | 4175,832422 |
| ACUACULTURAELANCO | 77 | 77 | 0 | 36633,4172 | 0,163700077 | -7 | 9823,458742 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 15 | 15 | 0 | 250,13 | -0,171153447 | 0 | -659,3033748 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 195 | 195 | 0 | 12957,5 | 0,091390674 | -20 | 1515,331859 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIIMPACSA | 3152 | 3152 | 0 | 58879,25 | 0,079979117 | -668 | 4980,05 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 3156 | 3156 | 0 | 73092,9 | 0,057524789 | 0 | 4607,7 |
| AVICULTURAELANCO | 97 | 99 | 2 | 6690,2466 | 0,255926463 | -40 | 1474,295868 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 109 | 121 | 12 | 5562,8 | 0,422162831 | -20 | 2266,555417 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 960 | 0,116833377 | 0 | 123,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 487 | 502 | 15 | 25041 | 0,206547307 | 0 | 4442,257021 |
| AVICULTURAOUROFINO | -24 | -22 | 2 | 7401,7714 | 0,195713888 | -71 | 1154,755604 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 705 | 708 | 3 | 27569,53 | 0,2585696 | 0 | 6498,087767 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 120 | 133 | 13 | 333,505 | 0,196749107 | -39 | 65,88883036 |
| GANADERIAAMVAC | 15626 | 19259 | 3633 | 92910,4052 | 0,522354778 | -168 | 50185,7253 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 90 | 103 | 13 | 4102,8794 | 0,262442555 | 0 | 502,0381483 |
| GANADERIAELANCO | 25940 | 32822 | 6882 | 258445,3225 | 0,190961362 | -557 | 70625,82173 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 194 | 229 | 35 | 3840,3344 | 0,505962978 | 0 | 1943,067029 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1038 | 1038 | 0 | 6159,4932 | 0,491932024 | 0 | 3042,599626 |
| GANADERIAOUROFINO | 2016 | 2340 | 324 | 56129,025 | 0,274654701 | -49 | 16006,18835 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3139 | 3764 | 625 | 21072,0779 | 0,222321619 | -329 | 4301,15017 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 35 | 35 | 0 | 86,1222 | 0,267418785 | -2 | 25,1662 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 16390 | 18586 | 2196 | 84533,5246 | 0,194324596 | -289 | 18490,53033 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 5417 | 6867 | 1452 | 69337,624 | 0,207596901 | -36 | 6288,239793 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 905 | 938 | 33 | 3104,726385 | 0,298637479 | -1 | 854,6763859 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 32420 | 32451 | 31 | 150619,9173 | 0,536761953 | -993 | 82313,72989 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 12 | 20 | 8 | 222,9451 | 0,191498768 | -12 | 24,88190999 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 167 | 199 | 32 | 496,266 | 0,321064004 | 0 | 141,0121649 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | 17 | 17 | 0 | 313,6 | -1,335880667 | 0 | -394,0775084 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3439 | 3439 | 0 | 8799,928171 | 0,146326472 | -4 | 1268,530099 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 181 | 193 | 12 | 241,7655666 | 0,304040013 | 0 | 73,87633578 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 46239 | 55167 | 8928 | 412787,136 | 0,202694809 | -1541 | 125578,8944 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 1247 | 1247 | 0 | 30104,515 | 0,129160376 | -1 | 2731,826989 |
| ACUACULTURAELANCO | 183 | 183 | 0 | 79281,4352 | 0,174021342 | -3 | 15374,79234 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 3 | 5 | 2 | 100,02 | -0,271148442 | 0 | -203,1244583 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 10 | 10 | 0 | 0,1 | 1 | 0 | 0,1 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 834 | 834 | 0 | 56000 | 0,07549348 | 0 | 3076,44352 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1900 | 1900 | 0 | 46068,6 | 0,071924685 | 0 | 4838,6 |
| AVICULTURAELANCO | 24 | 24 | 0 | 2036,4 | 0,251127567 | 0 | 430,869833 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 153 | 179 | 26 | 5301,48 | 0,395878244 | 0 | 1736,595238 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 960 | 0,119932207 | 0 | 123,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 319 | 324 | 5 | 22928,4 | 0,193317104 | -5 | 2827,990032 |
| AVICULTURAOUROFINO | 28 | 28 | 0 | 6336,8005 | 0,19407691 | 0 | 1206,059981 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 350 | 362 | 12 | 17036,37 | 0,262346058 | -1 | 4809,997377 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 144 | 156 | 12 | 409,92 | 0,197310535 | 0 | 81,86591732 |
| GANADERIAAMVAC | 15242 | 18883 | 3641 | 85442,2611 | 0,518656347 | -36 | 43115,62918 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 75 | 87 | 12 | 3855,4889 | 0,272528844 | -28 | 1150,702607 |
| GANADERIAELANCO | 13380 | 15582 | 2377 | 244402,7517 | 0,194068801 | -980 | 49383,82081 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1687 | 1691 | 4 | 11189,314 | 0,521283962 | -125 | 6118,351552 |
| GANADERIAOUROFINO | 2618 | 3154 | 536 | 46265,1389 | 0,273768866 | -11 | 12517,98139 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 5276 | 6175 | 899 | 46957,7394 | 0,220330593 | -54 | 10151,66691 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 63 | 63 | 0 | 143,3821012 | 0,263873354 | 0 | 35,82710123 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 1 | 1 | 0 | 7,144 | -36,90750662 | 0 | 1,665880802 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 18670 | 21214 | 2548 | 101617,9384 | 0,196488816 | -177 | 20736,92252 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2563 | 3149 | 606 | 26439,2965 | 0,207519267 | -196 | 5475,548959 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 1059 | 1086 | 27 | 3566,875469 | 0,289299 | 0 | 961,80692 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 14853 | 14855 | 2 | 66154,26474 | 0,544272189 | -2705 | 37246,97554 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 17 | 17 | 0 | 269,494 | 0,235453084 | 0 | 101,1402884 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 373 | 458 | 85 | 1114,8596 | 0,302196449 | 0 | 292,4693579 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | -1 | -1 | 0 | -23,2 | -1,342745678 | -3 | 18,42808873 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 1963 | 1963 | 0 | 5048,365501 | 0,14674462 | -20 | 749,3987736 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 191 | 206 | 15 | 242,564 | 0,303939734 | 0 | 73,47476923 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 35820 | 37942 | 2122 | 444951,3918 | 0,1901236 | -1079 | 71227,80294 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 777 | 778 | 1 | 22768,8183 | 0,126903418 | -156 | 2671,068641 |
| ACUACULTURAELANCO | 227 | 227 | 0 | 107190,9555 | 0,177264945 | -53 | 19754,30597 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 26 | 27 | 1 | 1844,375 | -0,080167322 | 0 | 207,3949253 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 236 | 236 | 0 | 11866,4 | 1 | 0 | 11866,4 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 12 | 12 | 0 | 911 | 0,07611776 | 0 | 149,5099787 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1594 | 1594 | 0 | 43636,5 | 0,088248035 | -50 | 6331,677686 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAELANCO | 100 | 100 | 0 | 9050,9183 | 0,233495109 | 0 | 1781,56258 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 237 | 245 | 8 | 5455,399 | 0,337000475 | -8 | 715,1230684 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 2 | 2 | 0 | 1890 | 0,118385515 | 0 | 217,8711942 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 381 | 410 | 29 | 28634,4 | 0,177818124 | 0 | 2856,745931 |
| AVICULTURAOUROFINO | 119 | 124 | 5 | 27419,76 | 0,190156559 | 0 | 5132,286592 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 857 | 866 | 9 | 31002,008 | 0,271955816 | 0 | 9461,530191 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 47 | 50 | 3 | 142,48 | 0,198212842 | 0 | 30,19330435 |
| GANADERIAAMVAC | 20339 | 26314 | 5975 | 101281,2274 | 0,517244128 | -404 | 51808,42056 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 184 | 205 | 21 | 10159,7702 | 0,280163849 | -5 | 2951,511677 |
| GANADERIAELANCO | 16356 | 19049 | 2733 | 338258,5719 | 0,18957893 | -797 | 60207,7003 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 5 | 8 | 3 | -107,8562 | 0,486766201 | -33 | -126,2227941 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 250 | 250 | 0 | 1645,8169 | 0,522976096 | -12 | 896,1181348 |
| GANADERIAOUROFINO | 2629 | 3173 | 555 | 49760,7024 | 0,276435576 | -84 | 14324,46146 |
| GANADERIAECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 4883 | 5753 | 875 | 42536,4607 | 0,216963028 | -208 | 8741,633302 |
| PEQUENAS ESPECIESBLASTOR C.A | 308 | 327 | 19 | 915,0562 | 0,280131778 | 0 | 267,8738836 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 24137 | 27476 | 3364 | 145713,4858 | 0,197743886 | -669 | 29388,1035 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2110 | 2922 | 812 | 46579,8099 | 0,195209177 | -119 | 7004,952972 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 495 | 522 | 27 | 1783,771812 | 0,290510002 | -14 | 531,611791 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 10977 | 11342 | 365 | 47936,80405 | 0,54470086 | -182 | 26210,41368 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 8 | 11 | 3 | 127,305 | 0,226200988 | 0 | 18,37024543 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 331 | 403 | 72 | 980,79 | 0,293327714 | 0 | 256,9176668 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | 5 | 5 | 0 | 88 | -1,343777282 | 0 | -120,1404437 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3042 | 3042 | 0 | 7819,522866 | 0,14704633 | 0 | 1157,544832 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 381 | 429 | 48 | 515,1936 | 0,285211342 | -1 | 95,69277713 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 51328 | 54794 | 3468 | 451647,5016 | 0,182107758 | -2374 | 70157,97618 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 2910 | 2911 | 1 | 62494,14 | 0,121878543 | -22 | 7016,101936 |
| ACUACULTURAELANCO | 331 | 331 | 0 | 114881,9821 | 0,185348153 | -90 | 24036,38793 |
| ACUACULTURAFRUCLEAN S.A. | 78 | 78 | 0 | 3604,27 | -0,194528017 | 0 | -1124,783549 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 285 | 285 | 0 | 21085 | 0,085390162 | 0 | 2999,611994 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 885 | 885 | 0 | 21585 | 0,089595802 | 0 | 2197,572314 |
| AVICULTURAELANCO | 116 | 117 | 1 | 8167,386 | 0,227374707 | -20 | 1686,496726 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | -5 | 8 | 13 | 576 | 0,348422745 | -48 | 480,9339356 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 960 | 0,119932207 | 0 | 123,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 654 | 655 | 1 | 30935,4 | 0,172805015 | 0 | 4479,349188 |
| AVICULTURAOUROFINO | 109 | 109 | 0 | 13413,23 | 0,1905606 | 0 | 2575,538324 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 566 | 572 | 6 | 24080,05 | 0,26898464 | 0 | 6066,482995 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 355 | 377 | 22 | 1043,4649 | 0,196772622 | 0 | 202,0045279 |
| GANADERIAAMVAC | 15684 | 20247 | 4602 | 87124,4009 | 0,515175409 | -1887 | 43827,10666 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 235 | 285 | 50 | 14510,6548 | 0,301645729 | -6 | 4891,069707 |
| GANADERIAELANCO | 12182 | 13715 | 1598 | 235446,1811 | 0,191169097 | -730 | 46935,90342 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 328 | 418 | 90 | 2524,38 | 0,440812803 | 0 | 941,2589679 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1059 | 1063 | 4 | 6781,6463 | 0,524587555 | 0 | 3593,92715 |
| GANADERIAMATERIAL PUBLICITARIO VETERINARIA | 5 | 5 | 0 | 0,05 | 1 | 0 | 0,05 |
| GANADERIAMERIAL | 34 | 34 | 0 | 0,34 | -7702,476245 | 0 | -2618,841923 |
| GANADERIAOUROFINO | 4214 | 5198 | 984 | 73076,9993 | 0,290419002 | -34 | 24901,56448 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 7196 | 8813 | 1617 | 55447,0191 | 0,216053925 | -249 | 11809,35076 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 115 | 119 | 4 | 343,9664925 | 0,286514952 | 0 | 108,9222378 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 2 | 2 | 0 | 0,02 | -37,5150054 | 0 | -17,64514502 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 26159 | 29566 | 3407 | 136108,7736 | 0,200950538 | -1048 | 29285,31845 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 3156 | 4684 | 1532 | 78268,9453 | 0,185062336 | -385 | 12291,0403 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 359 | 376 | 17 | 1334,33475 | 0,29351503 | 0 | 430,2792934 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 23388 | 23654 | 266 | 106993,8422 | 0,545478003 | -443 | 58579,87342 |
| PEQUENAS ESPECIESMATERIAL PUBLICITARIO VETERINARIA | 16 | 16 | 0 | 0,16 | 1 | 0 | 0,16 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 6 | 10 | 4 | 98,66026696 | 0,209430489 | -3 | -0,371328036 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 309 | 379 | 70 | 920,5491 | 0,287499976 | 0 | 238,7193381 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2813 | 2813 | 0 | 7216,478011 | 0,14691956 | -99 | 1056,009829 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 160 | 181 | 21 | 210,603633 | 0,277371282 | 0 | 32,9235866 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 39907 | 40721 | 814 | 468497,223 | 0,20805875 | -1657 | 148338,3134 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 951 | 951 | 0 | 27474,5204 | 0,123321596 | 0 | 3650,863469 |
| ACUACULTURAEANCO | 755 | 755 | 0 | 130910,118 | 0,186773378 | -7 | 25097,94062 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 300 | 300 | 0 | 9700 | 0,079896907 | 0 | 775 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 716 | 716 | 0 | 52608 | 0,098592012 | -40 | 7172,428729 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 495 | 495 | 0 | 16440 | 0,094333998 | -125 | 2580 |
| AVICULTURAEANCO | 17 | 18 | 1 | 981,92 | 0,223332547 | -18 | 73,63590594 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 44 | 45 | 1 | 2414,4 | 0,354266775 | 0 | 1002,089607 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 2 | 2 | 0 | 2097,42 | 0,139794405 | 0 | 425,2911942 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 243 | 243 | 0 | 16117,79 | 0,170240424 | -6 | 2221,310636 |
| AVICULTURAOUROFINO | 17 | 17 | 0 | 3205,43 | 0,186630186 | 0 | 355,7689785 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 731 | 738 | 7 | 33022,908 | 0,273190794 | -3 | 9704,219935 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 440 | 464 | 24 | 1073,85 | 0,172187028 | -26 | 102,560479 |
| GANADERIAAMVAC | 17311 | 21964 | 4658 | 85935,687 | 0,513808885 | -1599 | 43337,08395 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 236 | 275 | 39 | 12380,8159 | 0,292151575 | -12 | 3252,143724 |
| GANADERIAELANCO | 18828 | 22456 | 3645 | 323431,7361 | 0,189998824 | -416 | 59758,78233 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | -4 | -2 | 2 | 23,0313 | 0,436344129 | -16 | -17,91028655 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1432 | 1433 | 1 | 8854,4777 | 0,528974043 | -612 | 4812,510245 |
| GANADERIAMATERIAL PUBLICITARIO VETERINARIA | 20 | 20 | 0 | 0,2 | 1 | 0 | 0,2 |
| GANADERIAOUROFINO | 3353 | 4000 | 653 | 63675,669 | 0,291658849 | -236 | 18988,34263 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 5324 | 6573 | 1270 | 40428,6092 | 0,223070127 | -463 | 10720,96298 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 479 | 535 | 56 | 1615,8714 | 0,266299103 | 0 | 390,5069948 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 26700 | 30216 | 3516 | 133390,1405 | 0,200966165 | -792 | 26818,45781 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1762 | 2884 | 1122 | 56361,2434 | 0,179344325 | -141 | 8424,379091 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 528 | 547 | 19 | 1827,324775 | 0,292194477 | -7 | 515,1954046 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 20907 | 21196 | 289 | 100133,4778 | 0,548726018 | -2619 | 56200,65858 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 2 | 3 | 1 | 31,985 | 0,206236582 | 0 | 2,27552149 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 243 | 300 | 57 | 721,7973 | 0,290617378 | -18 | 226,5117154 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3219 | 3219 | 0 | 8046,256626 | 0,140930973 | -87 | 890,834192 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 347 | 397 | 50 | 460,334 | 0,264112733 | 0 | 75,67784225 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 39500 | 40448 | 948 | 392596,3165 | 0,200201679 | -2009 | 59517,74281 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 1162 | 1162 | 0 | 28735,1716 | 0,122254631 | -4 | 3289,486497 |
| ACUACULTURAE LANCO | 694 | 694 | 0 | 84275,0839 | 0,19003461 | -31 | 17923,54329 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 1029 | 1029 | 0 | 33343 | 0,081436006 | 0 | 2730,25 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 250 | 250 | 0 | 21190 | 0,099705194 | 0 | 2338,749871 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 2080 | 2080 | 0 | 46800 | 0,083864895 | 0 | 4680 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 250 | 250 | 0 | 8400 | 0,096844276 | 0 | 1400 |
| AVICULTURAE LANCO | 8 | 8 | 0 | 568,192 | 0,224420992 | 0 | 167,8049659 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 376 | 461 | 85 | 2785,312 | 0,248375582 | 0 | 691,8034888 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 71 | 71 | 0 | 3328,75 | 0,365823726 | 0 | 1535,842415 |
| AVICULTURAEVAPAN DEL ECUADOR S.A. | 3 | 3 | 0 | 0,03 | -12629,76923 | 0 | -378,8930769 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 697 | 697 | 0 | 46199,02 | 0,149756751 | -1 | 2414,487922 |
| AVICULTURAOUROFINO | 65 | 65 | 0 | 8419,64 | 0,18781193 | 0 | 1657,996755 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 1056 | 1058 | 2 | 46734,658 | 0,27286542 | -84 | 12688,71866 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 543 | 566 | 23 | 1381,455 | 0,179999251 | -30 | 283,2148731 |
| GANADERIAAMVAC | 41224 | 57157 | 15933 | 207770,0555 | 0,504538552 | -61 | 98485,9678 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 132 | 152 | 20 | 7883,176 | 0,290106948 | 0 | 2183,059757 |
| GANADERIAELANCO | 11930 | 14264 | 2339 | 182916,1674 | 0,19093169 | -94 | 36575,65454 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 501 | 615 | 114 | 15669,7024 | 0,241510106 | 0 | 3784,391482 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 589 | 594 | 5 | 2955,6366 | 0,334681797 | -6 | 350,7695592 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 290 | 290 | 0 | 1718,176 | 0,529298462 | -3 | 921,8205573 |
| GANADERIAOUROFINO | 2828 | 3310 | 482 | 83120,4224 | 0,295949621 | -25 | 26315,0038 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 4678 | 5602 | 946 | 34819,9418 | 0,230211903 | -143 | 10037,71706 |
| PEQUENAS ESPECIES BLASTOR C.A | 482 | 532 | 50 | 1600,829365 | 0,253776582 | -22 | 361,365654 |
| PEQUENAS ESPECIES CORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 3 | 3 | 0 | 32,5 | -17,15203896 | 0 | 9,27027122 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO | 32333 | 37055 | 4723 | 152537,0331 | 0,203128206 | -461 | 32871,34113 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO COLOMBIA S.A.S | 1991 | 3385 | 1397 | 30942,5731 | 0,143749154 | -136 | -8039,35278 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 102 | 105 | 3 | 391,8048709 | 0,293551987 | 0 | 136,7589454 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 17159 | 17503 | 344 | 76319,64637 | 0,549524277 | -84 | 42327,82457 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 17 | 25 | 8 | 236,285 | 0,169210516 | 0 | -11,29398754 |
| PEQUENAS ESPECIES TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 116 | 142 | 26 | 348,9377 | 0,294365985 | 0 | 125,5564627 |
| PEQUENAS ESPECIES WESTAR SEEDS | -6 | -6 | 0 | -114 | -1,353433683 | -6 | 135,7685324 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3460 | 3460 | 0 | 8466,980504 | 0,136343786 | -83 | 931,2738293 |
| PET FOOD AND SEEDS CIA. LTDA. | 1015 | 1350 | 335 | 1341,267377 | 0,201561533 | -14 | 24,99585976 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 47650 | 52994 | 5344 | 398804,2728 | 0,192446049 | -1353 | 54869,12206 |
| PET FOOD QUIFATEX S.A. | 0 | 0 | 0 | -24,625 | 1 | 0 | -24,625 |
| ACUACULTURA BRENTAG ECUADOR S.A. | 1152 | 1152 | 0 | 33026,2086 | 0,125020249 | -1 | 4787,791761 |
| ACUACULTURA ELANCO | 900 | 900 | 0 | 162436,0234 | 0,200570494 | -4 | 39633,01999 |
| ACUACULTURA INTEROC S.A. | 269 | 269 | 0 | 8130,5 | 0,070993776 | 0 | 127,75 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 92 | 92 | 0 | 7650,02 | 0,099175087 | -50 | 639,8368311 |
| ACUACULTURA QUIMPAC ECUADOR S.A. QUIMPACSA | 1080 | 1080 | 0 | 30212,01 | 0,091339903 | 0 | 4562,01 |
| ACUACULTURA SOLVESA ECUADOR S.A | 1838 | 1838 | 0 | 58501,01 | 0,091079303 | 0 | 3932,861617 |
| AVICULTURA ELANCO | 135 | 140 | 5 | 8801,166 | 0,220920221 | 0 | 1812,779072 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 139 | 192 | 53 | 1710,8232 | 0,237293404 | -125 | 375,0997388 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 50 | 52 | 2 | 2716,28 | 0,366037092 | -2 | 1000,842402 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 1024 | 1024 | 0 | 53013,5 | 0,136705109 | -104 | 3774,335233 |
| AVICULTURA OUROFINO | 106 | 106 | 0 | 9320,971 | 0,183496007 | 0 | 1393,945574 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 329 | 335 | 6 | 18373,606 | 0,282839102 | 0 | 7610,995086 |
| AVICULTURA SUPREMA NUTRICION UNICOL | 1550 | 1550 | 0 | 39947,36 | 0,089752114 | 0 | 3585,36 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 260 | 281 | 21 | 728,2204 | 0,183347819 | 0 | 152,9544712 |
| GANADERIAAMVAC | 12882 | 15792 | 3050 | 75119,3938 | 0,50563211 | -522 | 38958,11341 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 135 | 162 | 27 | 7611,2014 | 0,276383564 | -15 | 1298,028474 |
| GANADERIAELANCO | 12816 | 14878 | 2063 | 258393,2408 | 0,193409086 | -569 | 54813,72296 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 942 | 1129 | 187 | 28984,276 | 0,219196983 | -110 | 6003,62586 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 180 | 236 | 56 | 1208,6263 | 0,317116374 | -27 | 221,0492674 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1218 | 1219 | 1 | 7274,7205 | 0,531520913 | -118 | 3955,381094 |
| GANADERIAOUROFINO | 3523 | 4334 | 811 | 56330,0107 | 0,292393513 | -41 | 14753,13325 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 5513 | 6738 | 1237 | 54769,7022 | 0,23110535 | -396 | 12941,60517 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 296 | 334 | 38 | 1011,02811 | 0,252313494 | 0 | 247,5093981 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 25115 | 29237 | 4133 | 133887,5128 | 0,203857691 | -1829 | 28041,87935 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2603 | 3693 | 1098 | 33912,5522 | 0,080001807 | -273 | -21622,97004 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 21 | 21 | 0 | 83,147 | 0,293476559 | -10 | 23,16396964 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 15999 | 16257 | 258 | 71828,4415 | 0,551504242 | -370 | 40727,98623 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 17 | 23 | 6 | 271,725 | 0,168139974 | 0 | 43,95233145 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 96 | 115 | 19 | 265,4168 | 0,293873562 | 0 | 74,82671256 |
| PEQUENAS ESPECIESWESTAR SEEDS | 6 | 6 | 0 | 80,02 | -1,386044933 | 0 | -169,7485329 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2651 | 2651 | 0 | 6521,796683 | 0,133194589 | -192 | 688,8093523 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 317 | 707 | 392 | 427,0647696 | 0,137900048 | -12 | -276,2018705 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 37187 | 39439 | 2252 | 423144,5185 | 0,208652956 | -1447 | 140474,5766 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 891 | 891 | 0 | 38051,8379 | 0,13213642 | -2 | 6958,323503 |
| ACUACULTURAE LANCO | 874 | 904 | 30 | 189379,7807 | 0,194460822 | -50 | 31744,45518 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 6 | 6 | 0 | 0,06 | 0,983716407 | 0 | -193,1702311 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 1588 | 1588 | 0 | 133470,18 | 0,090207002 | 0 | 9960,615737 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1900 | 1900 | 0 | 63675 | 0,091917434 | 0 | 6104,737689 |
| AVICULTURAE LANCO | 62 | 66 | 4 | 3931,46 | 0,215486634 | -10 | 595,1338476 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 125 | 130 | 5 | 1937,128 | 0,187125231 | 0 | 136,9226347 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 36 | 36 | 0 | 1974,204 | 0,362508504 | 0 | 597,2104473 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 960 | 0,138736757 | 0 | 123,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 1966 | 1966 | 0 | 115458,05 | 0,125365937 | 0 | 10856,1635 |
| AVICULTURANO VARTIS VET | 12 | 13 | 1 | 528 | 0,295335106 | 0 | 155,9369358 |
| AVICULTURAOUROFINO | 69 | 71 | 2 | 13216,92 | 0,173007918 | 0 | 1419,954187 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 598 | 702 | 104 | 37990,2701 | 0,27768934 | -3 | 9208,326372 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 1799 | 1799 | 0 | 46784,4988 | 0,092942865 | -551 | 4475,747448 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|------|--------------|
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 272 | 288 | 16 | 505,8 | 0,159324622 | -13 | -76,35103456 |
| GANADERIAAMVAC | 13593 | 16259 | 2666 | 71959,7841 | 0,506629595 | -181 | 37421,53511 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 38 | 40 | 7 | 2157,054 | 0,278569987 | -21 | 745,878005 |
| GANADERIAELANCO | 14214 | 17051 | 2841 | 241176,8367 | 0,193890637 | -399 | 47826,78279 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 1556 | 2147 | 591 | 37963,6428 | 0,15057383 | -3 | 2652,034298 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 68 | 70 | 2 | 483,8998 | 0,314924437 | 0 | 129,4989458 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 59 | 59 | 0 | 395,4217 | 0,532037636 | 0 | 234,7645835 |
| GANADERIAOUROFINO | 4020 | 4903 | 889 | 83048,8665 | 0,288125231 | -39 | 21626,70538 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 4935 | 6143 | 1211 | 42613,1258 | 0,226833742 | -453 | 8074,161486 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 180 | 196 | 16 | 587,535 | 0,253683854 | -13 | 157,5394193 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 9 | 9 | 0 | 71,44 | -7,692894832 | 0 | 21,0944881 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 24413 | 28354 | 3943 | 116331,3038 | 0,203335256 | -322 | 23048,69907 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1718 | 2689 | 971 | 36613,6422 | 0,082803856 | -110 | 4196,478883 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 758 | 807 | 49 | 2883,449985 | 0,267085327 | -52 | 334,8724764 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 11929 | 12095 | 166 | 55808,52863 | 0,553027831 | -135 | 31830,56077 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 17 | 23 | 6 | 242,282 | 0,155856087 | 0 | 14,50933145 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 35 | 41 | 6 | 87,1711 | 0,292309306 | 0 | 14,98856876 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3104 | 3104 | 0 | 7636,081445 | 0,130866659 | -84 | 851,1721141 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 2272 | 2483 | 211 | 3443,853165 | 0,213951265 | -30 | 1169,605331 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 33610 | 38684 | 5074 | 399071,2765 | 0,202634955 | -657 | 58942,0928 |
| ACUACULTURAALLTECH | 1 | 1 | 0 | 154,3986 | 0,311846092 | 0 | 48,1486 |
| ACUACULTURABRENTTAG ECUADOR S.A. | 563 | 563 | 0 | 25076,8284 | 0,138817554 | -16 | 5547,617387 |
| ACUACULTURAE LANCO | 773 | 773 | 0 | 182758,4329 | 0,20483789 | -54 | 48033,49716 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 3 | 3 | 0 | 0,03 | 0,974111662 | 0 | -113,9460616 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 295 | 295 | 0 | 26075 | 0,091384939 | 0 | 2813,196514 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 1080 | 1080 | 0 | 32400 | 0,094930409 | 0 | 4050 |
| ACUACULTURASOLVE SA ECUADOR S.A | 3860 | 3860 | 0 | 135010 | 0,090984056 | 0 | 11943,80361 |
| AVICULTURAE LANCO | 129 | 131 | 2 | 10076,6636 | 0,212052219 | -13 | 1963,967293 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 97 | 115 | 18 | 1987,96 | 0,18851517 | 0 | 383,7024591 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 52 | 53 | 1 | 2323,88 | 0,376381731 | 0 | 1367,781108 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 960 | 0,137869472 | 0 | 123,9355971 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 2250 | 2250 | 0 | 155963 | 0,133321842 | -6 | 24250,58668 |
| AVICULTURAOUROFINO | 50 | 50 | 0 | 4197,01 | 0,175505059 | 0 | 975,9508934 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|------|--------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 960 | 960 | 0 | 48600,396 | 0,28001973 | -7 | 14304,51166 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 1154 | 1154 | 0 | 29084,4928 | 0,087273096 | -100 | 2046,544152 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 300 | 302 | 2 | 728,8 | 0,157313095 | 0 | 100,4915638 |
| GANADERIAAMVAC | 12168 | 15254 | 3086 | 77645,7022 | 0,506551963 | -89 | 39250,92508 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 41 | 42 | 1 | 2213,912 | 0,279413157 | 0 | 676,3277209 |
| GANADERIAELANCO | 10751 | 12383 | 1647 | 207856,9266 | 0,194792149 | -449 | 42699,83552 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 185 | 221 | 36 | 2417,43 | 0,154431769 | 0 | 692,0617313 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 24 | 88 | 64 | 93,0854 | 0,29065817 | 0 | -238,1269983 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1144 | 1144 | 0 | 7142,6337 | 0,534981831 | 0 | 3961,286934 |
| GANADERIAOUROFINO | 2096 | 2516 | 420 | 45470,5774 | 0,290946025 | -101 | 14984,9252 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3443 | 4089 | 647 | 32650,052 | 0,225602127 | -114 | 6854,44271 |
| PEQUENAS ESPECIESBLASTOR C.A | 299 | 342 | 43 | 1014,209524 | 0,25043441 | -6 | 231,9489888 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 1 | 1 | 0 | 12,5 | -6,993320651 | 0 | 4,766731526 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 22943 | 26544 | 3611 | 137956,3184 | 0,206980506 | -824 | 33203,54647 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1428 | 2152 | 726 | 24653,4048 | 0,086038582 | -139 | 3584,158583 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 775 | 798 | 23 | 2929,013373 | 0,250357788 | -24 | 409,1910621 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 14222 | 14257 | 35 | 65096,97555 | 0,554198722 | -870 | 36885,07004 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 14 | 16 | 2 | 172,519 | 0,150300836 | -1 | 14,0684479 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 6 | 7 | 1 | 18 | 0,292370161 | 0 | 5,676153202 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3930 | 3930 | 0 | 9556,075293 | 0,128276444 | -101 | 1041,213566 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 301 | 355 | 54 | 417,306 | 0,209762608 | -2 | 49,27347236 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 38238 | 45398 | 7162 | 490642,8668 | 0,196170698 | -731 | 70120,63794 |
| ACUACULTURAALLTECH | 3 | 3 | 0 | 665,65 | 0,285408206 | 0 | 185,9 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 814 | 814 | 0 | 37302,9002 | 0,14183298 | -1 | 6299,087849 |
| ACUACULTURAE LANCO | 384 | 385 | 1 | 171807,3795 | 0,232434537 | -1 | 73160,73748 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 1 | 1 | 0 | 39 | 0,071120332 | 0 | 9,25 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 518 | 518 | 0 | 47170,02 | 0,095867332 | -6 | 6276,49036 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 2626 | 2626 | 0 | 100773 | 0,089108429 | 0 | 8043,357081 |
| AVICULTURAE LANCO | 103 | 104 | 2 | 6576,962 | 0,230460739 | -11 | 2627,500915 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 227 | 274 | 47 | 6926,496 | 0,188378781 | 0 | 1303,656306 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 218 | 221 | 3 | 9475,7267 | 0,345927958 | -7 | 2124,687636 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 92 | 92 | 0 | 7156,01 | 0,133922356 | 0 | 1312,966407 |
| AVICULTURANO VARTIS VET | 10 | 11 | 1 | 440 | 0,290407379 | 0 | 125,1774072 |
| AVICULTURAOUROFINO | 118 | 122 | 4 | 10331,76 | 0,172588232 | 0 | 1491,316406 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|-------------|-------|--------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 871 | 874 | 3 | 33882,1989 | 0,276029245 | -241 | 7967,685971 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 50 | 50 | 0 | 1354,24 | 0,087405614 | 0 | 133,7158852 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 45 | 49 | 4 | 136,76 | 0,157639904 | 0 | 24,09726459 |
| GANADERIAAMVAC | 13614 | 16267 | 5964 | 70488,1387 | 0,50714522 | -9791 | 36410,16295 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 79 | 90 | 11 | 3830,156 | 0,266863935 | 0 | 135,1061243 |
| GANADERIAELANCO | 11025 | 12894 | 1869 | 155075,7729 | 0,204778679 | -293 | 58323,70457 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 245 | 288 | 43 | 4663,8211 | 0,158352338 | 0 | 1071,91275 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 10 | 10 | 0 | -1,671 | 0,278055041 | 0 | -139,3654552 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1341 | 1345 | 4 | 8506,236 | 0,53838351 | -15 | 4765,792458 |
| GANADERIAOUROFINO | 2316 | 2801 | 486 | 37692,6963 | 0,287795868 | -111 | 8744,151818 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 7083 | 8548 | 1465 | 75428,173 | 0,250066844 | -84 | 29820,83362 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 251 | 288 | 37 | 809,6305768 | 0,247140415 | -18 | 174,405426 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17814 | 20821 | 3007 | 85706,6365 | 0,215135826 | -1931 | 29965,22354 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1439 | 2136 | 697 | 25276,5522 | 0,084598401 | -171 | 1451,479633 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 445 | 454 | 9 | 1852,287344 | 0,247732521 | -30 | 400,3155858 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 13632 | 13754 | 122 | 59817,87887 | 0,554027852 | -425 | 33011,67564 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 25 | 25 | 0 | 136,2855 | 0,386807587 | 0 | 52,71626543 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 28 | 32 | 4 | 334,044 | 0,137784647 | 0 | 17,14289576 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 0 | 0 | 0 | -3,6 | 0,291893939 | 0 | -4,295195556 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2795 | 2795 | 0 | 6920,752397 | 0,127241651 | -120 | 796,9692814 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 96 | 124 | 28 | 132,7165 | 0,207435855 | -7 | 5,305222919 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 24958 | 27007 | 2074 | 330741,404 | 0,198028783 | -496 | 73918,52276 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 653 | 653 | 0 | 27720,71 | 0,145681606 | 0 | 4038,397552 |
| ACUACULTURAEELANCO | 532 | 532 | 0 | 267796,6844 | 0,206053201 | -4 | 55180,36398 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 500 | 500 | 0 | 23250 | 0,134408602 | 0 | 3125 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 74 | 74 | 0 | 11396 | 0,578998006 | 0 | 6598,261275 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 332 | 332 | 0 | 30280 | 0,11009305 | -100 | 3333,617564 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 1080 | 1080 | 0 | 36180 | 0,052238806 | 0 | 1890 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 500 | 500 | 0 | 23500 | 0,195744681 | 0 | 4600 |
| AVICULTURAEELANCO | 9 | 10 | 1 | 854,928 | 0,126085356 | 0 | 107,7939014 |
| AVICULTURAEELANCO COLOMBIA S.A.S | 379 | 422 | 43 | 3998,816 | 0,259973684 | 0 | 1039,586926 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 62 | 62 | 0 | 3002,92 | 0,487949614 | 0 | 1465,273654 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|------|--------------|
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 3067,2 | 0,17453927 | 0 | 535,3468489 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 37 | 37 | 0 | 2680,29 | -0,110242356 | 0 | -295,4814843 |
| AVICULTURAOUROFINO | 59 | 64 | 5 | 12165,5771 | 0,259122857 | -2 | 3152,379099 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 192 | 192 | 0 | 12513,6287 | 0,265473182 | 0 | 3322,03283 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 150 | 150 | 0 | 249 | -13,70510982 | 0 | -3412,572345 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 72 | 75 | 3 | 226,8 | 0,194215399 | 0 | 44,04805245 |
| GANADERIAAMVAC | 33553 | 42511 | 8958 | 151501,2003 | 0,502130874 | -322 | 76073,43019 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 165 | 181 | 16 | 9650,8701 | 0,101356302 | -10 | 978,1765068 |
| GANADERIAELANCO | 7848 | 8808 | 960 | 188731,4861 | 0,169377297 | -317 | 31966,82898 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 457 | 584 | 127 | 8486,6223 | 0,200831619 | -16 | 1704,382095 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 16 | 20 | 4 | 137,9 | 0,287175211 | 0 | 39,6014616 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 994 | 1019 | 25 | 6663,0875 | 0,574695981 | 0 | 3829,249605 |
| GANADERIAOUROFINO | 3730 | 4265 | 535 | 74843,3039 | 0,253825909 | -182 | 18997,16962 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3965 | 4827 | 870 | 33146,6504 | 0,181343344 | -280 | 6010,924412 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 474 | 530 | 56 | 1508,612 | 0,231404262 | 0 | 349,0992459 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | -2 | 14 | 16 | -17,5845 | 7,164827034 | -2 | -125,989901 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 31158 | 35585 | 4427 | 155980,6995 | 0,17567245 | -445 | 27401,51156 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2540 | 3317 | 777 | 21657,1048 | -0,028538396 | -166 | -618,059036 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 835 | 870 | 35 | 3514,500107 | 0,218544143 | 0 | 768,073413 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 23361 | 23363 | 2 | 101659,8601 | 0,545456239 | -134 | 55451,00492 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 943 | 1158 | 215 | 4691,738 | 0,23424994 | 0 | 1099,039345 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 12 | 16 | 4 | 133,445 | -0,187384706 | 0 | -25,00555211 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 4084 | 4084 | 0 | 10355,67077 | 0,111937633 | -24 | 1159,189278 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | -27 | -27 | 0 | -27,4 | -0,042591338 | -40 | 1,167002653 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 38390 | 39238 | 852 | 347871,2988 | 0,15262805 | -581 | 53094,918 |
| ACUACULTURAALLTECH | 12 | 12 | 0 | 611,0336 | -0,563681978 | 0 | -344,428628 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 101 | 101 | 0 | 8693,6 | 0,175222491 | 0 | 2342,208554 |
| ACUACULTURAE LANCO | 425 | 425 | 0 | 215728,1676 | 0,206679942 | -4 | 44754,52449 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 300 | 300 | 0 | 27300 | 0,108753478 | 0 | 2928,407699 |
| ACUACULTURAQUIMPAC ECUADOR S.A QUIMPACSA | 8 | 8 | 0 | 392,8 | 0,055582291 | 0 | 142,8 |
| ACUACULTURASOLVEA ECUADOR S.A | 300 | 300 | 0 | 15160 | 0,217796172 | 0 | 3820 |
| AVICULTURAE LANCO | 12 | 13 | 1 | 1142,626 | 0,162602118 | 0 | 217,0126089 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 235 | 256 | 21 | 4907,387 | 0,242523846 | 0 | 1120,379679 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 129 | 131 | 2 | 6151,2 | 0,441628992 | -1 | 2577,451136 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 412 | 417 | 5 | 37844,02 | 0,098324932 | -1 | 4280,031494 |
| AVICULTURAOUROFINO | 40 | 40 | 0 | 7345,0312 | 0,256175824 | 0 | 1845,767054 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 945 | 947 | 2 | 37147,35 | 0,272689922 | 0 | 10220,01556 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 269 | 280 | 11 | 753,752 | 0,215846153 | 0 | 167,6003243 |
| AVICULTURAVARIOS AVICULTURA | 96 | 96 | 0 | 159,36 | -13,08534559 | 0 | -2085,280673 |
| GANADERIAAMVAC | 28126 | 36208 | 8082 | 124346,3538 | 0,50463446 | -98 | 63128,75119 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 46 | 64 | 18 | 3267,372 | 0,099877757 | 0 | 312,0685336 |
| GANADERIAELANCO | 11338 | 13617 | 2279 | 161205,0116 | 0,173745764 | -177 | 28833,15525 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 489 | 625 | 136 | 10756,9869 | 0,212240054 | -18 | 2379,882557 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 1 | 1 | 0 | 16,38 | 0,316260225 | -10 | 9,19116599 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1336 | 1386 | 50 | 8556,486 | 0,559775165 | -20 | 4690,289668 |
| GANADERIAOUROFINO | 1652 | 2028 | 380 | 35368,5064 | 0,254170062 | -101 | 9015,373024 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3032 | 3726 | 696 | 30001,3577 | 0,194411096 | -161 | 6265,74908 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 187 | 208 | 21 | 625,87 | 0,232845592 | 0 | 147,905478 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 6 | 14 | 8 | 75 | -2,776171974 | 0 | -33,40540098 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 23371 | 26914 | 3544 | 116385,5673 | 0,183419924 | -491 | 22555,88847 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1431 | 2006 | 575 | 15327,4139 | -0,007717818 | -46 | 332,619254 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 499 | 525 | 26 | 2084,812995 | 0,217121797 | 0 | 447,6595088 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 16347 | 16351 | 4 | 71897,14743 | 0,545158437 | -167 | 39165,06196 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 757 | 924 | 167 | 3129,9812 | 0,245773413 | -47 | 823,3312763 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 14 | 17 | 3 | 148,93 | -0,15734135 | 0 | -19,4237116 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3141 | 3141 | 0 | 7527,476026 | 0,113944833 | -367 | 878,5028974 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 13 | 13 | 0 | 11,25607 | 0,082471251 | -4 | -2,498412764 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 34227 | 36352 | 2125 | 314517,0688 | 0,160331864 | -2901 | 53107,04365 |
| ACUACULTURAALLTECH | 3 | 3 | 0 | 458,2152 | -0,191689182 | 0 | 139,4652 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 22 | 22 | 0 | 3520 | 0,182154638 | -10 | 893,6136787 |
| ACUACULTURAE LANCO | 247 | 247 | 0 | 140959,5766 | 0,219522503 | -39 | 37153,49621 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 360 | 360 | 0 | 32760 | 0,108214683 | 0 | 3514,089238 |
| AVICULTURAE LANCO | 3 | 3 | 0 | 305,712 | 0,182590895 | 0 | 95,74889042 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 118 | 124 | 6 | 5684 | 0,222922051 | -20 | 1092,511375 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 76 | 76 | 0 | 3780,4954 | 0,381357524 | -11 | 889,9881127 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 9 | 9 | 0 | 9201,6 | 0,17453927 | 0 | 1606,040547 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 376 | 376 | 0 | 35657 | 0,118029456 | 0 | 5007,088541 |
| AVICULTURAOUROFINO | 30 | 34 | 4 | 2774,6 | 0,264087789 | 0 | 887,1052433 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 490 | 509 | 19 | 26638,38 | 0,297009793 | 0 | 9119,608322 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 659 | 671 | 12 | 1359,258 | 0,192032638 | -25 | 237,6715094 |
| GANADERIAAMVAC | 13057 | 15884 | 2827 | 73091,9489 | 0,50956942 | -105 | 38606,71863 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 22 | 24 | 5 | 1439,3668 | 0,123312728 | -15 | 480,2308824 |
| GANADERIAELANCO | 11294 | 13166 | 1873 | 276234,9663 | 0,206208836 | -750 | 68322,1045 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 961 | 1242 | 281 | 21598,9559 | 0,225666186 | -6 | 5132,521241 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 0 | 0 | 0 | -14,03 | 0,247861872 | 0 | -14,03 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 636 | 642 | 6 | 3824,2765 | 0,553276758 | -25 | 2016,980319 |
| GANADERIAOUROFINO | 1871 | 2265 | 395 | 50605,4099 | 0,267113044 | -89 | 14943,83454 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 4937 | 6036 | 1107 | 39772,7194 | 0,197322318 | -232 | 8031,88299 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 153 | 164 | 11 | 499,798 | 0,43820509 | -16 | 657,3501816 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 20864 | 23671 | 2807 | 115492,2972 | 0,199259105 | -256 | 27326,95018 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2130 | 3199 | 1069 | 39193,9765 | 0,000532623 | -33 | 326,0142145 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 641 | 681 | 40 | 2819,967049 | 0,219082034 | -1 | 628,7800973 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 19572 | 19625 | 53 | 89200,17797 | 0,548584966 | -241 | 49528,57481 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 974 | 1204 | 233 | 4212,01233 | 0,244154651 | -78 | 1015,720895 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 9 | 12 | 3 | 93,955 | -0,184179252 | 0 | -24,88291406 |
| PEQUENAS ESPECIES TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 1348 | 1693 | 345 | 4044 | 0,209698057 | 0 | 848,0189429 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3419 | 3419 | 0 | 8357,738954 | 0,114167554 | -48 | 958,1655528 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 2 | 2 | 0 | 1,75 | 0,117930571 | 0 | -0,366074271 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 35496 | 39002 | 3510 | 358477,5786 | 0,174262692 | -1045 | 71696,88678 |
| ACUACULTURA ALLTECH | 1 | 1 | 0 | 360,815 | -0,077897523 | 0 | 93,565 |
| ACUACULTURA BRENNTAG ECUADOR S.A. | 6 | 6 | 0 | 780 | 0,183171347 | 0 | 183,4752143 |
| ACUACULTURA ELANCO | 523 | 523 | 0 | 264205,8192 | 0,223345632 | -147 | 61396,69992 |
| ACUACULTURA INTEROC S.A. | 400 | 400 | 0 | 21250 | 0,185955056 | 0 | 5150 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 2 | 2 | 0 | 240 | 0,108783807 | 0 | 77,52271799 |
| ACUACULTURA SOLVESA ECUADOR S.A | 50 | 50 | 0 | 2650 | 0,215020576 | 0 | 462,5 |
| AVICULTURA ELANCO | 135 | 141 | 6 | 9014,8048 | 0,186449972 | 0 | 1689,698583 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 269 | 314 | 45 | 11317,921 | 0,203179202 | -90 | 2011,513989 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 30 | 30 | 0 | 1548 | 0,379855776 | 0 | 568,5922109 |
| AVICULTURA MACROMEDIX SRL | 2 | 2 | 0 | 2044,8 | 0,17453927 | 0 | 356,8978993 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 660 | 660 | 0 | 41800 | 0,137177736 | -1 | 7192,7705 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAOUROFINO | 74 | 75 | 1 | 3569,9901 | 0,27782411 | -4 | 1297,946078 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 747 | 757 | 10 | 33571,13 | 0,285493792 | -10 | 8705,685749 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 70 | 70 | 0 | 193,96 | 0,197934196 | 0 | 52,1998418 |
| GANADERIAAMVAC | 13434 | 17316 | 3882 | 68864,6729 | 0,509178594 | -595 | 34928,04283 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 39 | 46 | 7 | 2618,2021 | 0,134835811 | 0 | 518,4713261 |
| GANADERIAELANCO | 13277 | 15264 | 1987 | 203834,768 | 0,204429476 | -294 | 40555,65044 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 560 | 707 | 147 | 18017,9997 | 0,22319133 | 0 | 3920,381879 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 122 | 154 | 32 | 1265,178 | 0,075985741 | 0 | 72,029861 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 77 | 78 | 1 | 561,1195 | 0,554862432 | 0 | 341,5414593 |
| GANADERIAOUROFINO | 3734 | 4427 | 693 | 99385,4931 | 0,264327064 | -30 | 25822,24218 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2696 | 3373 | 677 | 25292,1023 | 0,193692557 | -474 | 4525,314407 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 143 | 160 | 17 | 488,908745 | 0,403716871 | -6 | 106,5290807 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17040 | 19393 | 2357 | 93801,9005 | 0,200265398 | -1014 | 19175,57439 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1989 | 3334 | 1347 | 47957,2629 | -0,036914849 | -151 | -4623,02719 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 513 | 552 | 39 | 2292,743711 | 0,221240757 | 0 | 525,4232474 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 17395 | 17447 | 52 | 78905,74125 | 0,548710711 | -583 | 43329,46583 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 3555 | 3848 | 293 | 16223,50334 | 0,251632267 | -1379 | 4172,340547 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 6 | 10 | 4 | 65,97 | -0,231457773 | 0 | -33,0615951 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 257 | 333 | 76 | 358,12 | 0,131174295 | -150 | -270,5739545 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3796 | 3796 | 0 | 9551,978034 | 0,11398925 | -41 | 1084,143967 |
| PET FOODANDESFOODS CIA.LTDA. | 119 | 119 | 0 | 197,75 | 0,382567627 | 0 | 71,8435809 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 45695 | 49981 | 4289 | 402434,7222 | 0,168604084 | -439 | 62075,45754 |
| ACUACULTURAALLTECH | 3 | 3 | 0 | 0,03 | -0,081532793 | 0 | -5,201113985 |
| ACUACULTURABRENNNTAG ECUADOR S.A. | 57 | 57 | 0 | 1915 | 0,186108981 | 0 | 476,0024463 |
| ACUACULTURAEELANCO | 385 | 385 | 0 | 200815,7298 | 0,230638632 | -10 | 52797,08377 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 85 | 85 | 0 | 10200 | 0,130465893 | 0 | 3294,715515 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 505 | 505 | 0 | 26235 | 0,192815901 | 0 | 4141,25 |
| AVICULTURAEELANCO | 57 | 57 | 0 | 3651,28 | 0,196179169 | -8 | 826,4208128 |
| AVICULTURAEELANCO COLOMBIA S.A.S | 498 | 626 | 130 | 3633,856 | 0,207531479 | -32 | 866,8988229 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 91 | 91 | 0 | 4414,034 | 0,350290966 | -10 | 1118,020468 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,17453927 | 0 | 178,4489496 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 259 | 259 | 0 | 18990,5 | 0,129879382 | -1 | 1605,405041 |
| AVICULTURAOUROFINO | 104 | 107 | 3 | 17394,9751 | 0,270284039 | -1 | 4506,634126 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 650 | 666 | 16 | 45139,545 | 0,290729207 | -36 | 13698,60174 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 32 | 33 | 1 | 115,4 | 0,206860155 | -24 | 46,48798836 |
| GANADERIAAMVAC | 11069 | 14222 | 4503 | 63153,3731 | 0,50865435 | -4131 | 31904,20643 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 11 | 12 | 1 | 770,968 | 0,143603076 | 0 | 259,5448119 |
| GANADERIAELANCO | 14123 | 16573 | 2451 | 258787,2825 | 0,206672454 | -151 | 55345,88787 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 217 | 253 | 36 | 8556,0128 | 0,220651913 | 0 | 1738,429076 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 220 | 220 | 0 | 6792,5 | 0,322555957 | 0 | 2537,498025 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1481 | 1481 | 0 | 7827,1472 | 0,534315571 | 0 | 3779,346053 |
| GANADERIAOUROFINO | 2687 | 3116 | 429 | 45350,0711 | 0,265738824 | -31 | 12418,61825 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3182 | 3947 | 765 | 38077,0636 | 0,19299954 | -422 | 7260,002068 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 251 | 284 | 33 | 874,62338 | 0,36153044 | 0 | 184,446789 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 24230 | 29897 | 5669 | 134965,1703 | 0,192709878 | -1166 | 22369,9261 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1644 | 2742 | 1098 | 36455,2026 | -0,05301308 | -2233 | -3930,968738 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 367 | 391 | 24 | 1605,386331 | 0,223016003 | -26 | 377,0433169 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 12346 | 12403 | 57 | 54731,50447 | 0,548793478 | -162 | 30064,57086 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1714 | 1878 | 164 | 12540,14443 | 0,255238399 | -213 | 3302,625727 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 3 | 0 | 45,179 | -0,178272811 | 0 | 15,46952148 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 389 | 475 | 86 | 1148,7168 | 0,149412113 | 0 | 251,9172673 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 5079 | 5079 | 0 | 12980,07438 | 0,113115245 | -8 | 1436,961171 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 51206 | 64974 | 13769 | 422746,204 | 0,16657245 | -2525 | 67526,2453 |
| ACUACULTURAALLTECH | 4 | 4 | 0 | 0,04 | -0,323778762 | 0 | -346,4474093 |
| ACUACULTURAAQUAGROW DEL ECUADOR AQUAGROWEC C.LTDA. | 1 | 1 | 0 | 0,01 | -699 | 0 | -6,99 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 12 | 12 | 0 | 500 | 0,186756928 | -12 | 121 |
| ACUACULTURAE LANCO | 450 | 450 | 0 | 235623,0332 | 0,237875057 | -30 | 63932,97082 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 300 | 300 | 0 | 9870 | 0,448979536 | -300 | 2949,737541 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 427 | 427 | 0 | 40990 | 0,136930717 | -5 | 6264,315054 |
| ACUACULTURASOLVE SA ECUADOR S.A | 330 | 330 | 0 | 16995 | 0,184306246 | 0 | 2557,5 |
| AVICULTURAE LANCO | 140 | 141 | 1 | 11580,244 | 0,218068769 | 0 | 2852,962657 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 251 | 406 | 155 | 3061,8362 | 0,203092878 | -20 | 490,7120869 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 59 | 60 | 1 | 3352,8864 | 0,335210068 | 0 | 838,9428214 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 5 | 5 | 0 | 5112 | 0,17453927 | 0 | 892,2447482 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 475 | 475 | 0 | 34431,14 | 0,130190637 | -6 | 4525,245098 |
| AVICULTURAOUROFINO | 46 | 51 | 5 | 8302,26 | 0,272265102 | -14 | 2346,09699 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|-------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 506 | 513 | 7 | 31190,702 | 0,290025944 | -1 | 8937,099954 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 56 | 60 | 4 | 193,584 | 0,206387607 | 0 | 38,7014785 |
| GANADERIAAMVAC | 6933 | 8627 | 1694 | 44018,3965 | 0,507805166 | -26 | 21944,3478 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 3 | 3 | 0 | 127,296 | 0,14419268 | 0 | 28,81871945 |
| GANADERIAELANCO | 6995 | 8144 | 1149 | 133853,1218 | 0,209241242 | -60 | 30804,47338 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 1001 | 1738 | 797 | 48412,223 | 0,120921817 | -249 | -869,3678163 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 50 | 50 | 0 | 798,43 | 0,310993467 | 0 | 153,51805 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 935 | 939 | 4 | 6245,5396 | 0,544471233 | -75 | 3679,107948 |
| GANADERIAOUROFINO | 1859 | 2270 | 411 | 51228,6213 | 0,269996207 | -24 | 15132,38847 |
| GANADERIAECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3130 | 3800 | 670 | 24476,7188 | 0,192072166 | -123 | 4547,083473 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 146 | 161 | 15 | 455,856 | 0,348467787 | 0 | 106,6291008 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 9 | 9 | 0 | 104,1978 | -0,772194604 | 0 | 34,59838374 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 15492 | 17788 | 2296 | 78365,4738 | 0,195320484 | -245 | 16916,14909 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1841 | 2627 | 788 | 32339,1459 | -0,021504928 | -76 | 4364,4734 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 266 | 281 | 15 | 1188,8584 | 0,225085683 | 0 | 293,0881142 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 14766 | 14844 | 78 | 66250,22798 | 0,550944903 | -135 | 37353,03864 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 2066 | 2336 | 270 | 10971,47626 | 0,249922366 | -33 | 2525,13706 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 6 | 8 | 2 | 87,96 | -0,135843291 | 0 | 8,73472392 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 131 | 177 | 46 | 438,75 | 0,155926688 | -75 | 104,5741741 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 222 | 222 | 0 | 529,7135011 | 0,112960842 | -5 | 52,30620313 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 52623 | 68760 | 16322 | 476111,9054 | 0,167033701 | -1614 | 80378,22328 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 200 | 200 | 0 | 6700 | 0,182286419 | 0 | 1028,509027 |
| ACUACULTURAELANCO | 358 | 369 | 11 | 187247,9345 | 0,233021015 | -26 | 37200,47214 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 3 | 3 | 0 | 0,03 | 0,4478956 | 0 | -23,03754153 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 656 | 656 | 0 | 62820 | 0,141177996 | 0 | 9470,938351 |
| ACUACULTURARESQUIM S. A. | 11 | 11 | 0 | 1600,01 | -0,113274292 | 0 | -181,24 |
| AVICULTURAELANCO | 131 | 158 | 27 | 8674,294 | 0,203373773 | 0 | 1373,977714 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 644 | 989 | 345 | 13674,9397 | 0,182363212 | -5 | 1817,939681 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 79 | 79 | 0 | 2999,17 | 0,37135562 | 0 | 1917,980392 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,17453927 | 0 | 178,4489496 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 686 | 687 | 1 | 47281,014 | 0,121884054 | 0 | 4339,0289 |
| AVICULTURAOUROFINO | 140 | 141 | 1 | 8242,8165 | 0,265297806 | 0 | 1827,620072 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 627 | 640 | 13 | 43267,09 | 0,284844193 | -21 | 11359,53354 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------------|--------------|------|--------------|
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 51 | 52 | 1 | 146,88 | 0,206279699 | 0 | 29,99160801 |
| GANADERIAAMVAC | 28991 | 40122 | 11131 | 132765,7819 | 0,504970545 | -4 | 65554,70165 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 31 | 34 | 3 | 2383,928 | 0,163824438 | 0 | 741,445176 |
| GANADERIAELANCO | 16978 | 20695 | 3718 | 315652,7087 | 0,201514118 | -199 | 54160,93504 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 528 | 933 | 405 | 13360,6412 | 0,106747245 | -2 | -215,6120031 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 21 | 44 | 23 | 300,3 | 0,297543738 | 0 | -31,64619112 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1545 | 1554 | 9 | 9055,2327 | 0,541606872 | -12 | 4807,911308 |
| GANADERIAOUROFINO | 3346 | 4203 | 857 | 79136,6756 | 0,265186198 | -33 | 19269,83272 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 5445 | 6769 | 1337 | 54211,5196 | 0,182028451 | -123 | 7952,033472 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 77 | 87 | 12 | 254,776 | 0,34123008 | -22 | 54,70289169 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 1 | 1 | 0 | 11,25 | -0,701653625 | 0 | 3,506757073 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 32309 | 39255 | 6953 | 170653,272 | 0,180209279 | -366 | 20251,14984 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 2346 | 3680 | 1334 | 49104,5721 | -0,031723972 | -111 | -3529,353384 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 351 | 365 | 14 | 1575,63969 | 0,227433776 | 0 | 390,0676485 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 25628 | 25683 | 55 | 109154,385 | 0,545898614 | -345 | 57252,58842 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1322 | 1600 | 278 | 10576,87872 | 0,244423512 | -149 | 2300,568492 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 6 | 3 | 32,985 | -0,17192531 | 0 | -26,43395706 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 486 | 598 | 112 | 1457,3982 | 0,171918169 | -7 | 346,3355929 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3064 | 3064 | 0 | 10352,23523 | 0,128185619 | -41 | 2077,629534 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 47830 | 49285 | 1455 | 509980,0899 | 0,151806843 | -701 | 42059,28581 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 178 | 178 | 0 | 5056 | 0,181127505 | 0 | 858,0327869 |
| ACUACULTURAEELANCO | 506 | 506 | 0 | 283559,9044 | 0,230684534 | -71 | 61879,24333 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 16 | 16 | 0 | 161,1379 | 0,443090566 | -57 | -30,78532273 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 982 | 982 | 0 | 93754 | 0,143380337 | 0 | 13893,0571 |
| ACUACULTURARESQUIM S. A. | 55 | 55 | 0 | 8800 | -0,024037477 | 0 | -68,75 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 360 | 360 | 0 | 15270 | 0,168193381 | 0 | 1206,131387 |
| AVICULTURAEELANCO | 82 | 82 | 0 | 5187,976 | 0,19839737 | -2 | 853,9925253 |
| AVICULTURAEELANCO COLOMBIA S.A.S | 177 | 193 | 16 | 5773,4452 | 0,180618036 | -16 | 962,0237659 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 90 | 91 | 1 | 3052,32 | 0,377685696 | 0 | 1312,643843 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 3067,2 | 0,17453927 | 0 | 535,3468489 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 648 | 649 | 1 | 42895,103 | 0,115294703 | 0 | 3504,59279 |
| AVICULTURAOUROFINO | 74 | 74 | 0 | 6786,1278 | 0,251775281 | 0 | 899,9964642 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 784 | 796 | 12 | 49645,511 | 0,281775936 | -15 | 13284,84411 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 2700 | 2700 | 0 | 81716,651 | 0,086051988 | 0 | 10465,87958 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 104 | 104 | 0 | 258,42 | 0,210814506 | 0 | 68,03609528 |
| GANADERIAAMVAC | 29398 | 38647 | 9249 | 133144,2115 | 0,506071093 | -51 | 68104,31265 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 75 | 83 | 8 | 4861,712 | 0,176353404 | 0 | 1111,191286 |
| GANADERIAELANCO | 9016 | 11165 | 2149 | 171396,5078 | 0,197503576 | -1129 | 27682,00899 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 298 | 380 | 82 | 2081,6282 | 0,111608185 | -22 | 860,3088645 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 31 | 31 | 0 | 1350,01 | 0,301550698 | 0 | 444,3477925 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1177 | 1179 | 2 | 7283,5908 | 0,543933292 | -19 | 4061,202176 |
| GANADERIAOUROFINO | 2395 | 2979 | 584 | 47286,1848 | 0,262061951 | -98 | 11029,99368 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3019 | 3781 | 763 | 34898,4128 | 0,178385533 | -349 | 5332,93677 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1650 | 1690 | 40 | 10194,9 | 0,348660662 | 0 | 3554,560585 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 106 | 120 | 14 | 377,3011 | 0,333329161 | 0 | 88,56441868 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 20247 | 23559 | 3312 | 106658,4588 | 0,17953231 | -625 | 18562,62502 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 888 | 1154 | 266 | 13720,7543 | -0,018939671 | -14 | 2834,377638 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 470 | 495 | 25 | 1998,070018 | 0,2260901 | -12 | 431,4786477 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 12246 | 12361 | 115 | 58872,65886 | 0,549111124 | -264 | 34164,54232 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1704 | 1969 | 265 | 8581,384128 | 0,246081268 | -134 | 2215,07191 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 23 | 26 | 3 | 449,785 | 0,082875281 | 0 | 192,3028529 |
| PEQUENAS ESPECIES TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 225 | 271 | 46 | 655,7686 | 0,177224881 | 0 | 155,7375206 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 4548 | 4548 | 0 | 15793,33716 | 0,143201126 | -96 | 3157,372019 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 53437 | 55747 | 2312 | 388703,2543 | 0,144101171 | -889 | 34189,05965 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 60 | 60 | 0 | 1696,5 | 0,180230594 | 0 | 256,5339583 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 30 | 30 | 0 | 0,3 | -4736,533333 | 0 | -1420,96 |
| ACUACULTURAE LANCO | 483 | 483 | 0 | 258498,9076 | 0,233517369 | -1 | 65451,57871 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 53 | 53 | 0 | 7700,03 | 0,402966271 | -57 | 2243,102386 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 1230 | 1230 | 0 | 117370 | 0,152562836 | 0 | 20645,84363 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 375 | 375 | 0 | 15955 | 0,159326333 | -300 | 1657,031543 |
| AVICULTURAE LANCO | 167 | 172 | 5 | 11118,8728 | 0,201534488 | -1 | 2367,613136 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 195 | 210 | 15 | 5358,9246 | 0,187388933 | -22 | 1356,643272 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 73 | 78 | 5 | 3736,1 | 0,366252255 | -5 | 1044,776929 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1024 | 0,175307422 | 0 | 198,363396 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 362 | 362 | 0 | 27845,151 | 0,111841075 | 0 | 2210,834888 |
| AVICULTURANOVARTIS VET | 10 | 11 | 1 | 440 | 0,284494107 | 0 | 125,1774072 |
| AVICULTURAOUROFINO | 67 | 75 | 8 | 4480,24 | 0,248875405 | -10 | 921,9437781 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 599 | 601 | 2 | 33924,2904 | 0,279203259 | -28 | 8753,703891 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 3757 | 3757 | 0 | 113612,268 | 0,104259005 | 0 | 13337,45203 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 107 | 112 | 5 | 273,741 | 0,202793107 | 0 | 29,45885244 |
| AVICULTURAVARIOS AVICULTURA | 1000 | 1000 | 0 | 460 | -3,311698729 | 0 | 34,14694894 |
| GANADERIAAMVAC | 30895 | 39478 | 8591 | 127347,1539 | 0,50636689 | -277 | 64718,32398 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 88 | 100 | 12 | 6285,484 | 0,183605095 | -21 | 1336,207318 |
| GANADERIAELANCO | 10161 | 12500 | 2352 | 206952,8097 | 0,197025493 | -661 | 39957,60321 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 738 | 1038 | 342 | 39603,8164 | 0,129380442 | -117 | 7456,94249 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | -30 | -30 | 0 | -1350 | 0,2972333 | -30 | -447,2308599 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 712 | 720 | 8 | 4867,9236 | 0,548528896 | -13 | 2900,052685 |
| GANADERIAOUROFINO | 4381 | 5707 | 1329 | 95438,8195 | 0,248304842 | -148 | 17050,4276 |
| GANADERIAATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3245 | 4040 | 795 | 42988,452 | 0,176600614 | -392 | 7092,229858 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 780 | 905 | 125 | 5699,232 | 0,358488981 | -110 | 2143,310597 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 160 | 179 | 20 | 531,1810348 | 0,326114825 | -7 | 136,5357399 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | 1 | 1 | 0 | 4,465 | -0,690352904 | 0 | -1,128945766 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17792 | 20769 | 2987 | 106815,2373 | 0,183133883 | -700 | 23063,30845 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1221 | 1680 | 459 | 30635,3446 | 0,01073648 | -29 | 7918,752588 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 318 | 337 | 19 | 1417,6262 | 0,227464101 | -7 | 345,9269794 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 8568 | 8604 | 36 | 42189,26138 | 0,550941644 | -149 | 24398,2782 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1224 | 1494 | 274 | 6272,209562 | 0,246264648 | -52 | 1557,630087 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 2 | 1 | 9,995 | 0,072914958 | 0 | -9,811319 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 51 | 60 | 9 | 151,2 | 0,17888416 | 0 | 40,49201195 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3263 | 3263 | 0 | 11201,50514 | 0,15059405 | -92 | 2244,663058 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 39713 | 40264 | 551 | 375904,3811 | 0,160285065 | -1684 | 112377,6282 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 620 | 620 | 0 | 36255 | 0,161786823 | -100 | 4821,999357 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 520 | 520 | 0 | 22747,06 | -0,181189993 | -436 | -2700,634 |
| ACUACULTURAEELANCO | 371 | 371 | 0 | 199863,4945 | 0,231102192 | -60 | 41227,06488 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 72 | 72 | 0 | 2570,4 | 0,396018951 | 0 | 815,5711463 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 370 | 370 | 0 | 35370 | 0,153818217 | 0 | 5962,42967 |
| ACUACULTURASOLVEA ECUADOR S.A | 670 | 670 | 0 | 26600 | 0,151109988 | 0 | 3068,360548 |
| AVICULTURAELANCO | 76 | 77 | 1 | 4946,202 | 0,199711186 | -5 | 893,8557502 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 176 | 178 | 2 | 4701,1928 | 0,185889783 | 0 | 787,8358313 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 113 | 120 | 7 | 4681,38 | 0,361435012 | 0 | 1537,684002 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 3067,2 | 0,177144287 | 0 | 590,2901879 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 2210 | 2210 | 0 | 89088,4 | -0,045387755 | 0 | -49549,35391 |
| AVICULTURAOUROFINO | 29 | 29 | 0 | 3084,2044 | 0,24224954 | 0 | 276,302411 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 906 | 908 | 2 | 62230,45 | 0,273894604 | -240 | 15382,77564 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 3148 | 3148 | 0 | 94860,119 | 0,106472574 | -103 | 10532,92622 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 780 | 852 | 72 | 2159,76 | 0,177713252 | 0 | 295,4918662 |
| GANADERIAAMVAC | 15927 | 19988 | 4066 | 86072,5332 | 0,506877092 | -84 | 44096,67937 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 26 | 26 | 0 | 1276,03 | 0,184059313 | -3 | 249,1300134 |
| GANADERIAELANCO | 10607 | 13423 | 2816 | 184555,728 | 0,193371299 | -1086 | 28683,97493 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 248 | 478 | 230 | 9078,7637 | 0,125553505 | -117 | 485,943173 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 273 | 274 | 1 | 1653,198 | 0,548484447 | -123 | 904,3137906 |
| GANADERIAOUROFINO | 2642 | 3743 | 1101 | 54801,0788 | 0,246410922 | -87 | 12407,68035 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 3673 | 4600 | 927 | 31789,502 | 0,172250819 | -308 | 4071,371244 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 950 | 1027 | 77 | 6705,3114 | 0,370270155 | 0 | 2670,028217 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 200 | 232 | 32 | 692,2143571 | 0,321040862 | -27 | 193,7290176 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 16960 | 19979 | 3022 | 84350,9852 | 0,17911449 | -427 | 10771,08493 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 707 | 876 | 169 | 17502,2379 | 0,016801729 | -19 | 2031,099211 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 241 | 254 | 13 | 1070,497682 | 0,228089567 | 0 | 255,7389859 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 9409 | 9510 | 101 | 44797,19986 | 0,552541715 | -356 | 25828,94721 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1288 | 1519 | 231 | 5688,865197 | 0,24681323 | -56 | 1446,437309 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 7 | 8 | 1 | 78,562 | 0,067341352 | 0 | -0,66327603 |
| PEQUENAS ESPECIESTECHNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 7 | 8 | 1 | 17,8326 | 0,178869842 | 0 | 3,071534926 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3356 | 3356 | 0 | 11255,41156 | 0,156035505 | -14 | 2227,744378 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 42581 | 43408 | 827 | 366607,9946 | 0,153841742 | -798 | 33224,61028 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 428 | 428 | 0 | 22133,2143 | -0,072126967 | -322 | 884,4943 |
| ACUACULTURAELANCO | 432 | 432 | 0 | 248754,2257 | 0,231155434 | -13 | 57620,91396 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 120 | 120 | 0 | 4701,4 | 0,387225497 | 0 | 1541,770585 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 364 | 364 | 0 | 35424 | 0,157457068 | 0 | 7219,186739 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 974 | 974 | 0 | 38260,4 | 0,143608696 | -800 | 4426,604611 |
| AVICULTURAELANCO | 20 | 21 | 1 | 565,298 | 0,197621943 | -35 | -6,278766346 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 232 | 276 | 44 | 5134,22 | 0,18387771 | -82 | 819,094045 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 68 | 68 | 0 | 3367,72 | 0,353626214 | 0 | 904,1866769 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,177672127 | 0 | 196,763396 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 1164 | 1164 | 0 | 57000,3 | -0,074389087 | 0 | -15217,5702 |
| AVICULTURAOUROFINO | 94 | 97 | 3 | 10456,42 | 0,237822502 | -13 | 2158,525564 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 536 | 538 | 2 | 25050,277 | 0,27266441 | -327 | 6368,66649 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 1200 | 1200 | 0 | 33862,6 | 0,10098359 | -200 | 1825,357176 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 8 | 8 | 0 | 28,938 | 0,178818691 | 0 | 11,45526793 |
| GANADERIAAMVAC | 15954 | 20091 | 4137 | 84939,9341 | 0,506481886 | -62 | 42623,63037 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 91 | 100 | 9 | 4737,552 | 0,18157925 | 0 | 779,1896302 |
| GANADERIAELANCO | 10168 | 11985 | 1857 | 180560,8262 | 0,191110727 | -705 | 29757,18741 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 133 | 220 | 87 | 4785,2544 | 0,124109223 | -6 | 333,9902905 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 44 | 44 | 0 | 255,3157 | 0,548396764 | -10 | 135,0569218 |
| GANADERIAOUROFINO | 2168 | 2884 | 716 | 46193,1341 | 0,243726751 | -254 | 9558,230253 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2940 | 3444 | 504 | 28882,4715 | 0,169254033 | -236 | 3825,651143 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 930 | 1089 | 159 | 6380,83 | 0,361274581 | 0 | 2101,936732 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 197 | 227 | 30 | 700,3759848 | 0,317571588 | -10 | 200,5313777 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | -6 | -6 | 0 | -55,364 | -1,164850166 | -6 | -19,65102824 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17419 | 19959 | 2540 | 94666,6648 | 0,178678452 | -354 | 16407,57571 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1493 | 1772 | 279 | 32160,4149 | 0,003003245 | -19 | -4096,677335 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 409 | 438 | 29 | 1792,751129 | 0,227928769 | -29 | 405,4730309 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 7007 | 7066 | 59 | 32226,38302 | 0,55362546 | -319 | 18619,10409 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1378 | 1792 | 414 | 6586,82557 | 0,256606055 | -222 | 2501,928928 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 5 | 2 | 32,985 | 0,051446429 | 0 | -16,53079755 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -5 | -5 | 0 | -14,6809 | 0,178527196 | -5 | -5,455234329 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 4300 | 4300 | 0 | 14274,52356 | 0,155708601 | -30 | 2190,660572 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 49302 | 51452 | 2150 | 403843,099 | 0,145276102 | -1209 | 24720,08524 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 753 | 753 | 0 | 26631 | 0,163343486 | 0 | 4494,515972 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 559 | 559 | 0 | 29724,972 | -0,016631172 | 0 | 1996,322 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURAELANCO | 485 | 485 | 0 | 263578,5203 | 0,231556534 | -2 | 62037,30522 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 260 | 260 | 0 | 16416,3 | 0,368080002 | 0 | 5345,634883 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 1176 | 1176 | 0 | 108351,984 | 0,160710599 | 0 | 18996,18123 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1336 | 1336 | 0 | 53527,02 | 0,134687568 | 0 | 5598,041911 |
| AVICULTURAELANCO | 132 | 133 | 1 | 8795,6419 | 0,194160574 | 0 | 1510,322659 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 249 | 274 | 25 | 10609,1583 | 0,176678661 | -20 | 1390,300778 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 110 | 111 | 1 | 5344,8864 | 0,343145662 | 0 | 1413,948837 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,178164779 | 0 | 196,763396 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 679 | 679 | 0 | 32103,5 | -0,090949894 | -4 | -10132,25523 |
| AVICULTURAOUROFINO | 12 | 12 | 0 | 2905,6 | 0,234477684 | 0 | 398,3192892 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 703 | 703 | 0 | 43060,577 | 0,266859697 | -74 | 9167,399511 |
| AVICULTURASUPREMA NUTRICION UNICOL | 450 | 450 | 0 | 13234 | 0,099709435 | 0 | 906,3455556 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 415 | 474 | 59 | 1255,4727 | 0,167982892 | -5 | 149,0201762 |
| GANADERIAAMVAC | 20213 | 26282 | 6071 | 91374,4328 | 0,505418309 | -391 | 45023,81525 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | -9 | -9 | 0 | -358,2 | 0,181743201 | -21 | -58,96557093 |
| GANADERIAELANCO | 14577 | 18143 | 3590 | 224072,0461 | 0,18490598 | -2292 | 27274,4842 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | -64 | 76 | 140 | 9931,5573 | 0,122897687 | -321 | 996,7476178 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 836 | 836 | 0 | 4942,6711 | 0,547842952 | 0 | 2676,354976 |
| GANADERIAOUROFINO | 1874 | 2718 | 844 | 35271,828 | 0,237337168 | -451 | 4028,716941 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2164 | 2653 | 489 | 22655,2355 | 0,165894799 | -127 | 2469,995545 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 125 | 130 | 5 | 558,37 | 0,356055986 | 0 | 47,5746604 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 83 | 94 | 11 | 306,0947636 | 0,317803645 | -10 | 98,90463945 |
| PEQUENAS ESPECIESCORIVET DISTRIBUIDORA VETERINARIA CIA. LTDA. | -5 | -5 | 0 | -62,5 | -2,78913433 | -5 | -23,78378537 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17304 | 20876 | 3574 | 100465,2044 | 0,175333412 | -627 | 13406,393 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 821 | 962 | 145 | 23355,8269 | 0,011889398 | -96 | 3263,909131 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 250 | 268 | 18 | 1089,58126 | 0,227475972 | -21 | 238,1814395 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 15715 | 15769 | 54 | 67328,71035 | 0,553705902 | -340 | 37340,62667 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1170 | 1367 | 197 | 6678,480331 | 0,254835184 | -142 | 1543,463028 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 1 | 0 | 8,796 | 0,050134169 | 0 | -1,10715951 |
| PEQUENAS ESPECIES TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -1 | -1 | 0 | 14,4437 | 0,180184714 | -6 | 16,28883313 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3683 | 3683 | 0 | 12157,91003 | 0,159951971 | -27 | 2420,701456 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 46468 | 47101 | 633 | 386220,6762 | 0,143231594 | -3443 | 46390,23178 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 28 | 28 | 0 | 2992 | 0,227941176 | 0 | 682 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 121 | 121 | 0 | 5580,35 | -0,07806858 | 0 | -435,65 |
| ACUACULTURAELANCO | 299 | 299 | 0 | 140197,3704 | 0,198680167 | -22 | 27854,43703 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 180 | 180 | 0 | 6830 | 0,323150671 | -120 | 2207,119084 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 110 | 110 | 0 | 10200 | 0,192493687 | 0 | 1963,435607 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 11 | 11 | 0 | 0,11 | -2040,818182 | 0 | -224,49 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 1280 | 1280 | 0 | 53858,4 | 0,12464908 | 0 | 6713,4 |
| AVICULTURAELANCO | 98 | 107 | 9 | 7399,2136 | 0,142488802 | 0 | 1054,305083 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 332 | 443 | 111 | 5229,78 | 0,200915157 | 0 | 1050,742071 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 110 | 110 | 0 | 5235 | 0,186713928 | 0 | 977,4474146 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,192452461 | 0 | 196,763396 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 505 | 505 | 0 | 33244,5 | 0,023826846 | -10 | 792,1115829 |
| AVICULTURAOUROFINO | 144 | 165 | 21 | 6314,82 | 0,110541455 | 0 | 698,0493935 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 635 | 635 | 0 | 26606,63 | 0,268120618 | -198 | 7133,786073 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 15 | 16 | 1 | 43,04 | 0,222653845 | 0 | 9,583021503 |
| GANADERIAAMVAC | 6336 | 7329 | 1971 | 44280,7099 | 0,509997437 | -3427 | 22583,04855 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 22 | 22 | 0 | 1022,12 | 0,173117231 | 0 | 176,9465838 |
| GANADERIAELANCO | 10430 | 12602 | 2332 | 185033,0213 | 0,158839999 | -1176 | 29390,64488 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 441 | 622 | 231 | 24078,3163 | 0,177752442 | -291 | 4279,979512 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1300 | 1300 | 0 | 8404,2682 | 0,580697394 | -30 | 4880,336644 |
| GANADERIAOUROFINO | 3531 | 5437 | 1908 | 80770,7878 | 0,140207047 | -52 | 11324,63362 |
| GANADERIAATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2239 | 2825 | 588 | 22656,8769 | 0,148758062 | -362 | 3370,393109 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 350 | 410 | 60 | 2494,8 | 0,354268912 | 0 | 883,8300828 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 152 | 165 | 13 | 511,418 | 0,299963664 | 0 | 153,4068173 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 22314 | 25109 | 2819 | 123406,8926 | 0,154282517 | -576 | 19039,52606 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1140 | 1821 | 681 | 44118,143 | 0,087909831 | -16 | 3878,418496 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 391 | 415 | 24 | 1721,879683 | 0,229314111 | -6 | 394,8513089 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 36542 | 36704 | 162 | 160306,2635 | 0,568973913 | -1400 | 91210,08202 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1609 | 1873 | 264 | 7164,480433 | 0,157135124 | -903 | 1125,791523 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 15 | 18 | 3 | 274,875 | 0,351498422 | 0 | 96,61812882 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2862 | 2863 | 1 | 9981,682872 | 0,200119379 | -180 | 1997,52818 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 42234 | 42462 | 228 | 361321,2392 | 0,106297375 | -1911 | 38407,4994 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 65 | 65 | 0 | 2015 | 0,204613541 | 0 | 342,5 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|--------|--------------|
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 30 | 30 | 0 | 1868,5825 | -0,007735001 | 0 | 378,0325 |
| ACUACULTURAELANCO | 366 | 369 | 3 | 185158,673 | 0,190914062 | -3 | 34260,60672 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 155 | 155 | 0 | 10467,6 | 0,301624326 | 0 | 3010,25785 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 115 | 115 | 0 | 10350 | 0,180169437 | -35 | 1739,046316 |
| AVICULTURAELANCO | 91 | 94 | 3 | 4605,3488 | 0,126135835 | -43 | 459,9004214 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 200 | 253 | 53 | 1755,328 | 0,21731211 | 0 | 467,2064866 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 62 | 65 | 3 | 2609,8 | 0,229252931 | 0 | 820,9959808 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 558 | 558 | 0 | 22521 | -0,232303186 | -12 | -13746,61489 |
| AVICULTURAOUROFINO | 101 | 105 | 4 | 13098,7184 | 0,203881772 | 0 | 3260,01721 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 427 | 427 | 0 | 22501,8494 | 0,301153685 | -8 | 7655,413457 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 4 | 4 | 0 | 9,328 | 0,238142024 | 0 | 2,888 |
| GANADERIAAMVAC | 3909 | 4484 | 575 | 8966,7255 | 0,531491138 | -557 | 5717,491482 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 2 | 2 | 0 | 117,12 | 0,199756016 | -2 | 50,62346021 |
| GANADERIAELANCO | 7513 | 9338 | 1845 | 148382,2716 | 0,147562079 | -475 | 19808,80897 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 516 | 692 | 176 | 20160,6995 | 0,205308722 | -4 | 4802,676295 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 788 | 792 | 4 | 5008,8143 | 0,577217311 | -101 | 2861,926768 |
| GANADERIAOUROFINO | 2468 | 3819 | 1351 | 58288,1315 | 0,151065647 | -57 | 9682,391934 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2303 | 2897 | 596 | 30205,8486 | 0,151299861 | -185 | 4627,729901 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 467 | 547 | 80 | 3335,954 | 0,355102352 | 0 | 1186,684379 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 70 | 79 | 9 | 237,5476487 | 0,272826977 | 0 | 50,93121651 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 17945 | 20301 | 2384 | 107596,5105 | 0,162464784 | -650 | 18490,39182 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 693 | 1179 | 486 | 29270,9272 | 0,10435391 | -72 | 3780,017901 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 257 | 272 | 15 | 1128,581649 | 0,23040965 | 0 | 261,9224876 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 16815 | 17087 | 272 | 77068,77953 | 0,572807123 | -83 | 44760,03343 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1376 | 1630 | 254 | 6466,596975 | 0,16295105 | -19 | 1095,406855 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 3 | 0 | 32,985 | 0,324477523 | 0 | 3,27552147 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 6 | 6 | 0 | 17,2798 | 0,359321358 | 0 | 6,209001195 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2851 | 2851 | 0 | 9663,577964 | 0,200473141 | -43 | 1940,818967 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 40675 | 43710 | 3035 | 354561,2407 | 0,111887986 | -21343 | 41691,14964 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 348 | 348 | 0 | 9474 | 0,186347628 | 0 | 1674 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 103 | 103 | 0 | 6085,918 | 0,061512353 | 0 | 890,178 |
| ACUACULTURAELANCO | 206 | 207 | 1 | 95493,6447 | 0,180294483 | -12 | 13761,83334 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 244 | 244 | 0 | 12395,64 | 0,317266167 | 0 | 4203,28352 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 240 | 240 | 0 | 22800 | 0,197363898 | 0 | 4853,243056 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 8 | 8 | 0 | 213,1068 | -0,871334717 | -1 | 38,7068 |
| AVICULTURAELANCO | 65 | 65 | 0 | 4353,816 | 0,146549101 | -5 | 883,1001466 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 186 | 201 | 15 | 7445,5949 | 0,233379444 | 0 | 1849,880865 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 115 | 121 | 6 | 5788,2 | 0,2900065 | 0 | 2155,215216 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 729 | 729 | 0 | 34837,5 | -0,25189625 | 0 | -9868,05261 |
| AVICULTURAUROFINO | 91 | 102 | 11 | 3581,72 | 0,193210232 | -15 | 484,852615 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 737 | 738 | 1 | 36214,6128 | 0,284674412 | -10 | 9500,101572 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 6 | 6 | 0 | 18 | 0,247213825 | 0 | 4,924920901 |
| GANADERIAAMVAC | 5575 | 7112 | 1537 | 9350,3756 | 0,55036763 | -73 | 6151,268874 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 33 | 33 | 0 | 1595,12 | 0,164331211 | 0 | 221,7706457 |
| GANADERIAELANCO | 10132 | 12564 | 2433 | 183240,8155 | 0,135086161 | -589 | 20593,63653 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 367 | 541 | 174 | 7285,5508 | 0,196375845 | -13 | 1035,524505 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 24 | 24 | 0 | 279,84 | 0,130643717 | 0 | 36,55933776 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 880 | 891 | 11 | 5719,0886 | 0,577357556 | -24 | 3303,840126 |
| GANADERIAOUROFINO | 2238 | 3439 | 1201 | 49494,183 | 0,149514066 | -183 | 7184,315372 |
| GANADERIATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2340 | 2874 | 543 | 21462,037 | 0,147002735 | -353 | 2927,820328 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 902 | 1013 | 111 | 6055,674 | 0,348793936 | 0 | 2075,399546 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 266 | 300 | 34 | 906,211875 | 0,262442392 | -6 | 230,0507151 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 21589 | 25164 | 3589 | 128862,8842 | 0,174711254 | -1310 | 25342,77257 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1157 | 2008 | 854 | 50668,4162 | 0,107010084 | -203 | 5616,965586 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 588 | 621 | 33 | 2489,423412 | 0,219878183 | 0 | 517,3503578 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 21257 | 21514 | 257 | 99042,07081 | 0,568273533 | -444 | 55206,82639 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 2369 | 3043 | 674 | 12218,65771 | 0,187688001 | -104 | 2630,486737 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 2 | 4 | 2 | 21,99 | 0,24941947 | 0 | -17,62263804 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 4224 | 4226 | 2 | 13860,09261 | 0,194148525 | -30 | 2566,66781 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 44043 | 47069 | 3026 | 390245,8026 | 0,115403393 | -1107 | 47552,30764 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 181 | 181 | 0 | 4240,01 | 0,175258173 | 0 | 582,51 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | -2 | -2 | 0 | -22,727 | 0,063024402 | -27 | 19,033 |
| ACUACULTURAELANCO | 325 | 330 | 5 | 153983,3163 | 0,146767927 | -1 | 8490,17155 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 150 | 150 | 0 | 13529 | 0,327814954 | 0 | 4748,236147 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 160 | 160 | 0 | 14800 | 0,196371258 | 0 | 2863,263671 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------------|--------------|-------|--------------|
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 4 | 4 | 0 | 120 | -0,459110105 | 0 | 32,8 |
| AVICULTURAELANCO | 66 | 67 | 1 | 4429,0832 | 0,157800454 | -2 | 882,9652293 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 174 | 277 | 108 | 1851,7003 | 0,224591708 | -71 | 289,0633293 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 97 | 97 | 0 | 4283,03 | 0,265677372 | -11 | 806,2251563 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 1022,4 | 0,192452461 | 0 | 196,763396 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 186 | 186 | 0 | 13572,5 | -0,198170735 | 0 | 2178,020566 |
| AVICULTURAUROFINO | 172 | 191 | 19 | 8656,74 | 0,183682715 | 0 | 1371,005787 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 558 | 559 | 1 | 31885,52 | 0,27930501 | -6 | 8447,651543 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 4 | 4 | 0 | 9,316 | 0,2478784 | 0 | 2,356 |
| GANADERIAAMVAC | 59592 | 80985 | 21393 | 275636,4937 | 0,48821532 | -1020 | 130679,3603 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 22 | 22 | 0 | 1017,12 | 0,195922343 | 0 | 285,6580623 |
| GANADERIAELANCO | 7179 | 9074 | 1895 | 146144,1913 | 0,125052677 | -479 | 13091,8614 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | -57 | 2271 | 2328 | 4724,1246 | 0,14465412 | -222 | -1981,575411 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1295 | 1321 | 26 | 7976,9167 | 0,567666852 | -55 | 4342,826996 |
| GANADERIAOUROFINO | 2253 | 3345 | 1092 | 50631,7286 | 0,159805538 | -79 | 10031,71969 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2601 | 3149 | 548 | 31684,4891 | 0,15473065 | -109 | 5476,937026 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 1537 | 1627 | 90 | 9147,6311 | 0,328074811 | 0 | 2754,830965 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 84 | 95 | 11 | 289,9420542 | 0,26002204 | -5 | 71,38521271 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 31114 | 44252 | 13186 | 180976,8562 | 0,138524089 | -1219 | 12047,11328 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1889 | 3084 | 1257 | 58706,2851 | 0,095630969 | -686 | 4202,474571 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 362 | 385 | 23 | 1610,30523 | 0,221721057 | 0 | 366,8793121 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 24654 | 25255 | 601 | 107759,8227 | 0,562529501 | -789 | 58685,68841 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 2033 | 2455 | 425 | 7873,04203 | 0,197328455 | -258 | 1802,778414 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 5 | 8 | 3 | 49,975 | 0,139592539 | 0 | -29,250276 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3280 | 3280 | 0 | 11047,40786 | 0,195696371 | -5 | 2213,798765 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 46107 | 48970 | 2900 | 388565,6854 | 0,117695528 | -965 | 48267,83909 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 485 | 485 | 0 | 18200 | 0,165257683 | 0 | 2820,470585 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 16 | 16 | 0 | 971,329 | 0,068702024 | -4 | 143,449 |
| ACUACULTURAELANCO | 320 | 333 | 13 | 178997,4172 | 0,196954169 | -23 | 64102,99589 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 191 | 191 | 0 | 11400,01 | 0,208355958 | -15 | 2375,26 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 140 | 140 | 0 | 12508,8 | 0,334361945 | 0 | 4465,442349 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 745 | 745 | 0 | 60000 | 0,134054677 | 0 | 4419,571468 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 5 | 5 | 0 | 0,05 | -0,728945097 | 0 | -89,95 |
| ACUACULTURASOLVEA ECUADOR S.A | 195 | 195 | 0 | 11700 | 0,140327555 | 0 | 2486,25 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAELANCO | 146 | 172 | 26 | 10222,8612 | 0,15782589 | 0 | 1613,960905 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 11010 | 11049 | 39 | 22025,998 | 0,155988542 | -40 | 2318,778906 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 86 | 89 | 3 | 4677,3 | 0,258395904 | 0 | 1078,140166 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 429 | 429 | 0 | 31001 | -0,117691636 | 0 | 4735,391856 |
| AVICULTURAOUROFINO | 68 | 95 | 27 | 4980,5281 | 0,162331994 | -30 | 132,7060792 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 616 | 617 | 1 | 27473,32 | 0,282216089 | -98 | 8094,616416 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 144 | 155 | 11 | 412,22 | 0,21914827 | 0 | 88,04796799 |
| GANADERIAAMVAC | 21521 | 28226 | 6714 | 102320,6177 | 0,487299915 | -493 | 49551,20703 |
| GANADERIADSM NUTRITIONAL PRODUCTS ECUADOR S.A. | 1 | 1 | 0 | 58,56 | 0,199554462 | -18 | 25,3117301 |
| GANADERIAELANCO | 9995 | 12832 | 2839 | 214713,7752 | 0,12500054 | -1109 | 26804,78144 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 264 | 3950 | 3686 | 27393,1222 | 0,062370256 | -130 | -2919,843604 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1239 | 1250 | 11 | 7390,6259 | 0,558991135 | -12 | 3896,103579 |
| GANADERIAOUROFINO | 2062 | 3130 | 1068 | 56715,2592 | 0,160415496 | -110 | 9243,899232 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2950 | 3511 | 561 | 30952,5185 | 0,155683374 | -123 | 4919,79009 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 365 | 414 | 49 | 2651,88 | 0,334626305 | 0 | 1025,193303 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 172 | 188 | 16 | 603,16907 | 0,269203347 | 0 | 180,233871 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 13332 | 19686 | 6354 | 97338,1458 | 0,136987661 | -3819 | 12503,15834 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 775 | 1298 | 523 | 32119,2309 | 0,097178546 | -72 | 3404,141167 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 299 | 314 | 15 | 1352,012751 | 0,225826405 | 0 | 333,8531251 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 20775 | 20897 | 122 | 94530,78459 | 0,562554363 | -314 | 53189,74839 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 3175 | 3902 | 727 | 10787,78933 | 0,226165681 | -84 | 3412,299067 |
| PEQUENAS ESPECIESTECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -10 | -10 | 0 | -24 | -0,098260846 | -10 | -5,548668658 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3811 | 3811 | 0 | 12387,64363 | 0,196663863 | -47 | 2479,306284 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 44777 | 46638 | 1861 | 431578,2405 | 0,112556091 | -420 | 40894,87398 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 40 | 40 | 0 | 2213,15 | 0,166309449 | 0 | 406,9 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 8 | 8 | 0 | 168,1832 | 0,058130554 | -11 | -143,3348 |
| ACUACULTURAELANCO | 392 | 412 | 20 | 210401,379 | 0,219122427 | -42 | 62814,7676 |
| ACUACULTURAINTEROC S.A. | 109 | 109 | 0 | 6540 | 0,209866661 | 0 | 1389,75 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 160 | 160 | 0 | 13372 | 0,33858893 | 0 | 4763,185431 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 1273 | 1273 | 0 | 102294 | 0,104429481 | 0 | 7182,292443 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 2 | 2 | 0 | 60 | -0,576029301 | 0 | 16,4 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 981 | 981 | 0 | 57270 | 0,178772987 | -195 | 12758,75 |
| AVICULTURAELANCO | 113 | 126 | 13 | 7979,5168 | 0,168704661 | 0 | 1683,535878 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 94 | 105 | 11 | 3959,6556 | 0,163462103 | 0 | 933,5537931 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 70 | 74 | 4 | 3463 | 0,303104798 | -25 | 2059,77472 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 3034,4 | 0,187237553 | 0 | 557,4901879 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 213 | 213 | 0 | 16536,57 | -0,087436006 | 0 | 2643,958573 |
| AVICULTURAOUROFINO | 84 | 106 | 22 | 2982,9626 | 0,134246198 | 0 | -628,4022893 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 569 | 569 | 0 | 29942,254 | 0,281303829 | -3 | 8290,883179 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 41 | 45 | 4 | 103,36 | 0,210746678 | 0 | 17,65 |
| GANADERIAAMVAC | 16707 | 22568 | 5999 | 93763,8549 | 0,488034299 | -3795 | 46083,51378 |
| GANADERIAELANCO | 9853 | 12867 | 3050 | 266090,6323 | 0,125886853 | -592 | 34275,06425 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | -271 | -24 | 247 | 24123,1213 | 0,061227683 | -853 | 1381,436015 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1119 | 1136 | 17 | 6606,9457 | 0,542417428 | -2 | 3011,934365 |
| GANADERIAOUROFINO | 1512 | 2215 | 723 | 36596,28 | 0,16065598 | -68 | 5950,570495 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2666 | 3217 | 565 | 22752,3686 | 0,15296997 | -245 | 3108,796521 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 784 | 938 | 154 | 5599,0236 | 0,335987351 | -15 | 1913,438765 |
| PEQUENAS ESPECIESBLASTOR C.A | 275 | 315 | 40 | 805,214 | 0,263272037 | 0 | 196,875639 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 22466 | 30192 | 7730 | 151160,5615 | 0,140046622 | -606 | 23121,69803 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 1907 | 3760 | 1853 | 75929,2933 | 0,07435145 | -31 | 740,298132 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 270 | 282 | 12 | 1259,363783 | 0,228212424 | 0 | 307,2116742 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 24713 | 26193 | 1480 | 117417,7644 | 0,558617315 | -1491 | 63470,6787 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 2490 | 3315 | 833 | 12000,83387 | 0,220200029 | -33 | 2377,049372 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 2 | 2 | 0 | 19,99 | 0,133072589 | 0 | 0,183681 |
| PEQUENAS ESPECIES TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 10 | 10 | 0 | 30 | 0,524446138 | 0 | 11,54866866 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3211 | 3211 | 0 | 10543,16982 | 0,194646653 | -8 | 1937,331976 |
| PET FOOD LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1 | 44 | 43 | 22,75 | -45,95912088 | 0 | -1045,57 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 53163 | 53187 | 24 | 555384,8988 | 0,119644577 | -2242 | 80103,14624 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 200 | 200 | 0 | 9180 | 0,177243702 | 0 | 2055 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 18 | 18 | 0 | 964,244 | 0,061347277 | 0 | 106,284 |
| ACUACULTURAELANCO | 345 | 357 | 12 | 187492,7624 | 0,22329223 | -6 | 45886,33393 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 180 | 180 | 0 | 23523,6 | 0,343791179 | 0 | 8446,697369 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 145 | 145 | 0 | 11600 | 0,102455461 | 0 | 753,322523 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 774 | 774 | 0 | 37926 | 0,1843564 | 0 | 7677,702398 |
| AVICULTURAELANCO | 106 | 115 | 9 | 7439,584 | 0,169995381 | -1 | 1315,019885 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 65 | 71 | 6 | 2587,118 | 0,169088715 | 0 | 675,2784031 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 95 | 95 | 0 | 3942,8 | 0,296118727 | 0 | 985,5055463 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 2 | 2 | 0 | 1690 | 0,146212813 | 0 | 38,72679193 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 270 | 270 | 0 | 20164 | -0,058189274 | -4 | 3263,783022 |
| AVICULTURANO VARTIS VET | 5 | 5 | 0 | 194,2 | 0,263124724 | 0 | 51,09882145 |
| AVICULTURAOUROFINO | 103 | 120 | 17 | 3901,3403 | 0,137214189 | 0 | 652,8976763 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 617 | 617 | 0 | 26040,2405 | 0,276926669 | -1 | 6446,879043 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 28 | 30 | 2 | 82,583 | 0,213113329 | 0 | 19,00832022 |
| GANADERIAAMVAC | 15939 | 20869 | 6055 | 78043,2696 | 0,489716786 | -3754 | 39118,08324 |
| GANADERIAELANCO | 6404 | 7778 | 1380 | 144228,7018 | 0,123776033 | -238 | 15438,11296 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 212 | 345 | 133 | 20116,0355 | 0,064617995 | -160 | 1665,214615 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 690 | 764 | 74 | 8092,7729 | 0,525197 | -20 | 3542,425761 |
| GANADERIAOUROFINO | 1834 | 2714 | 880 | 28581,4633 | 0,160868618 | -21 | 4668,561783 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 1605 | 1982 | 377 | 15485,283 | 0,15328693 | -285 | 2424,314442 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1076 | 1199 | 123 | 7158,6772 | 0,337149351 | 0 | 2447,572491 |
| PEQUENAS ESPECIES BLENASTOR C.A | 106 | 119 | 13 | 357,9902857 | 0,264426107 | -6 | 98,53215445 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO | 7501 | 8550 | 1049 | 46691,1482 | 0,144139204 | -528 | 9960,47065 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO COLOMBIA S.A.S | 234 | 392 | 158 | 8783,3752 | 0,077262786 | -41 | 1525,280303 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 237 | 254 | 17 | 1042,824227 | 0,227467962 | 0 | 230,0908819 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 15844 | 16383 | 539 | 75961,05292 | 0,558592525 | -431 | 42415,01086 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1258 | 1410 | 152 | 5412,68033 | 0,231255351 | -37 | 1876,463032 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 1 | 0 | 9,995 | 0,13005114 | 0 | 0,0918405 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3060 | 3060 | 0 | 10319,55929 | 0,197292448 | -50 | 2214,518795 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 38723 | 38723 | 0 | 306864,7706 | 0,125890847 | -970 | 54132,56642 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 193 | 193 | 0 | 7793 | 0,177595517 | -13 | 1400,999511 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 5 | 5 | 0 | 285,8125 | 0,061301916 | 0 | 16,8125 |
| ACUACULTURAELANCO | 546 | 578 | 32 | 283288,59 | 0,227133286 | -11 | 68768,10678 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 100 | 100 | 0 | 11044 | 0,345065653 | 0 | 3928,955323 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 85 | 85 | 0 | 6800 | 0,10161608 | 0 | 496,2159368 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 640 | 640 | 0 | 28800 | 0,183153243 | 0 | 5081,400716 |
| AVICULTURAELANCO | 99 | 113 | 14 | 7645,7313 | 0,173022708 | -14 | 1463,442187 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 98 | 104 | 6 | 4308,5864 | 0,179351482 | -5 | 1233,089557 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 172 | 178 | 6 | 8300,88 | 0,308860438 | 0 | 2946,053669 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 4 | 4 | 0 | 3702 | 0,132668401 | 0 | 399,4535839 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 559 | 559 | 0 | 26322 | -0,055802075 | 0 | -1058,517545 |
| AVICULTURAOUROFINO | 191 | 217 | 26 | 8729,74 | 0,133696748 | 0 | 1014,069975 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 1313 | 1313 | 0 | 54200,4718 | 0,264034147 | -6 | 11723,70473 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 147 | 159 | 12 | 458,8809 | 0,204118527 | 0 | 87,56899415 |
| GANADERIAAMVAC | 21748 | 28479 | 6761 | 105930,4335 | 0,492125464 | -406 | 53606,04715 |
| GANADERIAELANCO | 10478 | 12311 | 1837 | 261390,7868 | 0,127720297 | -545 | 38464,46473 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 487 | 840 | 353 | 6762,6742 | 0,070050421 | 0 | 1168,432095 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1198 | 1254 | 56 | 13211,9562 | 0,515041618 | -12 | 6305,068275 |
| GANADERIAOUROFINO | 2064 | 3092 | 1032 | 52567,6427 | 0,163178486 | -10 | 9411,950448 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 2090 | 2450 | 364 | 26448,1884 | 0,15556724 | -335 | 4513,980787 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1141 | 1208 | 67 | 7160,9784 | 0,337145599 | 0 | 2414,155609 |
| PEQUENAS ESPECIES BLENASTOR C.A | 198 | 224 | 26 | 686,0274087 | 0,268430721 | 0 | 199,0139279 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO | 14371 | 16947 | 2590 | 87486,2755 | 0,147707711 | -243 | 15905,78766 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO COLOMBIA S.A.S | 629 | 1473 | 844 | 39137,1073 | 0,09004943 | -149 | 7355,097586 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 201 | 213 | 12 | 862,6175409 | 0,22711805 | 0 | 192,2054165 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 20402 | 20997 | 596 | 92282,43023 | 0,556275374 | -677 | 49638,08798 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1893 | 2218 | 325 | 9315,066348 | 0,241451365 | -22 | 2880,514265 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 3 | 0 | 46,9382 | 0,154406693 | 0 | 17,22872148 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2967 | 2967 | 0 | 9869,580447 | 0,199109728 | -37 | 2106,519555 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 51531 | 58900 | 7369 | 367597,2151 | 0,125949816 | -6014 | 46463,23643 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 56 | 56 | 0 | 5430 | 0,174227986 | 0 | 757,1153846 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 3 | 3 | 0 | 175,77 | 0,063061209 | 0 | 39,06 |
| ACUACULTURAE LANCO | 414 | 426 | 12 | 231982,3605 | 0,231153833 | 0 | 59393,1492 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 120 | 120 | 0 | 13252,8 | 0,34666321 | 0 | 4759,877948 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 224 | 224 | 0 | 17920 | 0,099617026 | -100 | 1307,674939 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 8 | 8 | 0 | 112,0448 | -0,57170348 | 0 | -62,3552 |
| ACUACULTURASOLVESA ECUADOR S.A | 0 | 0 | 0 | -52,44 | 0,182927201 | 0 | -52,44 |
| AVICULTURAE LANCO | 109 | 126 | 17 | 7912,4715 | 0,175525694 | 0 | 1524,191412 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 40 | 40 | 0 | 1976,672 | 0,1849012 | -18 | 638,3340502 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 112 | 113 | 1 | 5358,37 | 0,297258974 | -10 | 1148,487384 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 2847,4 | 0,132122561 | 0 | 370,4901879 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 222 | 222 | 0 | 20770 | -0,030488721 | 0 | 4383,832522 |
| AVICULTURAOUROFINO | 72 | 101 | 29 | 4488,9466 | 0,125699025 | -50 | 146,4025811 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| AVICULTURAQUIMTIA | 93 | 93 | 0 | 5423,936 | 0,267571803 | -236 | 2352,916671 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 108 | 110 | 2 | 308,348 | 0,202778688 | 0 | 61,00337085 |
| GANADERIAAMVAC | 16819 | 22239 | 5421 | 82722,9552 | 0,493407964 | -1263 | 41737,37446 |
| GANADERIAELANCO | 7872 | 9424 | 1560 | 180118,1559 | 0,130473078 | -131 | 27765,244 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 1320 | 1526 | 211 | 22925,6472 | 0,07405532 | -10 | 2237,000212 |
| GANADERIALABORATORIOS DROGAVET SAC | 2 | 3 | 1 | 61,4232 | 0,173730484 | 0 | 22,728483 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 871 | 915 | 44 | 10586,9919 | 0,503009523 | -63 | 4574,417996 |
| GANADERIAOUROFINO | 2165 | 3196 | 1031 | 60476,5473 | 0,160673945 | -45 | 8681,013467 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 788 | 945 | 157 | 5167,2124 | 0,153893177 | -211 | 457,6279022 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 1485 | 1717 | 232 | 10113,6111 | 0,336163728 | -55 | 3357,015136 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 329 | 342 | 13 | 1017,514522 | 0,266690061 | -28 | 263,7064269 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 9246 | 11619 | 2373 | 63416,2996 | 0,151207221 | -675 | 12820,86718 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 586 | 1077 | 491 | 32880,0176 | 0,10182601 | -27 | 7337,154349 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 117 | 125 | 8 | 510,5007691 | 0,22707663 | 0 | 115,4478306 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 20182 | 20966 | 784 | 91745,653 | 0,553119936 | -349 | 48145,10488 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 955 | 1102 | 147 | 4810,797438 | 0,245029575 | -41 | 1433,696312 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 2 | 2 | 0 | 19,99 | 0,148317589 | 0 | 0,183681 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2235 | 2235 | 0 | 7563,366161 | 0,200047609 | -80 | 1595,259884 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 37641 | 37641 | 406 | 313643,805 | 0,127553057 | -7176 | 45066,24531 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 460 | 460 | 0 | 12630 | 0,198895245 | -10 | 4030 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 3 | 3 | 0 | 0,03 | 0,054222897 | 0 | -142,096 |
| ACUACULTURAE LANCO | 719 | 745 | 26 | 387637,5062 | 0,214971333 | -35 | 56354,79695 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 210 | 210 | 0 | 18286,6 | 0,347896786 | 0 | 6506,08334 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 365 | 365 | 0 | 29200 | 0,096896377 | 0 | 2130,809611 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 22 | 22 | 0 | 0,22 | -1,437038555 | 0 | -437,58 |
| AVICULTURAE LANCO | 96 | 120 | 24 | 7214,9112 | 0,172852112 | -23 | 1081,383662 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 7 | 7 | 0 | 628,936 | 0,186624676 | 0 | 205,5142879 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 36 | 38 | 2 | 1749 | 0,314526826 | 0 | 1303,993865 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 5 | 5 | 0 | 4210 | 0,105057137 | 0 | 81,81697983 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 404 | 404 | 0 | 31616 | -0,009234337 | 0 | 4362,099941 |
| AVICULTURAOUROFINO | 274 | 323 | 49 | 11221,28 | 0,12514905 | -15 | 1373,129443 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 1021 | 1021 | 0 | 48109,4072 | 0,262350429 | -3 | 11262,45837 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 110 | 118 | 8 | 295,14 | 0,200094759 | 0 | 55,17748574 |
| GANADERIAAMVAC | 19385 | 25022 | 5637 | 101149,9412 | 0,493166249 | -393 | 49690,12008 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|--------------|
| GANADERIAELANCO | 5262 | 6478 | 1216 | 153257,9823 | 0,128260172 | -282 | 15830,02393 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 96 | 120 | 24 | 4960,0144 | 0,078966438 | -5 | 1165,516144 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1813 | 1860 | 47 | 15151,8889 | 0,494438473 | -20 | 6866,00402 |
| GANADERIAOUROFINO | 4386 | 6871 | 2485 | 106622,3184 | 0,150911115 | -167 | 11461,71996 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 261 | 348 | 87 | 1776,5976 | 0,154629308 | -331 | 426,9569155 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1136 | 1158 | 72 | 6947,8147 | 0,337076032 | -300 | 2390,949163 |
| PEQUENAS ESPECIES BLENASTOR C.A | 261 | 276 | 15 | 807,6282531 | 0,268353429 | 0 | 225,7370069 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO | 9657 | 12658 | 3001 | 56004,8752 | 0,149158119 | -610 | 6331,249779 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO COLOMBIA S.A.S | 514 | 993 | 486 | 27848,664 | 0,108274295 | -80 | 5411,559855 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 151 | 160 | 9 | 650,5295046 | 0,227001143 | 0 | 146,7667912 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 17090 | 19276 | 2190 | 84065,17265 | 0,550492379 | -656 | 43870,09372 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1383 | 1657 | 274 | 6829,842424 | 0,24654376 | -92 | 1799,008668 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 2 | 2 | 0 | 19,99 | 0,142718576 | 0 | 0,183681 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2898 | 2898 | 0 | 9615,775893 | 0,2014144 | -25 | 2066,923588 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 45449 | 45449 | 0 | 342960,5906 | 0,128579716 | -688 | 47660,03958 |
| ACUACULTURA BRENNTAG ECUADOR S.A. | 217 | 217 | 0 | 8068,66 | 0,197511748 | 0 | 1491,045105 |
| ACUACULTURA ELANCO | 546 | 546 | 0 | 286834,1676 | 0,2111501 | -84 | 52713,83157 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 60 | 60 | 0 | 10270,8 | 0,349298374 | -260 | 3777,082542 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 130 | 130 | 0 | 10400 | 0,095920515 | 0 | 718,512068 |
| ACUACULTURA QUIMISER S.A. | 76 | 76 | 0 | 1736,14 | -0,288681179 | 0 | 79,34 |
| AVICULTURA ELANCO | 118 | 138 | 24 | 9568,9252 | 0,176196969 | -12 | 1917,48815 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 169 | 187 | 19 | 6639,77 | 0,193807973 | -11 | 1658,715113 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 182 | 184 | 2 | 8393,44 | 0,31275851 | 0 | 2544,825175 |
| AVICULTURA MACROMEDIX SRL | 5 | 5 | 0 | 4330 | 0,093479066 | 0 | 201,8169798 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 476 | 476 | 0 | 32858 | 0,003463549 | -22 | 3295,706019 |
| AVICULTURA OUROFINO | 58 | 80 | 22 | 3568,6744 | 0,122866761 | -64 | 283,3744159 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 1297 | 1297 | 0 | 47386,858 | 0,263734573 | -21 | 12924,42033 |
| AVICULTURA TORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 2 | 2 | 0 | 4,85 | 0,200472705 | 0 | 1,63 |
| GANADERIA AMVAC | 24366 | 32107 | 9924 | 136344,0329 | 0,491582252 | -7348 | 65595,27976 |
| GANADERIA ELANCO | 11016 | 13263 | 2649 | 224493,2968 | 0,126133353 | -2453 | 24312,14095 |
| GANADERIA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 109 | 125 | 16 | 3774,2008 | 0,08273032 | 0 | 923,9819724 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 644 | 673 | 29 | 6699,0067 | 0,491570834 | -87 | 3040,253224 |
| GANADERIA OUROFINO | 1861 | 2835 | 1062 | 42236,1623 | 0,14710112 | -434 | 4000,354063 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 97 | 129 | 32 | -113,5397 | 0,153851014 | -60 | -179,8138081 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| GANADERIAUNION AGENER INC | 1107 | 1195 | 88 | 7225,674 | 0,338366434 | -55 | 2523,209133 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 127 | 141 | 16 | 437,0024626 | 0,298000085 | -22 | 314,7079195 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 8861 | 10990 | 2174 | 54434,3469 | 0,148850574 | -1023 | 7781,832952 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 747 | 1379 | 635 | 38427,7905 | 0,118240824 | -31 | 8524,977964 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 171 | 184 | 13 | 754,5828 | 0,226703983 | 0 | 167,3143769 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 16082 | 17614 | 1637 | 75387,97111 | 0,548568365 | -1374 | 39431,0954 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 5774 | 6075 | 314 | 19951,94197 | 0,25158817 | -299 | 5437,752214 |
| PEQUENAS ESPECIESPECTRUM BRANDS PET LLC | 4 | 5 | 1 | 49,975 | 0,130512395 | 0 | 0,4592025 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2688 | 2688 | 0 | 9019,529018 | 0,201708167 | -492 | 1850,114696 |
| PET FOODLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 26 | 39 | 13 | 728 | -1,357962038 | 0 | 26,08 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 44860 | 44860 | 1 | 439493,9123 | 0,117833599 | -1051 | 10815,17835 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 6 | 6 | 0 | 570 | 0,197057895 | -50 | 75 |
| ACUACULTURAE LANCO | 279 | 279 | 0 | 141348,2124 | 0,207737992 | -179 | 21374,05394 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 100 | 100 | 0 | 17118 | 0,350972193 | 0 | 6251,450606 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 300 | 300 | 0 | 24170 | 0,094390899 | 0 | 1828,104772 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 12 | 12 | 0 | 56,1 | -0,371067516 | 0 | -205,5 |
| AVICULTURAE LANCO | 48 | 60 | 12 | 3968,78 | 0,174019663 | -20 | 519,1362139 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 20 | 21 | 1 | 1016,86 | 0,19545557 | -5 | 294,9856897 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 206 | 210 | 4 | 10135,33 | 0,31983323 | -12 | 3622,241071 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 3 | 3 | 0 | 2780 | 0,095233158 | 0 | 303,0901879 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 130 | 130 | 0 | 8617 | 0,006406947 | -4 | 889,4944112 |
| AVICULTURAOUROFINO | 50 | 64 | 14 | 3770,84 | 0,122522117 | 0 | 437,3604994 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 637 | 641 | 4 | 26749,785 | 0,257418326 | -60 | 4638,658309 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 5 | 5 | 0 | 19,008 | 0,200777772 | 0 | 4,348746419 |
| GANADERIAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 2110 | 2590 | 480 | 21297,518 | 0,460389704 | -22 | 9805,158 |
| GANADERIAAMVAC | 17191 | 22635 | 5483 | 78883,1847 | 0,492220558 | -1000 | 39490,81144 |
| GANADERIAELANCO | 4999 | 5931 | 954 | 81820,1635 | 0,125039251 | -367 | 7925,357888 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 251 | 354 | 103 | 10236,2115 | 0,086326386 | -2 | 1481,693472 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 470 | 506 | 38 | 3725,1595 | 0,492024275 | -35 | 1875,877438 |
| GANADERIAOUROFINO | 1726 | 2698 | 972 | 48087,6101 | 0,144724254 | -7 | 5478,702092 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 60 | 69 | 9 | 670,7513 | 0,15336827 | -2 | 2,230618921 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 458 | 515 | 57 | 3168,912 | 0,33935254 | 0 | 1142,326723 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 87 | 98 | 11 | 311,9710077 | 0,298752277 | -13 | 98,21139885 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|--------------|-------|-------------|
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 6513 | 8679 | 2216 | 39317,5095 | 0,151237791 | -1545 | 8565,965295 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 737 | 1352 | 618 | 34232,388 | 0,124383273 | -34 | 6947,648619 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 253 | 261 | 8 | 1027,828616 | 0,224444628 | -1 | 200,454517 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 16614 | 18402 | 1788 | 75086,59568 | 0,542836315 | -353 | 34594,5231 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 976 | 1199 | 223 | 4644,780001 | 0,25091331 | -35 | 1096,040142 |
| PEQUENAS ESPECIESSPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 1 | 0 | 21,99 | 0,146719504 | -2 | 12,08684049 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2150 | 2150 | 0 | 6954,043554 | 0,201902466 | -238 | 1426,163536 |
| PET FOODLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 12 | 18 | 6 | 336 | -1,031083506 | 0 | -101,04 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 39145 | 39145 | 0 | 381970,0303 | 0,118784287 | -835 | 49414,56598 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 150 | 150 | 0 | 3950 | 0,240506329 | 0 | 950 |
| ACUACULTURACARGILL DEL ECUADOR CARGILLECUADOR CIA LTDA | 0 | 0 | 0 | -110,68 | 1 | 0 | -110,68 |
| ACUACULTURAELANCO | 167 | 167 | 0 | 77121,2654 | 0,100959741 | -54 | 7786,143017 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 296 | 296 | 0 | 23782 | 0,073080343 | -210 | 1737,996709 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 6 | 6 | 0 | 145,01 | 0,097993242 | 0 | 14,21 |
| AVICULTURAELANCO | 102 | 107 | 5 | 7748,0852 | 0,204218 | 0 | 1582,298463 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 97 | 105 | 8 | 3931,354 | 0,292055349 | 0 | 1148,172964 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 94 | 96 | 2 | 5199,4 | 0,315469382 | 0 | 1640,251506 |
| AVICULTURAMACROMEDIX SRL | 4 | 4 | 0 | 3620 | 0,08769436 | 0 | 317,4535839 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 211 | 211 | 0 | 18929 | 0,176639017 | 0 | 3343,599961 |
| AVICULTURAOUROFINO | 52 | 52 | 0 | 2180,2 | 0,328214144 | -3 | 715,5724769 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 606 | 606 | 0 | 25460,904 | 0,246943952 | -20 | 6287,416246 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 5 | 5 | 0 | 11,735 | 0,380485726 | 0 | 4,465 |
| GANADERIAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 5017 | 6293 | 1283 | 41746,8471 | 0,450430354 | -48 | 18804,0471 |
| GANADERIAAMVAC | 19392 | 23426 | 4034 | 91738,6573 | 0,498410437 | -252 | 45723,50423 |
| GANADERIAELANCO | 6502 | 7647 | 1170 | 151093,3833 | 0,128880732 | -249 | 19473,02587 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 626 | 797 | 171 | 32914,1716 | 0,197819258 | 0 | 6511,057019 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 496 | 524 | 28 | 4575,9259 | 0,40157482 | -9 | 1837,576617 |
| GANADERIAOUROFINO | 2880 | 4152 | 1272 | 43141,2977 | 0,119042552 | 0 | 5135,650175 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 10 | 14 | 4 | 52,246 | 0,210973467 | -15 | 11,02251978 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 515 | 579 | 64 | 3638,04 | 0,373719704 | 0 | 1359,607232 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 218 | 247 | 29 | 738,9969062 | 0,291512545 | 0 | 215,4268688 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 9371 | 10807 | 1437 | 59439,16 | 0,208467176 | -303 | 12391,11385 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 583 | 1074 | 492 | 31190,0348 | 0,200046541 | -17 | 6239,458581 |

| | | | | | | | |
|---|-----------|-----------|------|-------------|--------------|------|--------------|
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 157 | 164 | 7 | 688,031 | 0,416003761 | 0 | 286,2234837 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 407 | 489 | 82 | 3660,48 | 0,215217473 | 0 | 787,7992554 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 27268 | 28120 | 854 | 121267,5764 | 0,51924787 | -499 | 62967,93069 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1746 | 1989 | 243 | 7990,76791 | 0,265539099 | -21 | 2121,861309 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 4 | 4 | 0 | 39,98 | 0,009188644 | 0 | 0,367362 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3232 | 3232 | 0 | 10978,92329 | 0,210422168 | -20 | 2310,208842 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 39525 | 42465 | 2940 | 300503,33 | 0,175017368 | -540 | 52593,30176 |
| ACUACULTURA BRENNTAG ECUADOR S.A. | 460 | 460 | 0 | 11863,6 | 0,156106136 | 0 | 1518,6 |
| ACUACULTURA ELANCO | 350 | 350 | 0 | 188238,5926 | 0,113622266 | 0 | 22364,64542 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 210 | 210 | 0 | 18679 | 0,351625858 | 0 | 6568,019407 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 8 | 8 | 0 | 840 | 0,080505761 | 0 | 244,2161273 |
| ACUACULTURA QUIMISER S.A. | 5 | 5 | 0 | 0,05 | -0,653109058 | 0 | -108,95 |
| AVICULTURA ELANCO | 116 | 124 | 8 | 7728,3724 | 0,172117645 | -1 | 1081,472973 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 124 | 135 | 13 | 5110,258 | 0,281312359 | -22 | 1395,34424 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 14 | 15 | 1 | 834,4 | 0,313760943 | 0 | 252,9192721 |
| AVICULTURA MACROMEDIX SRL | 1 | 1 | 0 | 870 | 0,080582846 | 0 | 44,36339597 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 63,406841 | 63,406841 | 0 | 4863,8645 | 0,186652316 | -40 | 1097,393302 |
| AVICULTURA OUROFINO | 79 | 105 | 26 | 3104,66 | 0,239933423 | 0 | 552,4420729 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 936 | 944 | 8 | 49695,202 | 0,263682827 | -6 | 13529,95827 |
| AVICULTURA SANCAMILO S.A. COMERCIALIZADORA DE GRANOS | 127,02482 | 127,02482 | 0 | 2268,8601 | 0,047620327 | 0 | 108,0438594 |
| AVICULTURA TORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 284 | 284 | 0 | 777,412 | 0,182965397 | 0 | 139,9215943 |
| AVICULTURA VARIOS AVICULTURA | 29167,368 | 29167,368 | 0 | 16926,5197 | 0,047584991 | 0 | 805,4482859 |
| GANADERIA ADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 3311 | 4133 | 822 | 24728,3172 | 0,453961485 | 0 | 11373,1172 |
| GANADERIA AMVAC | 24027 | 30697 | 6670 | 114874,6588 | 0,495814529 | -262 | 56718,37975 |
| GANADERIA ELANCO | 9227 | 10515 | 1296 | 194500,503 | 0,154180926 | -169 | 33810,95951 |
| GANADERIA ELANCO COLOMBIA S.A.S | -83 | -58 | 25 | 3711,6558 | 0,194574791 | -258 | 615,4057039 |
| GANADERIA LABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 1888 | 2419 | 531 | 20233,2559 | 0,189355925 | 0 | 3831,286893 |
| GANADERIA LABORATORIOS KONIG S.A. | 1388 | 1425 | 39 | 9225,0126 | 0,464592073 | -11 | 4574,230007 |
| GANADERIA OUROFINO | 1417 | 2076 | 665 | 24526,9634 | 0,143450886 | -75 | 4571,421824 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | 32 | 35 | 3 | 38,9174 | -0,556577536 | 0 | -61,76202033 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1201 | 1348 | 147 | 8372,3759 | 0,368633809 | 0 | 3067,838125 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|-------------|------|--------------|
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 240 | 275 | 35 | 826,5425321 | 0,289525248 | -7 | 237,8363251 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 9967 | 11737 | 1771 | 70785,4286 | 0,178860188 | -371 | 10900,88059 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 950 | 1824 | 874 | 39366,9391 | 0,174772793 | -2 | 6091,980817 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 122 | 126 | 4 | 499,3297139 | 0,426193179 | 0 | 219,8215536 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 4650 | 5755 | 1105 | 26768,3186 | 0,217092245 | -25 | 5818,056932 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 25464 | 26144 | 680 | 114755,5912 | 0,515147068 | -116 | 58618,71209 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 653 | 824 | 171 | 3674,793672 | 0,257442044 | -11 | 881,3447102 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 3 | 3 | 0 | 37,582 | 0,106236088 | 0 | 7,87252149 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2349 | 2349 | 0 | 7690,41129 | 0,20639152 | -358 | 1542,98349 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 26398 | 26488 | 90 | 230722,3641 | 0,160207597 | -405 | 32513,08993 |
| ACUACULTURA BRENNTAG ECUADOR S.A. | 105 | 105 | 0 | 3611,4 | 0,164877735 | 0 | 734,15 |
| ACUACULTURA ELANCO | 244 | 244 | 0 | 115446,9495 | 0,129168772 | -88 | 19037,55928 |
| ACUACULTURAL LABORATORIOS BIOSTADT | 3 | 3 | 0 | 241,45 | 0,347138905 | 0 | 0,004890766 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 194 | 194 | 0 | 16245 | 0,095833164 | 0 | 1934,201081 |
| ACUACULTURA QUIMISER S.A. | 20 | 20 | 0 | 551,6 | 0,02994287 | 0 | 115,6 |
| ACUACULTURA SOLVESA ECUADOR S.A | 656 | 656 | 0 | 15760 | -0,38641321 | 0 | -6089,872186 |
| AVICULTURA ELANCO | 90 | 91 | 1 | 6813,4124 | 0,189247553 | 0 | 1554,531915 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 22 | 29 | 7 | 1229,77 | 0,285782912 | -57 | 391,8682495 |
| AVICULTURAL LABORATORIOS AVIAR S.A. | 74 | 75 | 1 | 4154,4 | 0,308986081 | 0 | 1254,841215 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 288 | 288 | 0 | 22355 | 0,156701566 | -40 | 2790,449352 |
| AVICULTURA OUFINO | 99 | 113 | 15 | 2972,458 | 0,215048903 | -3 | 507,7126311 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 558 | 558 | 0 | 23573,2 | 0,253356999 | -4 | 5196,38617 |
| AVICULTURA TORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 8 | 8 | 0 | 19,112 | 0,186671097 | 0 | 6,492 |
| GANADERIA ADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 3206 | 4117 | 913 | 19820,103 | 0,450048636 | -34 | 8659,903 |
| GANADERIA AMVAC | 21786 | 28833 | 7049 | 107022,8402 | 0,490365192 | -68 | 51354,37005 |
| GANADERIA ELANCO | 6913 | 7707 | 794 | 132318,9778 | 0,162500916 | -102 | 24377,29274 |
| GANADERIA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 12 | 14 | 2 | 238,88 | 0,194775459 | 0 | 53,87759203 |
| GANADERIA LABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 1728 | 2143 | 416 | 17388,0301 | 0,195465839 | -250 | 3522,389333 |
| GANADERIA LABORATORIOS KONIG S.A. | 831 | 855 | 24 | 6268,2046 | 0,475312979 | -122 | 3127,317568 |
| GANADERIA OUFINO | 1678 | 2413 | 745 | 34537,9271 | 0,174159623 | -218 | 8093,119172 |
| GANADERIA TECNOCUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -449 | -449 | 0 | -4774,2118 | 0,126827196 | -450 | -543,1983954 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|-------------|-------------|-------|--------------|
| GANADERIAUNION AGENER INC | 4979 | 5051 | 72 | 29767,5584 | 0,342733888 | 0 | 9891,282213 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 175 | 198 | 23 | 570,4818 | 0,286082565 | 0 | 157,8152419 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 8216 | 10279 | 2063 | 65076,7185 | 0,215619382 | -680 | 18818,75262 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 917 | 1773 | 856 | 42150,0319 | 0,188932438 | -12 | 8962,569973 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 181 | 193 | 12 | 812,0986857 | 0,42315412 | 0 | 340,0344447 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 7034 | 9099 | 2065 | 41359,8541 | 0,203735175 | -234 | 8020,017535 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 24340 | 25076 | 736 | 108426,1425 | 0,512497185 | -437 | 54942,65893 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 985 | 1264 | 279 | 4748,431053 | 0,252374516 | -32 | 1139,267433 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2674 | 2674 | 0 | 8240,631216 | 0,179769236 | -118 | 984,3916645 |
| PET FOODALIMENTOS POLAR-ECUADOR S.A.S. | 547 | 547 | 0 | 3120,4346 | 0,20204901 | 0 | 630,4807224 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 41233 | 41233 | 0 | 456805,7615 | 0,086086229 | -1858 | -50,48974843 |
| ACUACULTURABRENTTAG ECUADOR S.A. | 250 | 250 | 0 | 8243 | 0,158423088 | 0 | 1180,5 |
| ACUACULTURAELANCO | 375 | 375 | 0 | 203548,417 | 0,151357612 | -50 | 39258,26378 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 280 | 280 | 0 | 32138 | 0,351066084 | -280 | 11356,86581 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 731 | 731 | 0 | 60062,89 | 0,099522449 | 0 | 6128,375869 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 20 | 20 | 0 | 551,6 | 0,109320174 | 0 | 115,6 |
| AVICULTURAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 17 | 17 | 0 | 1394,94 | 0,326207579 | -11 | 455,04 |
| AVICULTURAELANCO | 55 | 58 | 3 | 4271,2456 | 0,196353895 | 0 | 997,0751532 |
| AVICULTURAELANCO COLOMBIA S.A.S | 61 | 66 | 5 | 2425,458 | 0,284321668 | 0 | 674,6012763 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 61 | 63 | 2 | 3357,24 | 0,300442261 | 0 | 921,610621 |
| AVICULTURALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 15 | 17 | 2 | 293,02 | 0,234660693 | 0 | 68,76027624 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 112 | 112 | 0 | 9286 | 0,163228803 | 0 | 1816,960747 |
| AVICULTURAOUROFINO | 160 | 163 | 3 | 11181,19 | 0,181355811 | 0 | 1749,559211 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 943 | 943 | 0 | 35426,48 | 0,250755638 | -20 | 8626,559006 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 31 | 32 | 1 | 103,08 | 0,190290139 | 0 | 22,54023034 |
| GANADERIAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 2649 | 3326 | 677 | 24529,7207 | 0,446235282 | 0 | 10616,95252 |
| GANADERIAAMVAC | 25509 | 33108 | 7605 | 123080,5203 | 0,485945726 | -149 | 58424,34856 |
| GANADERIAELANCO | 10470 | 11677 | 1210 | 214955,6361 | 0,168917049 | -101 | 39376,02459 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 1298 | 1750 | 452 | 62417,0699 | 0,163764519 | 0 | 9078,492211 |
| GANADERIALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 2943 | 3609 | 666 | 28610,1497 | 0,187899949 | -135 | 5091,207194 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|-------------|------|--------------|
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 985 | 1031 | 46 | 8355,336529 | 0,478084342 | -6 | 4050,174442 |
| GANADERIAOUROFINO | 2086 | 2968 | 882 | 36495,9174 | 0,180600607 | -12 | 7249,493247 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -48 | -48 | 0 | -378,1363 | 0,115808277 | -51 | 7,810815797 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 5544 | 5684 | 140 | 33598,5 | 0,338965473 | 0 | 11231,29472 |
| PEQUENAS ESPECIES BLENASTOR C.A | 119 | 134 | 15 | 399,8976214 | 0,286494608 | 0 | 115,4486427 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO | 6096 | 6956 | 860 | 46308,2499 | 0,211295235 | -633 | 8940,200997 |
| PEQUENAS ESPECIES ELANCO COLOMBIA S.A.S | 582 | 1077 | 495 | 25802,1115 | 0,185784946 | -88 | 4438,899485 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 86 | 88 | 2 | 395,9776 | 0,416408881 | 0 | 151,4017579 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 4395 | 5439 | 1044 | 20222,2885 | 0,206098122 | -192 | 4337,408418 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 24382 | 24958 | 580 | 102169,715 | 0,507475737 | -663 | 50119,0172 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 885 | 1143 | 258 | 3823,189309 | 0,254641717 | -69 | 1010,757302 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 1 | 0 | 10,995 | 0,10537534 | 0 | 1,09184049 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2872 | 2872 | 0 | 8119,973386 | 0,160364453 | -60 | 779,973048 |
| PET FOOD ALIMENTOS POLAR-ECUADOR S.A.S. | 1523 | 1523 | 0 | 10217,08816 | 0,226455471 | -72 | 2389,874282 |
| PET FOOD LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 7 | 13 | 6 | 238 | 0,285882353 | 0 | 68,04 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | -890 | -890 | 0 | -56822,6538 | 0,074428622 | -890 | -15747,31407 |
| ACUACULTURA BRENNTAG ECUADOR S.A. | 10 | 10 | 0 | 1725,1 | 0,165288792 | 0 | 475,1 |
| ACUACULTURA ELANCO | 256 | 256 | 0 | 155436,1915 | 0,159099174 | -10 | 29253,59189 |
| ACUACULTURA LABORATORIOS BIOSTADT | 121 | 121 | 0 | 18809,97 | 0,357858295 | -115 | 7078,103578 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 320 | 320 | 0 | 26950 | 0,104851906 | -110 | 3363,660377 |
| ACUACULTURA QUIMISER S.A. | 34 | 34 | 0 | 944,46 | 0,154930862 | 0 | 203,26 |
| AVICULTURA ADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 19 | 19 | 0 | 1553,92 | 0,335370279 | 0 | 533,92 |
| AVICULTURA ELANCO | 113 | 115 | 2 | 7739,068 | 0,201003704 | 0 | 1679,085438 |
| AVICULTURA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 16 | 17 | 1 | 635,96 | 0,284591356 | -10 | 184,4128984 |
| AVICULTURA LABORATORIOS AVIAR S.A. | 65 | 66 | 1 | 4244,7 | 0,323927236 | -2 | 1693,08827 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 177 | 177 | 0 | 15811 | 0,168518997 | -6 | 2957,709769 |
| AVICULTURA OUROFINO | 76 | 98 | 22 | 5720,34 | 0,179734965 | -21 | 996,6382809 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 680 | 680 | 0 | 35077,18 | 0,26458204 | -80 | 11135,68369 |
| GANADERIA ADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 2958 | 3870 | 912 | 21192,5524 | 0,444881743 | -169 | 9278,17372 |
| GANADERIA AMVAC | 20681 | 27185 | 6504 | 92606,3907 | 0,486577023 | -851 | 45335,83988 |
| GANADERIA ELANCO | 8455 | 9073 | 618 | 175279,3992 | 0,176086282 | -102 | 35831,63322 |
| GANADERIA ELANCO COLOMBIA S.A.S | 436 | 480 | 44 | 19097,9812 | 0,164451974 | -292 | 3208,952483 |

| | | | | | | | |
|--|-------|-------|------|-------------|-------------|------|--------------|
| GANADERIALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 3157 | 3953 | 796 | 32370,5312 | 0,180621882 | -10 | 5364,789442 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1451 | 1515 | 64 | 11444,4198 | 0,465375801 | -2 | 4964,722389 |
| GANADERIAOUROFINO | 2284 | 3197 | 913 | 32017,2008 | 0,182116734 | -65 | 6041,158047 |
| GANADERIA TECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -191 | -191 | 0 | -1454,6415 | 0,118090093 | -192 | -183,3274428 |
| GANADERIA UNION AGENER INC | 1245 | 1402 | 157 | 8553,166 | 0,340596649 | 0 | 3036,131905 |
| PEQUENAS ESPECIES BLENASTOR C.A | 242 | 270 | 28 | 792,4158331 | 0,289096339 | 0 | 235,682297 |
| PEQUENAS ESPECIES LANCO | 13622 | 15511 | 1889 | 71303,438 | 0,207334851 | -255 | 13826,82099 |
| PEQUENAS ESPECIES LANCO COLOMBIA S.A.S | 791 | 1462 | 681 | 37793,9853 | 0,200066411 | -75 | 9539,420203 |
| PEQUENAS ESPECIES KELCO BENTONIT UNIAO | 84 | 88 | 4 | 366,3613579 | 0,419358061 | 0 | 160,7011652 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 4557 | 5518 | 961 | 21261,2993 | 0,206974208 | -10 | 4481,150171 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS KONIG S.A. | 29108 | 29799 | 691 | 130068,3762 | 0,507236429 | -374 | 65868,53922 |
| PEQUENAS ESPECIES LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1516 | 1801 | 285 | 6890,053636 | 0,256471889 | -22 | 1804,14259 |
| PEQUENAS ESPECIES ZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 3498 | 3498 | 0 | 9470,029598 | 0,138558805 | -68 | 548,305444 |
| PET FOOD ALIMENTOS POLAR- ECUADOR S.A.S. | 1402 | 1443 | 41 | 10715,73327 | 0,213283457 | -1 | 2109,806587 |
| PET FOOD LABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | -6 | -6 | 0 | -105 | 0,817443609 | -6 | 40,68 |
| PET FOOD NESTLE ECUADOR S.A. | 6722 | 6722 | 0 | 16636,66615 | 0,070616972 | -30 | -2374,611454 |
| ACUACULTURA LANCO | 264 | 264 | 0 | 154521,9177 | 0,165160619 | -12 | 30005,14054 |
| ACUACULTURA LABORATORIOS BIOSTADT | 169 | 169 | 0 | 28535 | 0,367997774 | 0 | 11209,24581 |
| ACUACULTURA MERCATOR, INC | 200 | 200 | 0 | 17000 | 0,108349622 | 0 | 2289,231165 |
| ACUACULTURA QUIMISER S.A. | 34 | 34 | 0 | 882,5 | 0,156418077 | 0 | 141,3 |
| AVICULTURA ADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 14 | 14 | 0 | 1068,48 | 0,337546735 | 0 | 367,08 |
| AVICULTURA LANCO | 48 | 53 | 5 | 3846,251 | 0,20321597 | 0 | 857,5007809 |
| AVICULTURA LANCO COLOMBIA S.A.S | 66 | 72 | 6 | 2712,01 | 0,286321549 | -10 | 799,5752168 |
| AVICULTURA LABORATORIOS AVIAR S.A. | 0 | 0 | 0 | -60,03 | 0,321638212 | 0 | -60,03 |
| AVICULTURA LABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 2 | 2 | 0 | 39,2 | 0,245550477 | 0 | 12,81650309 |
| AVICULTURA MERCATOR, INC | 331 | 331 | 0 | 24439,5 | 0,162688895 | 0 | 3560,670378 |
| AVICULTURA OUROFINO | 54 | 54 | 0 | 2613,2844 | 0,179362978 | 0 | 459,3677125 |
| AVICULTURA QUIMTIA | 676 | 676 | 0 | 31932,54 | 0,265365563 | -1 | 8606,394366 |
| AVICULTURA TORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 20 | 20 | 0 | 39,194 | 0,191989994 | 0 | 9,074 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|--------------|-------------|-------|--------------|
| GANADERIAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 1381 | 1903 | 522 | 12845,344 | 0,441242561 | -10 | 5187,476524 |
| GANADERIAAMVAC | 37012 | 43595 | 6583 | 150528,8565 | 0,487941322 | -1020 | 74171,40392 |
| GANADERIAELANCO | 11792 | 13841 | 2052 | 269344,7011 | 0,178178122 | -128 | 49807,35989 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 230 | 303 | 73 | 13300,4412 | 0,168096347 | 0 | 2667,175487 |
| GANADERIALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 4181 | 5535 | 1354 | 41963,4356 | 0,175283675 | -29 | 6829,14748 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 1214 | 1271 | 57 | 9961,0277 | 0,473849398 | -7 | 5057,859962 |
| GANADERIAOUROFINO | 1321 | 1764 | 443 | 21669,1959 | 0,182954423 | -47 | 4107,485018 |
| GANADERIAATECNOQUIMICAS DEL ECUADOR S.A. | -61 | -61 | 0 | -890,9383 | 0,116387593 | -61 | -92,60096715 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 529 | 558 | 29 | 3807,3 | 0,344184089 | 0 | 1611,50469 |
| PEQUENAS ESPECIESBLENASTOR C.A | 220 | 247 | 27 | 693,9555652 | 0,287826387 | 0 | 195,5118954 |
| PEQUENAS ESPECIESCARVALECUADOR S.A. | -752 | 1479 | 2231 | 7216,0999 | 0,245449748 | -1250 | 1771,1899 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 7691 | 9983 | 2292 | 66275,672 | 0,20568292 | -806 | 13114,86321 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 952 | 1747 | 802 | 45716,9449 | 0,205439639 | -121 | 10339,3893 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 140 | 148 | 8 | 604,4652 | 0,421255589 | 0 | 259,8749321 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 10602 | 14160 | 3559 | 53477,7403 | 0,197496169 | -213 | 9488,050076 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 22999 | 24523 | 1524 | 117896,4032 | 0,512507327 | -221 | 63462,43059 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS RUILAND SA DE CV | 2482 | 3031 | 549 | 55408,1442 | 0,430506615 | -133 | 23853,57258 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1101 | 1481 | 380 | 5855,181944 | 0,250667142 | -119 | 1310,235005 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 4713 | 4713 | 0 | 13095,38673 | 0,138684366 | -10 | 1821,712853 |
| PET FOODALIMENTOS POLAR-ECUADOR S.A.S. | 2087 | 2241 | 154 | 20009,50465 | 0,202457688 | -10 | 3790,683076 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 0 | 0 | 0 | -4732,187524 | 0,069429494 | 0 | -1454,098303 |
| ACUACULTURABRENNTAG ECUADOR S.A. | 20 | 20 | 0 | 3450,2 | 0,176856467 | 0 | 950,2 |
| ACUACULTURAE LANCO | 359 | 359 | 0 | 197075,5897 | 0,170462854 | -18 | 38335,92697 |
| ACUACULTURALABORATORIOS BIOSTADT | 114 | 114 | 0 | 19694 | 0,373521489 | -54 | 7899,684713 |
| ACUACULTURAMERCATOR, INC | 350 | 350 | 0 | 28150 | 0,104628373 | -100 | 2406,154539 |
| ACUACULTURAQUIMISER S.A. | 36 | 36 | 0 | 940,5 | 0,158556871 | 0 | 155,7 |
| AVICULTURAE LANCO | 309 | 460 | 151 | 25783,547 | 0,140370089 | 0 | 1221,892496 |
| AVICULTURAE LANCO COLOMBIA S.A.S | 27 | 28 | 1 | 975,351 | 0,28797218 | 0 | 307,3580201 |
| AVICULTURALABORATORIOS AVIAR S.A. | 40 | 44 | 4 | 1920 | 0,359152354 | 0 | 1354,702381 |

| | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|--------------|-------------|------|--------------|
| AVICULTURALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 13 | 15 | 2 | 254,8 | 0,235938388 | 0 | 56,92377315 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 576 | 576 | 0 | 41439 | 0,152170068 | 0 | 5299,288125 |
| AVICULTURAOUROFINO | 45 | 64 | 19 | 2361,94 | 0,184269282 | -3 | 571,4914917 |
| AVICULTURAQUIMTIA | 499 | 499 | 0 | 21243,99 | 0,26824181 | 0 | 6277,127992 |
| AVICULTURATORRES BUCHELI CARLOS FERNANDO | 25 | 26 | 1 | 72 | 0,195879729 | 0 | 17,80066195 |
| GANADERIAADITIVOS Y ALIMENTOS S. A. | 3827 | 4519 | 692 | 21635,3113 | 0,435475994 | -53 | 8586,297135 |
| GANADERIAAMVAC | 16687 | 19813 | 3126 | 98212,9472 | 0,494357855 | -233 | 52914,63415 |
| GANADERIAELANCO | 12337 | 14552 | 2257 | 264862,6658 | 0,177017221 | -482 | 45564,73622 |
| GANADERIAELANCO COLOMBIA S.A.S | 363 | 541 | 178 | 16478,5445 | 0,170933024 | 0 | 3190,261612 |
| GANADERIALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 4386 | 5862 | 1476 | 38344,3238 | 0,171918276 | -209 | 6119,031348 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 524 | 568 | 44 | 6917,6417 | 0,475243956 | -7 | 3357,058129 |
| GANADERIAOUROFINO | 2527 | 3247 | 720 | 41843,0517 | 0,184990624 | -43 | 8132,313828 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 1502 | 1654 | 152 | 10504,4293 | 0,344976371 | 0 | 3693,292281 |
| PEQUENAS ESPECIESBLASTOR C.A | 209 | 241 | 32 | 743,8342069 | 0,288073558 | 0 | 215,2731598 |
| PEQUENAS ESPECIESCARVALECUADOR S.A. | 326 | 1384 | 1058 | 5840,232 | 0,25282934 | -161 | 1529,833875 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 5786 | 7186 | 1400 | 35823,7543 | 0,204879264 | -167 | 7034,807216 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 427 | 677 | 255 | 19191,8691 | 0,212157109 | -73 | 5563,104453 |
| PEQUENAS ESPECIESKELCO BENTONIT UNIAO | 88 | 96 | 8 | 367,2852 | 0,422001539 | 0 | 157,505986 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 6025 | 7717 | 1692 | 31149,2414 | 0,196643741 | -125 | 5983,160971 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 18395 | 19733 | 1338 | 92752,04122 | 0,514973118 | -552 | 49477,50699 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS RUILAND SA DE CV | 967 | 1111 | 144 | 20961,1837 | 0,435991567 | -36 | 9442,810397 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1387 | 1770 | 383 | 5922,546924 | 0,251428187 | 0 | 1514,196329 |
| PEQUENAS ESPECIES SPECTRUM BRANDS PET LLC | 1 | 1 | 0 | 9,995 | 0,095620226 | 0 | 0,0918405 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 2215 | 2215 | 0 | 6582,949321 | 0,13774978 | 0 | 852,9720401 |
| PET FOODALIMENTOS POLAR-ECUADOR S.A.S. | 555 | 620 | 65 | 5055,9487 | 0,202544647 | -7 | 1027,886973 |
| PET FOODNESTLE ECUADOR S.A. | 0 | 0 | 0 | -8653,312921 | 0,069617925 | 0 | -424,7143697 |
| ACUACULTURAE LANCO | 18 | 18 | 0 | 13296,825 | 0,168935779 | -73 | 579,677016 |
| AVICULTURAMERCATOR, INC | 5 | 5 | 0 | 475 | 0,152423959 | 0 | 107,2158182 |
| GANADERIAAMVAC | 1030 | 1068 | 38 | 3928,02 | 0,494548915 | 0 | 2091,254889 |
| GANADERIAELANCO | 51 | 54 | 3 | 666,24 | 0,17705501 | 0 | 170,9551266 |

| | | | | | | | |
|---|-----|-----|----|---------|-------------|---|-------------|
| GANADERIALABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 112 | 154 | 42 | 1102,4 | 0,171759176 | 0 | 160,8827682 |
| GANADERIALABORATORIOS KONIG S.A. | 3 | 3 | 0 | 26,208 | 0,475325721 | 0 | 17,09729889 |
| GANADERIAUNION AGENER INC | 71 | 76 | 5 | 566,296 | 0,345553831 | 0 | 252,4162409 |
| PEQUENAS ESPECIESCARVALECUADOR S.A. | 2 | 2 | 0 | 15,52 | 0,252885651 | 0 | 4,66 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO | 140 | 168 | 28 | 1030,03 | 0,204910421 | 0 | 223,9944383 |
| PEQUENAS ESPECIESELANCO COLOMBIA S.A.S | 24 | 35 | 11 | 978,282 | 0,212514588 | 0 | 294,1274918 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS INDUSTRIALES FARMACEUTICOS ECUATORIANOS LIFE C.A. | 13 | 16 | 3 | 42,72 | 0,196651919 | 0 | 10,01937029 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS KONIG S.A. | 40 | 43 | 3 | 235,648 | 0,514992495 | 0 | 136,6124251 |
| PEQUENAS ESPECIESLABORATORIOS TECNO - ALEMANES S.A. LATECNA | 1 | 1 | 0 | 3,064 | 0,251437544 | 0 | 1,134443827 |
| PEQUENAS ESPECIESZAIMELLA DEL ECUADOR S. A. | 80 | 80 | 0 | 226,976 | 0,137723781 | 0 | 29,59143895 |

Script en RStudio

```

Comi = read.csv2("../DATA/Rosita.csv")
Comi <- Comi[,-1]
Comik <- Comi

library(ggplot2)
library(modeest)
library(moments)
library(gridExtra)
library(dplyr)

#UNIDAD VENDIDA NETA

x1 = Comi$UNIDAD.VENDIDA.NETA
#aplico la regla de sturges

k1 = nclass.sturges(x1)
#Calculo la amplitud
Int1 = cut(x1, breaks = k1)
Int1

Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA = as.data.frame(table(Int1))
Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA

Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA = transform(Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA,
                                         Frel = round(prop.table(Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Freq), 3),
                                         FACum = cumsum(Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Freq),
                                         FACuR = cumsum(round(prop.table(Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Freq), 3)))

Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA

```

```

#Gráfica de barras para UNIDAD VENDIDA NETA
R1 = ggplot(Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA, aes(x=Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Int1,
                                             y=Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Fre1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="pink", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_Fre_UNIDAD_VENDIDA_NETA$Fre1)),
            position = position_stack(vjust = 0.8)) +
  labs(title = "Frecuencia de UNIDAD VENDIDA NETA")
R1

H1 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$UNIDAD.VENDIDA.NETA))+
  geom_histogram(aes(y=..density..),fill="#B6F0B0",colour="#23AB57")+
  geom_density(alpha=.2, fill="#AF4182")+
  geom_vline(aes(xintercept=mean(Comi$UNIDAD.VENDIDA.NETA)),
             color="red",size=1.5)+
  geom_vline(aes(xintercept=median(Comi$UNIDAD.VENDIDA.NETA)),
             color="blue",size=1.5,linetype="dashed")+
  geom_vline(aes(xintercept=mfv(Comi$UNIDAD.VENDIDA.NETA)),
             color="yellow",size=1.5)+
  labs(title = "Histograma de unidad vendida neta")
H1
library(ggplot2)

#UNIDAD TOTAL

x2 = Comi$UNIDAD.TOTAL

k2 = nclass.sturges(x2)

Int2 = cut(x2, breaks = k2)
Int2

Fre_UNIDAD_TOTAL = as.data.frame(table(Int2))
Fre_UNIDAD_TOTAL

Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL = transform(Fre_UNIDAD_TOTAL,
                                 Fre1 = round(prop.table(Fre_UNIDAD_TOTAL$Freq), 3),
                                 FACum = cumsum(Fre_UNIDAD_TOTAL$Freq),
                                 FACuR = cumsum(round(prop.table(Fre_UNIDAD_TOTAL$Freq), 3)))

Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL

```

```

# Gráfica de barras para UNIDAD TOTAL
R2 = ggplot(Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL, aes(x=Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL$Int2,
                                     y=Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL$Fre1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="lightblue", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_Fre_UNIDAD_TOTAL$Fre1)),
            position = position_stack(vjust = 0.8)) +
  labs(title = "Frecuencia de UNIDAD TOTAL")
R2
H2 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$UNIDAD.TOTAL))+
  geom_histogram(aes(y=..density..),fill="#B6F0B0",colour="#23AB57")+
  geom_density(alpha=.2, fill="#AF41B2")+
  geom_vline(aes(xintercept=mean(Comi$UNIDAD.TOTAL)),
            color="purple",size=1.5)+
  geom_vline(aes(xintercept=median(Comi$UNIDAD.TOTAL)),
            color="orange",size=1.5,linetype="dashed")+
  geom_vline(aes(xintercept=mfv(Comi$UNIDAD.TOTAL)),
            color="black",size=1.5)+
  labs(title = "Histograma de unidad total")
H2

#UNIDAD BONIFICADA

x3 = Comi$UNIDAD.BONIFICADA

k3 = nclass.Sturges(x3)

Int3 = cut(x3, breaks = k3)
Int3

Fre_UNIDAD_BONIF = as.data.frame(table(Int3))
Fre_UNIDAD_BONIF

Tab_Fre_UNIDAD_BONIF = transform(Fre_UNIDAD_BONIF,
                                Fre1 = round(prop.table(Fre_UNIDAD_BONIF$Freq), 3),
                                FACum = cumsum(Fre_UNIDAD_BONIF$Freq),
                                FACuR = cumsum(round(prop.table(Fre_UNIDAD_BONIF$Freq), 3)))

Tab_Fre_UNIDAD_BONIF

# Gráfica de barras para UNIDAD BONIFICADA
R3 = ggplot(Tab_Fre_UNIDAD_BONIF, aes(x=Tab_Fre_UNIDAD_BONIF$Int3,
                                     y=Tab_Fre_UNIDAD_BONIF$Fre1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="purple", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_Fre_UNIDAD_BONIF$Fre1)),
            position = position_stack(vjust = 0.8)) +
  labs(title = "Frecuencia de UNIDAD BONIFICADA")
R3
H3 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$UNIDAD.BONIFICADA))+
  geom_histogram(aes(y=..density..),fill="#B6F0B0",colour="#23AB57")+
  geom_density(alpha=.2, fill="#AF41B2")+
  geom_vline(aes(xintercept=mean(Comi$UNIDAD.BONIFICADA)),
            color="pink",size=1.5)+
  geom_vline(aes(xintercept=median(Comi$UNIDAD.BONIFICADA)),
            color="blue",size=1.5,linetype="dashed")+
  geom_vline(aes(xintercept=mfv(Comi$UNIDAD.BONIFICADA)),
            color="orange",size=1.5)+
  labs(title = "Histograma de unidad bonificada")
H3

```

```

#VENTA NETA

x4 = Comi$VENTA.NETA

k4 = nclass.Sturges(x4)

Int4 = cut(x4, breaks = k4)
Int4

Fre_VENTA_NETA = as.data.frame(table(Int4))
Fre_VENTA_NETA

Tab_Fre_VENTA_NETA = transform(Fre_VENTA_NETA,
                               FRE1 = round(prop.table(Fre_VENTA_NETA$Freq), 3),
                               FACUM = cumsum(Fre_VENTA_NETA$Freq),
                               FACUR = cumsum(round(prop.table(Fre_VENTA_NETA$Freq), 3)))

Tab_Fre_VENTA_NETA

#Gráfica de barras para VENTA NETA
R4 = ggplot(Tab_Fre_VENTA_NETA, aes(x=Tab_Fre_VENTA_NETA$Int4,
                                   y=Tab_Fre_VENTA_NETA$FRE1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="GREEN", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_Fre_VENTA_NETA$FRE1)),
            position = position_stack(vjust = 0.8)) +
  labs(title = "Frecuencia de VENTA NETA")

R4

H4 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$VENTA.NETA))+
  geom_histogram(aes(y=..density..), fill="#B6F0B0", colour="#23AB57")+
  geom_density(alpha=.2, fill="#AF41B2")+
  geom_vline(aes(xintercept=mean(Comi$VENTA.NETA)),
             color="blue", size=1.5)+
  geom_vline(aes(xintercept=median(Comi$VENTA.NETA)),
             color="red", size=1.5, linetype="dashed")+
  labs(title = "Histograma de venta neta")
H4

#RENTABILIDAD CON REBATE

x7 = Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE

k7 = nclass.sturges(x7)

Int7 = cut(x7, breaks = k7)
Int7

Fre_RENT_REBATE = as.data.frame(table(Int7))
Fre_RENT_REBATE

Tab_FRE_RENT_REBATE = transform(Fre_RENT_REBATE,
                               FRE1 = round(prop.table(Fre_RENT_REBATE$Freq), 3),
                               FACUM = cumsum(Fre_RENT_REBATE$Freq),
                               FACUR = cumsum(round(prop.table(Fre_RENT_REBATE$Freq), 3)))

Tab_FRE_RENT_REBATE

```

```

#Gráfica de barras para RENTABILIDAD CON REBATE
R7 = ggplot(Tab_FRE_RENT_REBATE, aes(x=Tab_FRE_RENT_REBATE$Int7,
                                     y=Tab_FRE_RENT_REBATE$Fre1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="red", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_FRE_RENT_REBATE$Fre1)),
            position = position_stack(vjust = 0.8)) +
  labs(title = "Frecuencia de RENTABILIDAD CON REBATE")
R7
H7 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE))+
  geom_histogram(aes(y=.density..),fill="#B6F0B0",colour="#23AB57")+
  geom_density(alpha=.2, fill="#AF41B2")+
  geom_vline(aes(xintercept=mean(Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE)),
            color="orange",size=1.5)+
  geom_vline(aes(xintercept=median(Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE)),
            color="brown",size=1.5,linetype="dashed")+
  geom_vline(aes(xintercept=mfv(Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE)),
            color="pink",size=1.5)+
  labs(title = "Histograma de rentabilidad con rebate")
H7

G7 = ggplot(Comi, aes(x=Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATE,
                     y=Comi$UNIDAD.TOTAL,
                     color=Comi$UNIDAD.TOTAL,
                     size=Comi$RENTABILIDAD.COM..CON.REBATEA))+
  geom_point()+
  labs(title = "GRAFICO")

G7

library(gridExtra)
Tablero_de_control=grid.arrange(R1,H1,R2,H2,R4,H4,R7,H7,G7)

library(tidyverse)
library(cluster)
library(factoextra)
library(Nbclust)
library(tidyr)

#Estandarizamos los datos
ComiK <- scale(ComiK)

set.seed(123)

#Estimamos el número de clúster
fviz_nbclust(ComiK, kmeans,method = "wss")
fviz_nbclust(ComiK, kmeans,method = "silhouette")
fviz_nbclust(ComiK, kmeans,method = "gap_stat")

#K means
K3 <- kmeans(ComiK, centers = 3, nstart = 25)
K3

#Graficamos
GI <- fviz_cluster(K3, data=ComiK)
GI
GM <- fviz_cluster(K3, data=ComiK, ellipse.type = "euclid",
                  star.plot=TRUE)
GM

```

```

GIN <- fviz_cluster(k3, data=ComiK, ellipse.type = "norm")
GIN

#Pasamos los resultados a la base original

Comi$kmeans <- k3$cluster

#Arbol
# Convertir la variable kmeans en factor (si no lo es ya)
Comi$kmeans <- factor(Comi$kmeans)

# Asignar nuevas etiquetas a los niveles del factor kmeans
Comi$kmeans <- factor(Comi$kmeans,
                     levels = c(1, 2),
                     labels = c("Categoría Baja", "Categoría Alta"))

# Verifica la asignación de etiquetas
levels(Comi$kmeans)

#Entrenamos los datos
library(caret)
TrainAr <- createDataPartition(Comi$kmeans,
                               p=.8, list = FALSE)

#Creamos el modelo
library(rpart)
Arbol <- rpart(kmeans~., data = Comi[TrainAr,])
Arbol

#Grafica
library(rpart.plot)
rpart.plot(Arbol, type = 1, extra = "auto",
           cex = 0.75, nn=TRUE, fallen.leaves = TRUE)

xA = Arbol

kA = nclass.Sturges(xA)

IntAr = cut(x7, breaks = kA)
IntAr

Fre_Arbol = as.data.frame(table(IntAr))
Fre_Arbol

Tab_FRE_Arbol = transform(Fre_Arbol,
                          FRE1 = round(prop.table(Fre_Arbol$Freq), 3),
                          FACum = cumsum(Fre_Arbol$Freq),
                          FACuR = cumsum(round(prop.table(Fre_Arbol$Freq), 3)))

Tab_FRE_Arbol

#Gráfica de barras para RENTABILIDAD CON REBATE
RAR = ggplot(Tab_FRE_Arbol, aes(x=Tab_FRE_Arbol$IntAr,
                              y=Tab_FRE_Arbol$FRE1)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill="pink", colour="black", size=0.5) +
  geom_text(aes(label=paste0(Tab_FRE_Arbol$FRE1),
                       position = position_stack(vjust = 0.8))) +
  labs(title = "Frecuencia del ARBOL")
RAR

```

Artículo de discusión

METODOLOGÍA PARA UN SCORING DE CLIENTES SIN REFERENCIAS CREDITICIAS

Osvaldo Espin-García

Carlos Vladimir Rodríguez-Caballero

INTRODUCCIÓN

El mercado de créditos al consumo ha crecido rápidamente en las últimas dos décadas. De acuerdo con el *Federal Reserve Board's Statistical Release on Consumer Credit*, el total del *crédito revolving* al consumo en los Estados Unidos fue de USD\$ 792,5 billones para julio de 2011. Lo interesante es que dicho crecimiento se encuentra también en Latinoamérica, lo cual obedece a que diversos bancos comerciales extranjeros tienden a emplear las mismas estrategias masivas de crédito.

Por otro lado, diversas instituciones financieras, entre ellas algunos bancos comerciales, han incrementado sus nichos de mercado a favor de la inclusión de clientes que carecen de información crediticia en los burós nacionales de crédito, la cual, a finales de la década pasada fue una importante política a seguir, tanto en instituciones grandes como en pequeñas. A diferencia de las grandes compañías, usualmente, las pequeñas no consiguen tener el suficiente capital para solicitar a las consultoras financieras con experiencia internacional, algún modelo de *originación* que esté enfocado a este tipo de clientes.

Por lo anterior, y dado el continuo crecimiento del mercado de crédito al consumo, la eficiente toma de decisiones es cada vez más importante, tanto en aspectos sociales (eficiencia) como privados (rentabilidad). Frente a ello, existe un creciente interés en modelar de manera más oportuna el riesgo y se han usado modelos estadísticos como los de *credit scoring* o *scorecard*, cuyo objetivo es el de identificar la probabilidad de impago de un grupo de clientes con características similares.

Kiefer y Larson (2006) proveen un resumen de cuestiones conceptuales y estadísticas que surgen durante el desarrollo de un modelo de *credit scoring*. Bierman y Hausman (1970), Dirickx y Wakeman (1976), Srinivasan y Kim (1987), Thomas, Crook y Edelman, (1992), entre otros, han usado distintas técnicas matemáticas y estadísticas para su diseño. Sin embargo, aunque existen avances substanciales en este corpus científico, aun no se tiene una metodología que haya sido internacionalmente aceptada como una práctica a seguir.

En este trabajo se desarrollará una metodología para elaborar un modelo que logre predecir el comportamiento de impago en función de la información socio-demográfica del cliente. La institución financiera, debería usar este predictor, mediante un valor crítico, en la toma de decisión para otorgar o no el crédito. La información recopilada de la solicitud de crédito permite, mediante técnicas estadísticas de árboles de decisión y de regresión logística, calibrar dicho modelo, siendo el objetivo primordial del mismo el asignar un puntaje (score) a cada cliente, de acuerdo con sus características. Lo anterior para determinar la probabilidad de

impago de los solicitantes y poder coadyuvar al área de control de riesgos para establecer si se otorga o no el crédito, sobretudo en pequeñas instituciones financieras que no puedan incluir en sus costos los modelos de las famosas consultoras.

Como ejercicio empírico, utilizando datos provenientes de un pequeño banco mexicano, se analiza el segmento poblacional que carece de información crediticia en alguno de los dos burós nacionales de crédito en México. El modelo de *scoring* genérico que emane de este trabajo, se desarrollará tomando en cuenta la información socio-demográfica. Para ello, se segmentará a la población usando árboles de decisión estadística y prosiguiendo con el cálculo del puntaje de la probabilidad de impago, usando regresión logística.

El artículo está dividido en cuatro secciones: En la primera de ellas se explican los elementos para el desarrollo de la metodología propuesta en la cual se detallan las variables que habrán de usarse a lo largo del artículo. La segunda sección trata de las herramientas microeconómicas que se usan en la metodología, se explica a detalle la construcción de árboles de decisión y los fundamentos teóricos de los modelos *logit*. La sección tres presenta la aplicación de la metodología propuesta con datos de un banco mexicano. Finalmente, la cuarta y última sección presenta las conclusiones del trabajo. Elementos para el desarrollo de la metodología propuesta.

MODELOS SCORING CONVENCIONALES

Un *scorecard* clasifica a la población objetivo dentro de dos o más grupos usando diversas técnicas estadísticas. Es común encontrar, por un lado, propuestas que emplean métodos econométricos de variables dependientes limitadas, como lo son los modelos *logit*, *probit* y *logísticos*; y por otro lado, los métodos de clasificación estadística.

Los modelos *scoring* que una institución financiera desarrolla, pueden distinguirse en cuanto al tiempo de cobertura o ventana de información. Lo más común es tomar un diseño muestral en forma de sección cruzada, considerando una selección de crédito al consumo en el tiempo t , para posteriormente seguir su comportamiento de pago sobre k periodos en el futuro. Igualmente, este tipo de modelos se desarrollan para predecir el comportamiento del cliente sobre el intervalo $[t; t+k]$, como una función de las características observadas en el tiempo t .

En contraste, el estudio dinámico del comportamiento de la calidad de crédito requiere observaciones en múltiples periodos de tiempo, para un conjunto fijo que haya sido muestreado en un tiempo t base, es decir, un diseño longitudinal o de datos de panel. En ambos casos, los datos tienen que ser extraídos con suficiente detalle, para permitir el seguimiento del comportamiento crediticio, determinar cómo podría ser su saldo, incremento de línea, nivel de revolvencia, entre muchos otros aspectos, por cada cliente en cada instante del tiempo.

Obtención de información

Para el desarrollo del modelo de *scoring* para clientes sin referencias crediticias, se deben formar bases de datos usando la información perteneciente a la solicitud de crédito que enmarcará el perfil socio-demográfico del cliente. Sobre el total de clientes, el primer filtro a realizarse debería permitir depurar aquellos que tengan un estatus de inactividad dentro del portafolio de la institución financiera.

Por otro lado, cabe señalar que en la información socio-demográfica proveniente de las solicitudes de crédito, es altamente probable encontrar falsedad en la información, por lo que se recomienda considerar ciertos casos como anormales para evitar que traigan complicaciones en los análisis posteriores, ejemplo de ello serían ingresos demasiados altos, número de dependientes económicos elevado, entre otros. Cada institución bancaria debería elegir los rangos a considerar entre dichas variables.

Clasificación de clientes

Para la clasificación de los clientes es común encontrar que las instituciones bancarias usen formas convencionales. Una vez definida la ventana de observación (podrían considerarse 24 meses), se procede a determinar el tipo de cliente según al número de pagos vencidos que hayan presentado en dicho periodo. En la práctica bancaria, sobre todo en aquellos departamentos de riesgo que se rigen con estándares internacionales o bien bajo lineamientos de sus matrices corporativas, se suele tomar el caso especial de definir a la población como: clientes que hayan tenido un máximo de un pago vencido como cliente bueno, el que haya tenido un máximo de dos como indeterminado y aquellos con 3 o más pagos vencidos como malos. La decisión de incorporar a los clientes indeterminados o no, obedece a motivos de aumentar la población buena o mala.

A pesar de que la forma anterior ha sido ampliamente usada por instituciones financieras o burós de créditos, existen otras propuestas capaces de clasificar a los clientes de acuerdo con formas no convencionales, ejemplo de ello es la desarrollada por Karlis y Rahmouni (2007), usando modelos de mezclas *poisson* o la ejemplificada con datos mexicanos de Rodríguez-Caballero (2011) desde la propuesta original de Dellaportas, Karlis y Xekalaki (1997).

Variables para desarrollar el *scoring*

Existe una enorme diversidad de variables que se pueden considerar para el desarrollo de un modelo *scoring*. La información socio-demográfica podría incluir variables cualitativas como el estado civil, la educación, el tipo de vivienda, entre muchas otras, y cuantitativas como el ingreso, la edad, la capacidad de pago declarada, entre otras.

A partir de un análisis exhaustivo realizado por los autores, se han encontrado que las variables mostradas en el Cuadro, han resultado ser eficientes en la predicción de la probabilidad de incumplimiento. Un análisis descriptivo de estas variables siempre será necesario para poder identificar sesgos e irregularidades entre los datos, así como su estructura, con el fin de encontrar posibles cortes poblacionales, siempre teniendo en cuenta una visión correcta del negocio.

Lo anterior, debe tomarse en cuenta sobre todo para evitar tener inferencias estadísticamente correctas, pero de escasa o nula relevancia. Un ejemplo sencillo de ello podría ser que al correr un modelo predictivo se obtenga un resultado final en donde la población más joven, y con muy altos ingresos, es aquella que presenta el menor nivel de riesgo de toda la población bajo estudio. Si bien estadísticamente pudiera ser correcto al momento de correr una regresión, por ejemplo, es muy probable que la población que se encuentra en este segmento sean solo unas cuantas personas, o en el peor de los casos, se tenga presencia de errores de medición.

Una condición importante que deben mostrar dichas variables es que no presenten una alta correlación significativa, ello logrará, como se comentará más adelante, satisfacer una mejor

segmentación en la población. Cabe señalar que las variables de capacidad de pago calculada (*cpc*) y la razón, capacidad de pago declarada entre ingreso (*cpd/ingreso*), del Cuadro 1 son variables calculadas, cuya finalidad es hacer comparaciones e incluir indicadores que pudieran reflejar de una forma más adecuada el comportamiento de los clientes.

Inicialmente, se deben desarrollar grupos de segmentación para encontrar una eficiente separación entre las poblaciones mencionadas usando técnicas multivariadas, específicamente, se pueden usar técnicas de árboles de decisión, para posteriormente utilizar algún tipo de modelo lineal que sirva para puntar los resultados que de la primera parte emanan. En la sección siguiente se explican dichas técnicas estadísticas.

CUADRO 1.
VARIABLES PARA ELABORAR UN MODELO *SCORING* DE TARJETA DE CRÉDITO

| Grupo | VARIABLES |
|--------------------------------|---|
| VARIABLES CUALITATIVAS | Sexo Estado Educación Tipo de vivienda Profesión Estado civil |
| VARIABLES CUANTITATIVAS | Ingreso Edad Capacidad de pago declarada Capacidad de pago calculada Capacidad de pago declarada /ingreso Número de dependientes económicos Tiempo empleo actual Tiempo empleo anterior Tiempo en vivienda actual Tiempo en vivienda anterior Número de autos |

Fuente: elaboración propia.

HERRAMIENTAS MICROECONOMÉTRICAS

Un modelo *scoring* construye una segmentación que pueda ser usada para clasificar a los clientes dentro de dos o más grupos distintos. Existen varias técnicas analíticas que han sido discutidas en la literatura y después implementadas en la industria para el desarrollo de los modelos *scoring*, los cuales pueden estar basados en regresión multivariada (Orgler, 1971), regresión de variable dependiente limitada como modelos logit (Wiginton, 1980), probit y tobit, (Henley, 1995).

A pesar de que los modelos de variable dependiente limitada constituyen un mejor mecanismo que aquellos de regresión lineal, debido a que usualmente la variable dependiente es discreta (clientes buenos y malos), Henley (1995) encontró que la regresión logística no fue mucho mejor que la lineal. Ello se atribuye a que una gran cantidad de créditos se encuentran entre los cuantiles 0,2 y 0,8, en los cuales ambas distribuciones son prácticamente idénticas. No obstante, al ser el comportamiento de las colas justamente la preocupación en el riesgo de crédito, es común seguir realizando el modelaje vía regresiones logísticas.

Por otro lado, existen técnicas de análisis estadístico multivariado como el análisis discriminante, árboles de decisión, análisis factorial, clúster, entre otros (Girault, 2007). Por su parte, Eisenbeis (1977, 1978) presenta una crítica severa al momento de usar el análisis discriminante en estudios de negocios, economía y finanzas. Estos modelos han sido demeritados debido a que algunos artículos han sobre estresado los resultados (Hand *et al.*, 1997). Igualmente, se han empleado otras técnicas no paramétricas como redes neuronales (Yobas, Crook y Ross, 2000; Desai, Conway, Crook y Overstreet, 1997), métodos de programación lineal (Boyle, Crook, Hamilton y Thomas, 1992) y más recientemente el análisis de sobrevivencia (Andreeva, 2005).

En Srinivasan y Kim (1987) se puede encontrar un estudio acerca de la eficiencia relativa al estudiar los modelos de *credit scoring*, bajo enfoques paramétricos y no paramétricos. Dicho artículo presenta evidencia en favor de usar los métodos de clasificación recursiva (árboles de decisión). También se puede consultar el trabajo de Thomas (2000), para una inspección de las técnicas estadísticas y de optimización, usadas al construir modelos de otorgamiento de créditos.

Por su parte, Baesens (2003) realiza un estudio cuidadoso a partir de ocho bases de datos usando ocho métodos diferentes y 17 modelos, para evaluar la precisión del *scoring*: dos modelos lineales, regresión logística, programación lineal, cuatro diferentes variantes de máquinas de soporte vectorial, cuatro diferentes árboles de decisión, dos variantes de la técnica de vecinos más cercanos (*nearest neighbours*), redes neuronales y dos técnicas bayesianas de segmentación. Baesens confirmó que la eficiencia del *scoring* más pobre, estadísticamente hablando, se consiguió con el método de *Naïve Bayes*, mientras que los mejores resultados se lograron al emplear regresiones logísticas, redes neuronales o árboles de clasificación.

Finalmente, Crook, Edelman y Thomas (2007) hacen un compendio acerca de los resultados encontrados en la literatura especializada, con respecto a las técnicas usadas a lo largo de un par de décadas. En la tabla 2 de dicho artículo, se muestra que la tendencia a modelar el *scoring* a través de técnicas de segmentación, como los árboles de decisión, ha prevalecido con el tiempo, a pesar del avance considerable de la literatura con respecto al aprendizaje artificial (algoritmos genéticos, redes neuronales, programación genética y máquinas de soporte vectorial).

De hecho, se puede encontrar en dicha tabla, que la precisión de los árboles de decisión estadística es igual o incluso algunas veces mejor, que aquellos que emplean tecnologías más avanzadas. Lo mismo sucede con los métodos econométricos de variables dependientes limitadas, los cuales han sido aplicados en la industria bancaria debido, posiblemente, a su sencilla conceptualización y a que ambas técnicas se encuentran disponibles, casi en cualquier paquete estadístico.

En el presente trabajo se emplea un híbrido de ambas técnicas, usando las variables descritas en la sección anterior. Este modelo resultará de combinar las técnicas de análisis multivariado con regresión logística, y tiene como objetivo predecir el comportamiento de la población buena y mala basándose en sus experiencias de pago e incumplimiento.

La principal diferencia entre el uso de una técnica u otra, radica en que unos se encargan de modelar vía criterios de divergencia entre los tipos de cliente (análisis multivariados y programación lineal), la selección de la mejor combinación de factores y el peso de los mismos para el desarrollo del modelo de clasificación.

Mientras que otros métodos (regresión y redes neuronales) emplean criterios de minimización del error, los cuales están adecuados para construir los modelos predictivos.

Técnica CHAID y sus extensiones

Los árboles de decisión en el desarrollo de un *scoring* son usados como herramienta para el cálculo de los momios de incumplimiento (*odds*, disparidad o razón de oportunidades) y representa un método efectivo para la estimación. Un mismo modelo permite diferentes usos, como mantenimiento de clientes considerados como buenos (probabilidades bajas de incumplimiento), cobranza proactiva y discriminada por nivel de riesgo para los clientes calificados como malos o con probabilidades altas de llegar a incumplimiento. Cuando en la administración de riesgos se busca qué perfil socio-demográfico pertenece a un nivel determinado de riesgo, se construyen una serie de tablas que permiten ver la asociación existente entre variables. Escobar-Mercado (1992) comenta al respecto:

No se trata de cruzar cada pregunta con el resto, sino de seleccionar una serie de hipótesis plausibles con el conocimiento previo, teórico o empírico, de la realidad que se está investigando, y, de acuerdo con ellas, realizar los cruces que pongan a prueba las conjeturas. Una manera de facilitar la tarea de selección de variables relevantes en la explicación de la contestación a una pregunta dada es la técnica del análisis de segmentación, que proporciona además una descripción de las diferencias que los distintos grupos de una muestra pueden presentar en un determinado rasgo[. . .] En su uso, se distinguen, por un lado, una variable cuya distribución se desea explicar y, por el otro, un conjunto de variables, nominales u ordinales, con estatus de independientes. Estas reciben el nombre de predictoras y tienen la finalidad de conformar grupos que sean muy distintos entre sí en la variable o variables dependientes (Escobar-Mercado, 1992, 2).

El análisis de segmentación debe ser utilizado, primordialmente, con fines exploratorios y su ideología consiste en buscar exhaustivamente las mejores asociaciones de las variables explicativas con la dependiente. Seleccionar automáticamente las mejores variables predictivas permite hallar grupos distintos para diversas características. De este modo, las muestras quedan fragmentadas en distintos tipos de personas u objetos, cuya descripción constituye un objetivo adicional de esta técnica (Escobar-Mercado, 1998).

Este tipo de análisis se ha usado, fundamentalmente, para estudiar variables dependientes cuantitativas, utilizando el algoritmo presentado por Morgan y Sonquist (1963), de manera frecuente. No obstante, aquí se emplea una derivación de esta técnica que se distingue por

utilizar el estadístico χ^2 para seleccionar las mejores variables predictivas.

Escobar-Mercado (1998) recomienda seguir los siguientes pasos lógicos para realizar esta tarea:

1. Preparación de las variables. Selección de variable dependiente y elección de posibles variables predictivas. Dicho artículo comenta que es preferible trabajar con menos de 10 variables.
2. Agrupación de las categorías de las variables independientes en el caso de que tengan un perfil similar al de la variable dependiente.

3. Primera segmentación, que consiste en la selección de la variable que mejor prediga la variable dependiente.
4. Segunda segmentación. Para cada segmento formado en el paso anterior, se debe buscar entre las variables cuyos valores han sido previamente agrupados de la misma forma que en el paso 2, la que tenga mayor poder predictivo.
5. Sucesivas segmentaciones. Se procede de forma similar al paso anterior en cada grupo formado por la segmentación previa.

Hay varios procedimientos para llevar a cabo la segmentación. A continuación se presenta con mayor detalle el algoritmo llamado CHAID (*Chi-squared Automatic Interaction Detection*). Esta técnica, desarrollada fue por Cellard, Labbe y Cox (1967); Bouroche y Tennenhaus (1972); Kass (1980) y Magdison (1993) -quien finalmente lo adaptó para el programa computacional SPSS-, tiene como distintiva de otros algoritmos binarios, que se pueden formar segmentos con más de dos categorías al mismo tiempo. Al igual que otras prácticas de segmentación, las operaciones elementales que realiza son:

- La agrupación de las categorías de las variables predictivas.
- La comparación de efectos entre distintas variables.
- La finalización del proceso de segmentación.

El algoritmo CHAID es tal vez el más conocido y usado, sin embargo, existen otro tipos de segmentaciones como el C&RT de Breiman, Friedman, Olshen y Stone, (1984), el CHAID Exhaustivo de Biggs, De Ville y Suen (1991) y el QUEST de Loh y Shih (1998). Eso sin mencionar las técnicas bayesianas de aprendizaje como el *Naïve Bayes* de Duda y Hart (1973), y redes neuronales bayesianas de Pearl (1988). Todas ellas se encuentran programadas en sistemas informáticos como SPSS, SAS, entre otros. A continuación se explica la mecánica general de este tipo de técnicas estadísticas.

Reducción de las categorías más discriminantes

En esta etapa se seleccionarán las categorías de las variables predictivas que discriminen de mejor forma a la variable dependiente. Se trata de reducir la complejidad de la segmentación original sin incurrir en una pérdida de información. La reducción se logra de acuerdo con las características de las variables predictivas: nominales, ordinales, ordinales con valores perdidos, y cuantitativas.

El funcionamiento de formación de grupos de categorías homogéneas se basa en el estadístico χ^2 . De acuerdo con Escobar-Mercado (1998), los pasos son los siguientes:

1. Se forman todos los pares posibles de categorías. Esto dependerá de la opción que se haya preferido dar a un determinado predictor.
2. Para cada posible par se calcula el estadístico χ^2 correspondiente a su cruce con la variable dependiente. El par con χ^2 más bajo, siempre que no sea significativo, formará una nueva categoría de dos valores fusionados. La condición de que no sea significativo es muy

importante, ya que en el caso de que lo fuese, indicaría que las dos categorías que se pretenden fusionar no lo pueden hacer, ya que son heterogéneas entre sí al considerar los valores de la variable dependiente; y el objetivo es justo lo contrario, asimilar categorías con comportamiento semejante.

3. Si se ha fusionado un determinado par de categorías, se procede a realizar nuevas fusiones de los valores del predictor, pero esta vez con una categoría menos, pues dos de las antiguas han sido reducidas a una sola.

4. El proceso se acaba cuando ya no pueden realizarse más fusiones, porque los χ^2 ofrecen resultados significativos.

Las segmentaciones binarias suelen ahorrar una gran cantidad de cálculos. Esto implica que se busque la mejor combinación de predictores que conduzcan a sólo dos grupos, para que finalmente las posibilidades de agrupación sean reducidas. Por ende, el χ^2 mayor de todas las posibles combinaciones grupales (con $k = 2$) será seleccionado.

El CHAID exhaustivo de Biggs *et al.* (1991) fue propuesto justamente para que la fusión continua de pares de valores fuera reducido, hasta que sólo quedara una dicotomía de valores.

Selección de variables predictivas

Teniendo las categorías más discriminantes, se debería continuar con la selección de aquellas variables que resulten ser las más predictivas. Para ello, se compara el χ^2 correspondiente de cada categoría; sin embargo, será conveniente modificar la significación de cada predictor con el ajuste de Bonferroni, debido a que la probabilidad de obtención de un resultado significativo tiende a ser mayor con la proliferación de pruebas estadísticas. Lo mismo se repetirá para cada uno de los grupos formados por la primera segmentación.

Se puede conducir a interpretaciones precipitadas si el proceso de segmentación no es examinado con paciencia en cada fase. Finalmente, será muy útil estudiar el comportamiento de un cruce, por simple que sea, entre la variable dependiente y alguna otra compuesta, ello para analizar la capacidad predictiva de la segmentación realizada.

Regla de paro

Se debe determinar una regla que sirva para parar el algoritmo, con el propósito de evitar la formación de grupos terminales sin ninguna validez estadística, es decir, que de no detener el algoritmo se podrían tener nodos finales para cada elemento de la variable dependiente en cuestión.

Normalmente, en programas como SPSS es común encontrar cuatro tipos de filtros o reglas de paro: significancia, asociación, tamaño y nivel. Los primeros son los más utilizados en la técnica CHAID y consisten, básicamente, en no permitir segmentaciones que no sean estadísticamente significativas, como en el caso expuesto con anterioridad. Los segundos cumplen una función semejante y es común aplicar en los programas estadísticos los siguientes

coeficientes de asociación: ϕ , V de Cramer, C de Pearson u otro. La diferencia primordial entre ambos procedimientos radica en que al preocuparse por la asociación entre variables, no se es sensible al número de casos, a diferencia de aquellos de significancia.

Por otro lado, los filtros de tamaño evitarán la formación de grupos demasiado pequeños, dado el problema que supone la generalización en estos casos. Finalmente, con los filtros de nivel se especifica *a priori* el nivel máximo de segmentación.

De esta forma, después de haber explicado de manera detallada la metodología de un análisis de segmentación tipo CHAID, es posible entender que la función clasificadora del análisis de segmentación permite configurar una serie de grupos que se distinguen por su comportamiento con respecto a una variable dependiente determinada. La especificación de las características de los grupos terminales formados por esta técnica es un excelente medio para describir grupos heterogéneos de la muestra.

En este trabajo se ha seguido la metodología planteada. Cada paso y cada filtro usado fue llevado a cabo mediante las instrucciones pre programadas es el sistema estadístico SPSS, ajustando ciertos valores con el software SAS en su librería de minería de datos.

Regresión logística

Dentro de los enfoques econométricos, los modelos de probabilidad lineal han caído en desuso por sus desventajas técnicas, en tanto que los modelos *probit*, *logit* y demás son superiores al análisis discriminante, ya que proveen para cada deudor una probabilidad de impago. A pesar de que los modelos de variable dependiente limitada son, en teoría, herramientas econométricas más apropiadas que la regresión lineal, esta arroja estimaciones similares a las de los anteriores cuando sus probabilidades estimadas se ubican entre el 20% y el 80 %. No obstante, un *scoring* de riesgo deberá utilizar el primer tipo de modelos econométricos porque la importancia radica en alguna de las colas de la distribución condicional de la variable dependiente, es decir, del tipo de cliente.

Cuando al plantear un modelo econométrico, la variable dependiente toma valores discretos, se emplean modelos de regresión discreta. El caso más simple se da cuando es binaria y toma los valores de 0 ó 1, y se puede estimar con distintos enfoques como el modelo de probabilidad lineal, análisis discriminante o los modelos de tipo probit y logit.

La regresión logística es un modelo lineal general, en el cual las variables respuesta Y_1, Y_2, \dots

\dots, Y_n son independientes y $Y_i \sim \text{Bernoulli}(\pi_i)$. π_i se asume que está relacionado a x_i por

$$\log \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) = \alpha + \beta X \quad [1]$$

El lado izquierdo de la ecuación [1] es el logaritmo de las razones de probabilidad u *odds* para Y_i . El modelo asume que estos *log-odds* (o *logit*) son una función del predictor

de x . El término $\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$ es el parámetro natural de esta familia exponencial, y en

la ecuación [1], la función de enlace $g(\pi) = \log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$ es usada.

La ecuación [1] puede ser reescrita como

$$\pi_i = \frac{e^{\alpha + \beta X}}{1 + e^{\alpha + \beta X}} \quad [2]$$

De donde es posible ver a π_i como una probabilidad, naturalmente $0 < \pi_i < 1$.

Al igual que en un modelo de regresión lineal simple, cuando β es igual a cero, en un modelo de regresión logística, si $\pi(-\alpha/\beta) = 1/2$, no hay ninguna relación entre π y x . Por otro lado, β es el cambio en los log-odds correspondientes al incremento de una unidad en x .

En el contexto de los modelos de *credit scoring* se puede asociar βx_i a la calidad crediticia del individuo (variable latente o no observada), mientras que Y_i es definida mediante una variable binaria, donde será 1 si el cliente es identificado como malo o cero cuando sea clasificado como bueno. La calidad crediticia del individuo se supone como el resultado de una función lineal en sus parámetros y X contiene la información específica de los deudores. Las estimaciones de los parámetros se realizan mediante máxima verosimilitud y tras haberlas obtenido, la variable Y_i será el *score* o calificación crediticia del cliente, la cual representará la probabilidad de incumplimiento del mismo.

Habiendo definido el *score* de crédito, cambios en Y_i implicarán modificaciones en la probabilidad de incumplimiento (PD, por sus siglas en inglés) del individuo. La relación entre *score* y riesgo no es lineal, por lo que para valores del *score* muy bajos, un aumento en el mismo produce una rápida subida en la probabilidad de cumplimiento y una rápida disminución de la PD, mientras que para valores del *score* altos, una mejora en el mismo hace que la probabilidad de cumplimiento aumente poco y genera una leve caída en el riesgo. En otras palabras, cuanto mayor sea el *score*, menor será la caída en el riesgo derivada de un aumento en el primero.

Es importante mencionar que las estimaciones $\hat{\beta}_i$ no tienen una interpretación directa como en mínimos cuadrados ordinarios, ya que solo representan el efecto que un cambio en x_i tiene sobre el *score* del individuo, a la vez que su signo muestra si la relación con la PD es directa o inversa. Sin embargo, para cuantificar el efecto de x_i sobre la PD se debe computar su efecto marginal.

APLICACIÓN

Desarrollo del modelo

Para el desarrollo del modelo de scorecard para clientes sin referencias crediticias, se utiliza una base de datos correspondiente a una pequeña institución bancaria en México, con fecha de corte al 15 de octubre de 2007. Se seleccionan únicamente aquellos registros que cumplen con los filtros explicados en la sección correspondiente.

Dichos filtros lograron depurar la base de estudio a 4.064 registros, debido a que los demás tenían un estatus de inactivos (cuentas que por sus características de pagos y saldos no han tenido actividad en el producto bancario). De estas sólo fueron clasificables (como bueno, malo o indeterminado) 2.674, los 1.390 restantes no contaban con información para poderlos asignar dentro de alguna categoría (su histórico de pagos no es el suficiente para definir al cliente) o bien fueron depurados tras la aplicación de ciertos filtros. Finalmente, la población buena es de 1.938, correspondiente al 85,3% de la población total, mientras que la población definida como mala pagadora (333) corresponde al 14,7 %. Cabe mencionar que la población indeterminada se eliminó del estudio debido a la poca relevancia estadística dentro de los árboles probados.

El plan comercial del banco está enfocado a un sector poblacional en específico, por ello se toma la suposición de datos falsos para aquellos registros que indicaron ingresos superiores a los \$20.000 en moneda nacional mexicana. Asimismo, se consideraron como atípicos aquellos casos cuyo número de dependientes económicos rebasara los 4 integrantes, debido a su no significancia estadística, en el sentido de que este segmento poblacional es menor al 1% de la población total en la muestra estudiada.

La base se diseñó con el objetivo de permitir que el panel sea balanceado, es decir, que en cada instante en el tiempo cuente con exactamente la misma información. De esta forma, se define el tipo de cliente (bueno o malo) de acuerdo con el histórico de pagos del cliente, explicados con anterioridad.

Para la realización del árbol final fueron utilizadas todas las variables consideradas como predictivas para el modelo y se fueron descartando paulatinamente conforme iban presentando o no significancia al momento de generar particiones de la información (variables que no segregaban la información se iban sustrayendo), esto para seleccionar aquellas que mostraran mayor predictibilidad al momento de crear particiones en los árboles (ramas).

Para la construcción de los árboles se analizaron los dos grupos de variables, obteniendo una agrupación natural y haciendo esta distinción debido a las características intrínsecas a cada grupo de variables. Fueron probados diversos métodos (algoritmos) para la elaboración del árbol seleccionando, seleccionado aquel que mejor particionara la información (separación coherente y estadísticamente significativa). Para este fin fueron ajustados algunos parámetros dentro del programa, como es el caso de la utilización de la variable cpd/ingreso como variable de influencia, dada su construcción como un ponderador (idealmente entre 0 y 1), que ajusta las demás características con respecto a este índice.

Los diferentes árboles obtenidos, así como los códigos respectivos, están documentados en un archivo que el lector interesado puede solicitar, esto para analizar la evolución de los mismos y las variaciones en los parámetros que llevaron a la construcción final.

Para desarrollar el modelo *scoring* se estudian todas las variables y grupos descritos en el Cuadro 1, encontrando que los grupos y las variables más predictivas son las mencionadas en el Anexo 1. Los grupos fueron identificados mediante la utilización de técnicas de árboles de decisión explicadas en la sección de herramientas microeconómicas. En el mismo anexo se presentan los árboles modelados. La Gráfica A1, corresponde al árbol de decisión primario y la Gráfica A2 al árbol de decisión secundario, los cuales se explican a continuación:

1. El árbol de decisión primario es utilizado para realizar la regresión logística y así generar el *score* correspondiente a cada conjunto de características.
2. El árbol de decisión secundario se utiliza para, una vez dado el punto de corte del *score*, seleccionar adicionalmente otras ramas del árbol primario para aumentar el nivel de aceptación con las mejores características. Esto debe realizarse identificando las tres mejores ramas de este árbol y conjuntamente con el primario, considerar las ramas que condensarán a más malos que buenos.

El árbol de decisión primario está formado por las variables: ingreso, edad y capacidad de pago declarada (CP_DEC). Mientras que el secundario ha sido formado usando las variables de sexo (SEX), nivel máximo de estudios (ESTUDIOS), estado civil (EDO_CIVIL), número de dependientes económicos (NUM_DEP).

Después de analizar el comportamiento de las técnicas de segmentación CHAID, Exhaustive CHAID, Quest y C&RT, se encontró que la mejor de ellas terminó siendo el Exhaustive CHAID. Usando la variable de influencia mencionada con anterioridad, pueden existir diversos mecanismos para la selección del mejor árbol, por ejemplo, el sentido de negocio, las políticas

de crédito internas de la institución financiera, los valores estadísticos χ^2 encontrados, entre otros. En el trabajo actual se desarrolló la selección de aquellas segmentaciones que hicieran un mejor sentido del negocio con respecto a las políticas vigentes de otorgamiento de crédito de la institución precedente.

Como ya se ha comentado, el objetivo de realizar una regresión logística radica en la cuantificación de las variables segmentadas mediante los árboles calculados, esto para asignar a cada persona un puntaje (*score*), el cual indique de manera rápida y clara su nivel de riesgo.

Cada grupo de análisis da lugar a distintas variables independientes, específicamente, cada rama final se vuelve una variable. Cada una de ellas será dicotómica, esto debido a que un cliente no puede estar presente en más de una rama en cada árbol a la vez. La variable dependiente en las cuatro regresiones logísticas siempre será la misma y representa el tipo de cliente, 0 y 1, bueno o malo, respectivamente.

El árbol primario es el que define inicialmente el *score* de riesgo, por lo que se deben considerar las ramas que arroja, 12 en el caso actual. Dichas variables son las independientes en el modelo logit empleado, donde $x_i = 1$, si y sólo si, esa observación cumple con las características descritas en la i -ésima rama del árbol de decisión primario $(1 \leq i \leq 12)$.

Para x_k , $k \neq i$ su valor correspondiente es cero.

En el Anexo 2 se presentan los resultados referentes a la regresión logística. Como se aprecia en los resultados del Cuadro 2, todas las variables son significativas al 5 %, inclusive al 1 %. Una vez estimados los parámetros se procede a realizar la transformación logística, la cual modela la función de probabilidad de la muestra (Ecuación 2). Una vez obtenida la PD, se debe realizar un re-escalamiento de las probabilidades a puntos score. Posteriormente, se debe ajustar mediante una transformación del tipo

$$Score = \alpha * \log \left(\frac{1 - (\beta_1 * TPD - \beta_2)}{\beta_1 * TPD - \beta_2} \right) + \eta \quad [3]$$

En esta ecuación los parámetros α, β_1, β_2 y η son calculados para expresar el *score*, con respecto a un rango específico. Cada institución debe definir dicho rango.

Una vez que se obtiene un *score* para cada cliente se procede a realizar un análisis distribucional de la población, para determinar un punto de corte del modelo, es decir, determinar un *score* a partir del cual se aceptarán las solicitudes, rechazando todas aquellas que se encuentren por debajo de este punto de corte. Para esto se realiza lo siguiente:

1. Se hace un histograma de los *scores* segmentando el tipo de cliente.
2. Se grafica el kernel de la distribución de dichos *scores*, comparando las gráficas de buenos y malos, para visualizar la acumulación de los clientes con respecto a su *score*.
3. Se calculan los percentiles de los *scores* para cada uno de los tipos de cliente.

Se debe determinar un punto de corte que represente una probabilidad de incumplimiento. También es indispensable analizar los errores tipo I (clientes buenos rechazados) y II (malos aceptados) y el porcentaje de aceptación total. Para el modelo desarrollado se obtuvieron los siguientes puntos de corte (Cuadro 2).

CUADRO 2.
PUNTOS DE CORTE

| | | Corte 1 | | |
|-------|-------------------|----------------|-----------|------------|
| | P(Incumplimiento) | | Aceptados | Rechazados |
| >=650 | 14,20 % | Buenos | 985 | 1.000 |
| | | | 49,62 % | 50,38 % |
| | | Malos | 118 | 223 |
| | | | 34,60 % | 65,40 % |
| | | Indeterminados | 142 | 206 |
| | | | 40,80 % | 59,20 % |

Error tipo I: 50,38 %; Error tipo II: 34,60 %; % aceptación: 45,56 %.

Corte 2

| | P(Incumplimiento) | | Aceptados | Rechazados |
|-------|-------------------|----------------|-----------|------------|
| >=665 | 12,80 % | Buenos | 648 | 1.337 |
| | | | 32,64 % | 67,36 % |
| | | Malos | 65 | 276 |
| | | | 19,06 % | 80,94 % |
| | | Indeterminados | 93 | 255 |
| | | | 26,72 % | 73,28 % |

Error tipo I: 67,36 %; Error tipo II: 19,06 %; % aceptación: 30,14 %.

Corte 3

| | P(Incumplimiento) | | Aceptados | Rechazados |
|-------|-------------------|----------------|-----------|------------|
| >=690 | 9,10 % | Buenos | 468 | 1.517 |
| | | | 23,58 % | 76,42 % |
| | | Malos | 39 | 302 |
| | | | 11,44 % | 88,56 % |
| | | Indeterminados | 75 | 273 |
| | | | 21,55 % | 78,45 % |

Error tipo I: 76,42 %; Error tipo II: 11,44 %; % aceptación: 21,77 %.

Corte 4

| | P(Incumplimiento) | | Aceptados | Rechazados |
|-------|-------------------|----------------|-----------|------------|
| >=691 | 8,90 % | Buenos | 346 | 1.639 |
| | | | 17,43 % | 82,57 % |
| | | Malos | 27 | 314 |
| | | | 7,92 % | 92,08 % |
| | | Indeterminados | 57 | 291 |
| | | | 16,38 % | 83,62 % |

Error tipo I: 82,57 %; Error tipo II: 7,92 %; % aceptación: 16,08 %.

Fuente: elaboración propia.

En el ejercicio actual se opta por considerar a una institución bancaria que tenga una alta aversión al riesgo, por lo que se considera un punto de corte mayor o igual a 691, que representa una probabilidad de incumplimiento a 6 meses de 8,90 %. Si bien dicha probabilidad de incumplimiento posee un valor muy alto, la selección del punto de corte está en función de las políticas de negocio de la institución financiera precedente, la cual consistía en que los modelos de originación de crédito no deberían soportar tasas de aceptación por debajo de 15 %. En realidad, la elección del punto de corte sopesaría la dupla PD-Nivel de aceptación, la primera impuesta por la propia área de riesgos y, la segunda por la estrategia de negocios aceptada por el consejo directivo.

Lo deseable siempre será seleccionar más clientes cumplidos (buenos), pero sin aceptar clientes malos (error tipo II). Para esto, se debe utilizar el árbol de decisión secundario. El problema en cuestión radica en que de manera general resulta complicado segmentar idealmente a la población sin referencias crediticias, debido a que no presentan información que suponga un comportamiento de pago y la sociodemográfica puede resultar no ser tan robusta, pese a tener un tamaño muestral grande.

Implementación del árbol secundario y modelo final

La aceptación presentada radica, principalmente, en las restricciones del modelo y al punto de corte seleccionado. Para aumentar el nivel de aceptación total, pero sin descuidar el error tipo II, se procede a hacer uso del árbol de decisión secundario.

Dado que por el punto de corte definido únicamente se aceptan clientes que hayan provenido de las 3 mejores ramas del árbol de decisión primario (ADP_Rama03, ADP_Rama08, ADP_Rama09), se consideran las 3 siguientes mejores ramas (ADP_Rama05, ADP_Rama06, ADP_Rama12) y algunas características adicionales para tomar la decisión de aceptarlas o rechazarlas. Estas características están asociadas con las 4 mejores ramas del árbol de decisión secundario (ADA_Rama01, ADA_Rama03, ADA_Rama06, ADA_Rama07).

No fueron utilizadas todas las relaciones de las tres ramas del árbol de decisión primario con las cuatro del árbol de decisión secundario. Hubo una selección de cuáles serían las relaciones que se tomarían en cuenta, esto para aminorar el error tipo II y aumentar la aceptación. Las características adicionales que fueron consideradas están contenidas en el Cuadro 3.

CUADRO 3.
CARACTERÍSTICAS ADICIONALES CONSIDERADAS

| Relaciones entre ramas | | | |
|------------------------|------------|------------|------------|
| | ADP_Rama05 | ADP_Rama06 | ADP_Rama12 |
| ADA_Rama01 | | | X |
| ADA_Rama03 | X | X | X |
| ADA_Rama06 | X | X | |
| ADA_Rama07 | | X | |

Fuente: elaboración propia.

Realizado lo anterior se consideran los nuevos aprobados y rechazados. Los resultados se encuentran en el Cuadro 4.

CUADRO 4.
RESULTADOS DEL ARBOL DE DECISIÓN

| Análisis final-Punto de corte | | Aceptados | Rechazados |
|-------------------------------------|----------------|-----------|------------|
| >= 691+ nodos finales seleccionados | Buenos | 415 | 1.570 |
| | | 20,91 % | 79,09 % |
| | Malos | 32 | 309 |
| | | 9,38 % | 90,62 % |
| | Indeterminados | 65 | 283 |
| | | 18,68 % | 81,32 % |

Error tipo I: 79,09 %; Error tipo II: 9,38 %; % Aceptación: 19,62 %.

Fuente: elaboración propia.

Se observa un incremento de 1,47% en el error tipo II, pero de igual forma, hay un aumento de 3,54% en el porcentaje de aceptación total, por lo que puede considerarse más adecuado este modelo. Una de las ventajas de utilizar este método radica en que se considera un segundo filtro (árbol de decisión secundario), para reforzar la decisión de aceptar a un cliente. El modelo *scoring* final se encuentra en el Anexo 3, para observar el proceso de originación resultante tras la metodología presentada.

Se requiere mencionar que cada institución financiera debe elegir su punto de corte sobre el árbol de decisión primario, conforme a las políticas de crédito que se tengan. De manera semejante, se tomará la decisión acerca de si es recomendable o no modelar el árbol de decisión secundario, con el fin de mejorar la calidad crediticia de originación contra la parsimonia del proceso.

Finalmente, aunque se ha probado en distintas poblaciones que las variables presentadas resultan ser altamente predictivas, también es cierto que pudiesen no serlo, es más, pudiesen no existir, por lo que se recomienda ampliamente tomar provisiones al respecto.

CONCLUSIONES

El artículo ha revisado a *grosso modo* la literatura correspondiente al desarrollo de los llamados *credit scoring*, con el objetivo de introducir al lector en la utilización y finalidad de dichos modelos en la administración de riesgos, aunque vale la pena mencionar que la misma metodología pudiera ser extendida hacia fines más comerciales como sería la elaboración de modelos de propensión de consumo, en los cuales la población objetivo está en función no de sus costumbres de pago sino de su propensión de un consumo específico.

Por otro lado, se ha presentado una metodología asaz sencilla con la que, primordialmente pequeñas empresas, pueden generar modelos confiables para originar clientes que no tengan experiencia crediticia. Para mostrar dicha sistemática, utilizando información de un pequeño banco mexicano, se emplearon árboles de decisión, por ser una herramienta efectiva para la predicción de probabilidades de incumplimiento, no sólo a nivel de capacidad de discriminación y estabilidad a través del tiempo, sino como una herramienta de fácil entendimiento que permite potencializar sus usos y servir además de predicción, para la planeación de estrategias comerciales de venta de servicios, estrategias de cobranza, entre muchas otras. Por otro lado, se usaron técnicas microeconómicas, específicamente el modelo logit, para calcular los *odds* por el grupo poblacional carente de información crediticia.

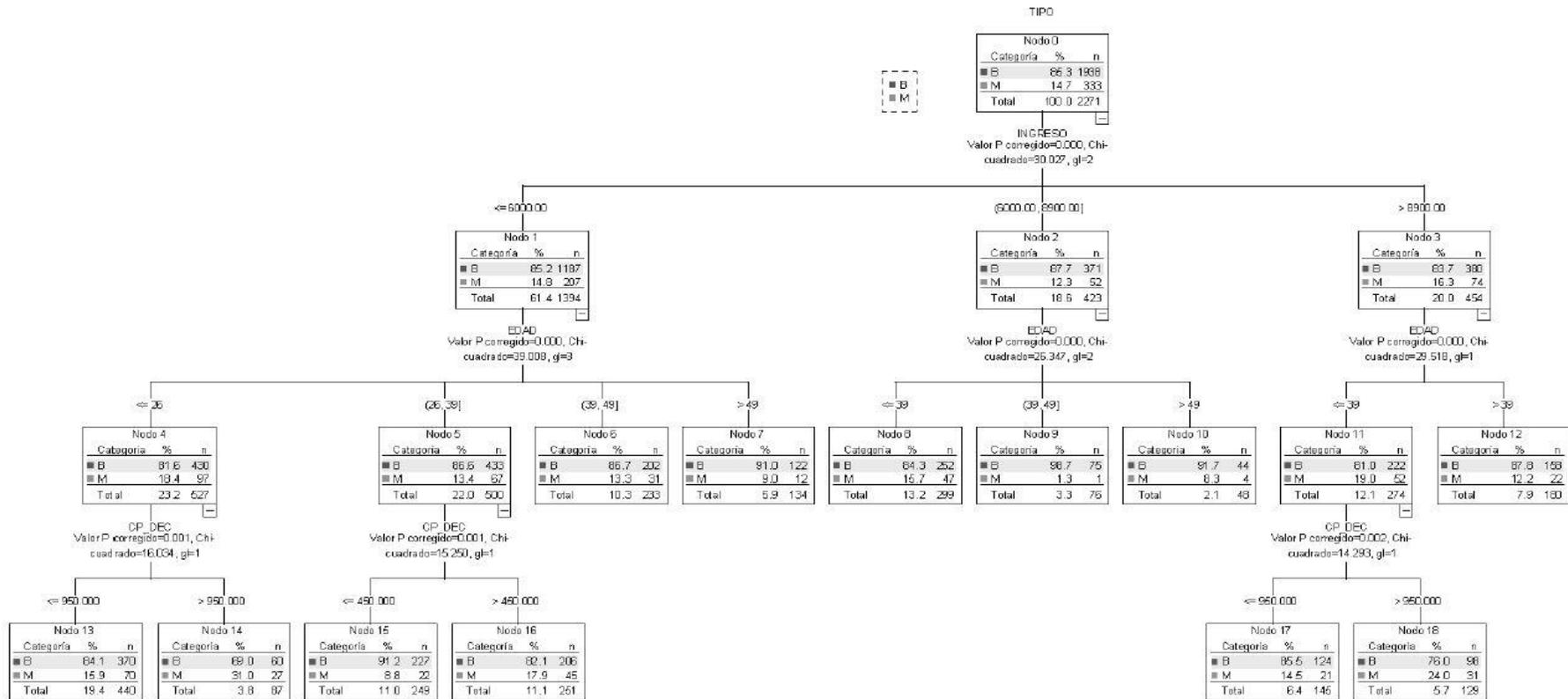
Del presente trabajo se pueden extender las siguientes ideas que serán parte de trabajos futuros tanto dentro de un marco teórico como aplicado. Por una parte es posible estudiar si la metodología presentada a lo largo de este trabajo permite estimaciones consistentes en los parámetros del modelo logit, este punto es realmente muy importante ya que es bien sabido la presencia de heteroscedasticidad en los datos microeconómicos. Por otra parte la metodología presentada puede ser ampliada tras considerar una población que si posea información crediticia en algún buró de crédito.

ANEXOS

ANEXO 1. ÁRBOLES DE DECISIÓN

GRÁFICA A1.

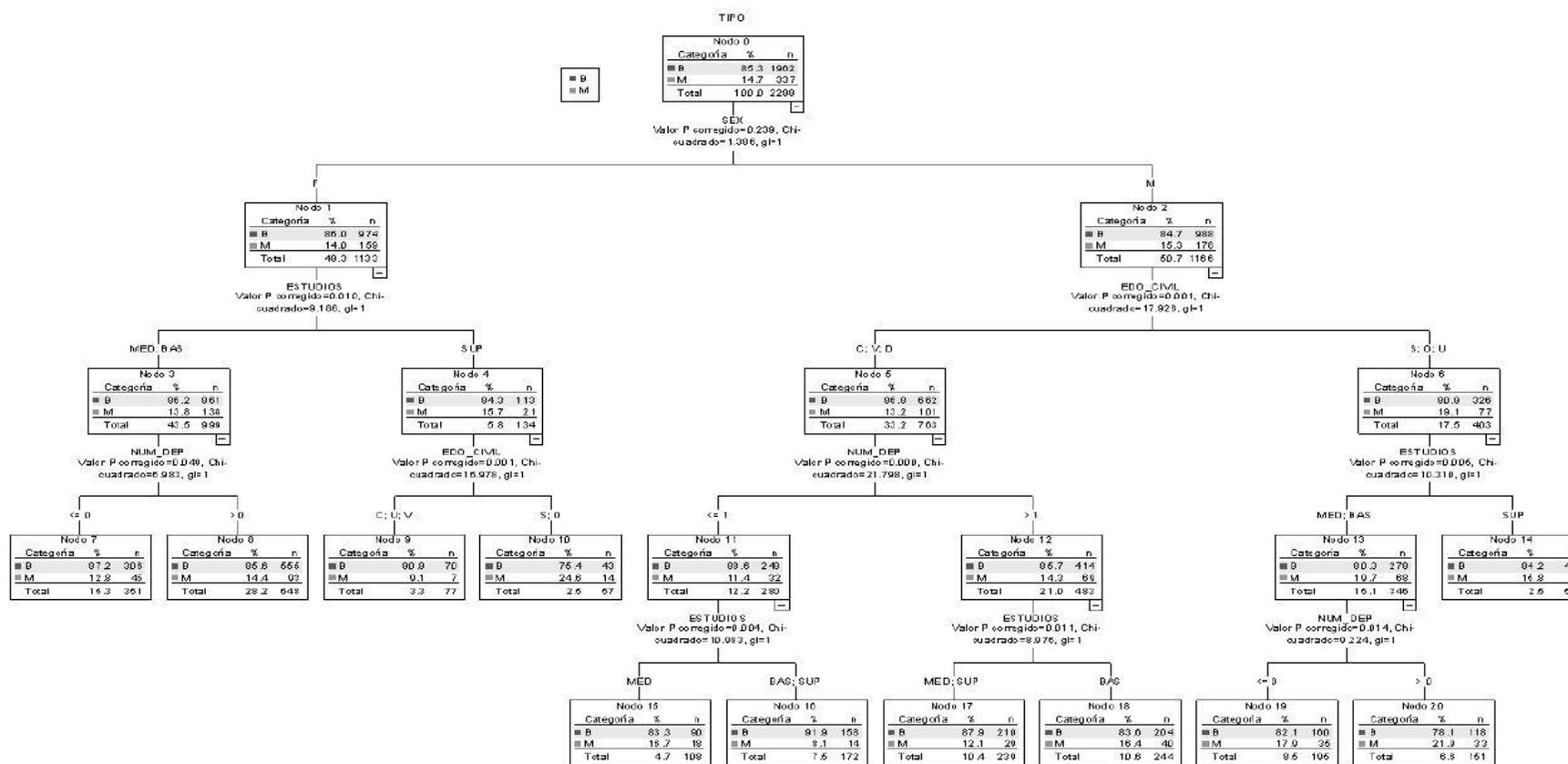
Árbol de decisión primario construido mediante la técnica Exhaustive CHAID (variable de influencia - capacidad de cliente declarada / ingresos)



Fuente: elaboración propia.

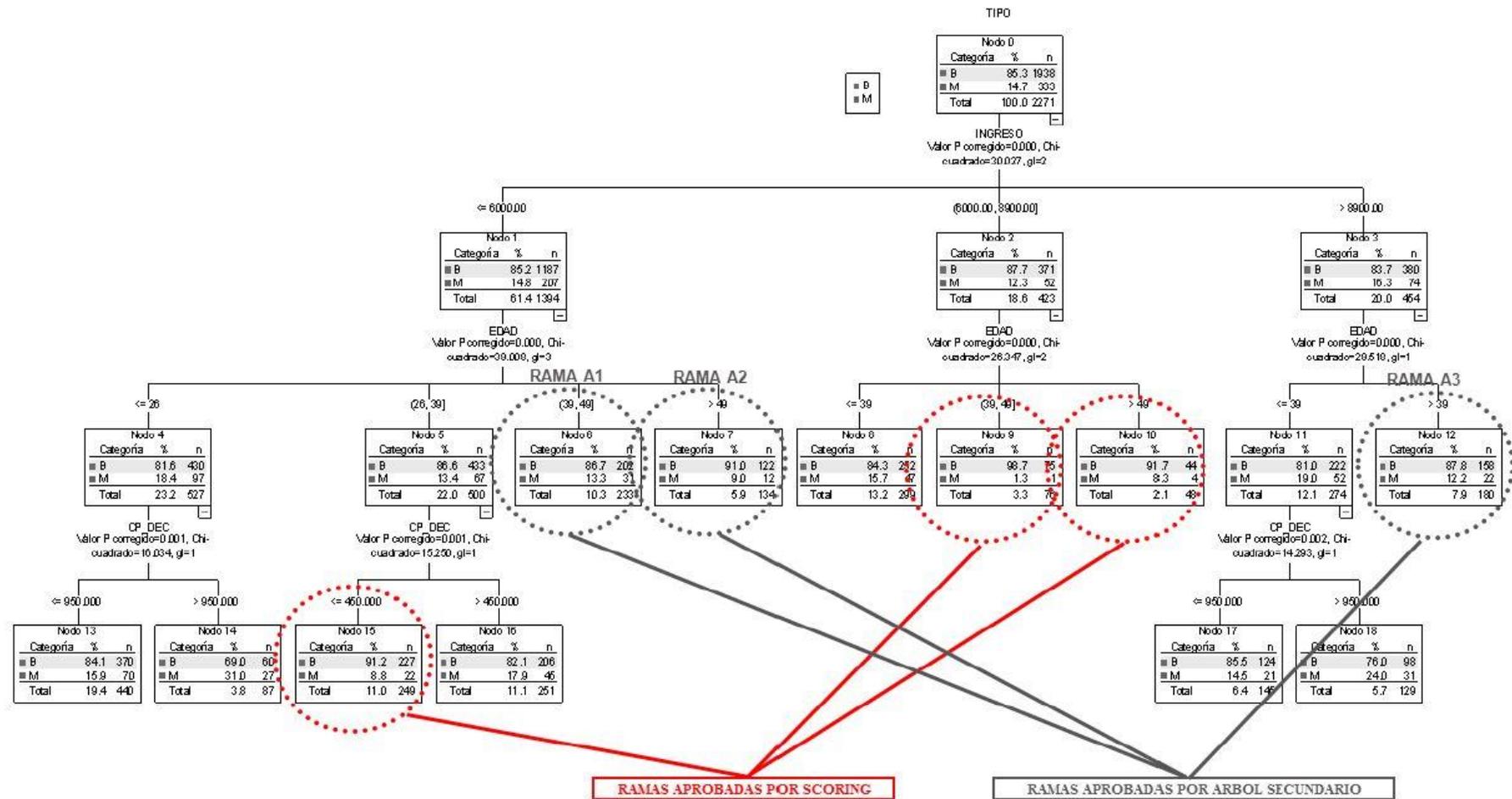
GRÁFICA A2.

Árbol de decisión secundario construido mediante la técnica Exhaustive CHAID usando como variable de influencia la capacidad de cliente declarada / ingresos



Fuente: elaboración propia.

ANEXO 2. ACEPTACIÓN FINAL DEL MODELO SCORING Y METODOLOGÍA PLANTEADA



Fuente: elaboración propia.

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

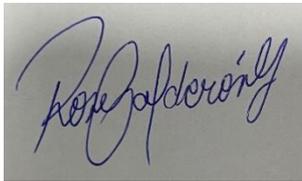
Nosotros, **Calderón Galarza, Rosa Emilia**, con C.C: # **093200636-4** y **Núñez Herrera, Adriana Nicole** con C.C: # **092950504-8** autores del trabajo de integración curricular: **Machine Learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores**, previo a la obtención del título de **Licenciado en Negocios Internacionales** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaramos tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de integración curricular para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

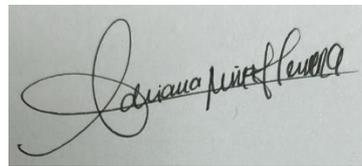
2.- Autorizamos a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de integración curricular, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, 26 de agosto de 2024

LOS AUTORES



f. _____
Calderón Galarza, Rosa Emilia
C.C: # **093200636-4**



f. _____
Núñez Herrera, Adriana Nicole
C.C: # **092950504-8**

REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

FICHA DE REGISTRO DE TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

| | | | |
|---|---|--|-----|
| TEMA Y SUBTEMA: | Machine Learning aplicado a un desarrollo de categorización de comisiones para proveedores. | | |
| AUTOR(ES) | Calderón Galarza, Rosa Emilia Núñez Herrera, Adriana Nicole | | |
| REVISOR(ES)/TUTOR(ES) | Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs. | | |
| INSTITUCIÓN: | Universidad Católica de Santiago de Guayaquil | | |
| FACULTAD: | Facultad de Economía y Empresa | | |
| CARRERA: | Negocios Internacionales | | |
| TITULO OBTENIDO: | Licenciado en Negocios Internacionales | | |
| FECHA DE PUBLICACIÓN: | 26 de agosto del 2024 | No. DE PÁGINAS: | 184 |
| ÁREAS TEMÁTICAS: | Esquemas de comisión, Proveedores, Análisis de comisión | | |
| PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS: | Comisiones, Árbol de decisión, Proveedores, Análisis de datos, Categorización, Negociación comercial. | | |
| RESUMEN / ABSTRACT: | <p>Este trabajo de tesis aborda el análisis y categorización de comisiones por proveedor, utilizando un modelo de árbol de decisión como herramienta principal para la evaluación y clasificación. El objetivo principal es proporcionar un marco analítico que permita entender y optimizar la estructura de comisiones, facilitando la toma de decisiones informadas en el contexto de negociaciones comerciales. Se realiza un estudio detallado de los diferentes factores que influyen en las comisiones, así como de los beneficios que una categorización efectiva puede ofrecer a las organizaciones. La metodología empleada incluye la recopilación de datos relevantes, su procesamiento a través de técnicas avanzadas de análisis de datos, y la implementación de modelos predictivos que permiten visualizar patrones y tendencias en las comisiones otorgadas por diversos proveedores. Los resultados obtenidos subrayan la importancia de una clasificación precisa y cómo esta puede incidir en la rentabilidad y eficiencia operativa de las empresas. Finalmente, se presentan recomendaciones prácticas para la aplicación de los hallazgos en entornos empresariales reales.</p> | | |
| ADJUNTO PDF: | <input checked="" type="checkbox"/> SI | <input type="checkbox"/> NO | |
| CONTACTO CON AUTOR/ES: | Teléfono: +593994579284 +593977349714 | E-mail: rosa.calderon@cu.ucsg.edu.ec adriana.nuñez@cu.ucsg.edu.ec | |
| CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN (COORDINADOR DEL PROCESO UIC): | Nombre: Freire Quintero, Cesar Enrique | | |
| | Teléfono: +593-990090702 | | |
| | E-mail: cesar.freire@cu.ucsg.edu.ec | | |
| SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA | | | |
| Nº. DE REGISTRO (en base a datos): | | | |
| Nº. DE CLASIFICACIÓN: | | | |
| DIRECCIÓN URL (tesis en la web): | | | |