



Inteligencia empresarial para estimular el giro comercial en el microcentro de una ciudad de tamaño intermedio

Business intelligence to stimulate the commercial turnaround in the microcenter of an intermediate-sized city

Diego Oscar Debortoli¹  , Néilda Beatriz Brignole¹  

RESUMEN

El microcentro de la ciudad de Bahía Blanca (Argentina) fue muy afectado por la pandemia y la crisis económica. La circulación está cayendo abruptamente y se ha producido el cierre definitivo de muchos comercios. En consecuencia, el objetivo final de esta investigación es disponer de una herramienta de software para toma de decisiones que permita establecer estrategias inteligentes de comercialización. El recurso informático elegido es un Sistema Inteligente para Soporte de Decisión (IDSS). En este artículo se describe el diseño conceptual de un IDSS generalizado que contribuirá a mejorar el giro comercial del microcentro bahiense. La inteligencia artificial está incluida en la recolección y análisis de datos y en un optimizador que emplea un algoritmo genético predictivo. Dentro de los aportes innovadores de este estudio, se destaca la combinación de análisis predictivos y prescriptivos como una herramienta valiosa para abordar la tarea no trivial de optimizar el giro comercial urbano. Este IDSS es capaz de evaluar y categorizar posibles escenarios hipotéticos, brindando pistas acerca de su factibilidad y conveniencia económicas. Es la primera herramienta en nuestra región destinada a la reorganización de las tiendas físicas, con miras al sostenimiento de las fuentes de trabajo del sector.

Palabras clave: comercialización, inteligencia artificial, teoría de la decisión, urbanización.

Clasificación JEL: M29; D79

Recibido: 10-09-2025

Revisado: 05-12-2025

Aceptado: 20-12-2025

Publicado: 15-01-2024

Editor: Carlos Alberto Gómez Cano 

¹Universidad Nacional del Sur. Bahía Blanca, Argentina.

Citar como: Debortoli, D. y Brignole, N. (2024). Inteligencia empresarial para estimular el giro comercial en el microcentro de una ciudad de tamaño intermedio. Región Científica, 5(1), 2024195. <https://doi.org/10.58765/rc2024195>

ABSTRACT

The microcenter of Bahía Blanca (Argentina) has been hard hit by the pandemic and the economic crisis. Traffic is falling sharply, and many stores have been closed for good. Consequently, the final objective of this research is to have a software tool for decision-making that allows the establishment of intelligent marketing strategies. The chosen software resource is an Intelligent Decision Support System (IDSS). This paper describes the conceptual design of a generalized IDSS that will improve the commercial turn of Bahía's micro-center. Artificial intelligence is included in the data collection and analysis and in an optimizer that employs a predictive genetic algorithm. Among the innovative contributions of this study, the combination of predictive and prescriptive analytics is highlighted as a valuable tool to address the non-trivial task of optimizing the urban commercial turn. This IDSS can evaluate and categorize hypothetical scenarios, providing clues about their economic feasibility and desirability. It is the first tool in our region aimed at reorganizing physical stores to sustain jobs in the sector.

Keywords: commercialization, artificial intelligence, decision theory, urbanization.

JEL classification: M29; D79

INTRODUCCIÓN

El competitivo mercado actual exige que las empresas sean más flexibles, innovadoras y receptivas a las necesidades de sus clientes. Por lo tanto, plantea retos a las pequeñas y medianas empresas para que cambien sus modelos empresariales tradicionales y adopten otros nuevos que faciliten la colaboración con proveedores y clientes. Las empresas de la próxima



generación formarán redes complejas de colaboración en las cadenas de suministro, que valoran el intercambio de información para alcanzar sus respectivos objetivos de tiempo, costo y calidad. La disponibilidad de información permite a los directivos tomar las decisiones adecuadas en el momento oportuno y reaccionar con capacidad de respuesta en función de los objetivos individuales.

La analítica de negocios (BA: Business Analytics) es un área emergente en la toma de decisiones corporativas guiadas por los datos. BA se refiere a anticipar tendencias futuras mediante indicadores claves de desempeño (KPI: Key Performance Indicators) con el objeto de guiar a una organización en su planeamiento empresarial y en su toma de decisiones efectivas. Este enfoque es diferente, pero complementario del concepto de inteligencia empresarial (BI: Business Intelligence). Para analizar datos crudos provenientes de múltiples fuentes de un negocio, BI emplea un amplio conjunto de algoritmos, técnicas y herramientas del análisis de datos, tales como las pertenecientes a las ramas de estadística descriptiva y prescriptiva, tecnologías de la información, modelado matemático, simulación, optimización y minería de datos. En un sentido amplio, BI incorpora las herramientas clásicas del BA dirigiendo el estudio hacia los mismos objetivos globales (Sahay, 2018).

Las polifacéticas definiciones de BI enmarcan el área en tres perspectivas principales: los aspectos basados en el producto, los instrumentos tecnológicos y las metas gerenciales (Chee *et al.*, 2009). Se considera un sistema de BI como un producto evolutivo e integrado de una variedad de herramientas y técnicas informáticas, que incluye el almacenamiento de datos, el procesamiento analítico en línea, las técnicas de visualización, la minería de datos, la calidad de datos y las tecnologías web. Por ende, un sistema de apoyo a la toma de decisiones puede considerarse un sistema de BI dado que es un concepto de integración de las capacidades de razonamiento con el análisis de datos y la adquisición de conocimientos.

BI y BA se encuentran entre los términos contemporáneos asociados a los sistemas de soporte de decisión (DSS: Decision Support Systems) que pueden definirse como estructuras capaces de analizar grandes cantidades de datos y contribuir a la toma de decisiones (Turban *et al.*, 2011).

Los DSS tradicionales sólo permitían tomar decisiones mediante el modelado de datos y cálculos numéricos. Incorporando la inteligencia artificial (AI: Artificial Intelligence), el proceso de toma de decisiones puede combinar análisis cualitativos y cuantitativos. En particular, los Sistemas Inteligentes de Soporte de Decisión (IDSSs: Intelligent Decision Support Systems) son aquellos en que se incorporan métodos de AI, tales como el Aprendizaje Automático (ML: Machine Learning) y las metaheurísticas, para mejorar la toma de decisiones organizacionales (Arnott y Pervan, 2014).

La investigación en el campo de los DSS ha evolucionado y madurado en los últimos años. Según Phillips-Wren *et al.* (2017), los sistemas expertos (ES: Expert Systems) se perfilaron en la década del 80s, como una herramienta poderosa para la toma de decisiones. Un ES incorpora los saberes de personas expertas en la toma de decisiones e intenta inducir o deducir nueva sabiduría utilizando el conocimiento a priori del sistema, el conocimiento inferido y los datos del mundo real. Por lo tanto, una de las claves de la investigación en ES sería idear un esquema de representación del conocimiento que sea adecuado para incluir y codificar el conocimiento humano y que también sea conveniente para su uso en la inducción y deducción automatizadas. La integración de los ES con los DSS puede mejorar la calidad y la eficacia de ambos sistemas informáticos; Turban y Watkins (1986), por poner un ejemplo, examinaron las posibles conexiones entre ambas tecnologías y analizaron algunas cuestiones relacionadas con su integración. Por su parte, Remus y Kottermann (1986) propusieron un ES y emplearon escenarios para ilustrar el potencial de su sistema. Posteriormente, Shevtshenko *et al.* (2009) implementaron un IDSS colaborativo entre comercios que aplica redes bayesianas e integra bases de datos históricas con datos externos basados en la red. Por su parte, Phillips-Wren *et al.* (2009) propusieron una estructura de evaluación para un IDSS real que coordina el gerenciamento de infraestructuras urbanas.

Un panorama completo puede encontrarse en Phillips-Wren (2012) y en Gupta *et al.* (2022). La primera elaboró una revisión de trabajos acerca de herramientas de AI que han sido integradas con éxito en IDSS para aplicaciones reales. Los últimos presentaron una revisión bibliográfica basada en los enfoques adoptados para desarrollar los IDSS junto con las teorías subyacentes, enfatizando una visión integradora entre AI y DSS. Afirmaron que el diseño de arquitecturas de AI puede mejorar la confianza, las preocupaciones éticas y los aspectos sociales entre las distintas partes interesadas durante la toma de decisiones. Señalaron que las versiones avanzadas de los sistemas inteligentes pueden resolver problemas complejos fomentando también la difusión del conocimiento en entornos multiculturales y multiformato. Así, se facilita el trabajo de los responsables de la toma de decisiones, incluso en un entorno incierto, en vez de sustituir a los decisores.

En particular, Jung *et al.* (2020) propusieron un marco conceptual de un IDSS para la gestión de catástrofes, prestando especial atención a los incendios forestales y las olas de frío/calor. Este IDSS es un sistema de respuesta que utiliza datos recopilados a partir de una interfaz de programación de aplicaciones abiertas y algoritmos de AI para ayudar a los responsables a tomar decisiones más rápidas y precisas. Además, el sistema también considera la posibilidad de conectarse a la inteligencia de fuente abierta (OSINT: Open Source Intelligence) para identificar vulnerabilidades, mitigar riesgos y desarrollar políticas de seguridad más sólidas que las existentes para prevenir ciberataques.

Las tecnologías no son un fin en sí mismas, sino un medio para mejorar nuestras prácticas como diseñadores que trabajan en comunidad. Entonces, ¿de qué manera podemos utilizarlas para contribuir a mejorar las condiciones de vida de nuestra sociedad? En este trabajo, presentamos el diseño conceptual de un IDSS que es una respuesta a esta pregunta de investigación.

Objetivos y propósitos de la investigación

El microcentro de la ciudad de Bahía Blanca (provincia de Buenos Aires, Argentina) fue muy afectado por la pandemia y la crisis económica. La circulación está cayendo abruptamente y se ha producido el cierre definitivo de muchos comercios. En consecuencia, el objetivo global de esta investigación es crear una herramienta de software para toma de decisiones que permita establecer estrategias inteligentes de comercialización. El recurso informático elegido para resolver este problema es el desarrollo de un IDSS; una herramienta ideal, pues permitirá la fusión de conceptos de las áreas de AI, Economía y Ciencia de Datos para lograr mayores ventajas competitivas y valor agregado de lo ofrecido a los clientes.

Se espera optimizar los cursos de acción de los comercios minoristas, incentivando las ventas en función de predicciones basadas en datos sobre la relación entre el flujo de personas y el caudal de ventas. Por esta razón, entre los objetivos específicos se destaca mejorar la competitividad empresarial de la ciudad de Bahía Blanca.

Con este propósito, en primer lugar, se debe diagnosticar la magnitud del problema y con esta información planificar el IDSS. De este modo, será posible individualizar y clasificar los datos necesarios; es probable que cierta información imprescindible no esté disponible. Conseguirla es el siguiente paso para lograr el objetivo general buscado.

En este trabajo se describe el diseño de un IDSS que permitirá impulsar las ventas en el microcentro bahiense, con el fin de proveer a las organizaciones con una herramienta de diagnóstico para proponer políticas que contribuyan a mejorar el giro comercial urbano. El sistema está especialmente adaptado hacia los tomadores de decisión. Por lo tanto, el usuario será un miembro de la entidad representante del sector productivo, tal como un economista perteneciente a una cámara de comercio, encargado de evaluar el giro comercial en la ciudad.

METODOLOGÍA

A inicios de la década de los 70, surgió la frase “Sistemas de Soporte de Decisiones” (con sus siglas DSS) para nombrar un programa computacional que fuese capaz de ayudar a los usuarios a tomar decisiones no estructuradas. Su metodología tradicional consta de una estructura lógica, que puede subdividirse en las siguientes fases: i) Análisis ii) Diseño iii) Construcción iv) Implementación v) Entrenamiento vi) Uso vii) Evaluación viii) Evolución (Tejeda, 1994).

Como el desarrollo de cualquier sistema depende del proyecto, han surgido diversas metodologías como guías para el tratamiento de los problemas. En el caso que aquí nos ocupa, es necesario adoptar una estrategia que se adapte al medio ambiente organizacional y operacional urbano, e inclusive a la idiosincrasia de los comerciantes y habitantes de la ciudad. El sistema estará orientado hacia un ente específico, que será el impulsor de la toma de decisiones en la ciudad de Bahía Blanca (Argentina). Ante esta situación, se requiere un alto nivel de participación del usuario y de los comerciantes; razón por la cual es fundamental que se definan los requerimientos en forma conjunta y que se desarrollen las capacidades del DSS de común acuerdo. En este marco, se necesita usar una metodología adaptativa basada en el concepto de diseño de Keen y Morton (1978). Sus características principales son: i) El usuario está involucrado fuertemente en el proceso de desarrollo; ii) El sistema evoluciona y se adapta conforme transcurre el tiempo. Una desventaja de este enfoque es la pérdida de planificación y seguimiento coherente del sistema en desarrollo.

Este obstáculo surge debido a la total dependencia del diseñador causada por la permanente interacción con el usuario. Para evitar este grave inconveniente, la metodología adoptada para un DSS diseñado a medida del caso que nos ocupa consiste en combinar estratégicamente la técnica tradicional con la adaptiva. En primer lugar, se comienza sin intervención de terceros elaborando las primeras dos fases de un proceso de desarrollo tradicional, trabajo descrito en este manuscrito. A continuación, como fase terminal, se interactuará con los usuarios empleando la metodología adaptativa para evaluar y corregir el sistema, adecuándolo dinámicamente al entorno antes de su implementación definitiva y continuar con las restantes fases de la metodología tradicional.

Método de recopilación y análisis de datos

Los pronósticos siempre han estado a la vanguardia del planeamiento y la toma de decisiones. Naturalmente, se basan en el conocimiento del comportamiento presente y pasado de las variables de interés. El énfasis debe ponerse en cómo conseguir gestionar los distintos flujos de información de entrada al IDSS. Para disponer de los rasgos más relevantes se debe llevar a cabo una recolección de datos de las empresas involucradas, junto con encuestas de opinión. Debe elaborarse un protocolo de recogida de datos para garantizar la coherencia y la repetibilidad. Se planifica emplear una técnica de entrevista semiestructurada y cara a cara para animar a los comerciantes a hablar libremente sobre cómo gestionan el rendimiento. Para reducir el sesgo del informante, se deben realizar entrevistas con más de un investigador en todos los estudios de caso. Es aconsejable que los cuestionarios sean breves. Con fines de triangulación, también conviene realizar entrevistas a los empleados de la tienda y utilizar datos secundarios en forma de informes internos y publicaciones de los medios de comunicación. En algunos casos, se necesitará realizar entrevistas complementarias de seguimiento mediante visitas o llamadas telefónicas. Todos estos rasgos están fuertemente asociados al valor real que puede tener una información. Para gestionar y obtener un buen valor del flujo de información, es necesario tener en cuenta todas las características del flujo de información (dimensión, dirección, parámetros, calidad y tipos).

A grandes rasgos, el IDSS busca minimizar riesgos y maximizar utilidades, lo cual implica contemplar las incertidumbres para lograr resultados realistas. Petropoulos *et al.* (2022) presentaron un trabajo enciclopédico sobre prognosis, abarcando aspectos teóricos y prácticos. Cuando no se dispone de fórmulas que representen el escenario real, suelen emplearse metodologías basadas en AI. Típicamente, se ha recurrido a las redes neuronales como herramientas predictivas; sin embargo, su uso depende fuertemente de la cantidad de datos históricos relacionados al fenómeno que se desea predecir. Enormes volúmenes de datos son necesarios para el entrenamiento de estos modelos, razón por la cual resulta desafiante investigar otros métodos predictivos que puedan utilizarse empleando bases de datos tabulares más pequeñas. Hasta el momento, es algo limitada la literatura sobre el uso de AI en urbanismo y gestión comercial. El sector podría beneficiarse de métodos de optimización alternativos, tales como las metaheurísticas, en un entorno flexible y amigable. En particular, para el diseño que nos ocupa, utilizaremos conceptos de ingeniería de características. En este contexto, se plantea minimizar los errores de predicción.

La ingeniería de características es a menudo la parte más indispensable de la intervención humana en los procesos de ML, ya que la intuición y la experiencia humanas son muy necesarias. Las técnicas de ML se han aplicado ampliamente en las empresas de Internet para diversas tareas, actuando como una fuerza motriz esencial, y la ingeniería de características ha sido generalmente reconocida como una tarea crucial a la hora de construir sistemas de aprendizaje automático. Shi *et al.* (2020) propusieron un método por etapas denominado SAFE (Scalable Automatic Feature Engineering), que brinda una eficiencia y escalabilidad excelentes, junto con la interpretabilidad necesaria y un rendimiento prometedor. Sus resultados son importantes pues la adecuada escalabilidad del método propuesto garantiza su aplicación en tareas industriales a gran escala.

En la aplicación que nos ocupa, el tamaño de los datos empresariales reales es siempre muy grande, lo que introduce requisitos extremadamente altos de complejidad espacial y temporal. Al mismo tiempo, debido a la rapidez con la que cambian las empresas, también hay grandes exigencias en cuanto a la flexibilidad y escalabilidad de los algoritmos. Para seleccionar de forma computacionalmente eficiente las características más ampliamente informativas, utilizaremos un proceso de selección de características en tres pasos: evaluación de capacidad predictiva, detección de redundancias y clasificación final.

En primer lugar, según el valor de la información, se eliminarán las características con bajo poder predictivo. Con este fin, utilizaremos algoritmos de regresión para desarrollar un modelo analítico del valor del flujo de información (Biyeme *et al.*, 2023), donde un SI bien (IF THEN) compartido aporta un valor agregado a la estrategia comercial. Esta metodología se basa en la consideración de todas las características del flujo de información. Para cada una de ellas, se le dará un peso; luego, se descartarán las características redundantes, según el coeficiente de correlación

de Pearson. Los rasgos relevantes, una vez ponderados, se combinarán para formar los distintos escenarios de flujo de información compartidos sobre la base de las hipótesis formuladas. A partir de estos escenarios, se construirá el conjunto de datos de los distintos escenarios, los cuales serán analizados por el algoritmo de regresión. Por último, las características restantes se clasificarán mediante técnicas de clasificación asociativa (Weydan, 2014).

Dicha clasificación es un algoritmo de aprendizaje supervisado que combina la minería de reglas de asociación con la clasificación, utilizando reglas de asociación para predecir la etiqueta de clase de una instancia basándose en los valores de sus atributos. El primer paso consiste en encontrar todas las combinaciones posibles de elementos (atributos) que aparecen juntos con frecuencia en el conjunto de datos. Estas combinaciones se denominan conjuntos de elementos frecuentes. El segundo paso consiste en construir un clasificador utilizando estos conjuntos de elementos frecuentes como características o atributos. El clasificador predice la etiqueta de clase de una instancia comparando los valores de sus atributos con los presentes en los conjuntos de elementos frecuentes.

Caracterización de la ciudad de Bahía Blanca

Bahía Blanca es una ciudad portuaria, con una población de 335.190 habitantes, según el último censo del Instituto Argentino de Estadística y Censos (INDEC) de 2022 (INDEC, 2023). La ciudad cuenta con uno de los principales puertos de Argentina, así como con un complejo industrial petroquímico y una red de comunicaciones por carretera y ferrocarril. Bahía Blanca, con universidades y centros de investigación, es una ciudad de tamaño intermedio a nivel provincial y nacional (Bolay y Kern, 2019).

Aunque el desarrollo del microcentro urbano es un tópico de alto perfil público y de importancia creciente a nivel mundial, la situación es bastante diferente en diversas partes del mundo, de acuerdo con rasgos culturales y con el nivel de ingresos de cada país. Observando por todo el mundo la forma en que muchas municipalidades manejan la gestión urbana, se evidencia que hay un gran margen de mejora. Para países emergentes, las principales barreras para el desarrollo del gerenciamiento del entorno suelen ser:

1. Recursos financieros insuficientes: escaso soporte gubernamental
2. Infraestructura pobre
3. Carencia de legislación adecuada
4. Carencia de nuevas tecnologías adecuadas
5. Escasa participación del sector privado formal e informal

Así como las ciudades repercuten directamente en nuestra vida cotidiana y nuestra felicidad, también lo hacen en nuestras familias y en las oportunidades que se ofrecen a nuestros hijos y a las comunidades locales. Como tal, el desarrollo urbano ofrece la oportunidad de impulsar el cambio social en toda la sociedad.

Se espera que este estudio ayude al microcentro bahiense a encontrar formas más eficaces de reforzar su ventaja competitiva desde una perspectiva teórica y práctica. Park (2020) examinó la relación causal mutuamente benéfica entre las actividades de Creación de Valor Social (CSV: Creating Social Value) y las Responsabilidades Sociales Corporativas (CSR: Corporate Social Responsibilities), en el comportamiento productivo a través del compromiso laboral. Además, este estudio considera el comportamiento innovador como una serie de actividades de los miembros de la organización para aplicar nuevas ideas al trabajo con el fin de contribuir a mejorar su rendimiento laboral y el de la organización.

La CSV se ha convertido recientemente en un concepto destinado a reforzar la competitividad de las empresas mediante la creación de valores sociales. Diseñar un ambiente inclusivo en entornos amigables es, en esencia, una forma de aprovechar la experiencia vivida dentro de la comunidad.

Con respecto a la CSR, el enfoque se basa en aceptar las necesidades de la sociedad, esforzarse para resolver los problemas sociales y mejorar el bienestar social o la calidad de vida. Por ejemplo, mejorar la accesibilidad reparando las rampas de acceso con sillas de ruedas a las veredas, innovar brindando espectáculos callejeros (música, danza, etc) en las peatonales o incentivar actividades culturales en teatros situados en pleno centro de la ciudad atraería a los clientes a circular y consumir en el microcentro, siempre y cuando las arterias sean hermosas, accesibles e iluminadas adecuadamente. Aunque el enfoque CSR puede requerir una inversión inicial y tiempo, tanto las empresas como la sociedad pueden beneficiarse de un mayor valor económico y de beneficios estratégicos si los ingresos de los pequeños comerciantes pueden aumentar, usando la experiencia y los recursos del municipio.

Diseño de un sistema inteligente de soporte de decisión

Las “ciudades inteligentes” son asentamientos urbanos que hacen esfuerzos conscientes para capitalizar las nuevas Tecnologías de Información y Comunicaciones (TIC) en forma estratégica, buscando lograr prosperidad, efectividad y competitividad en múltiples niveles socioeconómicos (Angelidou, 2014). Las ciudades que apuntan a ser “inteligentes” se concentran en mejorar la inteligencia de aspectos económico-sociales específicos, tales como empresas, vivienda, comercios, educación, salud y comunidad, brindando soluciones para resolver problemas cotidianos. Una perspectiva determinada por el espacio geográfico, el carácter prevalente y funciones principales del microcentro bahiense nos inspira a desarrollar un IDSS para organizar y sustentar su eficiencia comercial. Su finalidad, facilitar la toma de decisiones, es también amplia y de largo alcance, incluyendo decisiones operativas y estratégicas relativas a múltiples resultados como: inversión, dotación de personal, proveedores, clientes, procesos, producto y servicios. Esta innovación está dirigida a grupos específicos, quienes disfrutarán los beneficios de la ciudad en la que residen y trabajan.

Adicionalmente, el proceso de creación del IDSS incluye seis etapas iterativas: 1) evaluación de necesidades; 2) desarrollo conceptual; 3) creación de prototipos; 4) estudios de interacción y usabilidad; 5) implantación y 6) depuración. La metodología descrita en este trabajo corresponde principalmente al planteo de la segunda etapa. Además, es generalizable pues el enfoque podría aplicarse a cualquier ciudad de mediano tamaño. Naturalmente, en un desarrollo a medida, diferirá la fase adaptiva para adecuar el concepto a las características locales.

Las investigaciones en DSS y procesamiento de datos son continuas, debido al constante surgimiento de nuevos modelos de negocio. Por lo tanto, se requiere que el prototipo sea flexible para el posterior agregado de módulos especializados. Este IDSS está basado en el conocimiento y proporciona información a los usuarios, coherente con los procesos de negocio y los conocimientos del entorno. También está basado en datos pues utiliza técnicas de minería de datos para discernir tendencias y patrones, lo que le permite predecir eventos futuros. Los datos que impulsan el sistema residen en una base de conocimientos que se actualiza y mantiene continuamente mediante un sistema de gestión del conocimiento.

La figura 1 muestra un innovador Sistema de Soporte a Decisiones Inteligentes (IDSS) para una cámara de comercio local; dicho sistema está diseñado para dotar de una base sólida en la toma de decisiones a todas las entidades comerciales que integran su conglomerado. El IDSS se articula en tres módulos fundamentales, donde convergen técnicas de ciencia de datos con herramientas tecnológicas avanzadas.

RESULTADOS

Módulo de Optimización Macroeconómica: Predicción y Optimización Holísticas

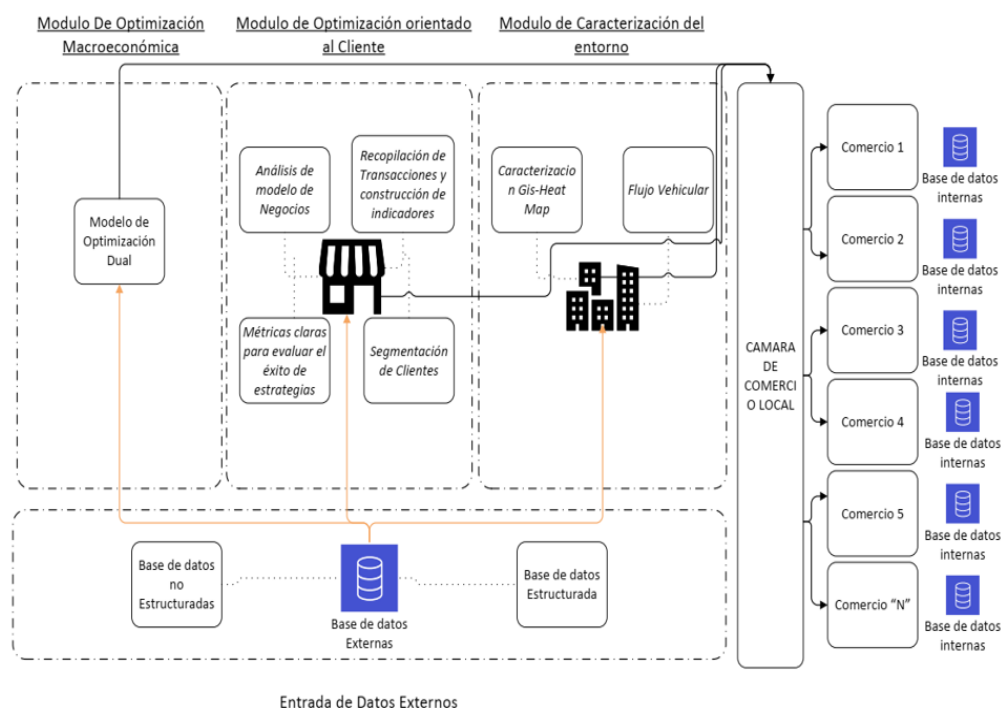
El primer módulo está relacionado con la Optimización Macroeconómica. Se apoya en la aplicación de algoritmos genéticos (GA: Genetic Algorithms) con el fin de proporcionar perspectivas sustanciales sobre el panorama económico, tanto en su dimensión macro como micro. Mediante la conjunción de técnicas de optimización y predicción, este módulo despliega proyecciones de tendencias económicas que internalizan tanto los factores macroeconómicos como los microeconómicos. Esta capacidad posibilita que las entidades comerciales tomen decisiones informadas en el marco de las fluctuaciones económicas, adaptándose proactivamente a los cambios en el mercado.

Módulo Orientado al Cliente: Segmentación y Análisis Avanzados

El segundo módulo se basa en el Enfoque centrado en el Cliente. Capitaliza las potencialidades del aprendizaje automático para facilitar un análisis exhaustivo del comportamiento y las necesidades de los consumidores. Mediante la implementación de técnicas de segmentación de clientes, el IDSS identifica conglomerados de consumidores que exhiben atributos similares, habilitando a las entidades comerciales para personalizar estrategias de comercialización y elevar la experiencia del cliente. Adicionalmente, este módulo realiza la evaluación de estrategias de ventas a través de métricas específicas y analiza modelos de negocio, proporcionando una panorámica completa de las operaciones y oportunidades comerciales.

Figura 1.

Esquema conceptual de IDSS para estimular el giro comercial de una ciudad de mediano tamaño



Fuente: elaboración propia.

Módulo de Caracterización del Entorno: Datos Geoespaciales para Decisiones Estratégicas

El tercer módulo se refiere al Análisis Geoespacial. Hace uso de tecnologías geoespaciales, como los Sistemas de Información Geográfica (SIG), para arrojar luz sobre el entorno en el cual operan las entidades comerciales. A través de la recolección y el análisis de datos geográficos, el IDSS provee información esencial sobre aspectos tales como tráfico, seguridad y otras variables ambientales relevantes. Esta información empodera a las entidades comerciales para tomar decisiones estratégicas en relación con la selección de ubicaciones, logística y seguridad.

En definitiva, cada uno de estos módulos es alimentado tanto por datos internos, generados por el funcionamiento específico de cada entidad, como por datos externos de fuentes confiables. Esta integración de datos enriquece la capacidad del IDSS para generar conocimientos valiosos y recomendaciones sólidas que informan acerca de la toma de decisiones. Al otorgar a las entidades comerciales información precisa y detallada, la Cámara de Comercio está facilitando una adaptación ágil, una innovación constante y un crecimiento sostenible en el panorama comercial en constante evolución.

Metodología evolutiva de optimización: algoritmos genéticos

La utilización de metodologías de optimización puede conjugarse con el análisis económico respectivo para proponer soluciones integrales que contribuyan a fortalecer las capacidades productivas del sector. El desarrollo de algoritmos de optimización mediante metaheurísticas, es decir con procedimientos iterativos que guían una heurística subordinada combinando de forma inteligente distintos conceptos para explorar y explotar adecuadamente el espacio de búsqueda, ha despertado gran interés en los últimos tiempos. Actualmente existen herramientas computacionales basadas en Inteligencia Artificial que podrían colaborar en la toma de decisiones relacionadas con el mejoramiento de la competitividad comercial.

Las computadoras se consideran importantes para desarrollar estrategias de negociación, análisis financiero y optimización de carteras porque los humanos tienen una capacidad cognitiva limitada y pueden ser incoherentes en la toma de decisiones. La Computación Evolutiva (EC: Evolutionary Computing) ofrece métodos atractivos para resolver problemas de decisión debido a su capacidad de exploración exhaustiva del espacio del dominio y a su potencial de explotación para localizar máximos o mínimos. Los modelos de toma de decisiones pueden beneficiarse de la EC de varias maneras. Normalmente, se dispone de varios modelos para representar el problema de decisión; la

optimización evolutiva puede ayudar a elegir una estructura opcional para un modelo de decisión. En los problemas de decisión suelen intervenir múltiples criterios, y la EC permite optimizarlos simultáneamente como parte del proceso de solución. A diferencia de las técnicas clásicas de optimización, la EC proporciona una serie de soluciones potenciales en su camino hacia la solución óptima, y estas soluciones subóptimas pueden proporcionar una visión del problema que puede ayudar a la toma de decisiones.

En particular, los algoritmos metaheurísticos inspirados en la naturaleza han mostrado algunos resultados prometedores en diversas aplicaciones en las que la optimización resulta difícil. En concreto, los GA suelen ser flexibles, eficientes, muy adaptables y fáciles de aplicar. Además, los GA pueden aplicarse eficazmente a amplios problemas prácticos adaptando tanto los individuos como los operadores genéticos al problema combinatorio específico que se esté estudiando. La formulación original de los GA fue presentada por Holland (1975) y sus principios básicos se explican en detalle en Goldberg y Holland (1988). Posteriormente, los AG han adoptado muchas formas y, en algunos casos, se parecen poco a la concepción genuina de Holland. La metodología de los GA se ha utilizado ampliamente para resolver diversos problemas de optimización relacionados con las finanzas, la producción y la gestión de operaciones y las cadenas de suministro.

En la literatura se describen variantes rápidas de GA para horizontes móviles para potenciar metaheurísticas gracias a su combinación. Jankauskas *et al.* (2019) se centraron en los solucionadores de programación lineal entera mixta (MILP) en tiempo discreto para la planificación y programación de la capacidad a medio y largo plazo. En un marco de meta-optimización, se combinaron algoritmos de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) y de GA para encontrar los mejores operadores genéticos antes de abordar el problema de planificación de la capacidad mediante GA. La velocidad de convergencia de un GA depende de sus parámetros. Por ende, fue acelerada dinámicamente por PSO, que llevó a cabo el ajuste automático de los operadores de cruce y mutación para sustituir los ajustes manuales.

Por su parte, Narwadi y Subiyanto (2017) presentaron una variante híbrida del GA que fue desarrollada para resolver el problema del viajante (TSP: Travelling Salesman Problem) y empleando la interfaz de programación de aplicaciones (API: Application Programming Interface) de Google Maps Android para gestionar el acceso a los servidores de Google Maps, la descarga de datos y la visualización de mapas.

Los elementos básicos de los GA son la representación cromosómica, la selección de la aptitud y los operadores de inspiración biológica. Los cromosomas, también denominados individuos, se consideran puntos en el espacio de soluciones. De acuerdo con la aplicación específica, la definición de los individuos desempeña un papel importante en el diseño algorítmico. Katoch *et al.* (2021) han sugerido el AG como un medio adecuado para resolver problemas de la vida real, enfatizando en la necesidad de desarrollar nuevos esquemas de codificación. Desde los comienzos del GA, los cromosomas han adoptado el formato de cadena binaria, donde cada posición específica tiene dos posibles alelos: 0 y 1. Naturalmente, los genes binarios resultan sumamente apropiados para representar la toma de decisiones ya que estas pueden resumirse en variables booleanas (SI=1/NO=0).

Luego, con el incentivo de resolver variados problemas del mundo real, el diseño del cromosoma fue evolucionado para dar lugar a codificaciones donde los genes son números reales. Se han propuesto cromosomas bidimensionales para relacionar los tiempos y así tener en cuenta la influencia de la dinámica futura. Jankauskas *et al.* (2019) crearon cada cromosoma como una matriz de tuplas, que comprendía una etiqueta de producto y la longitud de producción correspondiente para un periodo de tiempo determinado. Como esta codificación a veces daba lugar a una búsqueda costosa desde el punto de vista computacional, emplearon un método de horizonte móvil para lograr una exploración más eficiente. A su vez, Borisovsky *et al.* (2020) también aplicaron el método del horizonte, de una técnica híbrida que combinaba una estrategia de descomposición, un GA y una heurística constructiva basada en MILP.

Por otra parte, el manejo de soluciones no factibles es un aspecto crítico para resolver problemas de optimización del mundo real. Los solucionadores de optimización global suelen hacer uso de heurísticas primarias para reducir su espacio de búsqueda utilizando soluciones factibles que se han encontrado al principio del proceso de solución (Schewe y Schmidt, 2019). En cuanto a los AG, Michalewicz (1995) concluyó que los individuos no factibles no deberían ser eliminados. Rahimi *et al.* (2023) estudiaron las técnicas de gestión de restricciones en la optimización basada en poblaciones y señalaron a los AG como los algoritmos más prometedores. En resumen, un AG de objetivo único puede utilizar o combinar las siguientes estrategias de manejo de restricciones:

- i. Pena de muerte: se descartan las soluciones inviables
- ii. Función de penalización: se reduce la aptitud de las soluciones no factibles

- iii. Elaboración de operadores: siempre se producen soluciones viables
- iv. Reparación de cromosomas: las soluciones no factibles se transforman en factibles.

Diseño del Algoritmo Genético Predictivo

El GA es una técnica de optimización y búsqueda basada en los principios de la genética y la selección natural que permite a una población compuesta por muchos individuos (cromosomas) evolucionar bajo reglas de selección específicas hacia un estado que maximiza la aptitud del individuo (*fitness*). Para este problema, se eligió formular el *fitness* mediante el método de promedios ponderados. El GA intentará maximizar la diferencia entre indicadores de rentabilidad e indicadores de vulnerabilidad empresarial.

$$\text{Fitness} = \sum_{i=1}^n \text{NIR } w_i z_i f_i - \sum_{j=1}^n \text{NIV } w_j z_j g_j \quad (1)$$

La función de aptitud *Fitness* (de la ecuación anterior) es un número real que representa una nota de evaluación de la valoración cualitativa de un escenario posible. Una vez efectuada la recopilación y el análisis de los datos, tal como se explica en la sección correspondiente, se podrá precisar la cantidad necesaria de indicadores de rentabilidad y vulnerabilidad, NIR y NIV, respectivamente.

Para adaptarse a las nuevas formas de competir en el entorno se requieren indicadores asertivos que garanticen la permanencia y el éxito a mediano y largo plazo de cualquier comercio. En la función de aptitud, conviene incorporar fórmulas matemáticas de un conjunto de KPI que permitan medir el rendimiento de las empresas dedicadas a la actividad de comercialización. Los KPI se expresan utilizando variables monetarias de unidades o porcentajes. Para normalizar todos los sumandos se introducen las conversiones .

Para impulsar el aumento del volumen de ventas de la empresa, se desea incrementar los indicadores clave de rentabilidad. Con el fin de proporcionar información asertiva y evaluar la eficacia del proceso de ventas conducente al cumplimiento de los objetivos estratégicos del microcentro, se aconseja contemplar, entre otros, los siguientes indicadores de rentabilidad:

- i) Cantidad total de ventas por comercio,
- ii) Valor promedio de facturas de compra,
- iii) Cantidad de ventas totales por cliente potencial,
- iv) Ingreso mensual

La ecuación 1 también tiene en cuenta el impacto de las situaciones de vulnerabilidad financiera en que puede encontrarse una empresa, es decir cuando ante cambios de factores externos el comercio tiene una alta probabilidad de no ser capaz de hacer frente a sus obligaciones de pago. En este sentido, es razonable incorporar algunos de los siguientes indicadores de vulnerabilidad:

- i) Índices de desajustes monetarios
- ii) Aumento de impuestos y tasas
- iii) Inestabilidad cambiaria
- iv) Variabilidad de salarios a los empleados

Los factores de peso son las variables de optimización del problema, razón por la cual son los genes del cromosoma de este GA. Más específicamente, el problema consiste en prorratear la contribución de los distintos indicadores para identificar la combinación óptima. Por ende, para que el individuo sea factible, debe verificarse la restricción indicada en la Ec. 2.

$$\sum_{i=1}^n \text{NIR } w_i + \sum_{j=1}^n \text{NIV } w_j = 1 \quad (2)$$

CONCLUSIONES

La habitabilidad describe las condiciones necesarias para que todos los habitantes de ciudades, regiones y comunidades disfruten de una vida digna, incluido su bienestar físico, social y mental. Se trata de optimizar el rendimiento y la integridad de la vida humana. Repensando las condiciones de vida en nuestras ciudades, podemos crear comunidades habitables y resilientes. Aunque prevalecen muchos problemas serios y barreras, también hay muchas oportunidades de que el gobierno y la comunidad trabajen juntos para lograr soluciones con la ayuda de herramientas modernas de investigación y desarrollo. Es posible potenciar el avance hacia el progreso incluyendo

nuevas formas de organización y técnicas ingenieriles de gestión.

En este escrito se describe el diseño de un prototipo de software (IDSS) que constituirá una herramienta de apoyo en la que las organizaciones puedan basarse para proponer políticas que contribuyan a mejorar la comercialización en el centro de la ciudad, contemplando aspectos centrales del desarrollo sustentable: económico, social y ambiental. El diagnóstico que brindará el IDSS servirá como guía para impulsar el giro comercial del microcentro urbano. De esta forma, se mejorará la eficacia de las políticas adoptadas, contribuyendo así al desarrollo productivo de la región.

Como caso de estudio, se eligió la ciudad de Bahía Blanca (Argentina), cuyo tamaño es intermedio. Sin embargo, el prototipo es generalizable, razón por la cual será aplicable al análisis de otros centros urbanos de similar magnitud con el objetivo de identificar políticas de atracción y fidelización de clientes. En un futuro, con una adaptación ad hoc, este DSS podría transformarse en un impulsor del desarrollo productivo de otros centros urbanos caracterizados por juntar comercios minoristas. Por lo tanto, se espera que la experiencia obtenida mediante la redacción de este escrito sirva como guía para futuros desarrollos de algoritmos que sean robustos frente a problemas del mundo real.

Las aplicaciones del IDSS propuesto pueden ser variadas y aportar de forma bidireccional: para los segmentos de negocio-a-negocio y los de negocio-a-consumidor. Los nuevos mecanismos de interacción, las permanentes variaciones en el tráfico urbano y los esfuerzos por satisfacer al cliente son también el centro de inspiración para nuevas aplicaciones del sistema propuesto.

En términos de contribuciones científicas, este artículo propone la combinación de análisis predictivos y prescriptivos como una herramienta valiosa para abordar la tarea no trivial de optimizar el giro comercial urbano.

Las herramientas de apoyo a la toma de decisiones aumentan considerablemente el valor de los datos. El IDSS propuesto apoyará y gestionará el flujo de información, depurándola y analizándola; facilitará la recopilación rápida y cómoda de la información necesaria; ayudará a seleccionar la herramienta analítica adecuada para una mejor toma de decisiones y también permitirá a los usuarios estudiar sistemáticamente problemas no estructurados. Así, será posible aprovechar la AI para evaluar la situación local, realizar un planeamiento estratégico de crecimiento, evaluar a priori la conveniencia de los proyectos y, finalmente, efectuar un seguimiento de los resultados de la implementación del IDSS.

Este trabajo es original, pues se constituye como la primera herramienta en nuestra región destinada a la reorganización de las tiendas físicas, con miras al sostenimiento de las fuentes de trabajo del sector y del espacio urbano. La generación de herramientas computacionales aplicadas al urbanismo es una nueva línea de investigación. Además, la problemática de un estudio de naturaleza interdisciplinaria conlleva elementos de análisis económico, ingenieril, social y matemático-computacional; todo ellos, elementos que forman parte de este escrito.

Por último, es muy importante desarrollar herramientas de programación para el planeamiento comercial óptimo, con vistas al diseño de ciudades sustentables. Estos resultados podrán contribuir al desarrollo social y productivo, así como en la optimización del uso de recursos estatales. Un plan que aplique los recientes desarrollos de métodos de aprendizaje automatizado a problemáticas locales concretas representa un avance, tanto para las áreas de transferencia del sector científico como para las esferas de decisión de políticas públicas.

REFERENCIAS

- Angelidou, M. (2014). Smart city policies: A spatial approach. *Cities*, 41, S3-S11. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2014.06.007>
- Arnott, D., y Pervan, G. (2014). A critical analysis of decision support systems research revisited: the rise of design science. *Journal of Information Technology*, 29, 269-293. https://doi.org/10.1007/978-3-319-29272-4_3
- Biyeme, F., Mbakop, A., Chana, A., Voufo, J., y Meva'a, J. (2023). An analytical model for analyzing the value of information flow in the production chain model using regression algorithms and neural networks. *Supply Chain Analytics*, 2, 100013. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100013>
- Bolay, J. y Kern, A. (2019) Intermediate cities. *The Wiley Blackwell Encyclopedia of Urban and Regional Studies*, (pp. 1–5). John Wiley & Sons Ltd.
- Borisovsky, P., Ereemeev, A., y Kallrath, J. (2020) Multi-product continuous plant scheduling: combination of

- decomposition, genetic algorithm, and constructive heuristic. *International Journal of Production Research*, 58(9), 2677-2695. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1630764>
- Chee, T., Chan, L., Chuah, M., Tan, C., Wong, S., y Yeoh, W. (2009). Business intelligence systems: state-of-the-art review and contemporary applications. *Symposium on progress in information & communication technology*, 2(4), 16-30.
- Goldberg, D., y Holland J. (1988). Genetic algorithms and machine learning. *Machine Learning*, 3(2), 95-99. <https://doi.org/10.1023/A:1022602019183>
- Gupta, S., Modgil, S., Bhattacharyya, S., y Bose, I. (2022). Artificial intelligence for decision support systems in the field of operations research: review and future scope of research. *Annals of Operations Research*, 308, 1-60. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03856-6>
- Holland, J. (1975) Adaptation in natural and artificial systems. *Univ of Michigan Press*, MI: USA.
- INDEC (2023) Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2022. Resultados provisionales. (1ª ed.), *Instituto Nacional de Estadística y Censos*, Argentina.
- Jankauskas, K., Papageorgiou, L., y Farid, S. (2019). Fast genetic algorithm approaches to solving discrete-time mixed integer linear programming problems of capacity planning and scheduling of biopharmaceutical manufacture. *Computers & Chemical Engineering*, 121, 212-223. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2018.09.019>
- Jung, D., Tran, V., Quoc, D., Park, M., y Park, S. (2020). Conceptual framework of an intelligent decision support system for smart city disaster management. *Applied Sciences*, 10(2), 666. <https://doi.org/10.3390/app10020666>
- Katoch, S., Chauhan, S., y Kumar, V. (2021) A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 80, 8091–8126. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10139-6>
- Keen, P., y Morton, S. (1978) Decision Support Systems: An Organizational Perspective. Addison-Wesley.
- Michalewicz, Z. (1995) Do not kill unfeasible individuals. *4th Intelligent Information Systems Workshop*, 110-123.
- Narwadi, T., y Subiyanto, S. (2017). An application of traveling salesman problem using the improved genetic algorithm on android google maps. *AIP Conference Proceedings*, 1818(1). AIP Publishing.
- Park, K. (2020). How CSV and CSR affect organizational performance: A productive behavior perspective. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(7), 2556. <https://doi.org/10.3390/ijerph17072556>
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M., Barrow, D., Taieb, S., ..., y Ziel, F. (2022). Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 705-871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Phillips, G. (2012). AI tools in decision making support systems: a review. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 21(2), 1240005. <https://doi.org/10.1142/S0218213012400052>
- Phillips, G., Mora, M., Forgionne, G., y Gupta, J. (2009). An integrative evaluation framework for intelligent decision support systems. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 642-652. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.001>
- Phillips, G., Daly, M., Power, D., y Adam, F. (2017). A Critical Review of Decision Support Systems Foundational Articles. *23rd Americas Conference on Information Systems*, Boston.
- Rahimi, I., Gandomi, A., Chen, F., y Mezura, E. (2023) Review on Constraint Handling Techniques for Population-based Algorithms: from single-objective to multi-objective optimization. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30, 2181–2209. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09859-9>

- Remus, W., y Kottemann, J. (1986). Toward intelligent decision support systems: An artificially intelligent statistician. *Management Information Systems Quarterly*, 10(4), 403–418. <http://www.jstor.org/stable/249197>
- Sahay, A. (2018). *Business Analytics, Volume I: A Data-Driven Decision Making Approach for Business*. Business Expert Press, New York.
- Schewe, L., y Schmidt, M. (2019) Computing feasible points for binary MINLPs with MPECs. *Mathematical Programming Computation*, 11(1), 95-118. <https://doi.org/10.1007/s12532-018-0141-x>
- Shevtshenko, E., Karaulova, T., Kramarenko, S., y Wang, Y. (2009). Manufacturing project management in the conglomerate enterprises supported by IDSS. *Networks*, 4, 10.
- Shi, Q., Zhang, Y., Li, L., Yang, X., Li, M., y Zhou, J. (2020). SAFE: Scalable automatic feature engineering framework for industrial tasks. *36th International Conference on Data Engineering (ICDE)*, 1645-1656, IEEE.
- Tejeda, J. (1994). Metodología para el desarrollo de DSS. [Tesis de pregrado, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey]. Repositorio Institucional.
- Turban, E., Sharda, R., y Delen, D. (2011). *Decision support and business intelligence systems*. Prentice Hall, Pearson Upper Saddle River, New York.
- Turban, E., y Watkins, P. (1986). Integrating expert systems and decision support systems. *Management Information Systems Quarterly*, 10(2), 121-136. <https://doi.org/10.2307/249031>
- Wedyan, S. (2014). Review and comparison of associative classification data mining approaches. *International Journal of Industrial and Manufacturing Engineering*, 8(1), 34-45. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1336439>

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.

Curación de datos: Nélida Beatriz Brignole.

Análisis formal: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.

Adquisición de fondos: Nélida Beatriz Brignole.

Investigación: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.

Metodología: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.

Administración del proyecto: Nélida Beatriz Brignole.

Recursos: Nélida Beatriz Brignole.

Software: Diego Oscar Debortoli.

Supervisión: Nélida Beatriz Brignole.

Validación: Diego Oscar Debortoli.

Visualización: Diego Oscar Debortoli.

Redacción – borrador original: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.

Redacción – revisión y edición: Diego Oscar Debortoli y Nélida Beatriz Brignole.