

**ADAPTACIÓN Y TRANSFORMACIÓN DEL SECTOR GASTRONÓMICO EN CALI
FRENTE A ESCENARIOS DE CRISIS: UN ENFOQUE DESDE LA MINERÍA DE DATOS**

Hernan Dario Cruz Mazuera

Código: 202302053

Directora de trabajo de grado:

PhD. Liliana Minelly Romo Melo

Maestría en Administración

Facultad de Ciencias de la Administración

Universidad del Valle

Noviembre de 2025

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado, en primer lugar, a mí mismo, por haber tenido la valentía de iniciar este camino y la determinación de no rendirme, incluso en los momentos más difíciles. Porque sin disciplina, constancia y sacrificio, este logro simplemente no existiría.

A mi familia, por ser mi apoyo incondicional, por su paciencia, sus palabras de aliento y por creer en mí incluso cuando el camino se hacía incierto. Este logro también es de ustedes.

Y a todas las experiencias, retos y aprendizajes que hicieron parte de este proceso, porque cada uno de ellos contribuyó a formar no solo este trabajo, sino también la persona que soy hoy.

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mi directora de trabajo de grado, quien, con su conocimiento, orientación y exigencia académica, no solo guió este proceso, sino que también contribuyó de manera significativa a la construcción de este trabajo.

A mi familia, por su amor, apoyo constante y comprensión durante cada etapa de este camino. Gracias por estar presentes en los momentos de esfuerzo, duda y también en los de logro.

Finalmente, agradezco a todas aquellas personas que, de manera directa o indirecta, hicieron parte de este proceso, aportando desde una palabra de ánimo hasta una idea que ayudó a avanzar.

Este trabajo no solo representa un logro académico, sino también un crecimiento personal que quedará para toda la vida.

RESUMEN

El trabajo de investigación analiza la adaptación y transformación del sector gastronómico en Cali frente a escenarios de crisis, con énfasis en la pandemia de COVID-19, mediante el uso de técnicas de minería de datos. Parte del reconocimiento de que este sector es altamente vulnerable a choques externos como crisis económicas, sanitarias o sociales, que afectan la demanda, los costos operativos, la cadena de suministro y la sostenibilidad de los negocios. A través de una revisión histórica de crisis globales (como la Gran Depresión, la Segunda Guerra Mundial y la crisis financiera de 2008), se evidencia que, aunque el sector sufre impactos severos, también desarrolla estrategias de resiliencia basadas en la innovación, la adaptación y la reorganización de sus modelos de negocio. En el contexto reciente, la pandemia obligó a los establecimientos a acelerar procesos de digitalización, implementar domicilios, rediseñar menús y fortalecer vínculos con la comunidad. La investigación propone aplicar técnicas como árboles de decisión y reglas de asociación para identificar patrones y factores clave que influyeron en el desempeño del sector, considerando variables como comportamiento del consumidor, gestión financiera, innovación tecnológica y operación empresarial. Metodológicamente, se adopta un enfoque mixto que combina análisis cuantitativo y cualitativo. El objetivo principal es generar conocimiento que apoye la toma de decisiones estratégicas y contribuya a la formulación de políticas públicas y estrategias empresariales que fortalezcan la resiliencia del sector. Finalmente, se destaca la importancia de la analítica de datos como herramienta para anticipar escenarios futuros y mejorar la capacidad de respuesta ante nuevas crisis.

PALABRAS CLAVE

Sector gastronómico, COVID-19, minería de datos, resiliencia empresarial, transformación digital.

CONTENIDO

1. CAPÍTULO 1: GENERALIDADES DE LA INVESTIGACIÓN	10
1.1 INTRODUCCIÓN.....	10
1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA	12
1.2.1 La Pandemia de Gripe de 1918 (Gripe Española).....	13
1.2.2 La Gran Depresión (1929-1939)	14
1.2.3 La Segunda Guerra Mundial (1939-1945).....	15
1.2.4 Crisis del Petróleo de 1973.....	17
1.2.5 Crisis Alimentaria Mundial (2007-2008)	18
1.2.6 La Crisis Financiera de 2008	20
1.2.7 Pandemia de COVID-19 (2020-2022).....	21
1.3 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA E INTERROGANTE DE INVESTIGACIÓN	22
1.4 OBJETIVOS	24
1.4.1 Objetivo General	24
1.4.1 Objetivos Específicos	24
1.5 JUSTIFICACIÓN	24
1.6 MARCO REFERENCIAL	26
1.7 MARCO TEÓRICO.....	27
1.7.1 Analítica de Datos	27
1.7.2 Inteligencia de Negocios.....	28
1.7.3 La Minería de Datos	29

1.7.3 Árboles de Decisión.....	32
1.7.4 Rapidminer.....	33
1.8 MARCO CONTEXTUAL	34
1.8.1 Efectos del Covid-19 a nivel nacional y regional	34
1.8.2 Crisis sector gastronómico	35
1.9 MARCO LEGAL NACIONAL E INTERNACIONAL	36
1.9.1 Marco Legal Nacional.....	36
1.9.2 Marco Legal Internacional.....	38
1.10 ESTADO DEL ARTE	38
1.11 METODOLOGÍA.....	41
1.11.1 Comprensión del Negocio (O del Problema de Investigación).....	44
1.11.2 Comprensión De Los Datos.....	44
1.11.3 Preparación De Los Datos.....	45
1.11.4 Modelado:	45
1.11.5 Evaluación.....	45
1.11.6 Despliegue (O Comunicación de Resultados):.....	45
1.11.7 Descripción Metodológica para la Construcción del Dataset	46
1.12 FASES Y CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES	48
1.12.1 Fases	48
1.12.2 CRONOGRAMA.....	50
CAPÍTULO 2: ANÁLISIS DESCRIPTIVO.....	51
CAPÍTULO 3: MODELOS DE ÁRBOLES DE DECISIÓN.....	65

3.1 ÁRBOLES DE DECISIÓN	65
3.1.1 <i>Inteligencia de Negocios</i>	65
3.1.2 <i>Minería de Datos</i>	68
3.2 SOFTWARE DE RAPIDMINER	69
3.2.1 <i>Teoría y conceptos generales de modelos con árboles de decisión</i>	70
3.3 MODELAMIENTO DE ÁRBOLES DE DECISIÓN CON RAPIDMINER.....	70
3.3.1 <i>Preparación de los datos para el análisis</i>	78
3.4 RESULTADOS CON LOS MODELOS DEL ÁRBOL DE DECISIÓN	81
3.4.1 <i>Modelo con la variable objetivo de innovación</i>	82
3.4.2 <i>Modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje</i>	84
3.4.3 <i>Modelo con la variable objetivo ventas por redes sociales</i>	87
3.4.4 <i>Modelo con la variable objetivo espacios colaborativos</i>	89
CAPÍTULO 4: REGLAS DE ASOCIACIÓN	91
4.1 REGLAS DE ASOCIACIÓN.....	91
4.1.1 <i>Medidas principales</i>	92
4.1.2 <i>Preprocesamiento y Binarización de Datos</i>	94
4.1.3 <i>Interpretación de una Regla</i>	96
4.2 RESULTADOS CON LOS MODELOS DE REGLAS DE ASOCIACIÓN	97
4.2.1 <i>Análisis de reglas de asociación</i>	97
4.2.1.1 <i>Contexto y preparación de la base de datos</i>	97
4.2.1.2 <i>Codificación de las respuestas como ítems</i>	97
4.2.1.3 <i>Criterios de extracción: soporte, confianza y lift</i>	99

4.2.1.4 Análisis de las reglas de asociación en contexto	100
CAPITULO 5: CONCLUSIONES	103
5.1 CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS DESCRIPTIVO.....	103
5.2 CONCLUSIONES ARBOLES DE DECISIONES.....	104
5.2.1 Modelo con la variable objetivo de innovación	104
5.2.2 Modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje	104
5.2.3 Modelo con la variable objetivo ventas por redes sociales	105
5.2.4 Modelo con la variable objetivo espacios colaborativos.....	105
5.2.5 Modelo con la variable objetivo contratación de expertos.....	105
5.3 CONCLUSIONES REGLAS DE ASOCIACIÓN.....	105
5.3.1 Primer grupo: Empresas reactivas y con limitaciones estructurales.	106
5.3.2 Segundo grupo: Empresas adaptativas y con orientación al aprendizaje.	106
5.4 Recomendaciones para las empresas del sector gastronómico	107
5.4.1 Fortalecer espacios colaborativos como base para la innovación	107
5.4.2 Complementar la innovación interna con alianzas externas.....	108
5.4.3 Integrar la contratación de expertos a una estrategia más amplia de aprendizaje organizacional.....	108
5.4.4 Impulsar la innovación como soporte de las ventas por canales digitales	109
5.4.5 Avanzar hacia una gestión más estratégica del conocimiento.....	109
5.4.6 Reducir brechas organizativas más allá del tamaño empresarial	109
5.4.7 Modelo estratégico para la resiliencia del sector gastronómico de Cali ante escenarios de crisis sistémica	110

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Diferencias entre los tipos de análisis descriptivo, predictivo y prospectivo.....	28
Tabla 2. Definiciones de diferentes autores sobre la minería de datos	31
Tabla 3. Cronograma.....	50
Tabla 5. Parámetros de modelamiento.....	71
Tabla 6. Parámetros de atributos	74
Tabla 7. Parámetros de configuración de árbol de decisiones.....	76
Tabla 8. Resultados de aplicación de parámetros para clasificación de variables.....	79
Tabla 9. Homologación de preguntas por palabras clave	81
Tabla 10. Cuadro 1: Treinta reglas de asociación más fuertes (support $\geq 0,05$, confidence $\geq 0,80$, lift $> 1,20$)	100

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Tipos de servicio que ofrece la empresa.....	55
Gráfico 2. Número de empleados de la empresa	56
Gráfico 3. Local comercial propio.....	56
Gráfico 4. Cantidad de empleados por sección	57
Gráfico 5. Acciones tomadas a partir de la pandemia.....	58
Gráfico 6. Porcentajes de Personas que atiende la empresa	59
Gráfico 7. Consumo promedio antes de la crisis	59

Gráfico 8. Nuevos productos o servicios	61
Gráfico 9. Uso de tecnología.....	62
Gráfico 10. Infraestructura tecnológica.....	62
Gráfico 11. Seguimiento posventa	63
Gráfico 12. Protocolo servicio al cliente.....	64
Gráfico 13. Flujo de trabajo en RapidMiner	67
Gráfico 14. Read Excel	70
Gráfico 15. Definición de Hojas de cálculo a usar.....	71
Gráfico 16. Rol de un atributo	74
Gráfico 17. Representación del modelo con la variable objetivo innovación	82
Gráfico 18. Distribución de clusters (k = 3).....	84
Gráfico 19. Representación del modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje.....	85
Gráfico 20. Resultado de la variable objetivo motivación para el aprendizaje.	86
Gráfico 21. Representación del modelo con la variable objetivo venta por redes sociales	87
Gráfico 22. Grafica resultado de la variable objetivo ventas por redes sociales	88
Gráfico 23. Representación del modelo con la variable objetivo contratación de expertos	89
Gráfico 24. Resultado de la variable objetivo contratación de expertos	90
Gráfico 25. Modelo estratégico ante escenarios de crisis sistémica	115

1. CAPÍTULO 1: GENERALIDADES DE LA INVESTIGACIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

Los contextos de crisis, recesiones económicas, desastres naturales, o crisis sanitarias como la de la Pandemia por *Covid19*, tienen un impacto profundo en el sector de servicios. Uno de los sectores más afectados durante este tipo de crisis es el sector gastronómico, ya que su funcionamiento se ve comprometido desde su operación diaria hasta la viabilidad y sostenibilidad de los negocios a largo plazo. Este sector, caracterizado por su dinamismo y dependencia de la interacción social, es especialmente vulnerable a las fluctuaciones en el entorno económico y social.

En contextos de crisis, son varios los impactos que puede sufrir este sector, los consumidores tienden a recortar gastos no esenciales, y comer fuera del hogar suele considerarse un lujo, por lo que existe disminución a la demanda. Los restaurantes, especialmente aquellos de gama alta, enfrentan reducciones drásticas en sus ingresos debido a la menor afluencia de clientes. Por otro lado, estas crisis afectan seriamente el acceso a insumos básicos debido a cierres de fronteras, restricciones logísticas o escasez de productos, esto obliga a los negocios gastronómicos a reajustar menús, buscar sustitutos o asumir mayores costos de operación, causando interrupciones en la cadena de suministro.

Además, los escenarios de confinamiento causan un aumento de costos operativos, inflación o el encarecimiento de servicios públicos, los costos fijos (alquiler, energía, agua, gas) tienden a elevarse. También, pueden sumarse gastos adicionales relacionados con protocolos sanitarios, como ocurrió durante la pandemia por *COVID-19*.

Por otro lado, las medidas gubernamentales impuestas en tiempos de crisis —como restricciones de aforo, horarios limitados o prohibiciones del servicio presencial— exigieron una

rápida capacidad de adaptación por parte de los establecimientos gastronómicos, muchas veces con inversiones que no todos podían asumir. En este escenario, la necesidad de mantenerse activos durante la crisis empujó a muchos negocios hacia la digitalización. Esto incluyó la implementación de plataformas de pedidos en línea, servicios de entrega a domicilio y campañas de marketing digital. Sin embargo, la transición digital fue desafiante para pequeños negocios con recursos limitados.

Las crisis también transformaron las preferencias, hábitos y comportamiento de los consumidores. Por ejemplo, durante y después del confinamiento por *COVID-19*, se incrementó notablemente el uso del servicio a domicilio y la compra de alimentos preparados para llevar. Actualmente, algunos de estos cambios parecen mantenerse como nuevas normas de consumo.

La problemática más grave fue que los prolongados períodos de inactividad o bajos ingresos llevaron al cierre de numerosos negocios, afectando especialmente a pequeñas y medianas empresas. Esto generó un efecto directo sobre el empleo, tanto en el sector gastronómico como en industrias relacionadas, como agricultura, distribución y manufactura. Sin embargo, a pesar de los retos, las crisis también fomentan la creatividad. Muchos negocios desarrollaron soluciones innovadoras como menús más económicos, kits de cocina para preparar en casa o incluso mercados de productos frescos en sus propios locales. Estas iniciativas sentaron las bases para nuevos modelos de negocio más resilientes. Por ejemplo, en algunos contextos, se evidenció el fortalecimiento del vínculo entre los negocios locales y la comunidad, campañas de “compra local” y el apoyo a restaurantes independientes, lo cual sumó a la supervivencia de algunos negocios, generando un tejido social más sólido en torno a la gastronomía.

Para analizar toda esta problemática, esta investigación propone el uso de técnicas de minería de datos como herramienta para descubrir información nueva y relevante, a partir del análisis de datos, que permita comprender los factores que influyeron en el desempeño, resiliencia y transformación del sector gastronómico en contextos de crisis, como la Pandemia de *Covid19*. A través del análisis de datos, se busca identificar patrones, tendencias y relaciones entre variables, como el comportamiento del consumidor, la gestión financiera y la innovación tecnológica. El objetivo es generar nuevos conocimientos que apoyen la toma de decisiones estratégicas, tanto para empresarios del sector como para instituciones públicas, con el fin de analizar las lecciones aprendidas y fortalecer la gestión de estos negocios para que se encuentren preparados para hacer frente a eventuales contextos de crisis, como el que se vivió durante la pandemia.

1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA

A lo largo de la historia, el sector gastronómico ha sido particularmente vulnerable a los efectos de diversas crisis globales y regionales. Estas situaciones, de naturaleza económica, sanitaria, política o medioambiental, han impactado significativamente su funcionamiento, obligando a los actores del sector a adaptarse rápidamente a escenarios de alta incertidumbre. Cada crisis ha traído consigo desafíos específicos, como la disminución de la demanda, interrupciones en la cadena de suministro, aumento de los costos operativos, modificaciones normativas y transformaciones profundas en los hábitos de consumo. A continuación, se presentan algunos casos emblemáticos de crisis históricas que han influido de manera determinante en la evolución del sector gastronómico a nivel mundial, ilustrando tanto su fragilidad ante contextos adversos como su capacidad de resiliencia e innovación.

1.2.1 La Pandemia de Gripe de 1918 (Gripe Española)

La pandemia de gripe española de 1918, una de las más mortales del siglo XX, afectó gravemente a múltiples sectores económicos y sociales, incluida la industria gastronómica Kolata, (2001). A pesar de que en esa época la infraestructura del sector no contaba con los desarrollos logísticos y tecnológicos de hoy, los efectos de esta crisis sanitaria guardan notables similitudes con los observados durante la pandemia de *COVID-19* en 2020.

Los restaurantes, cafeterías, cantinas y otros espacios de socialización gastronómica se vieron forzados a cerrar temporalmente debido a las medidas sanitarias impuestas por los gobiernos locales y al temor generalizado al contagio. La disminución drástica del tránsito de personas y la paralización de la vida social redujeron considerablemente la clientela, generando pérdidas económicas significativas Crosby, (2003).

Esta crisis generó cierres forzosos de establecimientos por normativas de aislamiento y cuarentena, y la pérdida de clientes debido al miedo al contagio y a la reducción de la movilidad urbana. También existió escasez de personal, ya que gran parte de la población de los países afectados contrajeron la enfermedad, muchos fallecieron y también se impusieron restricciones de desplazamiento. Durante esta crisis también se registró desabastecimiento de insumos, dado el colapso parcial de las cadenas de suministro locales Crosby, (2003).

Para adaptarse a estos nuevos cambios del contexto, algunos negocios intentaron mantenerse operativos mediante la venta de raciones simples para llevar, aunque estas soluciones fueron limitadas por las condiciones tecnológicas, logísticas y sanitarias de la época Kolata, (2001). En ciertas ciudades, se organizaron sistemas rudimentarios de entrega de alimentos para atender a personas enfermas o confinadas en sus hogares, en gran parte impulsados por redes comunitarias y organizaciones benéficas Crosby, (2003).

Aunque el sector gastronómico de principios del siglo XX era menos estructurado y dependía menos del consumo fuera del hogar, la pandemia de 1918 evidenció su fragilidad frente a emergencias sanitarias globales. Esta experiencia temprana sentó un precedente sobre los efectos disruptivos que una crisis de salud pública puede tener en la oferta de servicios alimentarios, anticipando desafíos que se repetirían un siglo después.

1.2.2 La Gran Depresión (1929-1939)

La Gran Depresión fue una crisis económica de alcance global que marcó profundamente la vida social y productiva de millones de personas, y el sector gastronómico no fue la excepción. El colapso de los mercados financieros, la caída de la producción industrial y el desempleo masivo redujeron significativamente el poder adquisitivo de la población, provocando una contracción sin precedentes en el consumo de bienes y servicios no esenciales, entre ellos, las comidas fuera del hogar Reinhart & Rogoff, (2011).

En países como Estados Unidos, Reino Unido y diversas naciones de Europa, numerosos restaurantes, cafeterías y establecimientos de comida cerraron sus puertas debido a la baja afluencia de clientes y la imposibilidad de sostener los costos operativos Carlin, & Soskice, (2015). El panorama fue especialmente crítico para los locales de gama media y alta, que dependían de una clientela con ingresos disponibles, ahora inexistentes para gran parte de la población. Algunos de los impactos que esta crisis generó en el sector de alimentos fueron: (i) la disminución drástica de la demanda de servicios gastronómicos, particularmente en las zonas urbanas; (ii) el cierre masivo de negocios, tanto pequeños establecimientos familiares como cadenas emergentes de la época; (iii) la transformación de hábitos alimenticios, con un giro hacia comidas más simples, económicas y de preparación casera y (iv) la proliferación de comedores comunitarios o "soup kitchens", financiados por organizaciones benéficas o gobiernos locales para mitigar la crisis alimentaria Reinhart, & Rogoff, (2011).

Para hacer frente a la crisis, algunos restaurantes generaron estrategias de adaptación como el rediseño de menús, con platos económicos y reduciendo el tamaño de las porciones para ajustarse a las nuevas realidades del mercado Carlin, & Soskice, (2015). Otros establecimientos encontraron formas creativas de atraer a una clientela empobrecida, como ofrecer "menús del día" a precios muy bajos o permitir el pago a crédito. Carlin, & Soskice, (2015).

Asimismo, surgieron iniciativas de apoyo social a través de comedores populares, que se convirtieron en un símbolo de la resiliencia colectiva. Estos espacios, muchos de ellos gestionados por iglesias, sindicatos o filántropos, proporcionaron alimentos básicos a las personas más afectadas por la recesión Reinhart, & Rogoff, (2011).

La Gran Depresión dejó lecciones duraderas sobre la vulnerabilidad del sector gastronómico frente a crisis económicas estructurales, y evidenció la necesidad de contar con mecanismos de protección social y empresarial en tiempos de adversidad.

1.2.3 La Segunda Guerra Mundial (1939-1945)

Durante la Segunda Guerra Mundial, el sector gastronómico mundial enfrentó desafíos sin precedentes debido a la escasez de alimentos, los racionamientos gubernamentales y la interrupción de las cadenas de suministro. La economía de guerra, centrada en la producción militar y en el sostenimiento de las tropas, desplazó recursos y materias primas esenciales, afectando gravemente la disponibilidad de insumos para la industria de alimentos y bebidas Adams, (1944).

En muchos países involucrados en el conflicto, especialmente en Europa y Estados Unidos, los gobiernos impusieron sistemas de racionamiento sobre productos básicos como carne, azúcar, harina, mantequilla, café, huevos y aceites Adams, (1944). Esta medida buscaba

garantizar una distribución equitativa de los recursos entre la población civil y las fuerzas armadas, pero también significó restricciones drásticas para el funcionamiento de los establecimientos de comida.

La 2° Guerra Mundial generó numerosos impactos a nivel económico, sanitario y social. Entre los que más impactaron el sector de las comidas fueron: la escasez severa de ingredientes clave, que limitó la elaboración de recetas tradicionales; un aumento desproporcionado en los precios de los alimentos no racionados, dificultando la operatividad de negocios dedicados a la preparación y comercialización de alimentos; la transformación de los hábitos alimenticios, con una transición hacia dietas más simples y bajas en proteína animal y el desplome del consumo fuera del hogar, tanto por restricciones económicas como por apagones, toque de queda o temor a bombardeos.

Ante estas condiciones, muchos restaurantes debieron adoptar diferentes estrategias de adaptación y reformular sus modelos de operación. Una de las respuestas más comunes fue la creación de "menús de guerra" (war menús), compuestos por platos sencillos elaborados con ingredientes disponibles, sustitutos alimentarios o cultivos locales Adams, (1944). Por ejemplo, se utilizaban grasas vegetales en lugar de mantequilla, y carnes procesadas o enlatadas en lugar de alimentos frescos Adams, (1944).

Además, algunos restaurantes colaboraron con las autoridades para promover campañas como "*Victory Meals*" en Estados Unidos o "*dig for victory*" en Reino Unido, incentivando el consumo de vegetales cultivados en huertos urbanos y el uso eficiente de los alimentos disponibles Adams, (1944). No obstante, numerosos establecimientos cerraron temporal o permanentemente debido a la falta de insumos, personal (por el reclutamiento militar) o clientela. Esta situación fue especialmente grave en zonas de combate o en ciudades sometidas a bombardeos.

La guerra, además de trastocar el funcionamiento del sector, dejó una huella duradera en los hábitos alimentarios de las poblaciones, promoviendo una cultura de ahorro, planificación y valorización de los recursos alimenticios que perduró durante años posteriores al conflicto.

1.2.4 Crisis del Petróleo de 1973

La crisis del petróleo de 1973 fue un evento económico mundial desencadenado cuando los países árabes miembros de la Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP) impusieron un embargo sobre las exportaciones de petróleo hacia países occidentales, como respuesta a su apoyo a Israel durante la guerra de *Yom Kipur* Raya, (2024). Este embargo provocó un aumento abrupto y sostenido en los precios del petróleo, generando una inflación global que impactó diversos sectores económicos, incluido el sector gastronómico. El incremento en los costos de la energía tuvo repercusiones directas e indirectas sobre el funcionamiento de los restaurantes y negocios de alimentos. Los costos de transporte, almacenamiento, refrigeración y producción se elevaron considerablemente, repercutiendo en el precio final que pagaban los consumidores Raya, (2024).

La crisis del generó numerosas problemáticas que afectaron el sector de los alimentos, como el incremento significativo en los costos operativos, especialmente en transporte, consumo energético y logística de insumos; la disminución del consumo de alimentos fuera del hogar, motivada por la inflación y la reducción del poder adquisitivo de los consumidores; la reducción en el turismo internacional y nacional, que históricamente aporta una gran demanda al sector gastronómico; la presión sobre márgenes de ganancia, afectando principalmente a pequeños y medianos establecimientos que carecían de reservas financieras Raya, (2024).

Para afrontar este escenario, los restaurantes y establecimientos de comida implementaron diversas estrategias de supervivencia, realizando incrementos moderados en los precios de los menús, para equilibrar la necesidad de cubrir costos sin perder clientes; la reducción de los costos operativos, mediante la optimización del uso de energía, la minimización del desperdicio de alimentos, adoptando mejores sistemas de gestión de inventarios y aprovechamiento de insumos; la diversificación del menú, incorporando productos locales y de temporada para disminuir la dependencia de insumos costosos o importados y el fomento de la eficiencia energética, incluyendo el uso de equipos de cocina más modernos y eficientes Raya, (2024).

La crisis del petróleo evidenció la vulnerabilidad en la que se encuentra el sector gastronómico ante fluctuaciones externas en precios de insumos clave y la necesidad de adoptar prácticas sostenibles y eficientes que pudieran mitigar el impacto de futuras crisis energéticas y económicas.

1.2.5 Crisis Alimentaria Mundial (2007-2008)

La crisis alimentaria mundial que tuvo lugar entre 2007 y 2008 fue producto de una confluencia de factores complejos, entre los que destacan la creciente demanda de biocombustibles, condiciones climáticas adversas que afectaron cosechas clave, y el aumento generalizado de los precios internacionales de los alimentos básicos como el trigo, el arroz y el maíz Cortés Torres, (2016). Esta escalada de precios impactó de manera significativa especialmente a los países en desarrollo, donde la inseguridad alimentaria se agravó notablemente.

En el sector gastronómico, el incremento en los costos de las materias primas esenciales llevó a un aumento considerable en los costos de producción, reduciendo los

márgenes de ganancia y presionando a los establecimientos a buscar soluciones que permitieran mantener la viabilidad económica sin sacrificar la calidad Cortés Torres, (2016).

Durante la crisis alimentaria de 2008 la escasez intermitente de ciertos alimentos básicos y de alta demanda causaron un aumento significativo en los costos de los insumos y materias primas, trasladando presión financiera a los negocios gastronómicos. Además, los negocios debieron realizar adaptaciones de sus menús hacia opciones más económicas, con énfasis en ingredientes disponibles y asequibles para mantener precios competitivos. Esta crisis nuevamente dejó en evidencia la mayor vulnerabilidad a la que se ven sometidos los pequeños y medianos restaurantes, quienes son los que enfrentan las mayores dificultades para absorber los incrementos de los costos.

Frente a este escenario, los restaurantes y otros establecimientos implementaron diversas estrategias como el rediseño de menús, priorizando ingredientes de temporada y productos locales, que ofrecían mejores precios y frescura; el establecimiento de alianzas con productores locales, fomentando cadenas de suministro más cortas y confiables, y asegurando el abastecimiento de productos frescos. Además, se registran casos de innovación en recetas y técnicas culinarias, para maximizar el uso de ingredientes disponibles y minimizar desperdicios Cortés Torres, (2016). Durante esta crisis, la comunicación transparente con los clientes sobre los cambios en menús y precios fue una de las estrategias para mantener la confianza y la lealtad del consumidor.

Esta crisis evidenció la necesidad de una gestión estratégica y flexible en la industria gastronómica, promoviendo prácticas de sostenibilidad y la generación de redes de colaboración con proveedores para mitigar el impacto de fluctuaciones en los precios globales de alimentos.

1.2.6 La Crisis Financiera de 2008

La crisis financiera mundial de 2008, originada por el colapso del mercado inmobiliario y la consecuente turbulencia en los sistemas bancarios internacionales, generó una recesión económica profunda que afectó a múltiples sectores, incluido el gastronómico Ocampo, (2009). La reducción del poder adquisitivo de los consumidores se tradujo en una disminución significativa de la frecuencia con la que las personas salían a comer fuera de casa. Paralelamente, la restricción del crédito y el encarecimiento del financiamiento dificultaron la capacidad de los dueños de restaurantes y negocios gastronómicos para mantener operaciones estables o expandirse.

Este contexto condujo al cierre de numerosas cadenas importantes de restaurantes y pequeños establecimientos, además de despidos masivos dentro del sector, afectando tanto a empleados directos como a proveedores asociados Ocampo, (2009).

Los impactos más importantes de la crisis del 2008 sobre el sector alimenticio incluyeron el descenso notable en la demanda de servicios gastronómicos, con consumidores priorizando el ahorro y restringiendo gastos en salidas; un aumento de costos financieros, incluyendo mayores tasas de interés y restricciones en el acceso a préstamos o líneas de crédito; el frenazo en la apertura de nuevos locales y expansión de franquicias importantes, generando un estancamiento en el crecimiento del sector y el incremento en la competencia interna, con negocios luchando por atraer a un público más cauteloso y limitado en su gasto Ocampo, (2009).

Para sobrevivir en este contexto, los establecimientos gastronómicos debieron introducir menús más económicos y promociones o campañas de mercadeo más atractivas, dirigidas a mantener el flujo de clientes y atraer a nuevos consumidores; se produjeron numerosos

recortes en costos operativos, optimizando recursos y racionalizando procesos para mejorar la eficiencia; se apostó por el concepto “*fast-casual*”, que combina la rapidez del servicio de comida rápida con una oferta más saludable y de calidad, respondiendo a las nuevas demandas de los consumidores Ocampo, (2009). Además, durante esta crisis se evidenció un incremento del uso de tecnología para la eficiencia y marketing digital, facilitando pedidos online, *delivery* y promociones vía redes sociales.

La crisis del 2008 resaltó la importancia de la flexibilidad y la innovación para que las empresas lograran mantenerse activas en entornos económicos cambiantes y mantener la sostenibilidad del negocio.

1.2.7 Pandemia de COVID-19 (2020-2022)

En el año 2020 inició lo que en la historia será conocido uno de los antecedentes más catastróficos para la economía, a finales del año 2019 se hablaba de una enfermedad respiratoria de difícil manejo, pero solo hasta el 31 de diciembre se tuvieron reportes oficiales sobre un virus llamado SARS-CoV-2 (Síndrome respiratorio agudo severo Coronavirus 2), lo que hoy se conoce como COVID-19.

Ante la pandemia generada por este virus, el estado colombiano formuló medidas para minimizar el riesgo de contagio, como el aislamiento preventivo que inició el 25 de marzo de 2020. Los altos índices de contagio generaron que las personas abandonaran las calles, sitios de trabajo, sitios de recreación, sitios de esparcimiento, iglesias, restaurantes, causando una crisis sin precedentes en la mayoría de las empresas, especialmente en las Pymes y MiPymes.

La pandemia por COVID-19 es un ejemplo paradigmático del impacto devastador que una crisis puede tener en el sector gastronómico. Según un informe especial de la CEPAL, (2020), la contracción del turismo y la gastronomía fue sin precedentes, con una caída del 30%

en los ingresos por turismo y una significativa reducción del PIB en diversas regiones de América Latina. Se evidenció que el 99% de las empresas de este sector, corresponden a micro y pequeñas empresas, lo que las hace especialmente vulnerables ante estos shocks.

Un estudio del diario *El País* (2021) señaló que el sector gastronómico retrocedió una década como consecuencia de la pandemia. El 52% de los establecimientos cerraron debido a las restricciones sanitarias, evidenciando la fragilidad del sector y su alta dependencia de la interacción social y la movilidad urbana.

Es evidente que las pequeñas y medianas empresas han tenido que reinventarse para evitar la quiebra después del aislamiento preventivo, aunque trataron de sostenerse en el mercado muchas cerraron sus puertas, pero en cambio otras superaron sus puntos débiles y salieron fortalecidas de este fenómeno.

Esta crisis nuevamente evidenció que sector gastronómico es de los negocios más afectados por las crisis, se tiene que al menos el 20% de los restaurantes cerraron definitivamente sus puertas, de acuerdo con cifras aportadas por el gremio gastronómico Poussery, (2020).

1.3 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA E INTERROGANTE DE INVESTIGACIÓN

Esta investigación propone el uso de técnicas de minería de datos para extraer información valiosa que permita generar nuevo conocimiento, con el objetivo de identificar o comprender los factores clave que influyeron en el desempeño, la resiliencia y la transformación del sector gastronómico frente a las adversidades, concretamente en la pandemia del *Covid-19*.

El uso de las técnicas de minería de datos permitirá revelar patrones ocultos, tendencias y correlaciones entre variables relacionadas con la operación que permite analizar

la eficiencia de los procesos productivos, el uso de recursos, la calidad del servicio y la capacidad de respuesta ante la demanda, el comportamiento del consumidor que es una variable captura la dinámica de la demanda, las preferencias, la sensibilidad al precio y los cambios en los hábitos de consumo. Su inclusión se justifica por el impacto directo que tiene el cliente sobre los ingresos y la sostenibilidad del negocio, especialmente en contextos de alta volatilidad y cambios postcrisis, la gestión financiera que es clave para evaluar la capacidad de la organización de sostener sus operaciones, financiar el crecimiento y enfrentar escenarios adversos. Variables como liquidez, rentabilidad y estructura de costos permiten conectar el desempeño operativo con los resultados económicos. y la innovación tecnológica que se incorpora como variable transversal que impulsa la eficiencia operativa, la personalización de la oferta y la toma de decisiones basada en datos. En entornos altamente competitivos, la tecnología actúa como habilitador de ventajas sostenibles en el sector de la gastronomía. Además, facilitará la identificación de estrategias para la reactivación y sostenibilidad del sector gastronómico en contextos de crisis futuras.

Con este estudio se espera contribuir a fortalecer la toma de decisiones informadas tanto para los empresarios gastronómicos como para los actores institucionales responsables de diseñar políticas públicas y programas de apoyo que impulsen la recuperación económica local. De acuerdo con lo anterior en esta investigación se plantea la siguiente pregunta problema:

¿Cómo pueden las técnicas de minería de datos contribuir a identificar y caracterizar las dinámicas de adaptación y transformación de las empresas del sector gastronómico en la ciudad de Cali durante contextos de crisis, como fue la pandemia por *Covid-19*?

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo General

Generar nuevo conocimiento que pueda contribuir a la identificación y caracterización del desempeño y dinámicas de adaptación de las empresas del sector gastronómico de Cali durante la pandemia de *Covid-19* mediante técnicas analíticas de minería de datos.

1.4.1 Objetivos Específicos

- Caracterizar de forma descriptiva el desempeño de las empresas del sector gastronómico de Cali durante la pandemia de *Covid-19*.
- Desarrollar modelos de minería de datos para identificar nuevo conocimiento sobre las dinámicas operativas, económicas y de comportamiento de las empresas gastronómicas en Cali.
- Generar propuestas que faciliten la toma de decisiones estratégicas que permitan reaccionar a tiempo ante nuevas situaciones de crisis.

1.5 JUSTIFICACIÓN

El sector gastronómico es especialmente vulnerable a los cambios económicos, sociales y sanitarios. Eventos recientes como la pandemia de *COVID-19* y el estallido social evidenciaron cómo una crisis puede desencadenar cierres masivos de establecimientos, pérdidas significativas de empleo y transformaciones profundas en los modelos de operación de restaurantes y negocios afines. En el contexto caleño, la gastronomía no solo constituye una fuente clave de empleo y dinamización económica, sino también un componente esencial de la identidad cultural y del atractivo turístico de la ciudad.

Comprender el comportamiento del sector en tiempos de crisis resulta fundamental para proteger y fortalecer este patrimonio económico y cultural. Las crisis futuras —ya sean de índole económica, sanitaria, política o climática— son inevitables, por lo que analizar las respuestas del sector gastronómico local ante escenarios adversos permite identificar buenas prácticas, errores comunes y oportunidades de mejora. Estos aprendizajes pueden traducirse en una mayor capacidad de resiliencia, innovación y sostenibilidad a largo plazo.

En este sentido, el uso de herramientas avanzadas como la minería de datos puede ser útil para identificar conocimientos nuevos que no son perceptibles a simple vista desde los análisis descriptivos tradicionales.

Las técnicas de minería de datos permiten descubrir patrones, tendencias y comportamientos que no siempre son evidentes mediante el análisis tradicional, generando información valiosa para la toma de decisiones. Empresarios, autoridades, investigadores y demás actores del ecosistema gastronómico pueden beneficiarse de estos hallazgos para diseñar estrategias más eficaces de adaptación, reactivación y desarrollo sectorial.

Pese a la existencia de estudios generales sobre el impacto de las crisis en la economía, persiste una escasez de investigaciones específicas, actualizadas y basadas en datos sobre el sector gastronómico de Cali. Esta ausencia de investigaciones apoyadas en la analítica de datos, con enfoque tecnológico y contextualizado, refuerza la pertinencia de llevar a cabo investigaciones que aborden estas dinámicas desde una perspectiva local e informada.

A pesar de la gran cantidad de investigaciones sobre los efectos de la pandemia, aún existen pocos estudios que se centren específicamente en las dinámicas del sector gastronómico de ciudades intermedias como Cali. Esta investigación propone generar nuevo conocimiento que aporte al sector gastronómico regional para comprender las particularidades

del contexto caleño y de esta manera tener el insumo para diseñar estrategias de recuperación efectivas.

Cabe destacar que el confinamiento por *COVID-19* ha presentado un conjunto de desafíos sin precedentes para las empresas del sector a nivel regional, que puso a prueba su capacidad de adaptación y resiliencia. Sin embargo, esta crisis también generó oportunidades para innovar y explorar nuevos modelos de negocio. Un estudio detallado de estas dinámicas permitiría identificar los principales desafíos y oportunidades que enfrentan las empresas gastronómicas en la ciudad, así como las estrategias más efectivas para superar las dificultades actuales y aprovechar las nuevas tendencias del mercado.

1.6 MARCO REFERENCIAL

Este capítulo tiene como propósito establecer los fundamentos que sustentan teórica y contextualmente la investigación. Para ello, se abordan de manera estructurada tres componentes esenciales: el marco teórico, el marco contextual y el marco legal.

El marco teórico expone los conceptos clave y las teorías relevantes que orientan el estudio; en el marco contextual se describe el entorno social, educativo, institucional o geográfico en el cual se inscribe la investigación; y en el marco legal se incluyen las normativas, leyes o disposiciones institucionales que regulan o influyen en el objeto de estudio.

Adicionalmente, se presentan los antecedentes investigativos, tanto a nivel nacional como internacional, que permiten identificar vacíos del conocimiento y justificar la pertinencia del presente trabajo.

Este marco referencial busca ofrecer una comprensión integral del problema, establecer conexiones con estudios previos y proporcionar un soporte riguroso al diseño metodológico que guía la investigación.

1.7 MARCO TEÓRICO

En esta sección se describen los conceptos más relevantes que se utilizarán a lo largo de la investigación para dar respuesta a la pregunta de investigación propuesta, entre ellos están: la analítica de datos, la inteligencia de negocios, la minería de datos, las técnicas de árboles de decisión.

1.7.1 Analítica de Datos

Los datos se han convertido en uno de los activos más valiosos para determinar el éxito de las empresas y las instituciones a nivel mundial. En este contexto, el análisis de datos incluye todas las actividades que permiten examinar datos en bruto para obtener conclusiones precisas basadas en los datos recopilados Russom, (2011).

De acuerdo con Putro, Barakbah & Muliawati (2020), los procesos de análisis de datos permiten examinar datos sin procesar y obtener conclusiones precisas basadas en los datos recopilados. La conclusión depende de la pregunta o problema y de los datos que se han recopilado. Según estos autores, el análisis de datos se divide en tres tipos o tres niveles, a saber: el análisis descriptivo, el análisis predictivo y el análisis prescriptivo.

El análisis descriptivo se enfoca en entender el fenómeno, responde a la pregunta ¿qué ha pasado? Para ello, examina los datos históricos que permiten describir el comportamiento, las tendencias y las características principales de un fenómeno, con el objetivo de ofrecer una visión clara y detallada de la situación.

Por su parte, el análisis predictivo busca predecir lo que podría suceder en el futuro, para ello, hace uso de los modelos estadísticos, algoritmos de aprendizaje automático y patrones históricos de datos. El objetivo de este análisis es el de anticipar resultados futuros basándose en tendencias pasadas y actuales.

Finalmente, el análisis prospectivo, va más allá del análisis predictivo y trata de explorar escenarios futuros posibles y sus implicaciones, considerando múltiples variables y condiciones externas (sociales, económicas, tecnológicas, etc.). Con este tipo de análisis se pretende apoyar la planificación estratégica a largo plazo de una organización y la preparación frente a diferentes escenarios. La Tabla 1 resume las características de estos tipos de análisis.

Tabla 1. Diferencias entre los tipos de análisis descriptivo, predictivo y prospectivo

Tipo de Análisis	Pregunta Clave	Enfoque	Utilidad principal
Descriptivo	¿Qué ha pasado?	pasado	Comprensión del comportamiento histórico
Predictivo	¿Qué podría pasar?	Futuro Cercano	Anticipación de eventos o tendencias
Prospectivo	¿Qué podría pasar y que hacer?	Futuro Incierto	Planificación estratégica y adaptación

Fuente: Elaboración propia

Las diferentes técnicas y niveles de análisis de datos permiten a una organización, y a sus redes de cadena de suministro de servicios, acceder a información y datos relevantes en tiempo real, encontrar patrones en los datos e identificar incertidumbres y oportunidades, amenazas y tomar decisiones efectivas frente a las variaciones del contexto Aguilar, (2016). De acuerdo con lo anterior, es necesario disponer de registros digitalizados de los datos en las fuentes certificadas. Se aspira que estas fuentes evolucionen hacia sistemas ERP y que los cuadros de mando y el análisis de datos apoyen una toma de decisiones, basados en sistemas para la inteligencia de negocios soberanos y pertinentes. García Pérez, (2020).

1.7.2 Inteligencia de Negocios

De acuerdo con García Pérez (2020), la Inteligencia de Negocios es la habilidad de transformar los datos en información, y dicha información en conocimiento, de manera que se pueda optimizar el proceso de la toma de decisiones en los negocios de cualquier organización.

Según el autor, la Inteligencia de Negocios y la Analítica son semejantes ya que ambas necesitan datos y presentan resultados en forma de reportes para apoyar a la toma de decisiones basadas en información. Sin embargo, la Inteligencia de Negocios se sustenta fundamentalmente en los datos del pasado, permitiendo reaccionar a lo que ya ocurrió, mientras que la Analítica usa los mismos datos del pasado para predecir lo que va a suceder, permitiendo decisiones que se anticipan a lo que va a pasar. García Pérez, (2020).

Sin embargo, la inteligencia de negocios tiene un rol importante, por cuanto abarca personas, procesos, aplicaciones y herramientas para organizar la información, facilitar el acceso a ella y analizarla con el objetivo de mejorar la toma de decisiones y aumentar su rendimiento. Ahumada Tello, & Perusquia Velasco, (2015).

English, & Hoffmann (2018) explora la literatura relacionada con los principales componentes de la inteligencia de negocios y extienden su estudio a su uso en las PYMES. Según este autor, existe un territorio fértil para aplicar la Inteligencia de Negocios en este sector, mejorando sus resultados. Adicionalmente, Gauzelina & Bentza (2017), examinan el impacto de los sistemas inteligencia de negocios en los procesos de toma de decisiones y la necesidad de las PYMES. Concluyendo que de contar con soluciones tecnológicas que les permitan a estas empresas manejar eventos disruptivos mediante la transformación de los datos en información y posteriormente convertirlos en conocimientos del negocio, se aumentarían considerablemente sus ventajas competitivas.

1.7.3 La Minería de Datos

La Minería de Datos (Data Mining) se refiere al conjunto de métodos, algoritmos y técnicas computacionales orientadas a la identificación automática de patrones, relaciones y conocimientos relevantes a partir de grandes volúmenes de datos estructurados y no

estructurados, los cuales no son fácilmente detectables mediante métodos estadísticos tradicionales. En términos generales, la minería de datos constituye una etapa central del proceso de Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos (KDD), cuyo objetivo es transformar datos en información útil para la toma de decisiones Han, Kamber & Pei, (2023).

Desde una perspectiva formal, la minería de datos puede definirse como el proceso de extraer conocimiento implícito, previamente desconocido y potencialmente útil, mediante la aplicación de técnicas avanzadas de análisis como clasificación, clustering, reglas de asociación y modelos predictivos Aggarwal, (2015). Este enfoque se distingue de la estadística convencional en su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos, múltiples variables y relaciones complejas, así como en su énfasis en la automatización y el descubrimiento inductivo.

Históricamente, los antecedentes conceptuales de la minería de datos se remontan a las décadas de 1960 y 1970, cuando investigadores en estadística y análisis de datos utilizaban términos como data fishing, data dredging o data archeology para describir la exploración de grandes bases de datos en busca de patrones no formulados previamente. No obstante, fue a partir de los años noventa, con el avance de la capacidad computacional y el desarrollo de algoritmos especializados, cuando la minería de datos se consolidó como un campo formal dentro de la ciencia de datos y la inteligencia artificial Fayyad et al., 1996; Han et al., (2023).

En la actualidad, la minería de datos se integra de manera estrecha con disciplinas como el machine learning, el análisis multivariado y la analítica avanzada, convirtiéndose en una herramienta clave para el análisis de fenómenos organizacionales complejos, especialmente en contextos caracterizados por alta incertidumbre y cambios estructurales, como los escenarios de crisis económicas o sanitarias.

Chamikara (2020) afirma que estas técnicas ayudan a los investigadores a investigar relaciones insospechadas en los datos y proporcionar información útil a los propietarios de los datos, de modo que pueden brindar información nueva y esencial que nunca antes se había descubierto por los investigadores y profesionales. Otras definiciones sobre la minería de datos se resumen en la Tabla 2.

Tabla 2. Definiciones de diferentes autores sobre la minería de datos

Autor y año	Definición
(Gonzalez, 2006)	Proceso de extraer conocimiento útil y comprensible previamente desconocido, a partir de grandes volúmenes de datos
(Aggarwal, 2015) (Han, Kamber, & Pei, 2023)	La minería de datos es el proceso de extraer conocimiento implícito, previamente desconocido y útil a partir de grandes conjuntos de datos, mediante técnicas computacionales avanzadas como clasificación, <i>clustering</i> y modelos predictivos, con el fin de identificar patrones y apoyar la toma de decisiones en contextos complejos.
(Witten y Frank, 2000)	Extracción de información implícita, previamente desconocida y potencialmente útil de una base de datos.
(Siebes, 2000)	Combina técnica de la estadística, inteligencia artificial, bases de datos, visualización y otras áreas, para descubrir, de forma automática o semi automática, modelos de series de datos
(Thuraisingham, 1999)	Análisis de habitualmente grandes series de datos para encontrar relaciones inesperadas y resumir la información de nuevas maneras que sean entendibles y útiles por el propietario de los datos.
(Siebes, 2000)	consiste en obtener modelos comprensibles o patrones de una base de datos
Han, Kamber, & Pei, (2012)	Búsqueda de patrones de interés mediante árboles o reglas de clasificación, técnicas de regresión, clusterizado, modelizado secuencial, dependencias, ect.
(Ruiz Ramírez, Á. 2018)	Exploración y análisis, por medios automáticos o semiautomáticos, de un gran volumen de datos con el propósito de hallar patrones con un significado.
(Riquelme, et al. 2021).	La minería de datos está constituida por una o más técnicas que tienen las funciones de clasificación, regresión, clustering, resumen, recuperación de imágenes, extracción de reglas, etc.
(Aggarwal, 2015; Han, Kamber & Pei, 2023)	La minería de datos se define como el proceso sistemático de exploración, análisis y modelamiento de grandes volúmenes de datos mediante métodos automáticos o semiautomáticos, con el propósito de identificar patrones, relaciones y regularidades significativas que aporten conocimiento útil para el análisis y la toma de decisiones.

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con Asgari, Dutt & Rahmani (2021), las aplicaciones de la minería de datos son numerosas, puesto que es posible investigar el impacto de diferentes fenómenos en datos

en cualquier tipo de series de tiempo. Estas técnicas permiten a los científicos clasificar, segmentar datos o formar diversas hipótesis de un fenómeno estudiado. Es así como ayudan a encontrar aquella información escondida en los datos que no resulta fácil de ver a simple vista, principalmente debido al volumen gigantesco de datos existentes.

De acuerdo con Arévalo, (2018), la minería de datos ha sido aplicada con éxito en diferentes propósitos: para para analizar texto, para acelerar el proceso de análisis de datos no estructurados, incluidos correo electrónico, texto comentarios, documentos web, fotografías e imágenes. Otras investigaciones como las de Zamora Pérez, (2024), utilizaron este tipo de técnicas para analizar datos de clientes en línea y proporcionar información significativa sobre el servicio. La minería de datos también permite identificar comportamientos de los usuarios de compras en línea Wang, (2024).

1.7.3 Árboles de Decisión

Los árboles de decisión son una de las técnicas utilizadas en minería de datos como método de clasificación Moreno, Vicente-Galindo & Galindo-Villardón, (2016). El árbol de decisiones consiste en convertir la información suministrada por una base de datos en un árbol de decisión asociada a regla de decisión Adnan, Sarno & Sungkono, (2019).

Los árboles de decisiones constan de tres partes: un nodo raíz, un nodo de probabilidad y nodos de hoja. La primera división en el árbol depende de la variable que divide el nodo raíz en dos nodos de hojas y un nodo de azar Shanmugam, Balakrishnan, & Guttag (2021). Los datos obtenidos del modelo de árbol de decisión se denominan variables predictoras que permiten realizar la segmentación o clasificación Shanmugam, Balakrishnan, & Guttag (2021).

(1964), Estudios recientes muestran que los árboles de decisión continúan siendo una herramienta fundamental en la toma de decisiones empresariales debido a su estructura

intuitiva, interpretabilidad y capacidad para visualizar reglas de decisión en contextos de negocio y finanzas, permitiendo a los gestores clarificar opciones disponibles, riesgos asociados, objetivos planteados y posibles resultados antes de seleccionar la mejor alternativa estratégica. La literatura contemporánea revisa aplicaciones de árboles de decisión en análisis de riesgo crediticio, detección de fraudes, segmentación de clientes y optimización de cadenas de suministro, destacando su importancia para la toma de decisiones informada por datos en entornos empresariales complejos (Gong, 2025).

En el contexto organizacional, el uso del árbol de decisiones permite a los gestores analizar de forma más estructurada y comprensible diversos escenarios de acción. Además, hace visibles las interacciones entre las alternativas actuales, los eventos inciertos y las decisiones futuras, así como sus posibles consecuencias. De esta manera, los árboles de decisión fortalecen el proceso de toma de decisiones estratégicas, al ofrecer una representación gráfica y lógica de las decisiones secuenciales y de los posibles resultados que cada una puede generar Magee, (1964).

1.7.4 Rapidminer

RapidMiner es una plataforma de *software* especializada en análisis de datos que facilita el desarrollo de procesos de minería de datos, aprendizaje automático (*machine learning*) y análisis predictivo. Su interfaz gráfica permite construir flujos de trabajo analíticos sin necesidad de conocimientos avanzados en programación, lo que permite que esta herramienta sea accesible y haya alcanzado una amplia adopción en entornos empresariales, académicos y de investigación.

RapidMiner cubre todo el ciclo de vida del análisis de datos, desde la recolección y preparación hasta la modelación, validación y despliegue de los modelos de datos. Entre sus

principales funcionalidades se encuentran la identificación de patrones, creación de modelos predictivos y análisis estadístico. Además, permite aplicar algoritmos como árboles de decisión, regresiones, redes neuronales y *clustering*. Adicionalmente, *RapidMiner* proporciona soporte para varios algoritmos de segmentación como *K-Means*, *K-medoid*, agrupamiento aglomerativo y máquina de vectores de soporte Kalra, Vaishali & Aggarwal, (2017).

La plataforma también ofrece herramientas para evaluar el rendimiento de los modelos y facilitar su integración en sistemas empresariales. Además, puede integrarse con otros softwares de analítica de datos como *Weka* y *R* para ampliar su potencial, lo que lo convierte en un referente importante en programas de minería de datos de código abierto. Moreno, Vicente-Galindo & Galindo-Villardón, (2016).

1.8 MARCO CONTEXTUAL

La pandemia de *COVID-19* ha desencadenado una crisis sanitaria global sin precedentes, impactando profundamente diversos sectores económicos. El sector gastronómico, altamente dependiente de la interacción social y la movilidad, ha sido uno de los más afectados. En Cali, las medidas de confinamiento y las restricciones impuestas por las autoridades sanitarias obligaron a los restaurantes a replantear sus modelos de negocio y a buscar nuevas formas de llegar a sus clientes. Este estudio tiene como objetivo caracterizar las dinámicas y los desafíos enfrentados por el sector gastronómico de Cali durante la pandemia, así como analizar las estrategias de adaptación que implementaron algunos de los establecimientos para garantizar su supervivencia y crecimiento a largo plazo.

1.8.1 Efectos del Covid-19 a nivel nacional y regional

La emergencia sanitaria provocada por la pandemia de *COVID-19* generó graves afectaciones en la salud pública en Colombia, que posteriormente desencadenó en una

profunda crisis multidimensional que combinó factores sanitarios, sociales, económicos y políticos.

Por un lado, colapsos en los sistemas de atención sanitaria, restricciones de movilidad y una drástica desaceleración de la economía nacional, lo cual impactó directamente en la calidad de vida de millones de ciudadanos. A esta situación se sumó el estallido social iniciado en abril de 2021, como respuesta a una serie de decisiones gubernamentales impopulares, que desencadenaron una ola de protestas masivas en todo el país.

El Valle del Cauca, y en particular la ciudad de Cali se convirtió en uno de los principales epicentros de la movilización social, siendo escenario de múltiples jornadas de protesta, bloqueos, confrontaciones entre la ciudadanía y las fuerzas del orden, así como graves denuncias por vulneraciones de derechos humanos.

Este doble fenómeno —pandemia y estallido social— no solo evidenció las profundas desigualdades estructurales del país, sino que también alteró significativamente el funcionamiento de las instituciones, el acceso a servicios básicos, la continuidad de procesos educativos y administrativos, y el ejercicio de los derechos fundamentales.

1.8.2 Crisis sector gastronómico

A raíz de la pandemia, la ciudad de Cali, como epicentro económico y cultural del Valle del Cauca, experimentó una transformación significativa en su tejido empresarial. El sector gastronómico, tradicionalmente dinámico y diverso, se vio especialmente afectado por las medidas de confinamiento y las restricciones a la movilidad.

Esta coyuntura evidenció la fragilidad del sector gastronómico y la falta de estudios y procesos estratégicos que permitieran a las empresas hacer frente a las dinámicas generadas en contextos de crisis. Estos acontecimientos no solo afectaron la salud pública y la estabilidad

social, sino que también impactaron severamente a las empresas, como las del sector gastronómico, cuya operatividad depende en gran medida del flujo constante de clientes, la cadena de suministros y la estabilidad territorial.

En este contexto, el sector gastronómico de la ciudad de Cali se constituye en un caso de estudio pertinente para analizar cómo las empresas locales enfrentaron y se adaptaron a los drásticos cambios del entorno, incluyendo restricciones sanitarias, cierres prolongados, disminución de ingresos, pérdida de empleos y afectaciones por bloqueos durante las protestas sociales.

La presente investigación se propone contribuir al conocimiento sobre este fenómeno, caracterizando las dinámicas y estrategias adoptadas por las empresas gastronómicas de Cali durante el confinamiento y el estallido social. A partir de este análisis, se busca generar insumos relevantes para la formulación de estrategias de apoyo que fortalezcan la resiliencia y sostenibilidad del sector gastronómico en contextos de incertidumbre.

1.9 MARCO LEGAL NACIONAL E INTERNACIONAL

La presente investigación se desarrolla en el marco normativo colombiano e internacional, orientado a garantizar la legalidad, ética y protección en la recolección y análisis de datos, así como a fomentar la sostenibilidad y competitividad del sector gastronómico, especialmente en contextos de crisis. A continuación, se hace referencia al marco normativo relacionado con esta investigación.

1.9.1 Marco Legal Nacional

Sobre el manejo de datos e información en Colombia, el marco normativo incluye la Ley 1581 de 2012, el decreto 1377 de 2013 y ley 1266 de 2008. La Ley 1581 de 2012 establece el

régimen general de protección de datos personales y defiende los principios, derechos y obligaciones para el tratamiento de información que pueda identificar a personas naturales. Complementariamente, el Decreto 1377 de 2013 reglamenta aspectos prácticos sobre la obtención del consentimiento informado para el uso y almacenamiento de datos, elemento clave en proyectos de minería de datos. Además, la Ley 1266 de 2008 regula el manejo de la información financiera y crediticia, aspectos que pueden estar vinculados en análisis económicos del sector gastronómico.

En el ámbito ético, la Resolución 8430 de 1993 del Ministerio de Salud orienta los protocolos para la investigación en ciencias sociales, estableciendo criterios para la protección de la privacidad, confidencialidad y consentimiento informado, que son esenciales para el manejo responsable de la información recolectada.

Respecto a la normativa que regula el sector gastronómico en Colombia, es necesario contemplar la Ley 2069 de 2020 que incluye las medidas para la reactivación económica y el impulso a sectores estratégicos afectados por la pandemia, enfatizando la innovación y digitalización, elementos fundamentales para la transformación del sector gastronómico.

Adicionalmente, el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (MinCIT) ha implementado programas específicos para la formalización y fortalecimiento del sector, tales como la estrategia “Hecho en Colombia” y la ruta de fortalecimiento para Mipymes gastronómicas, que buscan mejorar la competitividad, acceso a mercados y adopción tecnológica.

En el ámbito local, la Alcaldía de Cali, a través de la Secretaría de Desarrollo Económico, promueve iniciativas de apoyo a la reactivación y resiliencia del sector

gastronómico, facilitando acceso a recursos y formación en nuevas tecnologías, aspectos vinculados directamente con el enfoque de esta investigación.

1.9.2 Marco Legal Internacional

A nivel internacional, es necesario contemplar los marcos legales y éticos que buscan equilibrar el aprovechamiento de la información con la protección de la privacidad. Entre estos marcos legales se incluye:

El Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) de la Unión Europea, que, aunque no es de aplicación directa en Colombia, influye en las mejores prácticas internacionales en el manejo de datos personales.

La normativa elaborada por organismos como la *International Data Corporation* (IDC) y la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), que promueven directrices para la gestión responsable de datos, enfatizando transparencia, seguridad y equidad en los procesos de minería y análisis de información.

Estos marcos internacionales aportan referentes para la implementación de metodologías que respeten los derechos de los titulares de datos y garanticen la ética en la investigación, contribuyendo a que los resultados sean confiables y socialmente responsables.

1.10 ESTADO DEL ARTE

En esta sección se compilan los trabajos y estudios de caso desarrollados en relación con el fenómeno de estudio tanto a nivel nacional como en el ámbito internacional.

Uno de los trabajos relevantes en el estado del arte, es el desarrollado por Neise, Verfürth, & Franz, (2021), titulado *Rapid responding to the COVID-19 crisis: Assessing the resilience in the German restaurant and bar industry*. Este trabajo analiza de que forma el

sector gastronómico alemán enfrentó los impactos de la pandemia. El autor identifica estrategias clave adoptadas por los negocios, como la digitalización, el servicio para llevar y la diversificación de productos. También destaca la importancia del apoyo gubernamental y de una gestión empresarial flexible. La investigación concluye que la resiliencia del sector dependió tanto de factores internos, como la capacidad de adaptación de las empresas, y también de factores externos, como fueron las políticas de apoyo gubernamentales. Finalmente, el autor sugiere algunas medidas para fortalecer la preparación ante futuras crisis.

A nivel de Latinoamérica, destacan los trabajos de Macías-Rendón, Rodríguez-Morales & Barriga-Medina (2021), Sánchez Valdés, & Nava Rogel, (2020), De la Cruz-May, & May-Guillermo, (2023). El trabajo Macías-Rendón, Rodríguez-Morales & Barriga-Medina (2021), titulado *“COVID-19 lockdown and the satisfaction with online food delivery providers ECUADOR”*, analiza el impacto del confinamiento sobre la satisfacción de los consumidores con los servicios de entrega de comida en línea en Ecuador. En esta investigación los autores identifican factores clave como la puntualidad, calidad de los alimentos, seguridad sanitaria y facilidad de uso de las plataformas. Los resultados muestran que, durante el confinamiento, la demanda de estos servicios aumentó significativamente, y la satisfacción del cliente dependió en gran medida de la confianza en el servicio y la percepción de higiene en la entrega. En la misma dirección se identifica la investigación de Sánchez Valdés, & Nava Rogel, (2020), titulada *Perspectiva de las Pymes restauranteras en el escenario de la crisis del Covid-19 en México*. Esta investigación analiza el impacto de la pandemia en pequeñas y medianas empresas del sector restaurantero, para destacar las dificultades que enfrentaron estas empresas, como la reducción drástica de ingresos, cierre temporal de negocios y pérdida de empleos. También se examinan las estrategias de adaptación implementadas, como el servicio a domicilio, digitalización y alianzas con plataformas tecnológicas. El estudio subraya la

necesidad de políticas públicas efectivas y apoyos gubernamentales para garantizar la sostenibilidad del sector, clave para la economía y el empleo en México. Por su parte, la investigación de De la Cruz-May, & May-Guillermo, (2023), *“Prácticas de innovación implementadas por las mipymes del sector restaurantero ante el COVID-19 en Tabasco”*, analiza las prácticas de innovación adoptadas por Mipymes del sector restaurantero en Tabasco, México, para hacer frente a la crisis provocada por el COVID-19. Destaca cómo estas empresas implementaron estrategias como la digitalización de servicios, ventas en línea, uso de redes sociales, adaptación del menú y entregas a domicilio para enfrentar la caída en la demanda y las restricciones sanitarias. Estas acciones permitieron mejorar su resiliencia, mantener operaciones y responder de forma ágil al entorno cambiante. El estudio subraya la importancia de la innovación como factor clave para la supervivencia y adaptación de pequeñas empresas en contextos de crisis.

A nivel nacional se identificaron los trabajos de Isaza, Kruger, Zanin, Márquez, Coa, Zanella, & Conte, (2022)., Sierra Arias, (2022) y España Jojoa, Guevara Patiño, & López, (2020). Isaza, Kruger, Zanin, Márquez, Coa, Zanella, & Conte, (2022)., en su investigación *Caracterización En La Gestión De Innovación De Pymes Por Efecto Del Coronavirus: Estudio Comparativo Colombia Y Brasil*, analiza cómo la pandemia impactó las estrategias de innovación en pequeñas y medianas empresas de ambos países. Se destaca que, pese a los retos económicos y operativos, muchas PYMES adoptaron tecnologías digitales, diversificaron productos y ajustaron procesos para adaptarse al nuevo contexto. El estudio compara respuestas y capacidades de resiliencia, señalando diferencias en apoyo gubernamental, infraestructura digital y cultura empresarial. Concluye que la innovación fue clave para la supervivencia y transformación de estas empresas durante la crisis. Por su parte, el estudio *Comercio electrónico y las tendencias tributarias del sector gastronómico en Colombia durante*

la COVID-19 de Sierra Arias, (2022)., analiza la forma en que la pandemia aceleró la adopción del comercio electrónico en el sector gastronómico colombiano, obligando a los establecimientos a adaptarse mediante plataformas digitales para mantener su operación. Este cambio trajo consigo desafíos tributarios, como la necesidad de actualizar normativas fiscales y mejorar la fiscalización de ventas en línea. El estudio destaca la importancia de una regulación más flexible y adaptada a la economía digital, así como el papel del Estado en garantizar una tributación equitativa sin obstaculizar la recuperación del sector. Finalmente, España Jojoa, Guevara Patiño, & López, (2020), en su investigación titulada *Estudio Descriptivo sobre las estrategias de marketing digital para el restaurante Macakus (Pasto Nariño)*, analizó las estrategias de marketing digital utilizadas por el restaurante *Macakus*, con el objetivo de identificar cómo las técnicas de marketing digital influyeron en el posicionamiento y crecimiento del establecimiento en el mercado local. A través de herramientas digitales como redes sociales, contenido visual atractivo y promociones en línea, *Macakus* logró mejorar su visibilidad, fidelizar clientes y aumentar sus ventas. El análisis destaca la importancia que tienen las estrategias digitales en pequeñas empresas del sector gastronómico que buscan adaptarse a las nuevas dinámicas del consumo y la comunicación comercial.

1.11 METODOLOGÍA

La presente investigación propone un enfoque metodológico mixto, integrando tanto elementos cuantitativos como cualitativos, lo que permite una aproximación más completa y profunda al fenómeno estudiado. Este diseño resulta especialmente adecuado para analizar la complejidad de las dinámicas que enfrentaron las empresas del sector gastronómico en Cali durante periodos críticos como el confinamiento por COVID-19 y el estallido social.

Mediante un análisis descriptivo, se pretende caracterizar las principales estrategias de adaptación implementadas por dichas empresas, así como identificar los factores internos y

externos que influyeron en su éxito o fracaso. La combinación de ambos enfoques metodológicos facilita la obtención de una visión holística, enriqueciendo la comprensión de la realidad investigada y permitiendo captar tanto las tendencias cuantificables como las experiencias y percepciones subjetivas de los actores involucrados.

Por un lado, la metodología cualitativa se emplea para identificar y analizar los elementos clave que condicionan y explican el proceso de transferencia de conocimiento dentro de las empresas gastronómicas en crisis. Este enfoque, descrito por Hernández Sampieri, (2014), se caracteriza por ser inductivo, reiterativo y no lineal, permitiendo una exploración flexible y dinámica de múltiples realidades subjetivas. En este sentido, las preguntas de investigación y las hipótesis pueden evolucionar durante la recolección y el análisis de la información, lo que favorece un entendimiento contextualizado y profundo del fenómeno.

Por otro lado, la metodología cuantitativa se utilizará para describir y analizar la población objeto de estudio, así como las variables que conforman el sector gastronómico en Cali. Este enfoque permite identificar y medir los factores críticos que inciden en la adaptación y resiliencia de las empresas frente a la crisis, ajustando el marco teórico a la realidad del grupo estudiado. Según Hernández Sampieri, (2014), el enfoque cuantitativo es un proceso secuencial, riguroso y sistemático que facilita la verificación de objetivos mediante el análisis estadístico de variables definidas en contextos específicos.

En cuanto a la revisión documental, se consultarán fuentes secundarias relevantes, incluyendo literatura académica, bases de datos especializadas, informes de agremiaciones y estudios previos relacionados con el sector gastronómico, la crisis económica y social, y las estrategias de adaptación y transferencia de conocimiento en contextos similares.

Esta propuesta metodológica no solo se pretende describir el contexto y las respuestas organizacionales, sino que también se desea aportar insumos valiosos para el diseño de políticas y estrategias que fortalezcan la resiliencia del sector gastronómico frente a futuras crisis.

Respecto a las fuentes de Información, según Carrizo, (1995), son los documentos que contienen datos útiles y que pueden ser consultados para satisfacer una necesidad específica de información o conocimiento. Las fuentes de información para esta investigación son primarias y secundarias.

Las fuentes de información primarias están constituidas por las publicaciones que no han sido sometidas a interpretaciones, análisis o escrutinio previos. Dentro de esta categoría se incluyen tanto publicaciones seriadas y periódicas, como revistas y periódicos y documentos no comercializados comúnmente denominados "literatura gris". Esta última abarca tesis doctorales, proyectos de investigación, actas de congresos y simposios, entre otros. En este grupo también se encuentran las encuestas y entrevistas realizadas directamente a la población objetivo y a expertos en el tema, debido a que proporcionan datos originales y de primera mano.

Por su parte, las fuentes de información secundaria comprenden documentos que organizan, analizan y sintetizan la información contenida en las fuentes primarias, aplicando esquemas específicos de clasificación y procesamiento. Estas fuentes permiten una interpretación y estructuración previa de los datos originales. En esta categoría se encuentran las bibliografías, boletines de índices, citas, resúmenes, sumarios y otros documentos que facilitan el acceso y la comprensión de la información primaria Carrizo, (1995).

En el marco del presente trabajo, se consultarán tanto fuentes de información primaria como secundaria, con el objetivo de establecer una sólida base teórica que sustente la investigación y permita un análisis riguroso y fundamentado del fenómeno estudiado.

Por otra parte, se recurrirá a la metodología *CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)*, un modelo de referencia ampliamente reconocido y utilizado tanto en la industria como en el ámbito académico para el desarrollo sistemático de proyectos de minería de datos. Su estructura flexible y cíclica permite abordar problemas complejos de manera iterativa, facilitando la adaptación y mejora continua a lo largo del proyecto. *CRISP-DM* se compone de seis fases principales, que no necesariamente siguen un orden lineal, ya que la retroalimentación entre etapas es frecuente y necesaria para optimizar resultados.

1.11.1 Comprensión del Negocio (O del Problema de Investigación):

En esta fase se definen con claridad el objetivo del estudio, las preguntas de investigación, el alcance del problema y los criterios para evaluar el éxito. En el contexto académico, se asegura que los objetivos del análisis de datos estén alineados con las hipótesis y el marco teórico planteados.

1.11.2 Comprensión De Los Datos:

Se procede a la recolección y exploración inicial de los datos disponibles. Esto incluye la identificación de variables relevantes, detección de inconsistencias, valores atípicos y patrones preliminares. Además, se realiza un análisis descriptivo que permite entender la estructura, calidad y potencialidad del conjunto de datos para responder a las preguntas planteadas.

1.11.3 Preparación De Los Datos:

Considerada una de las etapas más laboriosas, esta fase abarca la limpieza, transformación, integración de diversas fuentes, selección y generación de variables, así como la codificación adecuada para su uso en los algoritmos. El objetivo principal es construir un conjunto de datos limpio, coherente y listo para el modelado.

1.11.4 Modelado:

Se seleccionan y aplican técnicas de minería de datos adecuadas (como clasificación, regresión, agrupamiento o detección de anomalías), ajustando parámetros para optimizar el desempeño. Los modelos generados pueden ser predictivos o descriptivos, según las necesidades del estudio.

1.11.5 Evaluación:

En esta etapa se valida la calidad y efectividad de los modelos mediante métricas estadísticas, validación cruzada, pruebas de significancia y comparación con las hipótesis iniciales. Se determina si los resultados efectivamente responden a las preguntas de investigación y cumplen los objetivos planteados.

1.11.6 Despliegue (O Comunicación de Resultados):

Finalmente, se documentan y comunican los hallazgos, interpretándolos en el marco teórico correspondiente. Se discuten las implicaciones, limitaciones y posibles líneas futuras de investigación. Los resultados se presentan en formatos académicos como artículos científicos, tesis o exposiciones.

Cabe destacar que *CRISP-DM* es un proceso iterativo y adaptativo: a lo largo del proyecto es habitual regresar a fases anteriores para incorporar nuevos hallazgos o realizar

ajustes, asegurando así la rigurosidad y reproducibilidad del proceso de investigación en minería de datos.

1.11.7 Descripción Metodológica para la Construcción del Dataset

Fuente de datos

El *dataset* principal se construyó a partir de datos primarios recopilados mediante encuestas aplicadas a MiPymes del sector gastronómico en la ciudad de Cali. Estas encuestas fueron realizadas en el marco del proyecto de investigación GASTROINNOVA (CI.8158), financiado por la Universidad del Valle a través de convocatoria interna. Los cuestionarios fueron diligenciados mayoritariamente por propietarios (73%) y administradores (22%) de los negocios, garantizando información directa y confiable.

Población objetivo, muestra, instrumentos y validación

La población objeto de estudio comprende los 3.705 restaurantes registrados en la Cámara de Comercio de Cali hasta diciembre de 2020, clasificados bajo la Sección I, División 56 del CIU Rev. 4 A.C., y localizados en Cali.

Se determinó una muestra de 318 unidades mediante muestreo aleatorio simple, considerando la homogeneidad de la población, con un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 5%.

El instrumento de recolección fue una encuesta estructurada diseñada para capturar variables relacionadas con el entorno económico, características empresariales y estrategias adoptadas frente a la crisis. Se realizó una prueba piloto que permitió validar y ajustar el instrumento, estableciendo proporciones clave (por ejemplo, el 65% de negocios con servicio a la mesa) y asegurando su confiabilidad.

Volumen y dimensionalidad de la información

El *dataset* resultante comprende 318 registros (uno por empresa), cada uno con aproximadamente entre 40 y 50 variables, tanto categóricas como numéricas. Estas variables cubren aspectos de gestión, infraestructura, recursos humanos, finanzas, entre otros; Estas variables de medición responden al proceso metodológico estructurado, alineado con el objetivo del estudio y con referentes teóricos y empíricos del análisis organizacional y financiero, conformando una matriz robusta adecuada para técnicas avanzadas de minería de datos como *clustering*, árboles de decisión y análisis multivariado.

Estrategias para la construcción del *dataset*

El *dataset* fue conformado siguiendo las siguientes estrategias clave:

- Diseño riguroso del instrumento de recolección, fundamentado en revisión bibliográfica y análisis de estudios similares previos.
- Aplicación sistemática de encuestas a una muestra representativa, asegurando criterios estadísticos validados.
- Curaduría y limpieza exhaustiva de los datos para garantizar integridad, consistencia y minimizar valores faltantes o atípicos.
- Codificación y normalización de variables para facilitar su análisis computacional.
- Documentación detallada de los procesos de recolección y tratamiento de datos, garantizando trazabilidad y reproducibilidad de los resultados.

El *dataset* utilizado en esta investigación fue construido a partir de información primaria recolectada mediante encuestas aplicadas a MiPymes del sector gastronómico de la ciudad de Cali, en el marco del proyecto GASTROINNOVA. Los criterios de inclusión consideraron

únicamente empresas formalmente registradas en la Cámara de Comercio de Cali, clasificadas bajo la División 56 del CIIU Rev. 4 A.C., que se encontraran activas antes y durante el periodo de análisis de la pandemia por COVID-19. Asimismo, se incluyeron únicamente encuestas diligenciadas por propietarios o administradores, con el fin de garantizar la calidad y confiabilidad de la información estratégica suministrada. Como criterios de exclusión se descartaron registros incompletos, inconsistentes o duplicados, así como aquellos provenientes de negocios informales o pertenecientes a otros sectores económicos.

El proceso de data cleaning incluyó la revisión exhaustiva de valores faltantes, la depuración de respuestas atípicas, la estandarización de categorías y la codificación de variables cualitativas para su adecuada interpretación por los algoritmos de minería de datos. Adicionalmente, se realizó una validación cruzada de coherencia interna entre variables relacionadas, lo que permitió reducir sesgos y mejorar la calidad del conjunto de datos. Este tratamiento riguroso del dataset aseguró que los patrones identificados por los modelos de árboles de decisión fueran consistentes, interpretables y estratégicamente relevantes, fortaleciendo así la confiabilidad de los resultados y su articulación con el modelo estratégico propuesto para la adaptación y resiliencia del sector gastronómico en contextos de crisis.

1.12 FASES Y CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

1.12.1 Fases

Fase 1. Recolección De Información Primaria Y Análisis Descriptivo Del Fenómeno

Actividad 1: Fortalecimiento y actualización de la bibliografía, incorporando estudios recientes y pertinentes sobre los temas objeto de análisis. Esta actividad incluyó la definición de

los conceptos clave relacionados con minería de datos y las investigaciones que analizan los efectos de la crisis por *Covid-19* en el sector gastronómico.

Actividad 2: Implementación y aplicación de los instrumentos de recolección de información en campo o mediante plataformas digitales, asegurando la confiabilidad de los datos recolectados.

Fase 2. Diseño De Modelos Con Minería De Datos

Actividad 3: Procesamiento y análisis de la información mediante los árboles de decisión, como técnicas de minería de datos para identificar patrones ocultos, correlaciones significativas y relaciones no evidentes entre las variables relacionadas.

Actividad 4: Incorporación de los hallazgos obtenidos del análisis de datos al modelo con base en la evidencia empírica con el fin de realizar su validación, asegurando su pertinencia frente a la realidad del contexto empresarial estudiado.

Fase 3: Análisis De Resultados

Actividad 5: Descripción detallada de los elementos e información que se obtuvo del análisis de los modelos, con el fin de identificar las estrategias que implementaron las empresas durante el *Covid19*.

Actividad 6: Descripción de las herramientas, mecanismos y prácticas que emplearon las empresas del sector gastronómico para superar crisis y cómo estas herramientas se adaptaron o transformaron.

Fase 4: Presentación De Resultados

Actividad 7: Elaboración del documento final del proyecto de investigación, integrando de manera estructurada los resultados obtenidos, el análisis, las conclusiones y las

recomendaciones prácticas orientadas a la aplicación del modelo de estrategia en contextos organizacionales similares.

Actividad 8: Entrega formal del documento final para su revisión por parte de un comité o grupo de expertos, quienes evaluarán la calidad metodológica, la solidez de los resultados, la pertinencia del modelo propuesto y la claridad de las recomendaciones formuladas.

Actividad 9: Realización de los ajustes y mejoras sugeridas por los evaluadores, con base en las observaciones recibidas durante el proceso de revisión. Posteriormente, se procederá con la entrega definitiva del trabajo, así como con la preparación y sustentación formal ante el comité académico correspondiente, como parte de los requisitos del programa.

1.12.2 CRONOGRAMA

El desarrollo del presente proyecto se planificó para un periodo de seis meses, durante los cuales se implementaron las cuatro fases metodológicas escalonadas. Cada fase contempló un conjunto de actividades específicas que se ejecutaron de manera secuencial y/o paralela, según lo requirió el proceso investigativo. La Tabla 3 presenta el cronograma general desarrollado para garantizar el cumplimiento de los objetivos.

Tabla 3. Cronograma

	Mes 1	Mes 2	Mes 3	Mes 4	Mes 5	Mes 6
Actividad 1: Revisión bibliográfica	✓					
Actividad 2: Análisis bibliométrico	✓					
Actividad 3: Identificación de fuentes	✓	✓				
Actividad 4: Contacto con fuentes	✓	✓				
Actividad 5: Plan de recolección		✓				
Actividad 6: Diseño de instrumentos			✓			
Actividad 7: Aplicación de instrumentos			✓			
Actividad 8: Análisis de datos			✓	✓		
Actividad 9: Incorporación al modelo				✓		
Actividad 10: Estrategias en crisis					✓	
Actividad 11: Análisis de herramientas					✓	✓

Actividad 12: Modelo estratégico					✓	✓
Actividad 13: Documento final						✓
Actividad 14: Revisión por comité						✓
Actividad 15: Ajustes y sustentación						✓

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO 2: ANÁLISIS DESCRIPTIVO

El sector gastronómico de la ciudad de Cali se ha consolidado históricamente como un componente clave del tejido económico y social urbano. Más allá de su contribución al empleo y al dinamismo productivo, este sector cumple un papel central en la construcción de identidad cultural, la interacción social y la oferta turística de la ciudad. Sin embargo, su configuración empresarial —mayoritariamente compuesta por micro y pequeñas empresas— lo expone de manera significativa a choques externos, como los derivados de la pandemia de COVID-19 y el estallido social de 2021. En este escenario, la caracterización del sector no puede limitarse a una descripción estructural, sino que debe orientarse hacia el análisis de su desempeño empresarial y de las estrategias de adaptación desplegadas frente a entornos de alta incertidumbre.

Desde la perspectiva financiera, el sector gastronómico caleño experimentó una contracción severa durante los periodos más críticos de la crisis sanitaria y social, en línea con el comportamiento observado a nivel nacional en el sector de restaurantes y hoteles. La caída abrupta de los ingresos operacionales, el deterioro de la liquidez y el aumento del endeudamiento de corto plazo evidenciaron la fragilidad financiera de muchos establecimientos, especialmente aquellos con baja capitalización y limitada planificación financiera. No obstante, estas afectaciones no se manifestaron de manera homogénea, lo que pone de relieve la existencia de diferencias internas asociadas a factores como la capacidad de gestión, la estructura de costos, el nivel de formalización y el acceso a instrumentos

financieros. En este sentido, el desempeño financiero del sector no puede explicarse únicamente por el contexto macroeconómico adverso, sino también por las decisiones estratégicas adoptadas antes y durante la crisis.

En el ámbito operativo, las restricciones a la movilidad, los cierres obligatorios y la reducción de aforos generaron una subutilización significativa de la capacidad instalada, afectando indicadores clave como la rotación de mesas, la productividad laboral y la eficiencia operativa. Sin embargo, la crisis también impulsó procesos acelerados de reconversión operativa. La adopción de servicios de domicilio, alianzas con plataformas digitales y ajustes en los horarios y formatos de atención permitieron a algunos establecimientos amortiguar parcialmente el impacto negativo. El análisis del desempeño operativo sugiere que la flexibilidad y la rapidez en la implementación de estos cambios se constituyeron en factores determinantes de resiliencia empresarial, diferenciando a quienes lograron sostener su operación de aquellos que enfrentaron mayores dificultades.

Desde la dimensión comercial y de mercado, la crisis transformó de manera profunda los hábitos de consumo y las dinámicas competitivas del sector. La disminución del consumo presencial y el crecimiento sostenido de la demanda por servicios a domicilio redefinieron la experiencia gastronómica, desplazando el énfasis tradicional del servicio en sala hacia atributos como la rapidez, la accesibilidad, la confianza y la visibilidad digital. En este contexto, el desempeño comercial de los establecimientos estuvo estrechamente ligado a su capacidad para gestionar canales digitales, posicionar su oferta en plataformas virtuales y mantener relaciones de fidelización con los clientes en un entorno altamente competitivo. Esto evidencia que el desempeño del sector no depende exclusivamente del nivel de demanda agregada, sino de la habilidad empresarial para reinterpretar y adaptarse a un mercado en constante transformación.

En el plano organizacional y laboral, el sector gastronómico presentó un deterioro significativo en sus indicadores de empleo, reflejado en la reducción de personal, el aumento de la informalidad y una mayor rotación laboral. Estas dinámicas impactaron negativamente la estabilidad interna de los establecimientos y limitaron su capacidad para sostener procesos de innovación, aprendizaje organizacional y mejora continua. No obstante, se observa que aquellas empresas con estructuras organizacionales más formales y con mayores niveles de capacitación del talento humano mostraron una mayor capacidad de adaptación, lo que refuerza el papel del capital humano como un factor crítico del desempeño empresarial en contextos de crisis.

La innovación y la adopción tecnológica emergen como dimensiones transversales y decisivas en la caracterización del desempeño del sector gastronómico caleño. La incorporación de herramientas digitales, sistemas de pago electrónicos, plataformas de comercio electrónico y estrategias de marketing digital no solo permitió mitigar parcialmente las pérdidas económicas durante la crisis, sino que también generó nuevas capacidades organizacionales con potencial de sostenibilidad en el mediano y largo plazo. Desde esta perspectiva, la innovación no debe entenderse como una respuesta coyuntural a la emergencia, sino como un determinante estructural del desempeño empresarial, cuya ausencia profundiza la vulnerabilidad del sector frente a futuros escenarios de crisis.

En conjunto, el análisis del desempeño del sector gastronómico de Cali muestra que la crisis actuó como un catalizador de desigualdades preexistentes entre las empresas, ampliando las brechas en términos de gestión, tecnología, formalización y capacidad estratégica. Esta heterogeneidad interna justifica la pertinencia de aplicar técnicas de minería de datos y análisis multivariado, orientadas a identificar patrones, correlaciones y tipologías empresariales que no son fácilmente observables mediante enfoques descriptivos tradicionales. Así, la

caracterización analítica del sector no solo contribuye a comprender los efectos de la crisis, sino que se constituye en un insumo clave para el desarrollo de modelos predictivos y explicativos que fortalezcan la toma de decisiones empresariales y el diseño de políticas públicas más focalizadas y efectivas.

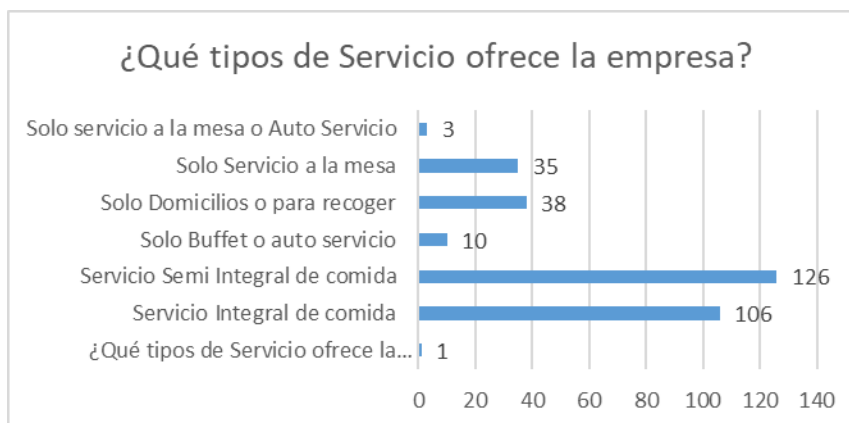
2.1 PANORAMA GENERAL DEL SECTOR

El sector gastronómico de Cali, muy reconocido por su pluralidad cultural y dinamismo empresarial, se vio afectado durante la pandemia de *COVID-19* que generó una de las crisis más severas de los últimos años. Las medidas estatales para evitar los contagios (como el confinamiento), el cierre imperativo de establecimientos y las limitaciones de movilidad tuvieron como consecuencia una contracción importante de la actividad económica y una disminución bárbara en el consumo presencial.

En respuesta a este contexto desfavorable, las empresas se vieron obligadas a implementar estrategias de resiliencia operativa para garantizar su sostenibilidad. Algunas de esas acciones incluyeron por ejemplo la redefinición de horarios, limitación de aforos, uso obligatorio de tapabocas, limpieza y desinfección de manos y pies y la optimización de procesos y, particularmente, la potenciación de los canales de venta no presenciales, con el fortalecimiento de los servicios de domicilio como principal mecanismo para mantener el sostenimiento comercial. Esta transformación generó un cambio en la forma de gestionar de los negocios gastronómicos locales, fortaleciendo procesos de transformación digital y adopción tecnológica.

Para este estudio en particular se encuestaron 318 empresas pertenecientes al sector gastronómico de Cali, que principalmente se dedican al servicio integral de comida. Las gráficas de la 1 a la 12 muestran el análisis descriptivo de la población encuestada

Gráfico 1. Tipos de servicio que ofrece la empresa



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación GASTROINNOVA (CI.8158)

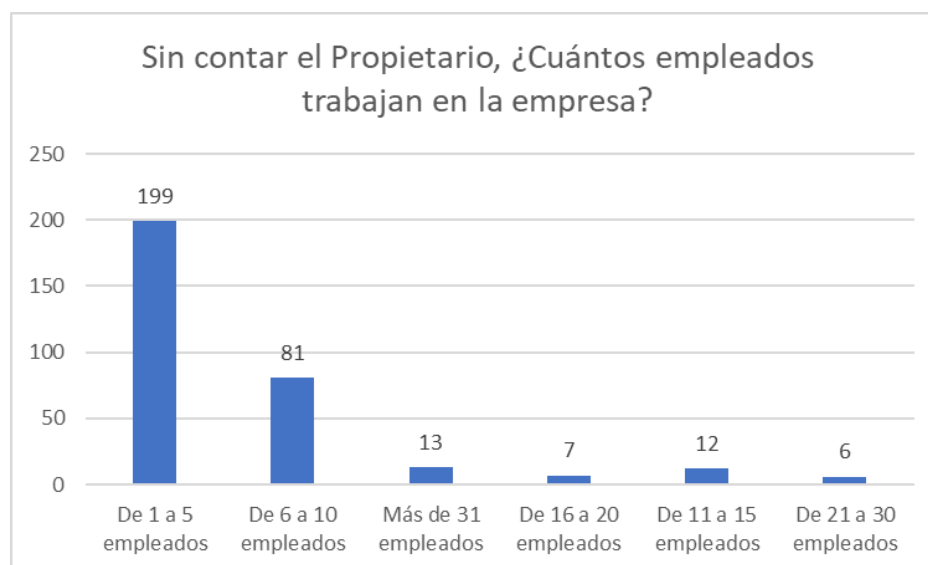
El término "integral" implica un servicio completo o de ciclo entero. Se refiere principalmente a los establecimientos que ofrecen la experiencia gastronómica más completa y compleja, como por ejemplo platos preparados completamente en el sitio, a menudo a partir de materias primas. Suelen requerir una cocina y mano de obra especializada (chefs) con un menú amplio y diversificado (a la carta), que puede incluir entradas, platos fuertes complejos, postres y, a menudo, servicio de bar (bebidas alcohólicas y coctelería), servicio a la mesa completo (meseros). Incluyendo recepción, atención personalizada, servicio de bebidas y gestión de la cuenta en la mesa, todo este conjunto genera una experiencia integral de alimentación, socialización y ocio.

2.2 ESTRUCTURA Y CARACTERÍSTICAS EMPRESARIALES

El tejido empresarial del sector gastronómico caleño se compone principalmente de micro y pequeñas empresas (MIPYMES), representando aproximadamente el 85 % de los establecimientos registrados en la muestra. La mayoría de los negocios cuenta con entre 3 y 10

empleados, sin incluir al propietario, y funciona bajo esquemas familiares o de emprendimiento individual.

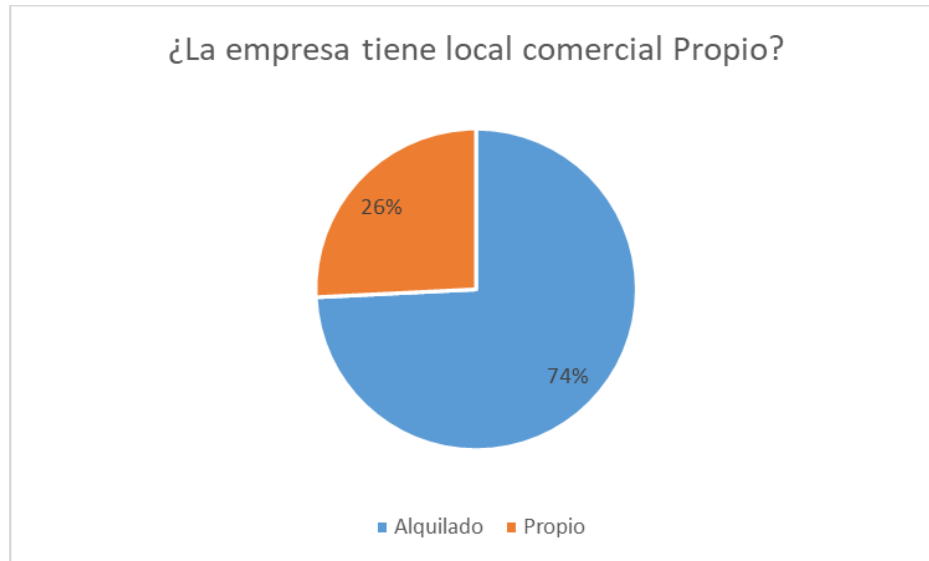
Gráfico 2. Número de empleados de la empresa



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

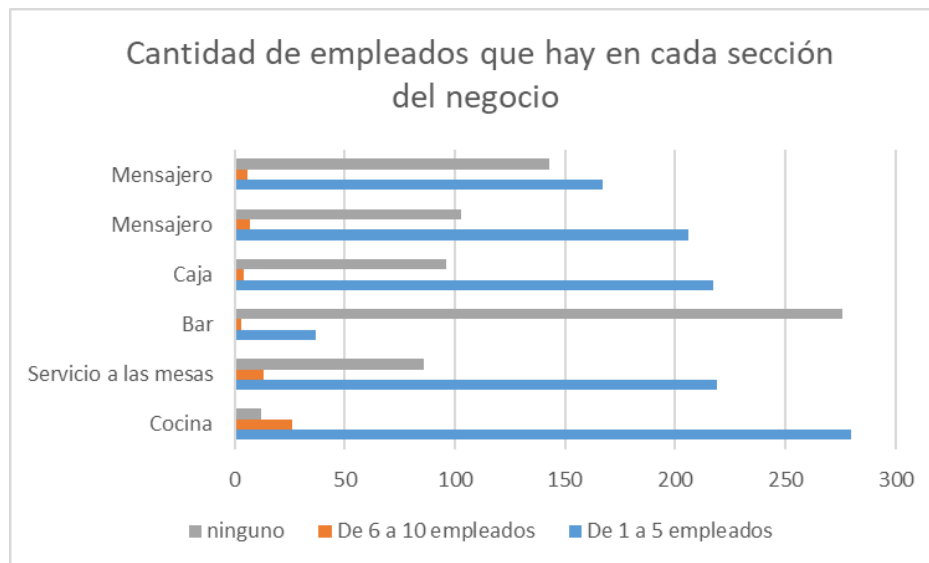
En cuanto a la oferta de servicios, se observa una concentración en actividades tradicionales, tales como restaurantes, cafeterías y comidas rápidas, operando en locales propios o arrendados. La distribución del personal evidencia que las áreas más representativas son cocina y servicio a mesas, mientras que los roles especializados —como mensajeros o personal de bar— presentan menor frecuencia.

Gráfico 3. Local comercial propio



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

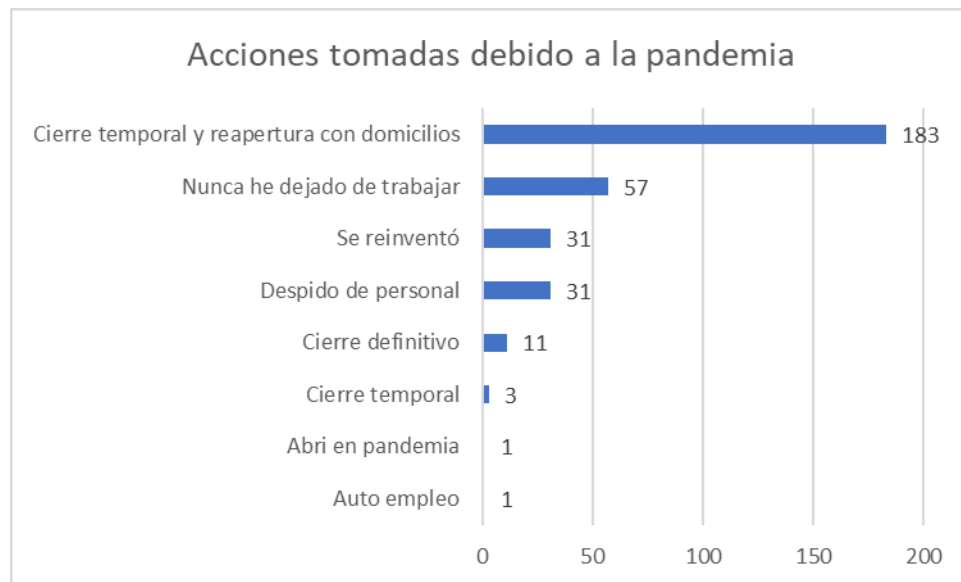
Gráfico 4. Cantidad de empleados por sección



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Esta estructura organizativa compacta favorece la reducción de costos operativos, pero al mismo tiempo incrementa la vulnerabilidad ante fluctuaciones de demanda o ausencias laborales, dada la alta polifuncionalidad del recurso humano.

Gráfico 5. Acciones tomadas a partir de la pandemia

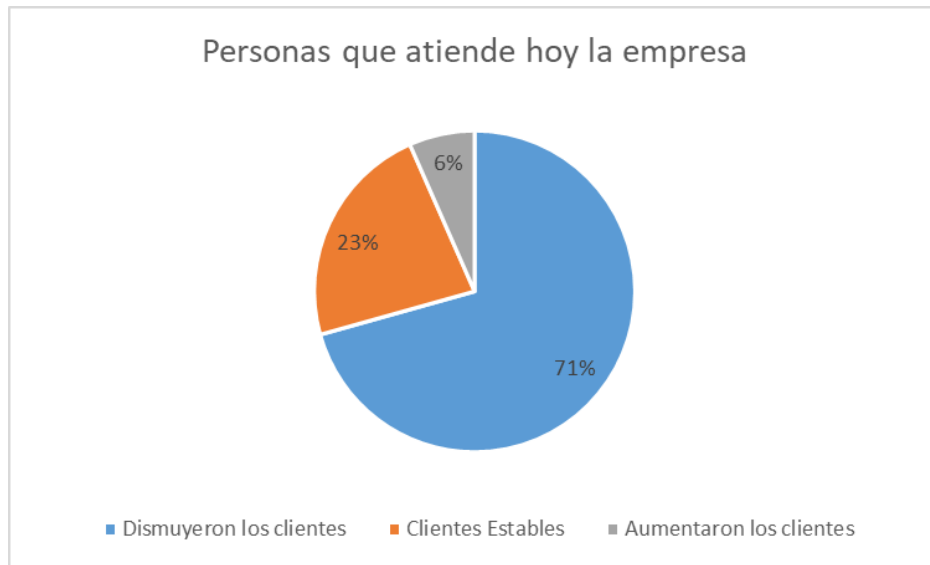


Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

2.3 IMPACTO ECONÓMICO Y OPERATIVO DE LA PANDEMIA

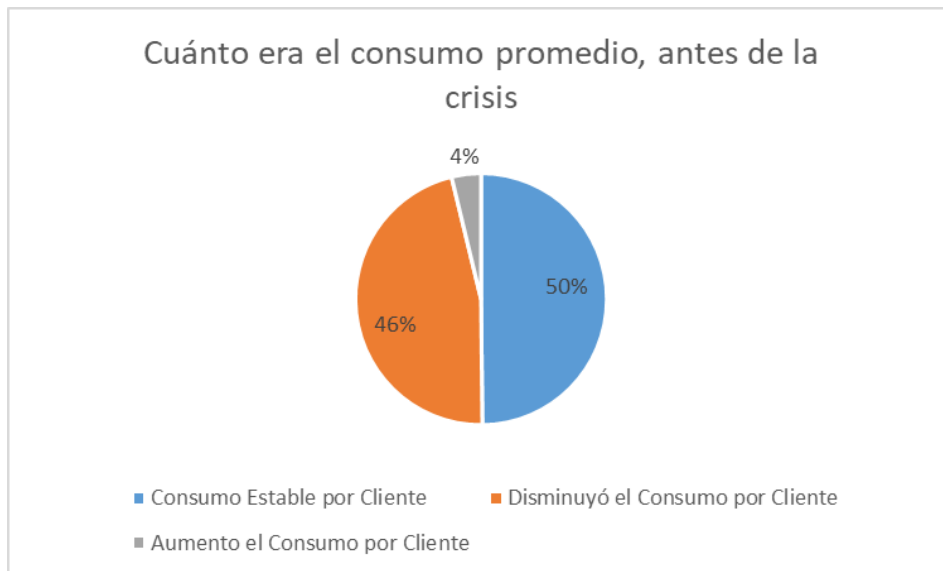
Los efectos económicos de la crisis sanitaria fueron inmediatos y profundos. Antes de la pandemia, los establecimientos reportaban un promedio de atención de 80 a 100 clientes diarios; sin embargo, durante el confinamiento estricto, la cifra descendió a menos de 30 clientes en promedio, dependiendo casi exclusivamente del servicio a domicilio.

Gráfico 6. Porcentajes de Personas que atiende la empresa



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Gráfico 7. Consumo promedio antes de la crisis



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Asimismo, el consumo promedio por cliente experimentó una reducción cercana al 40 %, afectando directamente los márgenes de rentabilidad. En este contexto, las estrategias adoptadas por las empresas se orientaron en dos direcciones principales:

- Reducción de costos: ajustes en los horarios operativos, suspensión temporal de personal y renegociación de contratos de arriendo.
- Generación de ingresos y adaptación: fortalecimiento de los servicios de entrega a domicilio, incorporación de menús simplificados y diseño de productos adaptados al consumo en casa (por ejemplo, combos familiares o refrigerios empacados).

Aunque estas medidas permitieron sostener la actividad comercial, muchas empresas enfrentaron dificultades para mantener la liquidez y cumplir con sus obligaciones financieras.

2.4 INNOVACIÓN Y ADAPTACIÓN EMPRESARIAL

La crisis impulsó una dinámica de innovación forzada en el sector. Cerca del 75 % de las empresas manifestó haber desarrollado nuevos productos o servicios, orientados principalmente a la diversificación del menú y la mejora en la presentación de pedidos a domicilio y a la realización de convenios con otras organizaciones con el fin de fortalecer su dimensión económica, operativa y/o publicitaria.

Gráfico 8. Nuevos productos o servicios

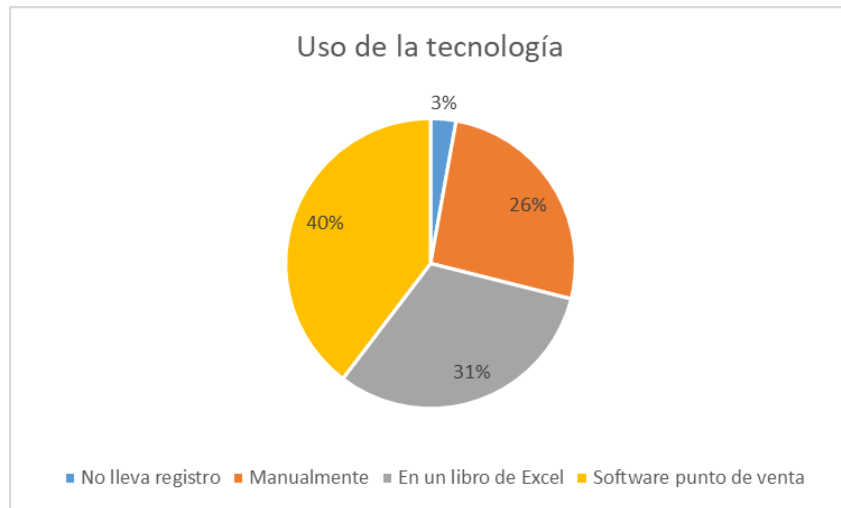


Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Asimismo, se evidenció la formación de alianzas estratégicas entre restaurantes y con plataformas digitales de entrega, lo cual permitió ampliar la cobertura del servicio y explorar nuevos segmentos de mercado.

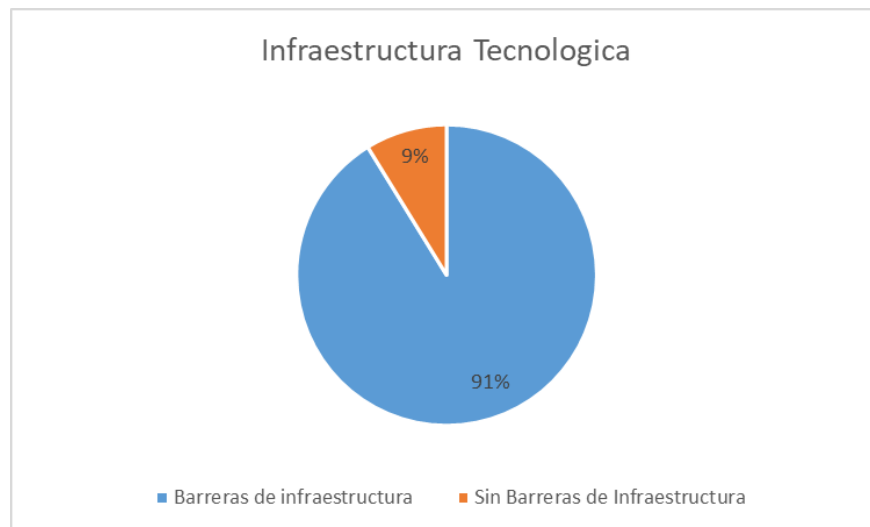
No obstante, la brecha digital se mantuvo como una limitante estructural. Un porcentaje significativo de empresarios señaló dificultades en el uso de herramientas tecnológicas, escasa infraestructura digital y resistencia al cambio por parte del personal. Estas carencias restringieron la implementación de estrategias de mercadeo digital y la adopción de sistemas de gestión como el *software* POS (Punto de Venta) para el control automatizado de ventas e inventarios.

Gráfico 9. Uso de tecnología



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Gráfico 10. Infraestructura tecnológica



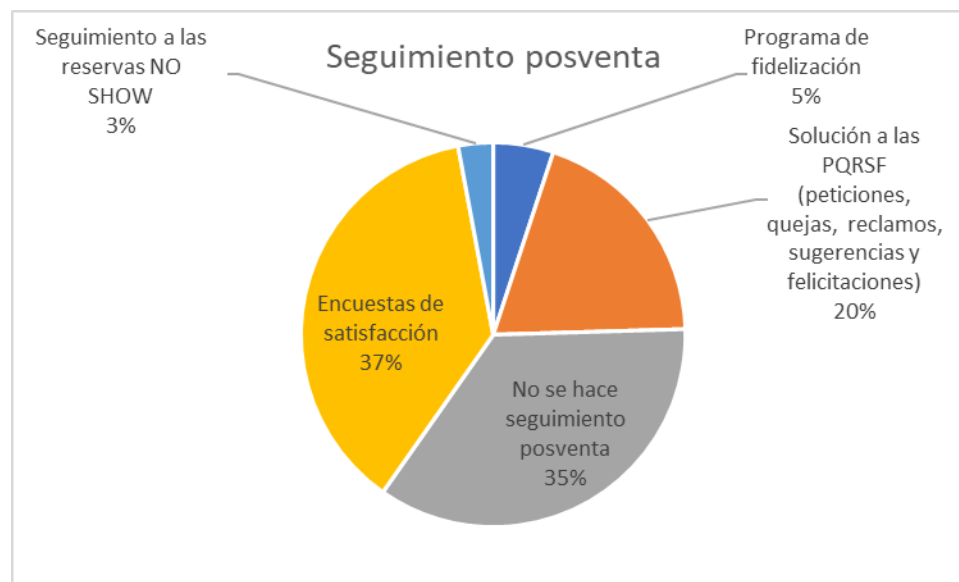
Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

Este hallazgo evidencia la necesidad de fortalecer las competencias digitales del talento humano y de promover la transformación tecnológica como eje estratégico del crecimiento empresarial.

2.5 ESTRATEGIAS DE COMUNICACIÓN Y SERVICIO AL CLIENTE

La crisis sanitaria también transformó la manera en que las empresas se comunicaron con sus clientes. Más del 60 % de los establecimientos adoptó canales digitales como *Instagram, Facebook y WhatsApp Business*, que pasaron a ser herramientas esenciales para la promoción de productos, la atención de pedidos y la gestión de reclamos o sugerencias.

Gráfico 11. Seguimiento posventa

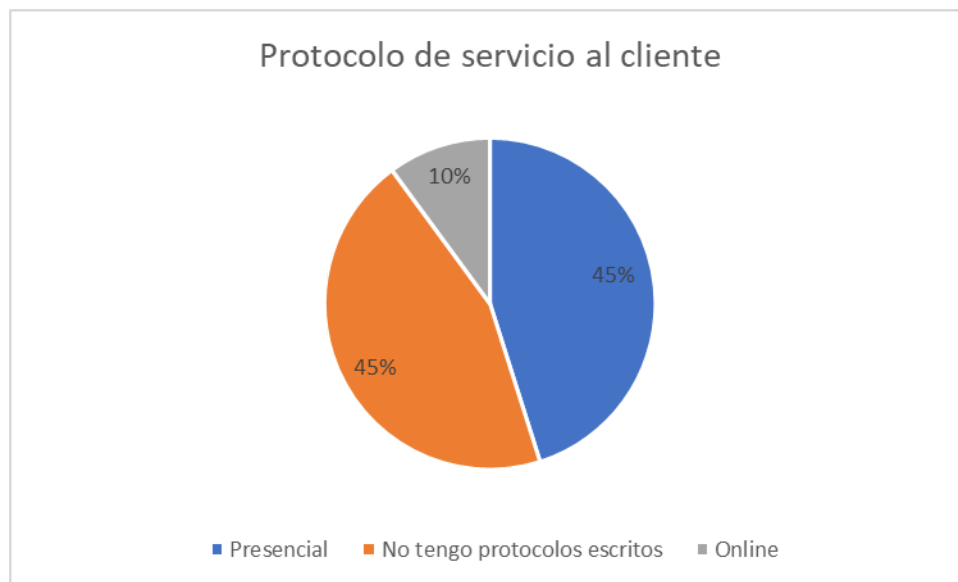


Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

En términos de servicio al cliente, se identificaron dos enfoques:

- Un grupo de empresas operaba con protocolos formales y registros escritos de atención, evidenciando procesos más estructurados.
- Otro grupo mantenía una gestión empírica e informal, sustentada en la experiencia directa del propietario y el contacto constante con la clientela.

Gráfico 12. Protocolo servicio al cliente



Fuente: Elaboración propia con base en los datos recopilados en el proyecto de investigación *GASTROINNOVA* (CI.8158)

A pesar de las diferencias, la mayoría de los negocios implementó algún tipo de seguimiento posventa, principalmente mediante mensajes directos o llamadas personalizadas, aprovechando la inmediatez de las plataformas digitales para fidelizar clientes y evaluar la calidad del servicio.

CAPÍTULO 3: MODELOS DE ÁRBOLES DE DECISIÓN

3.1 ÁRBOLES DE DECISIÓN

3.1.1 Inteligencia de Negocios

La Inteligencia de Negocios podría definirse como la habilidad de transformar datos en información, la información en conocimiento y el conocimiento en toma de decisiones en cualquier organización.

Según Garcia, Jimenez, (2021) la inteligencia de negocios tiene un rol importante, por cuanto abarca personas, procesos, aplicaciones y herramientas para organizar la información, facilitar el acceso a ella y analizarla con el objetivo de mejorar la toma de decisiones y aumentar su rendimiento.

Gauzelia & Bentz, (2017) examinan el impacto de los sistemas de inteligencia de negocios en los procesos de toma de decisiones y la necesidad de las PYMES de contar con soluciones tecnológicas que les permitan manejar eventos mediante la transformación de los datos en información y posteriormente convertirlos en conocimientos del negocio.

En la fase cuantitativa se analizaron 318 los registros recopilados mediante las encuestas a las empresas gastronómicas. Para analizar la capacidad de adaptación y transformación del sector gastronómico de Cali frente a escenarios de crisis, como la pandemia de Covid-19, se seleccionaron las variables de nivel de adopción tecnológica, estrategias de liderazgo y gestión, programas de capacitación, desempeño financiero y grado de innovación durante la crisis. Esta selección no fue arbitraria, sino que respondió a criterios teóricos, empíricos y analíticos claramente definidos.

En primer lugar, estas variables representan dimensiones críticas de respuesta organizacional ante entornos de alta incertidumbre, ampliamente reconocidas en la literatura sobre resiliencia empresarial, gestión del cambio e innovación en contextos de crisis. La pandemia implicó disrupciones simultáneas en los procesos operativos, los modelos de negocio, la gestión del talento humano y la sostenibilidad financiera, por lo que se requería un conjunto de variables capaces de capturar dichas transformaciones de manera integral.

En segundo lugar, el criterio de relevancia causal fue determinante en la selección. Las variables escogidas tienen una relación directa con la capacidad de las empresas para modificar sus prácticas, reconfigurar recursos y sostener su operación durante la crisis. Por ejemplo, la adopción tecnológica permitió la migración hacia canales digitales; el liderazgo y la gestión influyeron en la velocidad y coherencia de la toma de decisiones; la capacitación facilitó la adaptación del capital humano; el desempeño financiero reflejó la viabilidad de las estrategias implementadas; y el grado de innovación sintetizó el resultado de estas acciones en términos de nuevas prácticas, productos o procesos.

En tercer lugar, se aplicó un criterio de operatividad y medición, priorizando variables que pudieran ser observadas, cuantificadas y comparadas de forma consistente entre empresas. Otras variables potencialmente relevantes —como factores macroeconómicos, condiciones regulatorias o características culturales— fueron descartadas debido a su menor capacidad de ser controladas por las empresas o a las dificultades para su medición homogénea en el nivel organizacional.

Asimismo, se consideró el criterio de parsimonia analítica, evitando la inclusión de variables redundantes o altamente correlacionadas que pudieran introducir ruido estadístico y afectar la interpretabilidad de los modelos analíticos. Las variables seleccionadas permiten

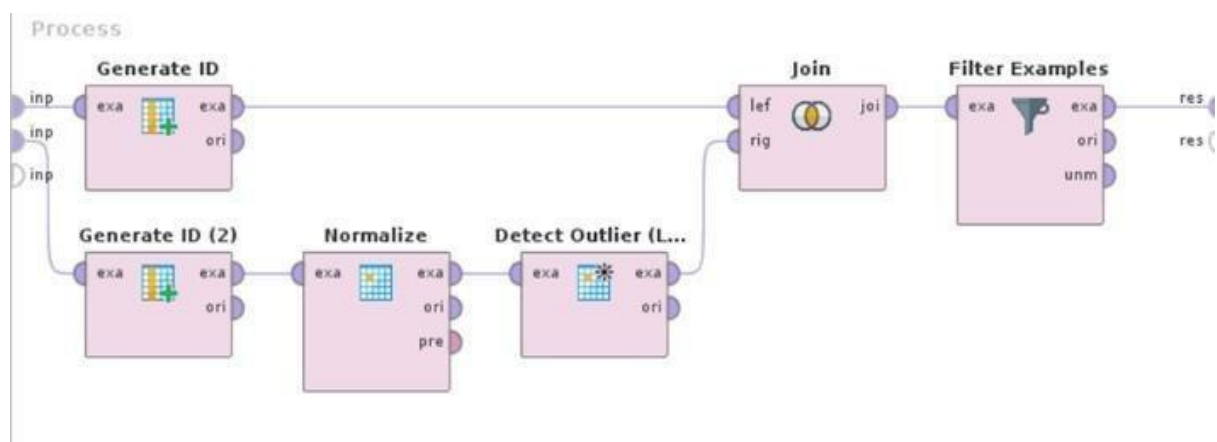
capturar la complejidad del fenómeno sin comprometer la robustez de los análisis multivariados y de minería de datos aplicados en el estudio.

Finalmente, el grado de innovación durante la crisis se incorporó como una variable integradora, ya que sintetiza el efecto combinado de las decisiones tecnológicas, gerenciales, formativas y financieras adoptadas por las empresas, funcionando como un indicador clave del nivel de transformación organizacional alcanzado durante el periodo analizado.

En conjunto, estas variables conforman un marco analítico coherente y suficiente para explicar los procesos de adaptación y transformación del sector gastronómico de Cali durante la pandemia, garantizando rigor metodológico, pertinencia empírica y utilidad para la formulación de decisiones estratégicas futuras v.

El análisis se realizó mediante técnicas de *clustering* y árboles de decisión en software de *RapidMiner*. El modelo utilizó el algoritmo C4.5 con criterio *Gain Ratio*, profundidad máxima de 10 y poda activa. El Grafico 13 muestra el flujo de trabajo general implementado en *RapidMiner*.

Gráfico 13. Flujo de trabajo en RapidMiner



Fuente: Elaboración propia (simulación en *RapidMiner*, 2025).

3.1.2 Minería de Datos

La minería de datos puede entenderse como el proceso sistemático de aplicación de técnicas y herramientas analíticas orientadas a la extracción de conocimiento implícito, previamente desconocido, potencialmente útil y comprensible, a partir de grandes volúmenes de datos. Su propósito es identificar patrones, modelos y regularidades que permitan explicar comportamientos y apoyar la predicción de tendencias, mediante procedimientos automatizados o semiautomatizados *Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth, (1996); Aggarwal, 2015; Han, Kamber & Pei, (2023).*

Según Marulanda, López, & Mejía, (2017) la Minería de datos se define como un proceso que utiliza matemática, inteligencia artificial estadística y técnicas de aprendizaje automático para extraer e identificar información útil. La mayoría de las técnicas *de GC y MD* implican patrones de aprendizaje, edificados sobre el fundamento de datos o información existente y de aprendizaje automático, y la inteligencia artificial, Es el proceso de descubrir conocimiento útil y entendible, desde grandes bases de datos almacenados en distintos formatos, por medio de modelos inteligibles a partir de los datos.

Según Vieira & otros (2009), la minería de datos está incluida en un proceso mayor denominado *descubrimiento de conocimientos en base de datos (KDD)*, la minería de Datos (*MD*) se restringe a la obtención de modelos, restando las etapas anteriores. Una secuencia genérica de etapas para un proyecto de minería de datos según este autor es:

- a)** Definición del problema
- b)** Adquisición y evaluación de los datos
- c)** Extracción de características y realce
- d)** plan de prototipaje y desarrollo del modelo

- e) Evaluación del modelo
- f) Implementación
- g) Evaluación del retorno sobre la inversión (post – proyecto)

3.2 SOFTWARE DE *RAPIDMINER*

Rapidminer es una herramienta gratuita de Minería de Datos usada a nivel internacional, fue conocida como YALE (*Yet Another Learning Environment*) en español, otro entorno de aprendizaje se trata de un software que permite el análisis y minería de datos por medio del desarrollo de procesos mediante el encadenamiento de operadores a través de un entorno gráfico, es utilizado en investigación, educación, capacitación, creación rápida de prototipos y en aplicaciones empresariales.

La herramienta incluye los operadores necesarios para la conectividad con bases de datos y otras aplicaciones estadísticas, también los requeridos para realizar operaciones de preprocesamiento de datos y visualización de resultados.

La herramienta cuenta con dos componentes:

Rapidminer Studio: Versión para analistas sin costo, esta opción implementa todos los operadores de la minería de datos, modelos predictivos, modelos descriptivos, transformación de datos, series de tiempo entre otros.

Rapidminer Server: Se trata de la versión Servidor de *Rapidminer* la cual permite trabajo colaborativo, escalable y concurrente múltiples usuarios, tiene la capacidad de delegar en bases de datos (*In-Database Mining*) y otras mejoras de funcionalidad como plataforma Web de publicación de reportes entre otras opciones.

La herramienta que se utilizó en el análisis es *Rapidminer Studio*.

3.2.1 Teoría y conceptos generales de modelos con árboles de decisión

Los árboles de decisión son un modelo predicción cuya principal característica es su aporte visual a la toma de decisiones debido a que representan de manera gráfica una serie de condiciones que ocurren de manera sucesiva para dar solución a una situación problema, su representación gráfica es un conjunto de nodos, hojas y ramas Modelo de árbol de decisión, (2025).

El nodo principal o raíz es la característica a partir de la cual se inicia el proceso de clasificación, los nodos internos corresponden a cada una de las inquietudes acerca de las características particulares del problema, en el nodo hijo se representa cada posible respuesta a los cuestionamientos, las ramas que salen de cada uno de estos nodos se encuentran etiquetadas con los posibles valores del atributo, los nodos finales o nodos hojas corresponden a una decisión la cual coincide con una de las variables clase del problema a resolver.

3.3 MODELAMIENTO DE ÁRBOLES DE DECISIÓN CON RAPIDMINER

Descripción de los bloques y parámetros del *Rapidminer*

Gráfico 14. Read Excel

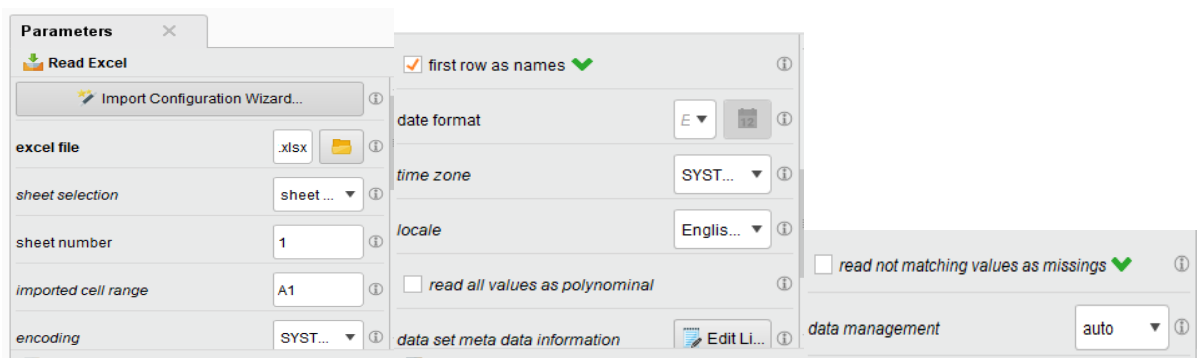


Fuente: Elaboración propia (simulación en *RapidMiner*, 2025).

Read Excel: con este operador se puede cargar datos desde hojas de cálculo de Microsoft Excel, se debe definir cuál de las hojas de cálculo del libro de trabajo debe usarse

como tabla de datos, dicha tabla debe tener un formato tal que cada fila sea un ejemplo y cada columna representa un atributo. Hay que tener en cuenta que la primera fila de la hoja de Excel se puede utilizar para nombres de atributos que pueden indicarse mediante un parámetro como se observa en el siguiente gráfico:

Gráfico 15. Definición de Hojas de cálculo a usar



Fuente: Elaboración propia (simulación en *RapidMiner*, 2025).

Parámetros:

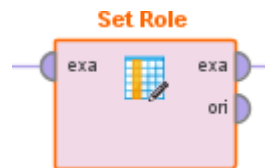
Tabla 4. Parámetros de modelamiento

Parámetro / Opción	Descripción	Tipo	Rango	Predeterminado
<i>Import Configuration Wizard</i>	Permite configurar mediante un asistente, este es fácil de usar, facilita el uso de este operador			
<i>Excel file</i>	ruta del archivo de Excel	String		
<i>sheet selection</i>	permite cambiar la selección de la hoja entre el número de hoja y el nombre de la hoja	selección	número de hoja, nombre de hoja	número de hoja

<i>Sheet number</i>	Aquí se debe especificar el número de la hoja que desea importar.	Entero	1 - + ∞	1
<i>Sheet name</i>	El nombre de la hoja que desea importar debe especificarse aquí.	String		
<i>Imported cell range</i>	Parámetro obligatorio, se proporciona el rango de celdas que se importarán de la hoja especificada	String		A1
<i>First row as names</i>	Esta opción asume que la primera línea del archivo de Excel tiene los nombres de los atributos, por lo no se trata como una línea de datos	Booleano		VERDADERO
<i>Annotations</i>	Si la primera fila no se establece como los nombres de los parámetros, se puede agregar anotaciones usando el botón 'Editar lista'.	Lista		
<i>Date format</i>	Con este parámetro se especifica el formato de fecha y hora.	Selección	MM / dd / aaaa, dd.MM.yyyy, MM / dd / aaaa	
<i>Time zone</i>	En esta opción se proporciona una larga lista de zonas horarias para elegir.	Selección	SYSTEM, ACT, AET, AGT, ART, AST, Africa, ... Predeterminado: SYSTEM	
<i>Locale</i>	En esta opción se proporciona una larga lista de configuraciones regionales se pueden seleccionar cualquiera de ellos	Selección	albanés (Albania), árabe),... Predeterminado: inglés (United Estados).	

<i>Read all values as polynomial</i>	Esta opción permite deshabilitar el manejo de tipos, cada columna se leerá como un atributo <i>polinomial</i> .	Booleano		FALSO
<i>Data set meta data information</i>	Permite ajustar los metadatos del “ <i>ExampleSet</i> ” creado a partir del archivo de <i>Excel</i> especificado, se puede especificar el índice, el nombre, el tipo y la función de la columna	Lista		
<i>Read not matching values as missings</i>	Si los valores que no coinciden con el tipo de valor esperado se consideran valores perdidos y se reemplazan por '?'. O una celda vacía en el archivo de <i>Excel</i> también se lee como un valor faltante.	Booleano		VERDADERO
<i>Data management</i>	Se proporciona una larga lista se puede seleccionar cualquier opción de esta lista.			

Fuente: Elaboración propia



El rol de un atributo describe cómo otros operadores manejan este atributo. El rol predeterminado es estándar, otros roles se clasifican como especiales. Un “*ExampleSet*” puede tener muchos atributos especiales, pero cada rol especial solo puede aparecer una vez.

Gráfico 16. Rol de un atributo

The image shows a 'Parameters' dialog box with a 'Set Role' tab. It contains two dropdown menus: 'attribute name' (set to 'Redes Sociales') and 'target role' (set to 'label'). Below these is a 'set additional roles' button with an 'Edit List (0)...' link.

Fuente: Elaboración propia

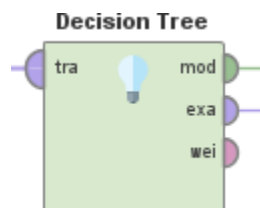
Parámetros:

Tabla 5. Parámetros de atributos

Parámetro / Opción	Descripción	Tipo	Rango	Predeterminado
<i>Attribute name</i>	El nombre del atributo cuyo rol se debe cambiar, se puede seleccionar en el menú desplegable o se puede escribir.	String		
<i>Target role</i>	El rol de destino del atributo seleccionado es el nuevo rol que se le asigna. A continuación, se relacionan los posibles roles de destino: <i>Estándar</i>: Los atributos estándar se utilizan como variables de entrada para las tareas de aprendizaje. <i>ID</i>: Un atributo con el rol id actúa como identificador de los ejemplos, debe ser único para todos los ejemplos. <i>Label</i>: Un Atributo con el rol de etiqueta actúa como objetivo, también se suele llamar "variable de destino" o "clase".			

	<i>Prediction</i>: función de predicción es el resultado de la aplicación de un modelo de aprendizaje. <i>cluster</i>: este es un rol especial. Un atributo con el rol de clúster indica la pertenencia de un “<i>ExampleSet</i>” a un clúster en particular. <i>Weight</i>: El rol indica la ponderación de los ejemplos con respecto a la etiqueta. Los pesos se utilizan en los procesos de aprendizaje para establecer la importancia de los ejemplos. <i>Batch</i>: El rol de lote indica la pertenencia a un lote específico.			
<i>User defined</i>	Los roles definidos por el usuario son roles especiales, por lo que no se puede asignar un rol específico a más de un Atributo	String	regular, id, etiqueta, predicción, grupo, peso, lote	Regular
<i>Set additional roles</i>	Se utiliza para establecer el rol de más de un atributo a la vez.	Lista		

Fuente: elaboración propia



Esta función permite generar un modelo de árbol de decisión con funciones de clasificación y regresión. Cabe recordar que, un árbol de decisión es una colección de nodos, que tiene como objetivo crear una decisión sobre la afiliación de valores a una

clase o una estimación de un valor objetivo numérico. La construcción de nuevos nodos se repite hasta que se cumplen los criterios de detención. Se determina una predicción para el atributo de etiqueta de clase dependiendo de la mayoría de los ejemplos que alcanzaron esta hoja durante la generación, mientras que una estimación de un valor numérico se obtiene promediando los valores en una hoja.

Después de la generación, el modelo de árbol de decisión se puede aplicar a nuevos ejemplos mediante el operador Aplicar modelo. Cada ejemplo sigue las ramas del árbol de acuerdo con la regla de división hasta que se alcanza una hoja.

Para configurar el árbol de decisiones, se seleccionaron los siguientes parámetros estándar, como se detalla a continuación.

Parameters

Decision Tree

criterion

gain

maximal depth

10

☒ apply pruning

confidence

0.1

☒ apply prepruning

minimal gain

0.01

minimal leaf size

2

minimal size for split

4

number of prepruning alternatives

3

Tabla 6. Parámetros de configuración de árbol de decisiones

Parámetro / Opción	Descripción	Tipo	Rango	Predeterminado
--------------------	-------------	------	-------	----------------

Criterio	Para cada uno de estos criterios, el valor de división se optimiza con respecto al criterio elegido. Puede tener uno de los siguientes valores: <i>Information_gain</i>: Se calculan las entropías de todos los Atributos y se selecciona el que tiene la menor entropía para dividirlo. Este método tiene un sesgo hacia la selección de atributos con una gran cantidad de valores. <i>Ganancia_ratio</i>: Una variante de ganancia de información que se ajusta para cada Atributo para permitir la amplitud y uniformidad de los valores de Atributo. <i>Gini_index</i>: una medida de desigualdad entre las distribuciones de las características de la etiqueta. Precisión: se selecciona un atributo para dividir, lo que maximiza la precisión de todo el árbol. <i>Mínimo_cuadrado</i>: se selecciona un atributo para dividir, que minimiza la distancia al cuadrado entre el promedio de valores en el nodo con respecto al valor verdadero.	Selección	ganancia_ratio, información_ganancia, gini_index, precisión, mínimo_cuadrado	Ganancia_Ratio
Profundidad máxima	La profundidad de un árbol varía según el tamaño y las características del "ExampleSet". Este parámetro se utiliza para restringir la profundidad o número de nodos.	Entero	-1 - + ∞	10
Aplicar poda	El modelo de árbol de decisión se puede podar después de la generación.	Booleano		VERDADERO
Confianza	Este parámetro especifica el nivel de confianza utilizado para el cálculo del error pesimista de la poda.		1.0E-7 - 0.5	0.1
Aplicar pre-poda	Esta opción determina si se deben utilizar más criterios de parada que la profundidad máxima durante la generación del modelo de árbol de decisión	Booleano		VERDADERO
Ganancia mínima	La ganancia de un nodo se calcula antes de dividirlo, un valor demasiado alto evitará completamente la división y se generará un árbol con un solo nodo.	Real	0.0 - + ∞	0.01
Tamaño mínimo de hoja	El tamaño de una hoja es el número de ejemplos en su subconjunto.	Entero	-1 - + ∞	2

Tamaño mínimo para división	El tamaño de un nodo es el número de ejemplos en su subconjunto.	Entero	-1 - + ∞	4
Número de alternativas de prepoda	Cuando se evita la división mediante la poda previa en un determinado nodo, este parámetro ajustará el número de nodos alternativos probados para la división.	Entero	0 - + ∞	3

Fuente: Elaboración propia

3.3.1 Preparación de los datos para el análisis

Los datos se pueden encontrar en muchas formas y formatos, algunos pueden ser numéricos, algunos pueden ser una descripción en texto, otros pueden ser figuras como cuadros, mapas o gráficos.

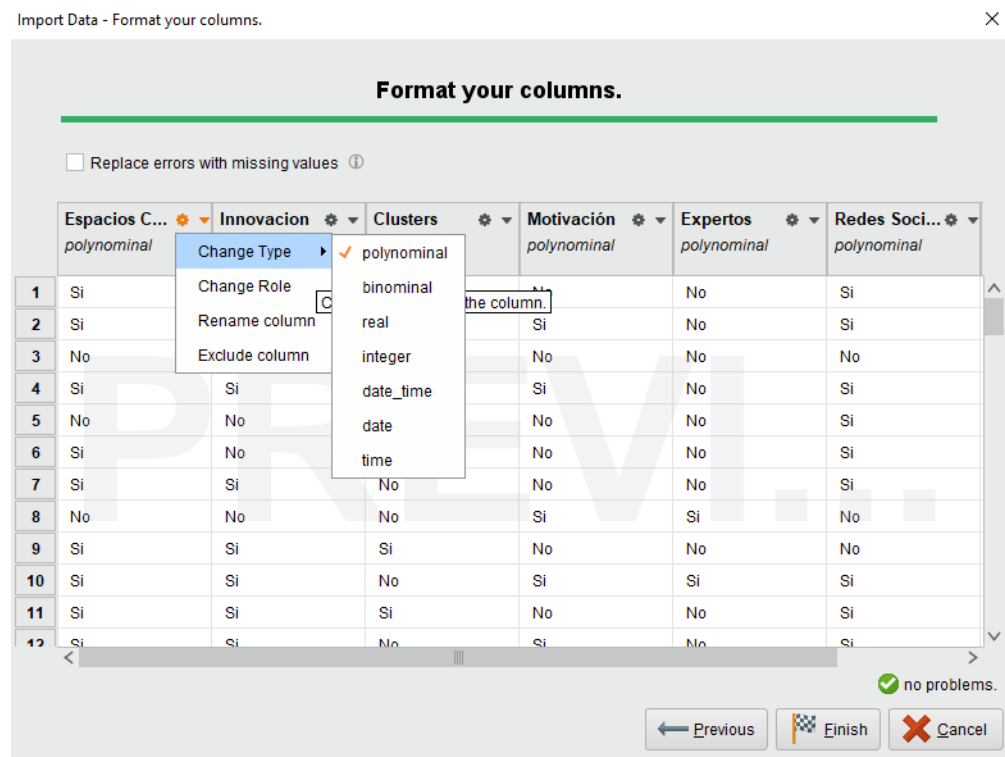
La preparación de los datos puede implicar varias actividades, como juntar dos o más conjuntos de datos, reducir conjuntos de datos para que contengan solamente la información relevante para el estudio, así como también se debe realizar una depuración para dejar libre la base de datos de información faltante o incluso dar un nuevo formato a los datos para que sean más consistentes.

De acuerdo con los parámetros del software *Rapidminer* se realiza la clasificación de las variables de la encuesta para identificar las que se van a utilizar:

Las opciones de tipo de variable son las siguientes:

- *Polynomial*
- Binominal
- Real
- *Integer*
- *Date_Time*
- *Date*

- *Time*



La aplicación de los parámetros para clasificar las variables tiene como resultado la siguiente tabla:

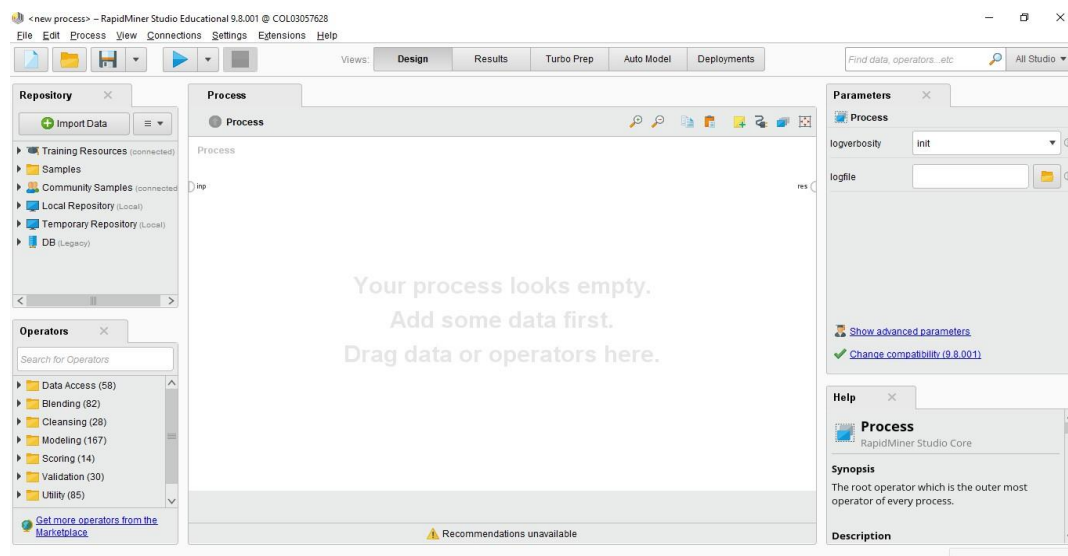
Tabla 7. Resultados de aplicación de parámetros para clasificación de variables

Código	Tipo Variable	Código	Tipo Variable	Código	Tipo Variable	Código	Tipo Variable	Código	Tipo Variable
p1	Binomial	p14	Polynomial	p27	Polynomial	p40	Polynomial	p53	Polynomial
p2	Polynomial	p15	Polynomial	p28	Binomial	p41	Polynomial	p54	Polynomial
p3	Polynomial	p16	Polynomial	p29	Binomial	p42	Polynomial	p55	Polynomial
p4	Polynomial	p17	Polynomial	p30	Polynomial	p43	Polynomial	p56	Polynomial
p5	Polynomial	p18	Polynomial	p31	Polynomial	p44	Polynomial	p57	Real

p6	Polynomial	p19	Polynomial	p32	Binomial	p45	Polynomial	p58	Polynomial
p7	Real	p20	Polynomial	p33	Polynomial	p46	Polynomial	p59	Binomial
p8	Real	p21	Real	p34	Polynomial	p47	Polynomial	p60	Polynomial
p9	Real	p22	Real	p35	Binomial	p48	Polynomial	p61	Polynomial
p10	Real	p23	Real	p36	Polynomial	p49	Polynomial	p62	Polynomial
p11	Real	p24	Real	p37	Binomial	p50	Polynomial	p63	Polynomial
p12	Real	p25	Polynomial	p38	Polynomial	p51	Polynomial		
p13	Real	p26	Polynomial	p39	Polynomial	p52	Polynomial		

Fuente: Elaboración propia

Para trabajar el árbol de decisión se eligen las variables Binomiales:



Para comprender mejor los resultados, se identificó en la encuesta realizada las preguntas que tuvieran respuestas binomiales (sí o no), luego se homologaron las preguntas a palabras clave para realizar el modelo en el software RapidMiner, a continuación, presento dicha homologación:

Tabla 8. Homologación de preguntas por palabras clave

Pregunta	Cod.	Palabra Clave
¿Hay espacios o estrategias para intercambiar ideas y opiniones entre empleados y jefes?	p35	Espacios Colaborativos
¿Han trabajado con sus empleados y/o clientes para desarrollar nuevos productos y/o servicios?	p29	Innovación
¿Han desarrollado nuevos productos y/o servicios en convenio con otras empresas del sector gastronómico?	p28	Clusters
¿La empresa motiva a sus empleados para que asistan a seminarios, talleres, y/o ferias?	p32	Motivación
¿Contratan los servicios de expertos para aprender cosas nuevas y ponerlas en práctica en el negocio?	p37	Expertos
¿La empresa vende a través de redes sociales ?	p59	Redes Sociales
¿La empresa tiene local comercial Propio?	p5	Local Comercial

Fuente: Elaboración propia

3.4 RESULTADOS CON LOS MODELOS DEL ÁRBOL DE DECISIÓN

El uso de modelos de árboles de decisión en este estudio ofrece ventajas metodológicas y analíticas especialmente pertinentes para el análisis del desempeño del sector gastronómico en contextos de crisis. En primer lugar, estos modelos permiten identificar y jerarquizar variables críticas que explican la vulnerabilidad o resiliencia empresarial, facilitando la comprensión de relaciones complejas entre factores financieros, operativos, organizacionales y tecnológicos. A diferencia de otros métodos predictivos, los árboles de decisión generan reglas claras e interpretables, lo que resulta fundamental en investigaciones aplicadas donde los resultados deben traducirse en lineamientos estratégicos y recomendaciones prácticas. Asimismo, su capacidad para manejar relaciones no lineales y efectos de interacción permite capturar la heterogeneidad interna del sector, característica clave de las micro y pequeñas empresas gastronómicas. Desde una perspectiva cuantitativa, estos modelos admiten el uso simultáneo de variables categóricas y numéricas, sin requerir supuestos estrictos de normalidad, lo que aumenta su adecuación a datos empresariales reales. Finalmente, la estructura jerárquica de los árboles facilita la clasificación de las empresas en tipologías de

desempeño, sirviendo como puente entre el análisis empírico y la formulación de un modelo estratégico orientado al fortalecimiento de la resiliencia sectorial

A continuación, se presentan los modelos de árboles de decisión que se plantearon de acuerdo con los parámetros elegidos y su resultado al ingresar las variables al software:

3.4.1 Modelo con la variable objetivo de innovación:

El grafico 17. muestra la relación entre las variables independientes: espacios colaborativos (P35), Clusters (P28), motivación (P32), expertos (P37), redes sociales (P59), local comercial (P5), respecto con la variable objetivo “innovación durante la crisis (P29)”:

Gráfico 17. Representación del modelo con la variable objetivo innovación.



Fuente: Elaboración propia.

Los algoritmos generan reglas de decisión que son presentadas como un árbol, donde el número total de encuestas (nodo raíz) es sucesivamente dividida (ramas-nodos intermedios) hasta obtener segmentos de similar comportamiento (nodos hojas).

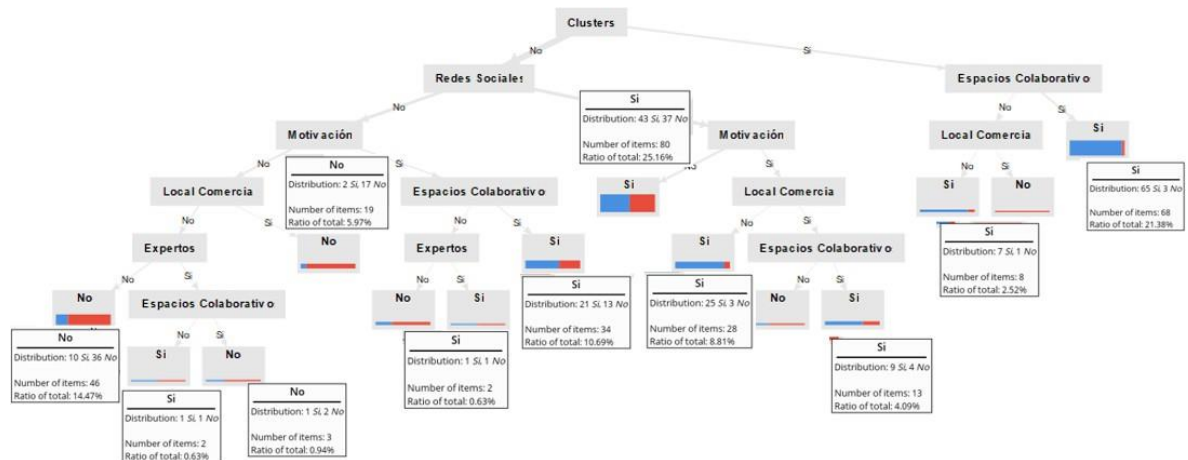
El modelo de árbol de decisión obtenido, siguiendo la configuración de las gráficas 13, 14 y 15 y parametrización detallada en las Tablas 5, 6 y 7, se puede ver en el grafico 18.

Como se puede observar, el nodo raíz son los *clusters* o convenios con otras empresas del sector gastronómico, donde los nodos intermedios son los espacios colaborativos con 65 respuestas positivas (21.38%) como principal eje para el desarrollo de la innovación.

Por otro lado, tenemos que si no hay espacios colaborativos el siguiente nodo intermedio es la venta por redes sociales (25.16%), en caso de que no tengamos espacios colaborativos, no se cuente con venta por redes sociales, la motivación (5.97%) para que los empleados se capaciten es la tercer herramienta más importante para desarrollar la innovación en este sector.

Una vez identificados los nodos intermedios del árbol de decisión, el análisis de los nodos hoja permite reconocer las combinaciones específicas de variables que conducen a determinados resultados. En este caso, los nodos hoja evidencian la presencia de variables como la disposición de un local comercial propio y la contratación de expertos, las cuales, al articularse a lo largo de esta rama del árbol, configuran trayectorias decisionales claramente diferenciadas. Asimismo, esta misma rama incorpora la variable asociada a la participación en espacios colaborativos, la cual aparece de manera consistente a lo largo de los nodos intermedios, sugiriendo que la colaboración actúa como un factor transversal que refuerza las decisiones estratégicas y operativas identificadas por el modelo.

Gráfico 18. Distribución de clusters ($k = 3$)



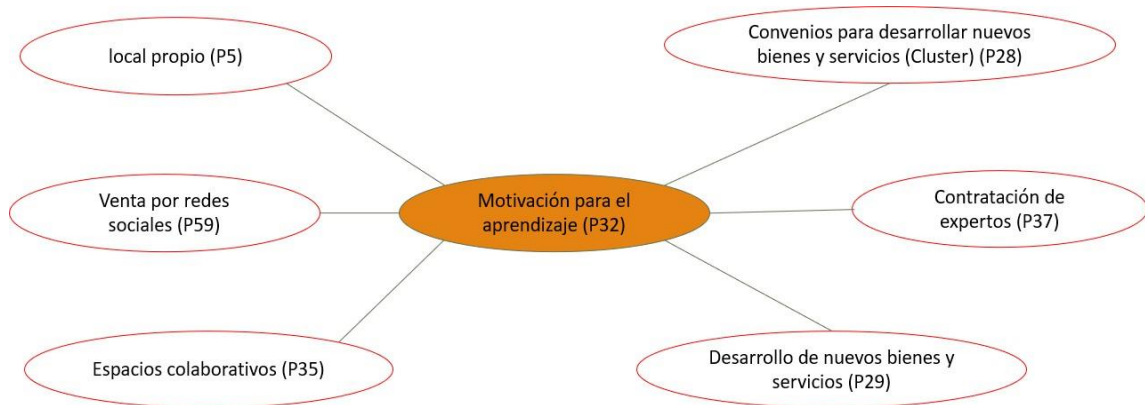
Fuente: Elaboración propia (simulación *RapidMiner*, 2025).

El recorrido del árbol de decisión muestra que, tras la definición de los nodos intermedios, los nodos hoja concentran patrones decisionales específicos en los que convergen variables estructurales y estratégicas. Particularmente, la combinación de un local comercial propio, la contratación de expertos y la participación en espacios colaborativos emerge como un patrón relevante, lo que sugiere que estas variables, al interactuar de forma secuencial dentro del modelo, influyen de manera significativa en el resultado final. La presencia reiterada de la colaboración en todos los nodos intermedios indica su papel como elemento articulador dentro del proceso de toma de decisiones representado por el árbol.

3.4.2 Modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje

El Gráfico 19 presenta la relación entre las variables independientes espacios colaborativos, clústeres, innovación, contratación de expertos, redes sociales y local comercial, en relación con la variable objetivo: motivación para el aprendizaje.

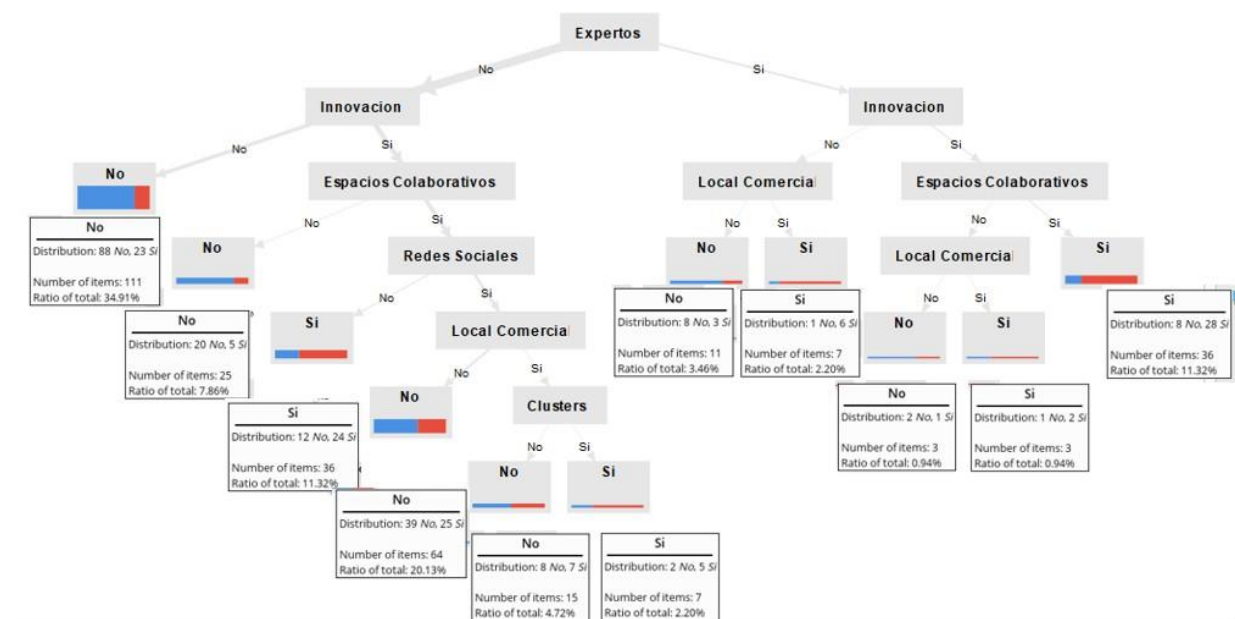
Gráfico 19. Representación del modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje.



Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente, el modelo de árbol de decisión obtenido —siguiendo la configuración metodológica descrita en los Gráficos 13, 14 y 15, así como la parametrización detallada en las Tablas 5, 6 y 7— se muestra en el Gráfico 20. Los resultados del modelo de árboles de decisión, construido en *RapidMiner*, tomando como variable dependiente la motivación para el aprendizaje, identifican a la contratación de expertos como el nodo raíz del árbol, lo que indica que esta variable constituye el principal criterio de partición inicial y el factor con mayor capacidad explicativa dentro del modelo.

Gráfico 20. Resultado de la variable objetivo motivación para el aprendizaje.



Fuente: Elaboración propia.

A partir del nodo raíz “Contratación de Expertos”, siguiendo con la necesidad de que exista “Innovación” y que se presente el nodo hoja de “espacios colaborativos”, se tiene una ratio total de motivación para el aprendizaje de un 11.32% con 36 respuestas positivas.

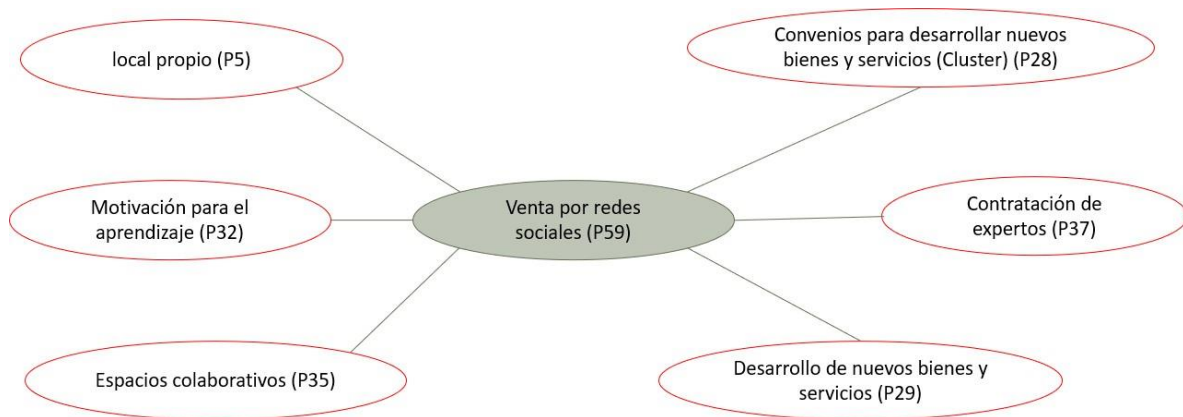
Por esa misma rama, si no existen “espacios colaborativos”, el nodo hoja presente es el de “local comercial” con 3 respuestas positivas que representan una tasa marginal del 0.94%.

Por la rama de “innovación” los resultados son negativos, con 88 respuestas negativas equivalentes al 34.91%. Por esa rama, siguiendo con los “espacios colaborativos” se encuentran 25 respuestas negativas 7.86% redes sociales, con 64 respuestas negativas 20.13% de espacios colaborativos, con 15 respuestas negativas 4.72% los convenios con otras empresas del sector gastronómico.

3.4.3 Modelo con la variable objetivo ventas por redes sociales

El gráfico 21, muestra la relación entre las variables independientes Espacios colaborativos, *Clusters*, innovación, expertos, motivación, local comercial respecto con la variable objetivo redes sociales:

Gráfico 21. Representación del modelo con la variable objetivo venta por redes sociales

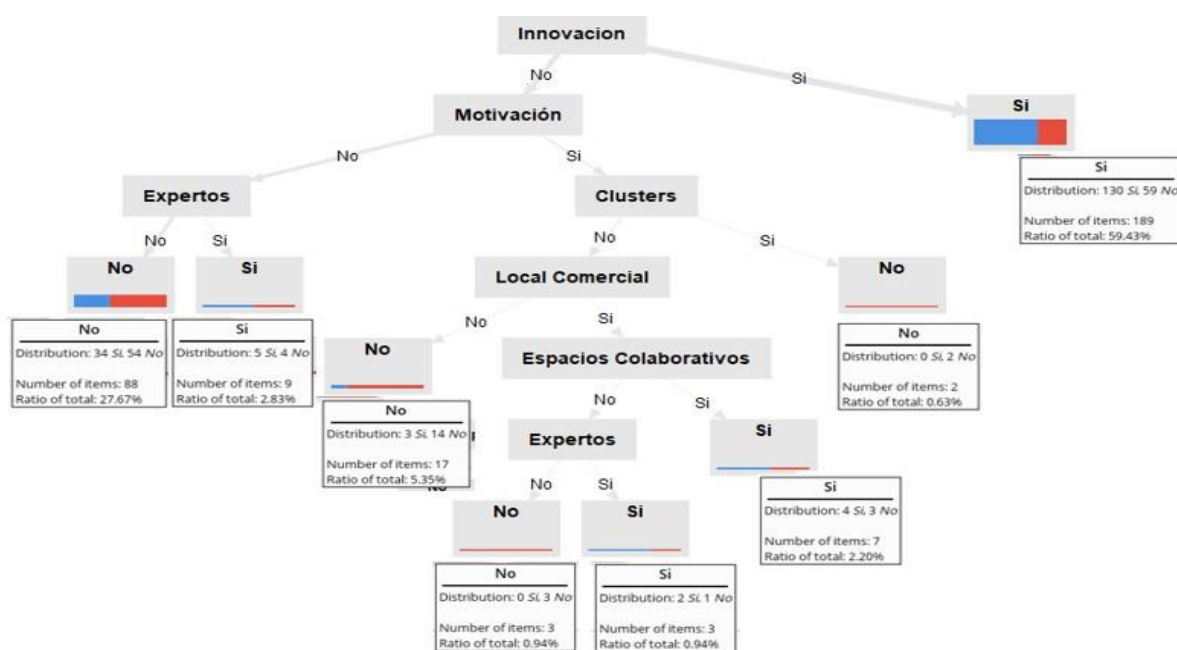


Fuente: Elaboración propia.

En el Gráfico 22 se identifica a la innovación como el nodo raíz del árbol de decisión, concentrando 130 respuestas positivas (59,43 %) y 54 respuestas negativas (27,67 %), lo que evidencia su papel predominante en la explicación de la variable analizada. A partir de este nodo inicial, el modelo muestra subdivisiones asociadas a otras variables relevantes, entre las que se encuentran la contratación de expertos, con 14 respuestas negativas (5,35 %), y la disposición de un local comercial, con 2 respuestas negativas (0,63 %). Finalmente, el árbol incorpora la variable relacionada con los convenios con otras empresas del sector

gastronómico, la cual aparece en niveles posteriores del modelo, contribuyendo a la diferenciación de los escenarios decisionales identificados.

Gráfico 22. Grafica resultado de la variable objetivo ventas por redes sociales



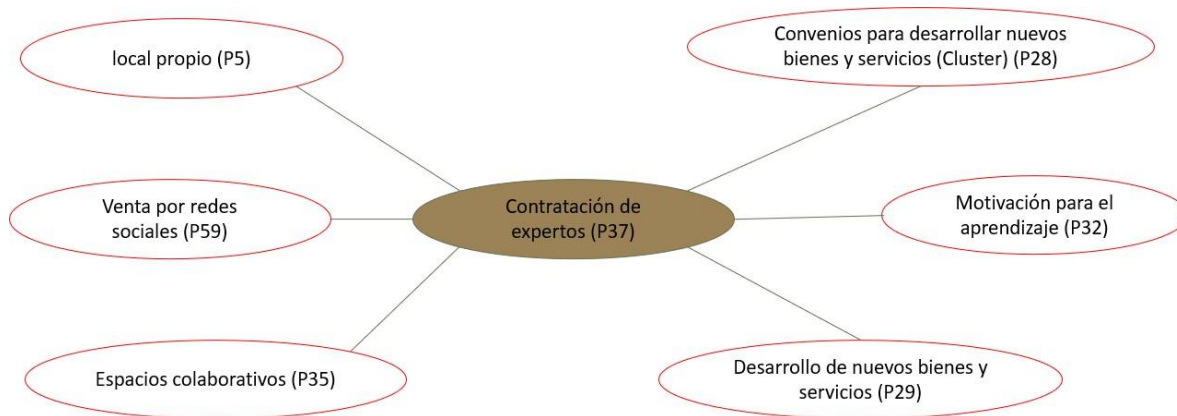
Fuente: Elaboración propia.

La selección de la innovación como nodo raíz sugiere que esta variable presenta la mayor capacidad discriminante dentro del conjunto de variables consideradas, al explicar una proporción significativa de las respuestas positivas. La estructura del árbol evidencia que, cuando la innovación es afirmativa, el modelo evalúa de manera secuencial la contratación de expertos y la disponibilidad de un local comercial, lo que indica que estos factores actúan como variables complementarias en la configuración de los distintos niveles de respuesta. Por su parte, los convenios con otras empresas del sector gastronómico emergen como un elemento adicional que refina el proceso de clasificación en los niveles finales del árbol.

3.4.4 Modelo con la variable objetivo espacios colaborativos

El gráfico 23 muestra la relación entre las variables independientes redes sociales, Clusters, innovación, espacios colaborativos, motivación, local comercial respecto con la variable objetivo contratación de expertos:

Gráfico 23. Representación del modelo con la variable objetivo contratación de expertos

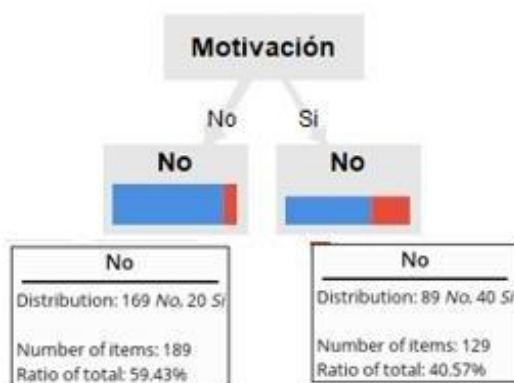


Fuente: Elaboración propia.

En el Gráfico 24 se identifica a la motivación como el nodo raíz del árbol de decisión; sin embargo, en ambas aristas que se desprenden de este nodo, el resultado es negativo. En términos cuantitativos, el modelo registra 169 respuestas negativas (59,43 %) en una de las ramas y 89 respuestas negativas (40,57 %) en la otra, lo que indica que, independientemente

del camino seguido en el árbol, la motivación no alcanza niveles positivos dentro del conjunto de datos analizado.

Gráfico 24. Resultado de la variable objetivo contratación de expertos



Fuente: Elaboración propia.

La presencia de la motivación como nodo raíz sugiere que esta variable posee la mayor capacidad inicial de segmentación; no obstante, el hecho de que ambas ramas conduzcan a resultados negativos evidencia una tendencia generalizada de baja motivación en la población estudiada. Este comportamiento indica que las variables evaluadas en niveles posteriores del árbol no logran revertir el resultado negativo, lo que puede interpretarse como un patrón estructural más que como un efecto aislado de una condición específica.

Los resultados del árbol de decisión no solo permiten describir los factores asociados al desarrollo de la innovación en el sector gastronómico, sino que también ofrecen un marco práctico para orientar la toma de decisiones futuras. La identificación de los clusters o convenios interempresariales como nodo raíz del modelo evidencia que la innovación en este sector está fuertemente condicionada por dinámicas de colaboración y asociatividad, lo que sugiere que las estrategias orientadas al fortalecimiento de redes empresariales deben ser priorizadas por los actores del sector.

Asimismo, la jerarquía de los nodos intermedios permite establecer una secuencia de acciones estratégicas. En contextos donde existen espacios colaborativos, estos se consolidan como el principal motor de innovación; en su ausencia, la adopción de canales digitales de comercialización emerge como una alternativa relevante; y, finalmente, la motivación para la capacitación del talento humano actúa como un mecanismo complementario cuando las demás condiciones no están presentes.

Por su parte, el análisis de los nodos hoja facilita la identificación de trayectorias decisionales diferenciadas, mostrando que la innovación no responde a una única combinación de variables, sino a configuraciones específicas que dependen de las capacidades organizacionales de cada empresa. En este sentido, el modelo puede ser utilizado como una herramienta de diagnóstico estratégico, permitiendo a las empresas ubicarse dentro del árbol y definir acciones concretas orientadas a transitar hacia escenarios con mayor probabilidad de innovación.

CAPÍTULO 4: REGLAS DE ASOCIACIÓN

4.1 REGLAS DE ASOCIACIÓN

En esta investigación, las reglas de asociación se utilizan como una técnica de minería de datos orientada a la identificación de relaciones recurrentes entre variables categóricas, lo que permite revelar patrones de comportamiento y co-ocurrencia que no resultan evidentes a través de métodos descriptivos convencionales. Este enfoque facilita la exploración de estructuras latentes en los datos y aporta insumos relevantes para el análisis y la toma de decisiones (Agrawal & Srikant, 1994; Aggarwal, 2015). Para su implementación se utilizó la herramienta *RapidMiner*, la cual facilita la generación y evaluación de reglas de asociación a

partir de grandes volúmenes de datos, mediante el uso de métricas como soporte, confianza y lift, que permiten determinar la relevancia y fortaleza de las relaciones encontradas *Han et al.*, (2012); *Larose & Larose*, (2015).

Los resultados obtenidos a través de esta técnica permiten identificar combinaciones recurrentes de variables relacionadas con aspectos como la innovación, la participación en espacios colaborativos, la contratación de expertos y la motivación para el aprendizaje, lo que contribuye a una mejor comprensión de las dinámicas internas del sector analizado. En este sentido, las reglas de asociación complementan el análisis realizado mediante árboles de decisión, al ofrecer una visión relacional y no jerárquica de los datos, fortaleciendo la interpretación de los patrones de comportamiento organizacional y apoyando la formulación de estrategias en ámbitos como la toma de decisiones administrativas, el diseño de acciones de mejora y la optimización de procesos.

Una regla de asociación se representa de forma general como $A \Rightarrow B$, donde A corresponde al antecedente y B al consecuente. Esta relación se interpreta como: “si ocurre A, entonces probablemente ocurre B”. Por ejemplo, en un contexto de análisis de consumo, podría establecerse que “los clientes que adquieren pan también suelen comprar leche”, lo cual proporciona información valiosa para la toma de decisiones en estrategias de ventas o disposición de productos.

4.1.1 Medidas principales

El proceso de evaluación de las reglas de asociación se basa en tres métricas principales: soporte, confianza y *lift* (también denominado elevación). El soporte mide la frecuencia con que los ítems de una regla aparecen juntos dentro del conjunto de datos y se calcula como:

Soporte (Support): Indica la frecuencia con que los ítems de la regla aparecen juntos en los datos; su Fórmula sería: $\text{Soporte}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Transacciones que contienen A y B}}{\text{Total de transacciones}}$

Confianza (Confidence): Mide la **fuerza de la relación** entre A y B; es la probabilidad de que B ocurra dado que A ocurrió, su fórmula sería: $\text{Confianza}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Transacciones que contienen A y B}}{\text{Transacciones que contienen A}}$

Lift (Elevación): Indica el grado de dependencia evalúa cuánto más probable es que A y B aparezcan juntos comparado con lo que sería si fueran independientes, su Fórmula sería: $\text{Lift}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Confianza}(A \Rightarrow B)}{\text{Soporte}(B)}$, Un valor de *lift* superior a 1 indica una relación positiva entre A y B, lo que sugiere que la ocurrencia de A incrementa la probabilidad de que ocurra B.

En términos metodológicos, la construcción de reglas de asociación en entornos de minería de datos suele emplear operadores como *FP-Growth* y *Create Association Rules*. El primero identifica conjuntos frecuentes de ítems de acuerdo con un nivel mínimo de soporte definido, mientras que el segundo genera las reglas a partir de dichos conjuntos, aplicando un umbral de confianza. De manera general, el flujo del proceso analítico comprende cuatro etapas:

1. carga y depuración de los datos,
2. aplicación del algoritmo *FP-Growth* para identificar los ítems frecuentes,
3. generación de reglas mediante el operador *Create Association Rules* y
4. análisis interpretativo de los resultados en función de las métricas obtenidas (soporte, confianza y lift).

En resumen, las reglas de asociación son una herramienta importante dentro de la minería de datos, pues facilita la identificación de patrones significativos que contribuyen a la toma de decisiones estratégicas en contextos administrativos, comerciales y organizacionales.

Para la base de datos generada por la encuesta realizada a 318 negocios, que es de tipo encuesta y contiene datos categóricos es decir contiene opciones de respuesta, el primer paso sería transformar estos datos en un formato transaccional o binario adecuado para la minería de reglas. El algoritmo *Apriori* es uno de los métodos más ampliamente utilizados para la generación de reglas de asociación, debido a su capacidad para identificar conjuntos frecuentes de ítems dentro de grandes bases de datos transaccionales. Su funcionamiento se basa en un proceso iterativo que explota el principio de antimonotonía, según el cual todo subconjunto de un conjunto frecuente debe ser también frecuente, lo que permite reducir de manera eficiente el espacio de búsqueda y derivar reglas de asociación relevantes *Agrawal & Srikant, (1994); Han, Kamber & Pei, (2023)*.

4.1.2 Preprocesamiento y Binarización de Datos

El algoritmo *Apriori* requiere que los datos estén en un formato donde cada fila es una "transacción", es decir la respuesta completa de un encuestado y las columnas representan la presencia o ausencia de un "ítem", o mejor la opción de respuesta.

Identificación de "Ítems": Cada opción de respuesta de cada pregunta (columna)

Debe considerarse un ítem único, por ejemplo, de la columna "Tipo de Servicio":

- Opción 1: "Servicio a la mesa"
- Opción 2: "Domicilio"
- Opción 3: "Para llevar"

Conversión a Matriz Binaria: Se crea una matriz donde:

- Cada fila es un registro (encuestado).
- Cada columna es un ítem (ej. "Servicio a la mesa", "Domicilio", "Para llevar", "Local Propio: Si", etc.).
- El valor es **1** si el encuestado eligió esa opción/ítem, y **0** si no. Esto se conoce como codificación *one-hot encoding*.

Generación de *Itemsets* Frecuentes (Algoritmo *Apriori*)

El algoritmo Apriori utiliza un umbral de **soporte (Support)** mínimo para encontrar combinaciones de ítems (*itemsets*) que aparecen juntos con suficiente frecuencia.

Soporte (X) = Número de transacciones que contienen X ÷ Número total de transacciones

Se elige un valor mínimo de soporte (ej. 10%, 20%) para filtrar combinaciones que son raras y no resultan en patrones interesantes.

Generación de Reglas de Asociación

Una vez que se tienen los *itemsets* frecuentes, se generan las reglas de asociación, que tienen la forma:

Antecedente $\Rightarrow$ Consecuente

Se utilizan dos métricas clave para evaluar la calidad de estas reglas:

- **Confianza (Confidence):** Mide la probabilidad de que el **Consecuente** ocurra dado que el **Antecedente** ya ha ocurrido.
 - **Confianza(A $\Rightarrow$ B)** = (Transacciones que contienen A y B ÷ Transacciones que contienen A)

- Lift (Elevación): Mide la relación entre la frecuencia observada de X y Y apareciendo juntos y la frecuencia esperada si fueran independientes. Un valor de Lift mayor a 1 indica una correlación positiva (la regla es útil), y un Lift igual a 1 indica independencia.
- **Lift($A \Rightarrow B$)** = Confianza($A \Rightarrow B$) ÷ Soporte (B)

Se elige un mínimo de confianza (ej. 60%, 70%) y se recomienda un mínimo de Lift (>1.0) para obtener solo las reglas más fuertes e interesantes.

4.1.3 Interpretación de una Regla

Una regla resultante, tras la aplicación del algoritmo, podría tener este formato:

{Empresa tiene Local Comercial Propio} $\Rightarrow$ {Busca Aumentar Ventas} (Soporte: 0.30, Confianza: 0.85, Lift: 1.5)

Interpretación:

- **Soporte (30%):** El 30% de todos los encuestados tienen local comercial propio y buscan aumentar ventas.
- **Confianza (85%):** El 85% de las empresas que tienen local comercial propio también manifestaron buscar aumentar ventas.
- **Lift (1.5):** La probabilidad de que una empresa busque aumentar ventas es 1.5 veces mayor si ya sabemos que tiene local comercial propio, comparado con la probabilidad en general.

4.2 RESULTADOS CON LOS MODELOS DE REGLAS DE ASOCIACIÓN

4.2.1 Análisis de reglas de asociación

4.2.1.1 Contexto y preparación de la base de datos

El análisis de reglas de asociación se realizó sobre la hoja “BD Depurada” del archivo BD (1).xlsx, correspondiente a 318 empresas del sector gastronómico de Cali en el contexto de la pandemia de *Covid-19*. La primera fila contenía los enunciados de las preguntas y no una observación real, por lo que se eliminó para evitar incorporar una transacción ficticia. Adicionalmente, se trataron valores como “Ausente” y celdas vacías como faltantes, de forma que los ítems utilizados reflejaran únicamente respuestas efectivas de las empresas.

4.2.1.2 Codificación de las respuestas como ítems

Para aplicar el algoritmo *Apriori* se transformó la base al formato transaccional. En este esquema:

- Cada empresa es una transacción.
- Cada respuesta categórica se convierte en un ítem con la forma:

Ítem = “Código de pregunta (Pxx)” + “ = ” + “Categoría elegida”.

Algunos ejemplos relevantes según la encuesta:

- Tamaño y estructura:
 - P7/P8/P9/P11/P12/P13 = De 1 a 5 empleados (microempresa en distintas áreas).
 - P10 = Ninguno (sin personal en bar).
- Horario de operación:
 - P14–P20 = Lunes a Domingo (operación continua).

- Variante: P14–P20 = Lunes a Domingo sólo en las noches, etc.
- Demanda durante pandemia:
 - P21–P22 = Disminuyeron los clientes.
 - P23–P24 = Disminuyó el consumo por cliente o Consumo estable, etc.
- Acciones frente a la pandemia:
 - P25 = Cierre temporal..., Reapertura con domicilios, etc.
- Innovación y trabajo con actores internos/externos:
 - P28 = No (no desarrolló nuevos productos con otras empresas).
 - P29 = Sí (trabaja con empleados/clientes para desarrollar nuevos productos/servicios).
- Relación con organizaciones:
 - P30 = Función de Comercialización: la empresa se relaciona con organizaciones cuya función es apoyar o gestionar procesos comerciales/mercadeo.
 - P30 = Ninguna organización.
- Fines de la relación con organizaciones:
 - P31 = Gestión del Conocimiento: las relaciones con organizaciones se orientan a capacitación, aprendizaje, información, intercambio de buenas prácticas.
 - P31 = Ninguno.
- Gestión interna del conocimiento:
 - P35 = Sí: existen espacios/estrategias para intercambiar ideas entre empleados y jefes.

- Contratación de expertos:
 - P37 = No: no contratan expertos para aprender cosas nuevas.
- Impuestos y formalización:
 - P39 = No se cobra impuestos, entre otros.
- Barreras tecnológicas:
 - P43 P44 P48 P50 = Barreras de habilidades y competencias digitales.
 - P45 P46 P51 P52 P53 = Resistencia a la tecnología.
 - P47 P49 P54 P55 = Barreras de infraestructura tecnológica.
- Canales digitales:
 - P59 = Sí: la empresa vende a través de redes sociales.

De este modo, cada empresa queda representada como un conjunto de ítems del tipo:

{Tamaño = De 1 a 5 empleados, Clientes = Disminuyeron, P30 = Función de Comercialización, P31 = Gestión del Conocimiento, P35 = Sí, P59 = Sí, Barreras digitales}

El objeto de análisis final contiene 318 transacciones, 1110 ítems y una longitud promedio cercana a 39 ítems por empresa, lo que permite aplicar a priori para identificar patrones de coocurrencia y construir reglas de asociación del tipo:

{Antecedente} $\Rightarrow$ {Consecuente}.

4.2.1.3 Criterios de extracción: soporte, confianza y lift

Se emplearon tres medidas principales:

- **Soporte:** proporción de empresas en las que se cumple antecedente y consecuente a la vez. Se fijó un mínimo de 0,05 (al menos 16 empresas).
- **Confianza:** probabilidad de que el consecuente ocurra dado el antecedente. Para la selección de reglas interpretadas se exigió confianza $\geq 0,80$.
- **Lift:** relación entre la probabilidad del consecuente dado el antecedente y la probabilidad marginal del consecuente. Valores > 1 indican asociación positiva; valores altos indican asociaciones particularmente fuertes.

A partir de estos umbrales se generó un número elevado de reglas. Para el análisis se seleccionaron las 30 reglas con mayor lift, manteniendo soporte y confianza altos. Estas reglas se presentan de forma resumida en el Cuadro 1 y constituyen la base para interpretar patrones de comportamiento dentro del sector gastronómico durante la crisis sanitaria.

4.2.1.4 Análisis de las reglas de asociación en contexto

Tabla 9. Cuadro 1: Treinta reglas de asociación más fuertes (support $\geq 0,05$, confidence $\geq 0,80$, lift $> 1,20$).

Nº	Antecedente (SI...)	Consecuente (ENTONCES...)	Support	Conf./Lift
1	Opera Lunes a Domingo (P14 P20), Gestión del Conocimiento (P31)	Función de Comercialización (P30)	0.050	0.80 / 11.56
2	Lunes a Domingo, Gestión Conocimiento (P31), Resistencia tecnología	Función de Comercialización (P30)	0.050	0.80 / 11.56
3	Lunes a Domingo, Gestión Conocimiento (P31), Barreras hab. digitales	Función de Comercialización (P30)	0.050	0.80 / 11.56
4	Lunes a Domingo, Gestión Conocimiento (P31), Barreras hab. dig. y resistencia	Función de Comercialización (P30)	0.050	0.80 / 11.56
5	Función de Comercialización (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.069	1.00 / 9.64
6	Función Comercial (P30), Vende por redes sociales (P59 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
7	Trabaja con empleados/clientes para nuevos productos (P29 = Sí), Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.053	1.00 / 9.64
8	1 5 empleados, Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64
9	Disminuyeron clientes (P21 P22), Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64
10	Función Comercial (P30), Espacios de intercambio interno (P35 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.066	1.00 / 9.64
11	Lunes a Domingo, Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
12	Función Comercial (P30), No contratan expertos (P37 = No)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
13	Sin personal en bar (P10 = Ninguno), Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.060	1.00 / 9.64
14	1 5 empleados (otra sección), Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.066	1.00 / 9.64
15	Función Comercial (P30), Barreras infraestructura tecnológica	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64
16	Función Comercial (P30), Resistencia a la tecnología	Gestión del Conocimiento (P31)	0.069	1.00 / 9.64
17	Función Comercial (P30), Barreras hab. digitales	Gestión del Conocimiento (P31)	0.069	1.00 / 9.64
18	Función Comercial (P30), P35 = Sí, Vende por redes (P59 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
19	1 5 empleados, Función Comercial (P30), Vende por redes (P59 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
20	Función Comercial (P30), Resistencia tec., Vende por redes (P59 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
21	Función Comercial (P30), Barreras hab. dig., Vende por redes (P59 = Sí)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
22	P29 = Sí, Función Comercial (P30), P35 = Sí	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
23	1 5 empleados, P29 = Sí, Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.050	1.00 / 9.64
24	P29 = Sí, Función Comercial (P30), Resistencia tec.	Gestión del Conocimiento (P31)	0.053	1.00 / 9.64
25	P29 = Sí, Función Comercial (P30), Barreras hab. dig.	Gestión del Conocimiento (P31)	0.053	1.00 / 9.64
26	1 5 empleados, Función Comercial (P30), P35 = Sí	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64
27	1 5 empleados, P10 = Ninguno, Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.053	1.00 / 9.64
28	1 5 empleados (dos secciones), Función Comercial (P30)	Gestión del Conocimiento (P31)	0.053	1.00 / 9.64
29	1 5 empleados, Función Comercial (P30), Resistencia tec.	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64
30	1 5 empleados, Función Comercial (P30), Barreras hab. dig.	Gestión del Conocimiento (P31)	0.057	1.00 / 9.64

Fuente: Elaboración propia Rstudio

Relación con organizaciones comerciales y gestión del conocimiento

La Regla 5 muestra que, cuando la empresa se relaciona con organizaciones cuya función es de comercialización (P30 = Función de Comercialización), siempre aparece asociado el ítem P31 = Gestión del Conocimiento como fin declarado de esa relación, con confianza del 100 % y lift cercano a 9,64. Reglas como la 6, 7, 10, 15–17 y varias combinaciones posteriores confirman este patrón en subgrupos específicos.

Desde una perspectiva interpretativa, los hallazgos permiten plantear que las empresas que establecen relaciones con organizaciones de carácter comercial podrían estar utilizando estos vínculos para fines que trascienden el objetivo inmediato de aumentar las ventas. En particular, estas interacciones parecen estar asociadas con oportunidades de aprendizaje, capacitación, acceso a información relevante y fortalecimiento de prácticas vinculadas a la gestión del conocimiento. Este comportamiento puede interpretarse como una forma de articulación más amplia con el entorno institucional, que eventualmente podría favorecer el desarrollo de capacidades organizativas. No obstante, esta interpretación debe entenderse como un indicio derivado del análisis de los datos y no como una relación causal confirmada, lo que abre la posibilidad de profundizar en estos aspectos en futuras investigaciones.

Operación continua, gestión del conocimiento y estructura comercial

Las Reglas 1 a 4 muestran que, entre las empresas que operan de lunes a domingo (P14–P20) y además reportan P31 = Gestión del Conocimiento, la probabilidad de contar con P30 = Función de Comercialización es muy alta (confianza de 0,80 y lift superior a 11).

En la práctica, esto indica que las empresas con jornadas más exigentes no se limitan a abrir más días, sino que suelen acompañar esa decisión con relaciones externas orientadas a

la comercialización y con fines de gestión del conocimiento. Es decir, sostener una operación intensiva parece estar asociado a una mayor formalización de vínculos y a un uso más deliberado de la información para gestionar el negocio en un contexto de alta incertidumbre como la pandemia.

Barreras tecnológicas y capacidades de compensación

Las reglas 2, 3, 4, 15, 16, 17, 20, 21, 24, 25, 29 y 30 incluyen combinaciones donde aparecen barreras de habilidades digitales, resistencia a la tecnología o problemas de infraestructura tecnológica. Aun así, en estos casos, cuando se observa P30 = Función de Comercialización, también se observa P31 = Gestión del Conocimiento con confianza del 100%.

En la práctica, esto significa que hay empresas que, pese a enfrentar barreras tecnológicas, han construido mecanismos para relacionarse con organizaciones externas y aprovechar esos vínculos con fines de aprendizaje e información. No eliminan las limitaciones, pero las compensan con estructuras y relaciones que apuntan a fortalecer sus capacidades, este patrón contrasta con empresas donde las barreras aparecen sin acompañarse de vínculos, ni de prácticas de gestión del conocimiento, configurando un perfil más frágil.

Disminución de clientes y respuesta basada en información

La Regla 9 indica que, en empresas que reportan disminución de clientes (P21–P22 = Disminuyeron) y cuentan con P30 = Función de Comercialización, siempre aparece P31 = Gestión del Conocimiento como fin de sus relaciones con organizaciones.

En la práctica, esto sugiere que, frente a la caída de la demanda, estas empresas no sólo buscan apoyo en organizaciones con enfoque comercial, sino que simultáneamente utilizan esos vínculos para fortalecer su capacidad de análisis, aprendizaje y adaptación. En

lugar de una respuesta puramente reactiva, las reglas muestran un perfil que intenta entender lo que ocurre y utilizar información externa e interna para ajustar su estrategia.

Prácticas internas de conocimiento y articulación con vínculos externos

Reglas que combinan P35 = Sí (existencia de espacios para intercambiar ideas entre empleados y jefes), P29 = Sí (trabajo conjunto con empleados/clientes para desarrollar nuevos productos), venta por redes sociales (P59 = Sí) y presencia de P30 y P31, refuerzan la idea de un subconjunto de empresas que integra:

- relaciones externas con organizaciones (función de comercialización), fines de aprendizaje y gestión del conocimiento,
- prácticas internas de diálogo, innovación y uso de canales digitales.

En la práctica, estas empresas se comportan como unidades que conectan mejor su entorno, su equipo y sus canales comerciales, mostrando una estructura más coherente y preparada para enfrentar entornos cambiantes.

CAPITULO 5: CONCLUSIONES

5.1 CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS DESCRIPTIVO

El análisis descriptivo permite afirmar que el sector gastronómico de Cali, a pesar de haber sido uno de los más afectados por la pandemia de *COVID-19*, demostró una notable capacidad de adaptación y resiliencia. Las empresas respondieron con creatividad, innovación y reorganización interna, priorizando la sostenibilidad a corto plazo y la reinversión de sus modelos de negocio.

No obstante, persisten desafíos estructurales en materia de digitalización, formación en competencias tecnológicas y fortalecimiento financiero, los cuales deben ser atendidos para garantizar la competitividad y sostenibilidad del sector en el mediano y largo plazo.

En síntesis, la pandemia representó no solo una crisis económica, sino también un punto de inflexión que permitió al sector gastronómico caleño replantear su estructura, modernizar sus procesos y reconocer la importancia de la innovación continua como motor de desarrollo empresarial.

5.2 CONCLUSIONES ARBOLES DE DECISIONES

5.2.1 Modelo con la variable objetivo de innovación

De acuerdo con el resultado de la gráfica en Rapidminer si se realizan espacios para que los colaboradores expresen sus ideas para desarrollar nuevos bienes o servicios, así como también los convenios con otras empresas del sector gastronómico podría ser la fórmula para el éxito en la innovación porque 21.38% de las empresas encuestadas contestaron con esta fórmula.

También la gráfica nos muestra que solo el 2.52% de los encuestados que tienen convenios con otras empresas del sector y contratan los servicios de expertos para desarrollar nuevos productos y/o servicios poseen local comercial.

5.2.2 Modelo con la variable objetivo motivación para el aprendizaje

La contratación de expertos, el desarrollo de nuevos productos o servicios, los espacios colaborativos muestran que 36 empresas contestaron la encuesta con esta combinación es decir un 11.32% del total, esta combinación de factores contesta la inquietud de la motivación

para el aprendizaje de los colaboradores no es la única condición para superar la crisis por la pandemia.

5.2.3 Modelo con la variable objetivo ventas por redes sociales

Para el éxito de las ventas por redes sociales el desarrollo de nuevos productos o servicios es fundamental, de 189 empresas que respondieron la encuesta que tienen ventas por redes sociales desarrollaron bienes o servicios para tener éxito en este canal de ventas.

5.2.4 Modelo con la variable objetivo espacios colaborativos

La creación de espacios colaborativos es un paso importante para el desarrollo de nuevos productos o servicios el 59.43% de los encuestados desarrollo nuevos productos a través de esta metodología, las empresas que no construyen espacios colaborativos, pero si realizan convenios con otras empresas del sector gastronómico (38.68%) logran la innovación como instrumento para superar la crisis de la pandemia.

5.2.5 Modelo con la variable objetivo contratación de expertos

La contratación de expertos para desarrollar nuevo conocimiento y la motivación para que los colaboradores de la empresa asistan a cursos, talleres o ferias para adquirir conocimiento son pasos para el desarrollo de nuevos productos y servicios, es decir para la innovación, pero como se evidencio en resultados anteriores estos deben combinarse con otros factores para tener éxito.

5.3 CONCLUSIONES REGLAS DE ASOCIACIÓN

Las reglas de asociación permiten reconocer con mayor claridad la presencia de dos configuraciones organizativas dentro del sector gastronómico de Cali durante la crisis sanitaria.

5.3.1 Primer grupo: Empresas reactivas y con limitaciones estructurales.

En primer lugar, se identifica un grupo amplio de empresas que opera con recursos humanos y tecnológicos limitados, estructuras internas poco formalizadas y presencia recurrente de barreras de infraestructura, habilidades digitales y resistencia a la tecnología. Muchas de estas son microempresas, pero su característica central no es sólo el tamaño, sino la forma de gestionar: se observa baja participación en relaciones con organizaciones con función de comercialización (P30), poco énfasis en fines de gestión del conocimiento (P31), menor presencia de prácticas internas sistemáticas (como espacios formales para el intercambio de ideas, P35) y una alta proporción de casos con disminución de clientes. En conjunto, las reglas sugieren que este grupo enfrenta la crisis de manera predominantemente reactiva, con limitada capacidad para transformar información del entorno en estrategias concretas, y con pocas estructuras que compensen sus barreras tecnológicas y organizativas.

5.3.2 Segundo grupo: Empresas adaptativas y con orientación al aprendizaje.

En segundo lugar, las reglas fuertes sintetizadas en el Cuadro 1 permiten identificar un subconjunto más reducido de empresas con un patrón de comportamiento consistente y diferenciado. Este grupo incluye tanto microempresas como establecimientos de mayor tamaño, y se define por la articulación de varios elementos:

- Relaciones con organizaciones cuya función es apoyar procesos comerciales (P30 = Función de Comercialización).
- Declaración explícita de fines de gestión del conocimiento en esas relaciones (P31 = Gestión del Conocimiento).
- En algunos casos, operación continua de lunes a domingo.

- Prácticas internas asociadas a intercambio de ideas (P35), trabajo conjunto con emplea- dos/clientes para innovar (P29) y uso de canales digitales como redes sociales (P59).
- Capacidad de mantener estas prácticas incluso cuando enfrentan disminución de clientes o barreras tecnológicas.

En la práctica, este segundo grupo representa un perfil más robusto organizativamente: empresas que combinan vínculos externos, aprendizaje, canales comerciales y prácticas internas estructuradas. Utilizan mejor la información disponible, coordinan sus decisiones y muestran mayor potencial de adaptación frente a escenarios de crisis. No se distinguen únicamente por ser más grandes, sino por cómo organizan y conectan sus recursos.

La comparación entre ambos grupos muestra que las diferencias clave no dependen sólo del número de empleados, sino de la presencia o ausencia de capacidades como: relaciones

5.4 Recomendaciones para las empresas del sector gastronómico

Con base en los resultados obtenidos mediante los modelos de árboles de decisión y las reglas de asociación, se formulan las siguientes recomendaciones orientadas a fortalecer las capacidades organizativas y adaptativas de las empresas del sector gastronómico, especialmente en contextos de alta incertidumbre como el generado por la pandemia.

5.4.1 Fortalecer espacios colaborativos como base para la innovación

Los resultados evidencian que la creación de espacios colaborativos internos se asocia de manera recurrente con el desarrollo de nuevos productos o servicios y con mayores niveles de innovación. En este sentido, se recomienda a las empresas promover instancias formales y

sistemáticas donde los colaboradores puedan expresar ideas, proponer mejoras y participar activamente en procesos creativos. Estos espacios no requieren necesariamente grandes inversiones, sino una estructura mínima que favorezca la comunicación, la participación y el trabajo conjunto.

5.4.2 Complementar la innovación interna con alianzas externas

Los modelos muestran que los convenios con otras empresas del sector gastronómico, especialmente cuando se combinan con prácticas internas de colaboración, constituyen un factor relevante en los procesos de innovación. Por tanto, se sugiere que las empresas exploren mecanismos de cooperación interempresarial, tales como alianzas estratégicas, redes sectoriales o proyectos conjuntos, que les permitan compartir experiencias, recursos y conocimientos, ampliando así su capacidad de adaptación.

5.4.3 Integrar la contratación de expertos a una estrategia más amplia de aprendizaje organizacional

Si bien la contratación de expertos y la participación en actividades de formación (cursos, talleres o ferias) aparecen como elementos asociados a la motivación para el aprendizaje y al desarrollo de nuevos productos o servicios, los resultados indican que estos factores, por sí solos, no garantizan el éxito. En consecuencia, se recomienda que estas acciones se integren dentro de una estrategia más amplia de aprendizaje organizacional, articulada con prácticas internas como los espacios colaborativos y el desarrollo continuo de capacidades del talento humano.

5.4.4 Impulsar la innovación como soporte de las ventas por canales digitales

El análisis del modelo con la variable objetivo “ventas por redes sociales” evidencia que el desarrollo de nuevos productos o servicios es un factor clave para el éxito en estos canales. En este sentido, se recomienda a las empresas no limitar el uso de redes sociales a la promoción tradicional, sino vincularlas con procesos de innovación orientados a responder a nuevas demandas del mercado, cambios en el comportamiento del consumidor y dinámicas digitales emergentes.

5.4.5 Avanzar hacia una gestión más estratégica del conocimiento

Las reglas de asociación permiten identificar que las empresas con mejores condiciones de adaptación combinan relaciones externas, prácticas internas estructuradas, uso de canales digitales y una orientación explícita hacia la gestión del conocimiento. Por ello, se recomienda que las empresas transiten de enfoques reactivos a enfoques más estratégicos, fortaleciendo su capacidad para transformar información en conocimiento útil para la toma de decisiones. Esto implica reconocer el valor del aprendizaje continuo, la sistematización de experiencias y el aprovechamiento de la información proveniente tanto del entorno como de la operación interna.

5.4.6 Reducir brechas organizativas más allá del tamaño empresarial

Finalmente, los resultados sugieren que las diferencias entre empresas no dependen exclusivamente de su tamaño, sino de la manera en que organizan y articulan sus recursos. En consecuencia, se recomienda que incluso las microempresas prioricen el desarrollo de capacidades organizativas básicas —como la adopción gradual de herramientas digitales, la formalización de prácticas internas y la vinculación con redes de apoyo— como estrategias viables para mejorar su resiliencia y competitividad.

5.4.7 Modelo estratégico para la resiliencia del sector gastronómico de Cali ante escenarios de crisis sistémica

Enfoque general del modelo

El modelo estratégico propuesto parte del supuesto de que el sector gastronómico no responde de manera homogénea ante escenarios de crisis, sino que presenta **trayectorias diferenciadas de desempeño**, las cuales pueden ser identificadas y explicadas a partir de modelos de árboles de decisión. En este sentido, los resultados del análisis clasifican a los establecimientos en dos grandes tipologías (hojas finales del árbol):

- **Empresas con alta capacidad de resiliencia**, que lograron sostener su operación y desempeño relativo durante la crisis.
- **Empresas con alta vulnerabilidad**, que presentaron deterioros significativos en sus indicadores financieros, operativos y organizacionales.

El modelo estratégico se estructura como un **sistema de lineamientos diferenciados**, orientado a fortalecer las capacidades internas del sector y reducir su exposición al riesgo, articulando decisiones estratégicas con los factores críticos identificados por los árboles de decisión.

Estructura del modelo estratégico

El modelo se organiza en **cinco ejes estratégicos**, los cuales corresponden a las variables con mayor poder de discriminación en los árboles de decisión y que explican la transición entre vulnerabilidad y resiliencia.

Gestión financiera preventiva y sostenibilidad económica

Hallazgos del árbol de decisión: los modelos muestran que las empresas clasificadas como resilientes presentan mejores indicadores de liquidez, menor dependencia del endeudamiento de corto plazo y mayor capacidad para absorber caídas temporales de ingresos.

Lineamientos estratégicos

- Implementar esquemas de **planeación financiera preventiva**, con reservas operativas mínimas que cubran entre 3 y 6 meses de costos fijos.
- Diversificar las fuentes de ingresos y reducir la dependencia exclusiva del consumo presencial.
- Fortalecer la formalización financiera para facilitar el acceso a instrumentos de crédito y programas de apoyo en contextos de crisis.
- Promover el uso de indicadores financieros tempranos como mecanismos de alerta ante escenarios de estrés económico.

Objetivo estratégico: reducir la fragilidad financiera del sector y mejorar su capacidad de respuesta ante choques abruptos de demanda.

Flexibilidad operativa y adaptación del modelo de negocio

Hallazgos del árbol de decisión: la capacidad de adaptación operativa aparece como una variable decisiva: los establecimientos que incorporaron rápidamente cambios en su operación lograron mejores resultados.

Lineamientos estratégicos

- Diseñar modelos operativos híbridos que integren atención presencial, domicilios y canales digitales de manera complementaria.
- Ajustar la estructura de costos para aumentar la proporción de costos variables frente a los costos fijos.
- Desarrollar protocolos operativos flexibles que puedan activarse de manera inmediata en situaciones de restricción.
- Fomentar alianzas logísticas y comerciales que permitan mantener la operación incluso en escenarios de movilidad limitada.

Objetivo estratégico: Incrementar la capacidad del sector para reconfigurar su operación sin comprometer su viabilidad económica.

Transformación digital como capacidad estructural

Hallazgos del árbol de decisión: la adopción tecnológica no solo explica la supervivencia durante la crisis, sino que se consolida como un factor estructural de desempeño superior.

Lineamientos estratégicos

- Integrar plataformas digitales de pedidos, pagos electrónicos y gestión de clientes como parte del núcleo del modelo de negocio.
- Desarrollar competencias digitales en los equipos de trabajo, especialmente en marketing digital y análisis de datos.

- Utilizar la información generada por los canales digitales para mejorar la toma de decisiones comerciales.
- Evitar la dependencia exclusiva de plataformas externas, fortaleciendo canales propios de comercialización.

Objetivo estratégico: convertir la digitalización en un activo estratégico permanente y no en una respuesta coyuntural.

4. Gestión del talento humano y estabilidad organizacional

Hallazgos del árbol de decisión: las empresas con estructuras organizacionales más formales y con mayor inversión en capacitación mostraron mayor capacidad de adaptación y continuidad operativa.

Lineamientos estratégicos

- Diseñar esquemas laborales flexibles que permitan ajustes temporales sin perder el talento clave.
- Fortalecer la capacitación multifuncional del personal para responder a cambios operativos rápidos.
- Promover prácticas de formalización laboral que mejoren la estabilidad interna y el compromiso organizacional.
- Incorporar mecanismos de comunicación interna claros durante escenarios de crisis.

Objetivo estratégico: preservar el capital humano como factor crítico de resiliencia y continuidad empresarial.

5. Inteligencia estratégica y toma de decisiones basada en datos

Hallazgos del árbol de decisión: el uso de información para anticipar escenarios y ajustar estrategias diferencia a las empresas con mejor desempeño.

Lineamientos estratégicos

- Incorporar herramientas de análisis de datos que permitan monitorear indicadores financieros, operativos y comerciales en tiempo real.
- Utilizar modelos predictivos, como árboles de decisión, para identificar señales tempranas de vulnerabilidad.
- Diseñar tableros de control que faciliten la toma de decisiones rápidas en contextos de alta incertidumbre.
- Articular la información interna con datos del entorno (consumo, restricciones, comportamiento del mercado).

Objetivo estratégico: reducir la incertidumbre y mejorar la capacidad de anticipación estratégica del sector.

Lógica integradora del modelo

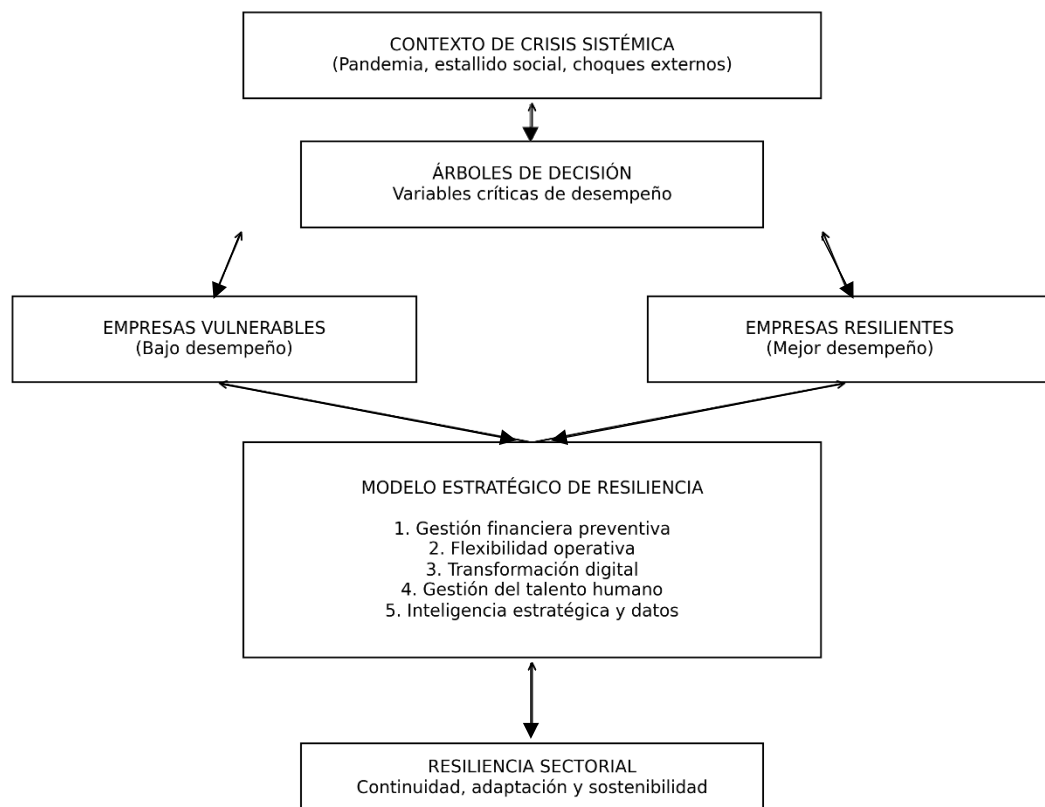
El modelo estratégico propuesto no plantea soluciones homogéneas, sino un **enfoque diferenciado** que reconoce la heterogeneidad del sector gastronómico. A partir de la clasificación generada por los árboles de decisión, los lineamientos permiten:

- **Fortalecer a las empresas resilientes**, consolidando sus capacidades estratégicas.

- **Reducir la vulnerabilidad de las empresas en riesgo**, orientándolas hacia trayectorias de mayor sostenibilidad.

De esta manera, el modelo trasciende la respuesta reactiva a la crisis y se orienta hacia la **construcción de resiliencia estructural**, entendida como la capacidad del sector para anticipar, absorber y adaptarse a futuros escenarios de disrupción.

Gráfico 255. Modelo estratégico ante escenarios de crisis sistémica



Fuente: Elaboración propia

BIBLIOGRAFIA

- Adams, C. (1944) Daily menu. The news (Paterson, NJ) march 13, 1944, p. 15.
<https://www.newspapers.com/article/the-news-daily-menu-wartime-menu-lanni/124164946/>
[fecha de consulta 25 abril 2025]
- Adnan, M., Sarno, R., & Sungkono, K. R. (2019, September). Sentiment analysis of restaurant review with classification approach in the decision tree-j48 algorithm. In *2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)* (pp. 121-126). IEEE.
- Aguilar, L. J. (2016). *Big Data, Análisis de grandes volúmenes de datos en organizaciones*. Alfaomega Grupo Editor.
- Agapito, D., Mendes, J., & Valle, P. O. do. (2013). Exploring the conceptualization of the sensory dimension of tourist experiences. *Journal of Destination Marketing & Management* 2(2), 62–73. En <https://doi.org/10.1016/j.idmm.2013.03.001>
- Aggarwal, C. C. (2015). *Data mining: The textbook*. Springer.
- Agrawal, R., Imieliński, T., & Swami, A. (1993). *Mining association rules between sets of items in large databases*. **Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**, 207–216.
<https://doi.org/10.1145/170035.170072>
- Agrawal, R., & Srikant, R. (1994). *Fast algorithms for mining association rules*. **Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)**, 487–499.

Ahumada Tello, E., & Perusquia Velasco, J. M. (2015). *Inteligencia de negocios: Estrategia para el desarrollo de competitividad en empresas de base tecnológica en Tijuana*, B. C. **Contaduría y Administración**, 61(1), 127–158. <https://doi.org/10.1016/j.cya.2015.09.006>

Arévalo, Julio Alonso (22 de febrero de 2018). «¿Qué es la minería de textos, cómo funciona y por qué es útil?». Universo Abierto. Consultado el 16 de mayo de 2025.

Asgari Mehrabadi, M., Dutt, N., & Rahmani, A. M. (2021). The causality inference of public interest in restaurants and bars on daily COVID-19 cases in the United States: Google Trends analysis. *JMIR public health and surveillance*, 7(4), e22880.

Bartik, A. W., Bertrand, M., Cullen, Z., Glaeser, E. L., Luca, M., & Stanton, C. (2020). *The impact of COVID-19 on small business outcomes and expectations*. Proceedings of the National Academy of Sciences, 117(30), 17656–17666. <https://doi.org/10.1073/pnas.2006991117>

Berry, M. A., & Linoff, G. S. (2000). *Mastering data mining: The art and science of customer relationship management*.

Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine learning research*, 3, 993–1022.

Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J., & Olshen, R. A. (1984). *Classification and regression trees*. Wadsworth.

Buhalis, D., & Leung, R. (2018). Smart hospitality—Interconnectivity and interoperability towards an ecosystem. *International Journal of Hospitality Management*, 71, 41–50. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.11.011>

Carlin, W., & Soskice, D. (2015). *Macroeconomics: institutions, instability, and the financial system* (Chaps. 6–7). Oxford University Press.

Carrizo, G. (1995). *Fuentes de información: análisis y tipología*. Editorial Síntesis.

CEPAL. Informe especial: Dimensionar los efectos del COVID-19 para pensar en la reactivación. 21 de abril de 2020. Recuperado de:
https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/45445/4/S2000286_es.pdf.

Cortés Torres, I. (2016). La crisis alimentaria mundial: causas y perspectivas para su entendimiento (*World Food Crisis: Causes and prospects for their understanding*). *Razón y Palabra: Primera Revista Electrónica en Iberoamérica Especializada en Comunicación*, (94), 611–628. <https://www.revistarazonypalabra.org/>

Crosby, A. W. (2003). *America's forgotten pandemic: The influenza of 1918* (2nd ed.). Cambridge University Press.

Chamikara, M. A. P., Bertok, P., Liu, D., Camtepe, I., & Khalil, I. (2020). *Efficient privacy preservation of big data for accurate data mining. Information Sciences*, 527, 420–443.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.053>

Chiquito, G. P., Plua, N. V., y Morán, J. H. (2020). Red bayesiana para analizar los mecanismos de adaptación de los comerciantes ante los retos de la COVID-19. 3C Empresa. Investigación y pensamiento crítico. Edición especial COVID-19: Empresa, China y Geopolítica, 67-81. <https://doi.org/10.17993/3cemp.2020.edicion especial1.67-81>.

De la Cruz-May, S., & May-Guillermo, E. G. (2023). Prácticas de innovación implementadas por las mipymes del sector restaurantero ante el COVID-19 en Tabasco, México. *Nova Scientia*, 13(edición especial), artículo e2834.
<https://doi.org/10.21640/ns.v13ie.2834>

Duncan, K. E. (2003). *Hunting the 1918 flu: One scientist's search for a killer virus*. University of Toronto Press.

El país. Cali perdió el 52% de negocios gastronómicos en un año de la pandemia. Marzo 25, 2021. Disponible en: <https://www.elpais.com.co/cali/cali-perdio-el-52-de-negocios-gastronomicos-en-un-ano-de-la-pandemia.html>. [fecha de consulta 25 abril 2025]

English, V., & Hoffmann, M. (2018). *Business Intelligence as a source of competitive advantage in SMEs: A systematic review*. *DBS Business Review*, 2. <https://doi.org/10.22375/dbr.v2i0.23>

España Jojoa, J. J., Guevara Patiño, D., & López, H. A. (2020). Estudio descriptivo sobre las estrategias de marketing digital para el Restaurante Macakus durante el periodo de coyuntura *Covid-19* en el segundo semestre del 2020 municipio de Pasto Nariño (Bachelor's thesis, Universidad EAN), <https://repository.universidadean.edu.co/bitstream/handle/10882/9914/GuevaraDaniella2020.pdf?sequence=1>

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3), 37–54.

Félix, A.G. y García, N. (2020). Estudio de pérdidas y estrategias de reactivación para el sector turístico por crisis sanitaria *COVID-19* en el destino Manta (Ecuador). *Revista Internacional de Turismo, Empresa y Territorio*, 4 (1), 79-103. <https://doi.org/10.21071/riturem.v4i1.12743>.

Frawley, W. J., Piatetsky-Shapiro, G., & Matheus, C. (1992). *Knowledge discovery in databases: An overview*. In **Advances in Knowledge Discovery and Data Mining** (pp. 1-34). AAAI/MIT Press.

García Pérez, A. M. (2020). Aplicación de técnicas de inteligencia de negocios y análisis de datos en el entorno empresarial cubano: retos y perspectivas. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 14(4), 191-209.

García-Jiménez, A. de J., Aguilar-Morales, N., Hernández-Triano, L., & Lancaster-Díaz, E. (2021). *La inteligencia de negocios: herramienta clave para el uso de la información y la toma de decisiones empresariales*. **Revista de Investigaciones Universidad del Quindío**, 33(1), 132–139. <https://doi.org/10.33975/riuq.vol33n1.514>

Gauzelin, S., & Bentz, H. (2017). *An examination of the impact of business intelligence systems on organizational decision making and performance: The case of France*. **Journal of Intelligence Studies in Business**, 7(2), 40–50. <https://doi.org/10.37380/jisib.v7i2.238>

Gong, J. (2025). *Decision trees in business and finance: A review of applications, challenges, and future directions*. *Advances in Economics and Management Research*, 15(1). <https://doi.org/10.56028/aemr.15.1.683>

González, J. (2006). *Minería de datos: conceptos, técnicas y aplicaciones*. Editorial académica.

Gonzalez Lopez, M. F. (2022). Análisis de estrategias dentro de la gestión financiera implementadas por los restaurantes de la ciudad de Montería en el marco de la pandemia por COVID 19, disponible en: <https://repositorio.unicordoba.edu.co/handle/ucordoba/6288>

Gössling, S., Scott, D., & Hall, C. M. (2021). Pandemics, tourism and global change: a rapid assessment of COVID-19. *Journal of Sustainable Tourism*, 29(1), 1–20. <https://doi.org/10.1080/09669582.2020.1758708>

Gutiérrez, L. M., & Zambrano, S. (2021). Impacto de la pandemia COVID-19 en el sector gastronómico colombiano: desafíos y oportunidades. *Revista colombiana de ciencias sociales*, 12(2), 134–150.

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques*. Morgan Kaufmann.

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2023). *Data mining: Concepts and techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann.

Herbane, B. (2010). Small business research: Time for a crisis-based view. *International Small Business Journal*, 28(1), 43–64.
<https://doi.org/10.1177/0266242609350804>

Hernández, S Roberto; Fernández, C Carlos; Baptista L, María. (2014). McGRAW-HILL/ Interamericana editores S.A. DE C.V. Sexta edición

Isaza, J. F., Kruger, S. D., Zanin, A., Márquez, V. J. B., Coa, L. M. D., Zanella, C., & Conte, A. (2022). Caracterización en la gestión de innovación de pymes por efecto del Coronavirus: estudio comparativo Colombia y Brasil. *Revista estrategia organizacional*, 11(1), 87-109.

Informe Especial COVID-19 No 4: las empresas frente a la COVID-19: emergencia y reactivación. (2020, July 2). Repositorio CEPAL. Retrieved June 22, 2022, from:

https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/45734/4/S2000438_es.pdf

INNpuls Colombia. (2020). Reactivación económica y digitalización en sectores afectados por el COVID-19. Informe técnico. Disponible en: <https://www.innpulsacolombia.com>

Kalra, V., & Aggarwal, R. (2017). Importance of Text Data Preprocessing & Implementation in RapidMiner. *ICITKM*, 14, 71-75.

Kolata, G. (2001). *Flu: The story of the great influenza pandemic of 1918 and the search for the virus that caused it*. Simon & Schuster.

Kim, J., Kim, J., & Wang, Y. (2021). Uncertainty risks and strategic reaction of restaurant firms amid COVID-19. *International Journal of Hospitality Management*, 92, 102752. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102752>

Kumar, V., & Reinartz, W. (2016). Creating Enduring Customer Value. *Journal of Marketing*, 80(6), 36–68.

Larose, D. T., & Larose, C. D. (2015). *Data mining and predictive analytics* (2nd ed.). Wiley.

Lazer, D., Pentland, A., Adamic, L., Aral, S., Barabási, A. L., Brewer, D., ... Van Alstyne, M. (2009). Computational Social Science. *Science*, 323(5915), 721–723.

Lengnick-Hall, C. A., Beck, T. E., & Lengnick-Hall, M. L. (2011). Developing a capacity for organizational resilience. *Human Resource Management Review*, 21(3), 243–255. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2010.07.001>

Macías-Rendón, W., Rodríguez-Morales, K., & Barriga-Medina, H. R. (2021). COVID-19 lockdown and the satisfaction with online food delivery providers. *Estudios Gerenciales*, 37(159), 200–209. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2021.159.4345>

Magee, J. F. (1964). *Decision trees for decision making*. *Harvard Business Review*, 42(4), 126–138.

Martínez, C., & Bolaños, L. (2022). Transformaciones digitales y estrategias de resiliencia en microempresas gastronómicas de Cali. *Cuadernos de Administración*, 38(70), 113–132.

Martínez, R. E. B., Ramírez, N. C., Mesa, H. G. A., Suárez, I. R., Trejo, M. D. C. G., León, P. P., & Morales, S. L. B. (2009). Árboles de decisión como herramienta en el diagnóstico médico. *Revista médica de la Universidad Veracruzana*, 9(2), 19-24.

Marulanda, C., López, M. & Mejía, M. (2017). El acompañamiento educativo como estrategia de cercanía impulsadora del aprendizaje del estudiante. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, 50, 224-237. Recuperado de <http://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/view/821/1339>

Minería de datos: Modelos predictivos con RapidMiner. Blog. Tradingsys.org. Recuperado de: <https://www.tradingsys.org/mineria-de-datos-modelos-predictivos-con-rapidminer>. 9 septiembre 2021

Modelo de árbol de decisión. (2025). En *Metodología de árboles de decisión y estructura*. Universidad de Valladolid. Recuperado de <https://uvadoc.uva.es/bitstream/10324/60639/1/TFG-B.%202071.pdf>

Moreno-Salazar, Á., Vicente-Galindo, M. P., & Galindo-Villardón, M. P. (2016). Aprendizaje basado en árboles de decisión: un estudio crítico desde Weka, RapidMiner y SPSS Modeler. In *XXVI Simposio Internacional de Estadística 2016* (pp. 1-4).

Morales, N. (2021, April 6). Tres estrategias para mitigar la crisis de los restaurantes en medio de la pandemia. *LaRepublica.co*. Retrieved June 22, 2022, from <https://www.larepublica.co/empresas/tres-estrategias-para-reactivar-la-industriagastronomica-en-medio-de-la-pandemia-3149423> [fecha de consulta 5 mayo 2025]

National Park Service. (s.f.). *Food rationing on the World War II home front*. U.S. department of the Interior. <https://www.nps.gov/articles/000/food-rationing-on-the-world-war-ii-home-front.htm> [fecha de consulta 4 mayo 2025]

Neise, T., Verfürth, P., & Franz, M. (2021). Rapid responding to the COVID-19 crisis: Assessing the resilience in the German restaurant and bar industry. *International journal of hospitality management*, 96, 102960. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102960>

Ocampo, J. A. (2009a). La crisis económica global: impactos e implicaciones para América latina. *Nueva sociedad*, 48–66.

OECD. (2020). *Tourism policy responses to the coronavirus (COVID-19)*. OECD Publishing.

Piatetsky-Shapiro, G., & Frawley, W. J. (1991). *Knowledge discovery in databases*. AAAI Press.

Poussery, L. (2020, June 6). La lucha de miles de restaurantes por sobrevivir a la crisis por Covid-19 en Colombia. France 24. Retrieved June 22, 2022, from <https://www.france24.com/es/20200606-lucha-restaurantes-crisis-covid19-colombia>.

Raya, A. (2024, octubre 17). ¿Qué fue la crisis del petróleo de 1973? El orden mundial. <https://elordenmundial.com/crisis-petroleo-1973/> [fecha de consulta 25 abril 2025]

Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2011). *Esta vez es distinto: ocho siglos de necesidad financiera* (C. Serrano, Trans.). Fondo de cultura económica. (Trabajo original publicado en 2009)

Revista La Barra. (2025, 23 de enero). *Histórico del desempeño del sector de restaurantes y hoteles en Colombia desde 2019 a 2024*. Revista La Barra.

<https://www.revistalabarra.com/es/noticias/historico-del-desempeno-del-sector-de-restaurantes-y-hoteles-en-colombia-desde-2019-2024>

Ritchie, B. W. (2004). Chaos, crises and disasters: A strategic approach to crisis management in the tourism industry. *Tourism Management*, 25(6), 669–683.

Riquelme, J. C., Ruiz, R., & Aguilar-Ruiz, J. S. (2021). *Data mining and knowledge discovery*. Springer.

Rodríguez Suárez, Yuniét, & Díaz Amador, Anolandy (2009). Herramientas de minería de datos. *Revista cubana de ciencias informáticas*, 3(3-4), 73-80. [fecha de Consulta 4 de octubre de 2021]. ISSN: 1994-1536. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=378343637009>.

Romero, D., & Molina, A. (2011). Collaborative networked organisations and customer communities: Value co-creation and co-innovation in the networking era. *Production planning & control*, 22(5–6), 447–472.

Ruiz Ramírez, Á. (2018). *Minería de datos: fundamentos, técnicas y aplicaciones*. Editorial académica.

Russell, S. and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern approach*. Second ed. upper Saddle river (N J): Prentice hall/ Pearson education; 2003.

Russom, P. (2011). Big data analytics. *TDWI best practices report, fourth quarter*, 19(4), 1-34.

Sánchez Valdés, A., & Nava Rogel, R. M. (2020). Perspectiva de las PYMES restauranteras en el escenario actual de la crisis del COVID-19. *3C Empresa. Investigación y*

pensamiento crítico, edición especial(diciembre), 160–177.

<https://doi.org/10.17993/3cemp.2020.specialissue6.160-177>

Sánchez, A., y Nava, R. M. (2020). Perspectiva de las PYMES restauranteras en el escenario actual de la crisis del COVID-19. 3C Empresa. Investigación y pensamiento crítico. Edición especial COVID-19: Empresa, China y Geopolítica,129-147.

<https://doi.org/10.17993/3cemp.2020.edicion ESPECIAL1.129-147>

Sembodo, D. P. P., Barakbah, A. R., & Muliawati, T. H. (2020, September). Review Restaurant with Descriptive and Predictive Mining Based on Spatiotemporal Data Analytics. In *2020 International Electronics Symposium (IES)* (pp. 308-315). IEEE.

Sierra Arias, J. P. (2022). Comercio electrónico y las tendencias tributarias del sector gastronómico en Colombia durante la COVID-19. *Revista de ciencias sociales*.

Siebes, A. (2000). *Data mining*. Centrum voor Wiskunde en Informatica (CWI).

Shanmugam, D., Blalock, D., Balakrishnan, G., & Guttag, J. (2021). Better aggregation in test-time augmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision* (pp. 1214-1223).

Vieira B. Luis y otros. Introducción a la minería de datos. E- papers servicios editoriais Ltda. Rio de Janeiro, 2009, ISBN 978-85-7650-231-9.

Wang, L. (2024). *Research on e-commerce customer value mining based on K-means clustering algorithm*. Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, 1.

<https://doi.org/10.2478/amns-2024-1046>

Witten, I. H., & Frank, E. (2000). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques with Java implementations*. Morgan Kaufmann.

Zamora Pérez, A. L. (2024). *Predicción de la intención de compra en el comercio electrónico: Caso de éxito*. Revista Multidisciplinaria RIIDG, 4(3), 45.
<https://doi.org/10.64041/riidg.v4i3.45>