OPTIMIZACIÓN DE LA GESTIÓN Y VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS CLÍNICOS VETERINARIOS MEDIANTE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

Miguel Enrique Tobar Ortega[*]
Ángela María Rodriguez-Vivas[**]

Recibido: 22/08/2025 Aceptado: 12/08/2026
https://doi.org/10.22395/rium.v25n48a3

RESUMEN

La gestión de los resultados de laboratorio constituye un aspecto crítico en la práctica clínica veterinaria ya que la dispersión de la información en archivos individuales limita su consulta oportuna y el seguimiento de los pacientes. La investigación tuvo como objetivo optimizar la gestión y visualización de los resultados de laboratorio de una clínica veterinaria mediante un prototipo basado en inteligencia de negocios (Business Intelligence, BI). Para su desarrollo se aplicó la metodología de Kimball, que comprendió la identificación de requerimientos analíticos, el diseño de un modelo dimensional en esquema copo de nieve, la implementación de un proceso de extracción, transformación y carga (Extract, Transform, Load, ETL) con Python y Pentaho, el almacenamiento en un almacén de datos (Data Warehouse) desarrollado en MySQL y la construcción de *dashboards* interactivos en Power BI. Como resultado se generaron cuatro *dashboards* que permiten filtrar la información por paciente, tipo de examen, indicadores y fechas. La evaluación del prototipo, realizada con cinco empleados de la clínica veterinaria Petit's (Popayán, Colombia) mediante dos indicadores de desempeño, mostró una mejora promedio del 50,04 % en el tiempo de consulta (*Time-on-Task*) y del 66,29 % en la reducción de pasos del flujo inicial (RPFI), frente al método tradicional de búsqueda manual. Se concluye que la incorporación de herramientas de inteligencia de negocios en el entorno veterinario incrementa la eficiencia operativa, facilita el acceso a la información clínica y favorece la toma de decisiones, lo que la consolida como una alternativa escalable para la modernización de la gestión de datos en medicina veterinaria.

Palabras clave: inteligencia de negocios, *Dashboards* interactivos, exámenes veterinarios, visualización de datos, medicina veterinaria, sistemas de información, almacén de datos, toma de decisiones, análisis clínico, flujo de trabajo.

[*] Corporación Universitaria Comfacauca – Unicomfacauca, Facultad de Ingenierías. Grupo de Investigación MIND., Popayán, Colombia. Correo electrónico: migueltobar0202@gmail.com Orcid: https://orcid.org/0009-0004-4950-0134

[**] Doctora en Ingeniería Telemática, Corporación Universitaria Comfacauca – Unicomfacauca, Facultad de Ingenierías. Grupo de Investigación MIND, Popayán, Colombia. Correo electrónico: arodriguez@unicomfacauca.edu.co Orcid: https://orcid.org/0000-0001-5329-4397

INTRODUCCIÓN

La medicina veterinaria ha experimentado un crecimiento sostenido impulsado por una mayor conciencia sobre la salud animal y el aumento en la tenencia de mascotas en Colombia [1]. En este contexto, la información clínica y, en particular, los resultados de laboratorio, resultan esenciales para el diagnóstico y el seguimiento de enfermedades caninas [2]. El laboratorio clínico veterinario aporta datos cuantificables obtenidos del análisis de muestras biológicas como hematología, bioquímica, urianálisis, coproparasitología, entre otras, que permiten evaluar funciones orgánicas, identificar patologías y dar seguimiento a los tratamientos [2]. Sin embargo, el acceso del personal veterinario a esta información se ve limitado por el uso de registros en papel o por sistemas digitales con interfaces complejas y flujos poco intuitivos, lo que dificulta la consulta de antecedentes durante la atención médica [3].

Esta limitación se agudiza en pacientes caninos frecuentes, cuyos historiales suelen ser extensos y estar fragmentados en archivos individuales en formato PDF, sin un criterio unificado de organización. Como consecuencia, el personal veterinario debe revisar múltiples documentos o acceder de nuevo a las plataformas de los laboratorios para localizar los resultados requeridos, lo que incrementa el tiempo de búsqueda y afecta la eficiencia diagnóstica y la calidad del servicio [3]. Apoyar al profesional veterinario en la gestión de estos archivos podría mejorar significativamente la atención brindada.

El uso de herramientas de inteligencia de negocios se plantea como una alternativa para organizar, visualizar y analizar antecedentes clínicos de laboratorio de manera eficiente durante la consulta [4]. La arquitectura BI estructura el flujo de datos desde su origen hasta la toma de decisiones. Integra procesos de extracción, transformación y carga (ETL), almacenamiento en un Data Warehouse y análisis mediante *dashboards* interactivos, lo que permite decisiones basadas en datos confiables y accesibles [4].

Algunos estudios previos aplicados a otros contextos respaldan el uso de la BI, como en el sector agropecuario en el que se implementó una arquitectura analítica para optimizar la gestión de datos de laboratorios veterinarios dedicados al diagnóstico de brucelosis bovina, integrando un proceso ETL con almacenamiento en la nube y *dashboards* en Power BI, aunque persistieron brechas relacionadas con la automatización en tiempo real [7]. En el ámbito de los laboratorios clínicos humanos, la integración de plataformas de BI con el flujo de trabajo del laboratorio permitió mejorar la asignación de personal y reducir los tiempos entre la recepción de la muestra y la entrega del resultado [8].

De manera similar, la implementación de un modelo de datos dimensional basado en un *data mart* entendido como un repositorio especializado que almacena un subconjunto delimitado de datos de una sola área de negocio extraídos de un sistema central [9]

evidenció mejoras en la eficiencia del procesamiento y en la toma de decisiones clínicas. Sin embargo, los autores señalaron la necesidad de arquitecturas ágiles y modulares que se adapten a los cambios frecuentes en los procesos clínicos y regulatorios [10].

Pese a estos avances, la aplicación de herramientas de BI en clínicas veterinarias de pequeña escala permanece poco explorada en la literatura, y los antecedentes disponibles se concentran en soluciones para la toma de decisiones organizacionales en general, sin abordar de forma específica la visualización de resultados de laboratorio veterinario [11].

Esta problemática cobra mayor relevancia en un sector como el veterinario, que ha mostrado un crecimiento sostenido en la demanda de pruebas y servicios de laboratorio [5], lo que hace pertinente contar con procesos organizados para la gestión de la información clínica. En ese contexto, la incorporación de herramientas de inteligencia de negocios ha demostrado favorecer la toma de decisiones organizacionales al transformar grandes volúmenes de datos en información relevante y accesible [6], por lo que su aplicación a la gestión de resultados de laboratorio veterinario resulta pertinente y oportuna.

En el caso de la clínica veterinaria Petit's, ubicada en Popayán, Colombia, esta problemática se evidencia en el almacenamiento de resultados de laboratorio en archivos PDF distribuidos en carpetas locales, sin criterio unificado de organización, lo que obliga al personal a revisar documento por documento para localizar la información de un paciente específico. Frente a esta situación, surge la siguiente pregunta de investigación: ¿de qué manera la incorporación de una herramienta de inteligencia de negocios permite optimizar la gestión y la visualización de los resultados clínicos de laboratorio, de forma ágil y accesible, para el personal de la clínica veterinaria Petit's?

La presente investigación tuvo como objetivo optimizar la gestión y visualización de los resultados de laboratorio de una clínica veterinaria mediante el diseño, el desarrollo y la evaluación de un prototipo basado en inteligencia de negocios, que integrara procesos ETL, un Data Warehouse y *dashboards* interactivos para la consulta de resultados por paciente, tipo de examen, indicadores y fechas.

1. MATERIALES Y MÉTODOS

En esta sección se describen, en primer lugar, los fundamentos conceptuales del prototipo, y a continuación, el procedimiento seguido para su desarrollo, estructurado en cuatro etapas: identificación de requerimientos analíticos, diseño del modelo dimensional, implementación del proceso ETL con las herramientas de almacenamiento y visualización, y evaluación del prototipo mediante los indicadores ToT y RPFI.

1.1 Laboratorios clínicos veterinarios

La historia clínica veterinaria, o anamnesis, constituye un elemento esencial en el proceso diagnóstico del paciente canino, y se hace mediante la recolección sistemática de antecedentes médicos, signos vitales, tratamientos previos y hallazgos del examen físico [12]. A partir de esta información, el profesional formula hipótesis diagnósticas y define la necesidad de pruebas complementarias, como los exámenes de laboratorio. Mientras la historia clínica aporta información subjetiva y observacional, pruebas como el hemograma, el perfil bioquímico y el análisis coproparasitario proporcionan datos objetivos y cuantificables que permiten confirmar o descartar sospechas clínicas, y favorecen así diagnósticos más precisos [13].

Estos análisis pueden realizarse en laboratorios internos o enviarse a laboratorios externos especializados, según la complejidad requerida. Sus resultados, disponibles en formatos físicos o digitales como el PDF, se integran en la historia clínica del paciente para facilitar una toma de decisiones más precisas.

1.2 Inteligencia de negocios

La BI se define como un conjunto de herramientas y metodologías tecnológicas orientadas a transformar grandes volúmenes de datos en información relevante para la toma de decisiones, lo que permite a las organizaciones analizar su entorno, identificar patrones y responder de forma más ágil, precisa y basada en evidencia [6]. Su arquitectura estructura el flujo de datos desde el origen hasta la toma de decisiones, mediante procesos de extracción, transformación y carga (ETL), almacenamiento en un Data Warehouse y análisis a través de *dashboards* interactivos, lo que permite tomar decisiones basadas en datos confiables y accesibles [4].

1.3 Identificación de requerimientos analíticos

Se aplicó la metodología de Kimball [14], estructurada en etapas secuenciales: identificación de requerimientos analíticos, diseño del modelo dimensional, proceso ETL, almacenamiento en un Data Warehouse y construcción de *dashboards* de visualización.

Las necesidades analíticas del personal clínico se detectaron mediante observación directa del flujo de trabajo y entrevistas semiestructuradas aplicadas a cinco integrantes de la clínica veterinaria Petit's, entre ellos dos médicos veterinarios y tres auxiliares clínicos. El instrumento indagó sobre las dificultades para localizar resultados históricos, el número de pasos requeridos para consultar antecedentes, los indicadores clínicos de mayor seguimiento y las preferencias de visualización.

La totalidad del personal entrevistado reportó dificultades para localizar resultados históricos almacenados en archivos PDF y consideró útil disponer de *dashboards* interactivos para el análisis clínico, mientras que la mayoría señaló que el proceso de consulta manual requería entre cinco y ocho pasos. A partir de estos hallazgos se priorizaron las necesidades según su frecuencia de aparición, su impacto en la atención médica y la viabilidad técnica de implementación. Se dio énfasis al diseño de una herramienta que permitiera visualizar los resultados a lo largo del tiempo, comparar valores dentro y fuera del rango de referencia y filtrar por tipo de examen y variables clínicas como edad o sexo. La tabla 1 resume los principales hallazgos obtenidos durante la aplicación de las entrevistas.

Tabla 1. Principales hallazgos en la fase de identificación de requerimientos (n = 6)

Aspecto indagado	Hallazgo principal
Dificultad para localizar resultados históricos	100 % del personal reportó dificultades con archivos PDF dispersos
Pasos requeridos en la consulta manual	83 % indicó entre 5 y 8 pasos para acceder a los antecedentes
Indicadores clínicos de mayor seguimiento	Hemoglobina, hematocrito, leucocitos, creatinina y plaquetas
Tipo de visualización preferida	100 % prefirió gráficos e indicadores de color sobre tablas planas
Utilidad percibida de *dashboards* interactivos	100 % los consideró útiles para el análisis clínico

Fuente: elaboración propia a partir de los resultados exploratorios de la entrevista aplicada al personal de la clínica

1.4 Diseño del modelo dimensional

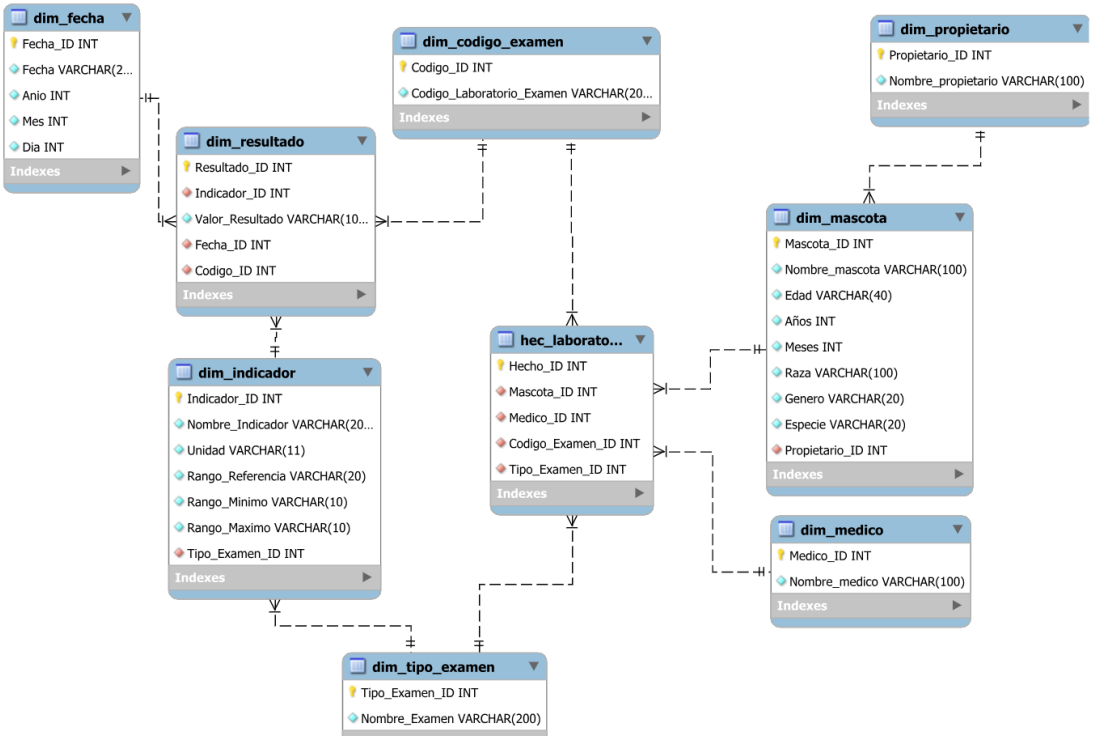
Se implementó un modelo dimensional con esquema copo de nieve para organizar los resultados de laboratorio, siguiendo los principios de modelado dimensional propuestos por Kimball y Ross [14]. La tabla de hechos Hec_laboratorio centraliza los valores clínicos y se vincula mediante claves foráneas a las dimensiones mascota, propietario, veterinario, tipo de examen, indicadores y fecha, como se resume en la tabla 2. Esta estructura, ilustrada en la figura 1, facilita el análisis eficiente de los datos mediante herramientas de inteligencia de negocios.

Tabla 2. Dimensiones y tabla de hechos definidas para el Data Warehouse

Tabla	Descripción general
Dim_mascota	Datos de identificación de la mascota (nombre, especie, raza, edad, género)
Dim_propietario	Datos de contacto e identificación del propietario
Dim_veterinario	Datos del profesional responsable de la atención
Dim_tipo_examen	Categorías de exámenes clínicos disponibles
Dim_indicador	Indicadores clínicos evaluados y sus rangos de referencia
Dim_fecha	Atributos temporales para el análisis histórico
Hec_laboratorio	Tabla de hechos que centraliza los valores clínicos registrados

Fuente: elaboración propia

Figura 1. Esquema copo de nieve del modelo dimensional

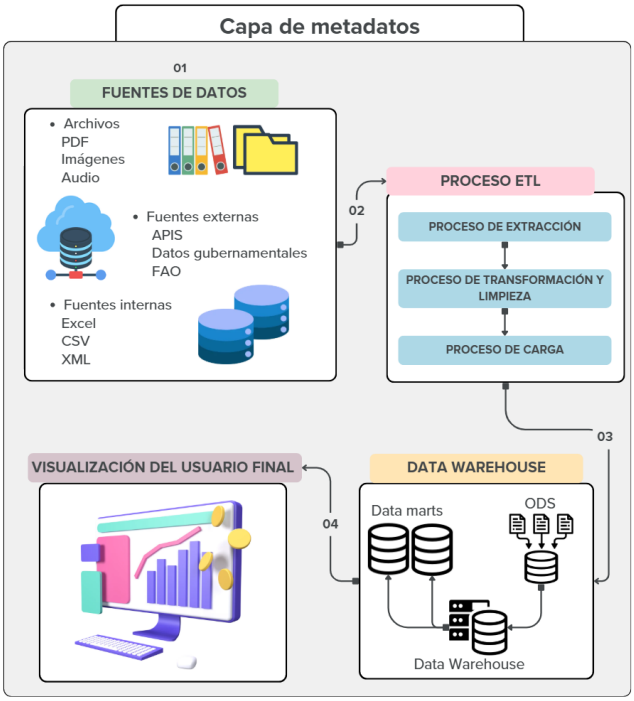


Fuente: elaboración propia.

1.5 Herramientas, proceso ETL y almacén de datos

La arquitectura de la solución, que integra las capas de origen de datos, ETL, Data Warehouse y visualización, se basó en el enfoque de cinco capas propuesto por Joyanes Aguilar [4], como se ilustra en la figura 2.

Figura 2. Arquitectura de inteligencia de negocios de cinco capas, adaptada de Joyanes Aguilar [4]

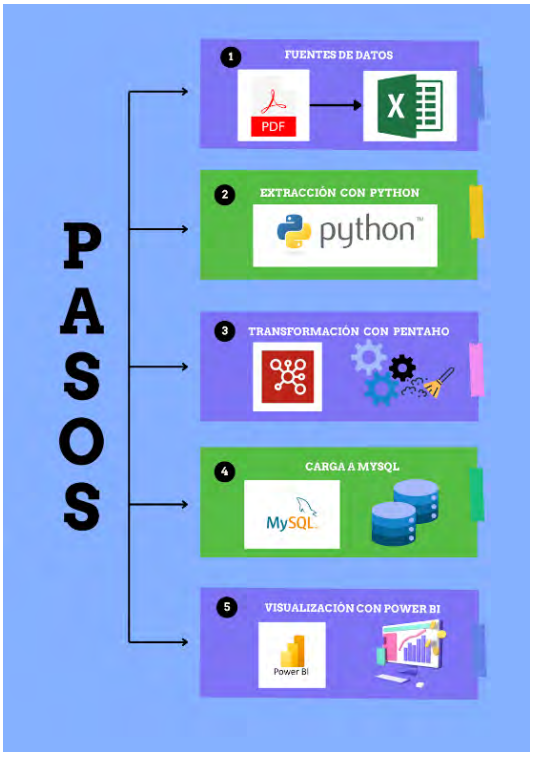


Fuente: elaboración propia

Para la extracción y la transformación inicial de los datos se emplearon *scripts* desarrollados en Python [15], cuyo repositorio se omite en esta versión para preservar el anonimato exigido en la revisión por pares y se pondrá a disposición del editor una vez concluido el proceso de evaluación, que utilizan las librerías Pandas para el manejo de datos tabulares, Tabulate para su presentación ordenada, Pathlib para la manipulación de rutas de archivos, Datetime para la gestión de fechas y horas, Re para la búsqueda de patrones en texto y Os para la interacción con el sistema operativo. Python fue seleccionado por su amplia adopción en tareas de automatización y procesamiento de datos estructurados y semiestructurados [15].

La identificación de los campos relevantes "nombre del paciente, tipo de examen, valor del indicador, unidad de medida, fecha, rangos de referencia y datos complementarios como raza, edad y género" se realizó mediante un análisis preliminar de frecuencia de uso. Por su parte, los campos inconsistentes, vacíos, duplicados o ajenos al análisis clínico, como comentarios generales o encabezados decorativos, se descartaron mediante reglas predefinidas en los *scripts*. La figura 3 resume el flujo completo del proceso, desde la fuente de datos hasta el análisis visual.

Figura 3. Flujo de pasos del proceso ETL utilizado en el proyecto, desde la fuente de datos hasta su análisis visual



Fuente: elaboración propia

Los datos depurados se enviaron a Pentaho Data Integration (PDI) [16] para su limpieza, transformación y carga en el Data Warehouse implementado en MySQL [17]. Pentaho y MySQL se seleccionaron por tratarse de herramientas de código abierto ampliamente documentadas para procesos ETL y almacenamiento de datos estructurados en contextos de mediana escala [16], [17]. La figura 4 presenta la estructura del *job* implementado, cuyo flujo avanza de forma secuencial mediante transformaciones que gestionan las dimensiones Propietario, Mascotas, Médico, Tipo_Examen, Indicadores, Código, Resultados y Hechos.

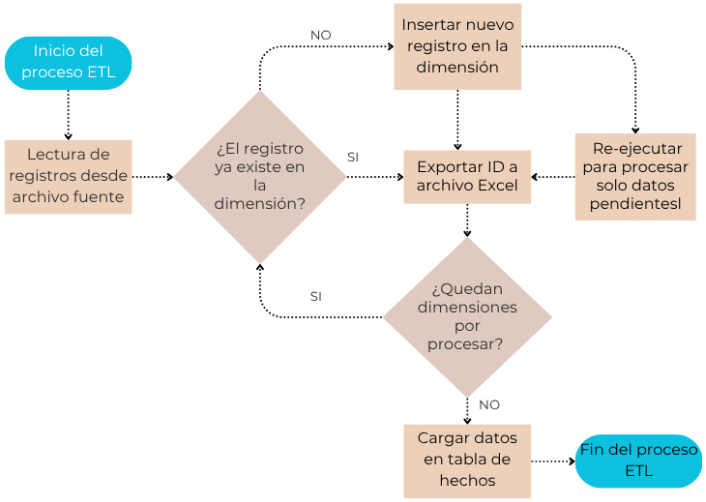
Cada transformación verifica si los registros ya existen: en caso afirmativo, genera un archivo Excel con los identificadores correspondientes; en caso negativo, inserta los registros en la dimensión correspondiente. Estas transformaciones se reejecutan para procesar únicamente los datos pendientes, según la lógica de validación, inserción y exportación ilustrada en la figura 5. Finalmente, en la etapa "Hechos" los datos consolidados se integran en la tabla de hechos y el proceso concluye en el nodo Success.

Figura 4. Estructura de *job* en Pentaho



Fuente: elaboración propia

Figura 5. Diagrama de flujo para el control de duplicados e inserción en dimensiones



Fuente: elaboración propia

Para la visualización de los datos almacenados se empleó Power BI [18], seleccionado por su capacidad de integración nativa con bases de datos relacionales y por permitir la construcción de *dashboards* interactivos sin requerir desarrollo adicional de interfaz [18]. Con esta herramienta se generaron los *dashboards* descritos en la sección de resultados, orientados al análisis e interpretación de los resultados clínicos procesados.

1.5 Evaluación del prototipo

Con el fin de evaluar la eficiencia del prototipo desarrollado, se llevaron a cabo pruebas con cinco empleados de la clínica veterinaria Petit's en la ciudad de Popayán, Colombia, quienes ejecutaron dos escenarios. El primero consistió en la consulta de exámenes de laboratorio mediante el método tradicional, que implicaba ingresar manualmente al sistema, localizar el archivo correspondiente al paciente, abrir individualmente los documentos en formato PDF, identificar los valores clínicos relevantes y comparar visualmente resultados entre fechas o exámenes distintos. Este proceso, además de repetitivo, requería varios pasos intermedios y un alto nivel de atención para interpretar los datos clínicos sin herramientas gráficas de apoyo. El segundo escenario evaluó la

consulta de los mismos resultados mediante el *dashboard* interactivo desarrollado en Power BI, que integraba filtros dinámicos y visualizaciones automatizadas.

Para medir el impacto de la solución se definieron dos indicadores clave de desempeño (KPI), calculados de manera individual para cada participante. El primero, Time-on-Task (ToT), corresponde al porcentaje de reducción del tiempo requerido para consultar los resultados de laboratorio y se calculó mediante la ecuación (1):

$$Toti(\%)=\frac{Ti-Tf}{Ti}\times 100 \tag{1}$$

donde Ti representa el tiempo empleado por el participante i mediante el método tradicional y Tf el tiempo empleado por el mismo participante utilizando el prototipo.

El segundo, Reducción de Pasos en el Flujo Inicial (RPFI), corresponde al porcentaje de reducción del número de pasos necesarios para acceder a la información requerida y se calculó mediante la ecuación (2):

$$RPFIi(\%)=\frac{Pi-Pf}{Pi}\times 100 \tag{2}$$

donde Pi corresponde al número de pasos ejecutados por el participante i mediante el método tradicional y Pf al número de pasos ejecutados con el prototipo. El resultado general de cada indicador se obtuvo mediante el promedio aritmético de los porcentajes individuales, de acuerdo con la ecuación (3):

$$I=\frac{\sum_{i}^{n}=1\ Ii}{n} \tag{3}$$

donde Ii corresponde al resultado individual del indicador (ToT o RPFI) obtenido por el participante i, y n al número total de participantes evaluados.

Cada participante ejecutó los dos escenarios de manera consecutiva, en una sesión individual supervisada por el autor del proyecto. El tiempo de cada escenario se registró con un cronómetro desde el inicio de la búsqueda hasta el momento en que el participante identificaba el dato clínico solicitado, mientras que el número de pasos se contabilizó como cada acción distinta requerida para completar la consulta, por ejemplo, abrir un archivo, desplazarse entre páginas o aplicar un filtro.

Antes de la prueba se explicó a cada participante la tarea a realizar, sin brindar indicaciones adicionales sobre la ubicación específica de la información, esto con el fin de reproducir condiciones similares a las de una consulta real.

2. RESULTADOS

El desarrollo del prototipo permitió centralizar y procesar los resultados de laboratorio correspondientes a los pacientes de la clínica veterinaria Petit's. A partir de este procesamiento se estructuraron ocho dimensiones y una tabla de hechos en el Data Warehouse implementado en MySQL, y se construyeron cuatro *dashboards* interactivos en Power BI orientados al análisis clínico. La tabla 3 resume los principales resultados de la implementación.

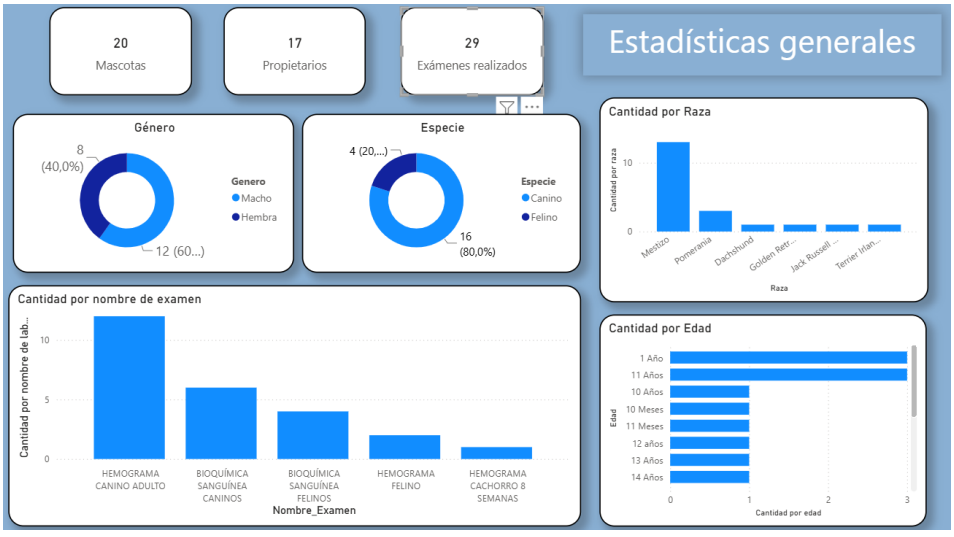
Tabla 3. Resultados generales obtenidos con el prototipo

Indicador	Resultado obtenido
Dimensiones implementadas	8
Tabla de hechos implementada	1
Base de datos implementada	MySQL
Herramienta de BI utilizada	Power BI
Dashboards desarrollados	4

Fuente: elaboración propia

La figura 6 presenta el resumen estadístico general de los datos procesados, incluyendo el número total de mascotas, propietarios y exámenes realizados. Los gráficos de anillo representan la distribución por género hembras y machos, y por especie canina y felina, mientras que los gráficos de barras muestran la frecuencia de los tipos de examen, la distribución de edades de las mascotas atendidas y la cantidad de registros por raza.

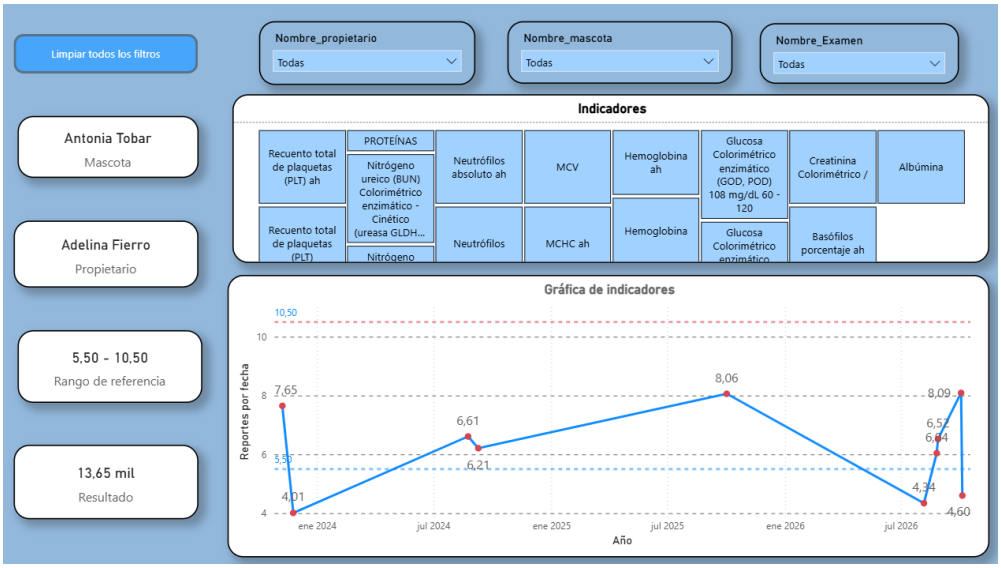
Figura 6. Estadísticas generales en Power BI



Fuente: elaboración propia

Respecto a los *dashboards* de consulta clínica, la figura 7 muestra un *dashboard* interactivo que permite filtrar los datos mediante segmentadores por nombre del propietario, nombre de la mascota y tipo de examen; un segmentador adicional en formato mosaico presenta los indicadores disponibles según el tipo de examen seleccionado. Al aplicar los filtros se genera un gráfico de líneas que visualiza la evolución de los resultados de laboratorio a lo largo del tiempo.

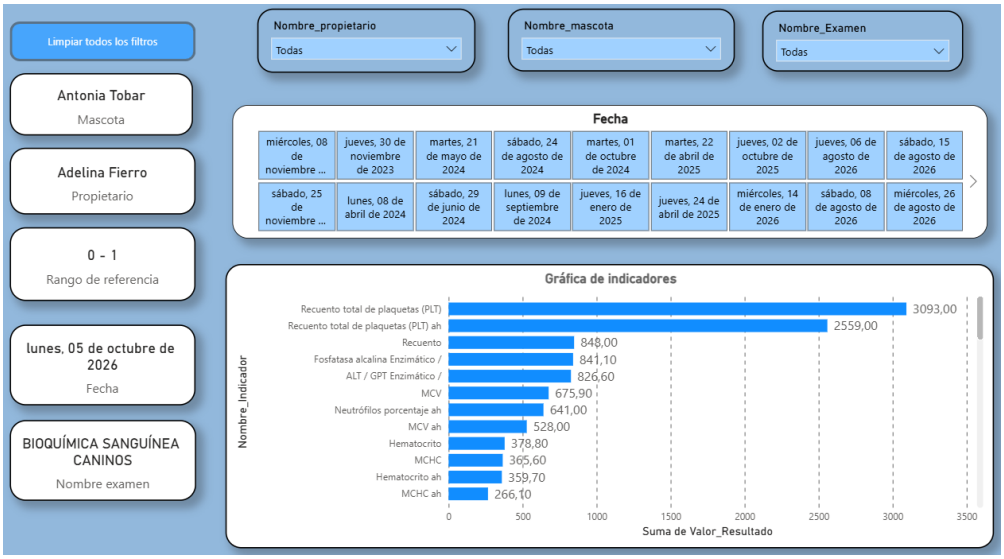
Figura 7. Resultados de laboratorio por indicador



Fuente: elaboración propia

De manera complementaria, la figura 8 presenta un *dashboard* que incorpora un segmentador en formato mosaico con las fechas disponibles según el examen seleccionado; al aplicar los filtros se genera un gráfico de barras agrupadas que visualiza los resultados de laboratorio por fecha, y muestra los indicadores clínicos correspondientes.

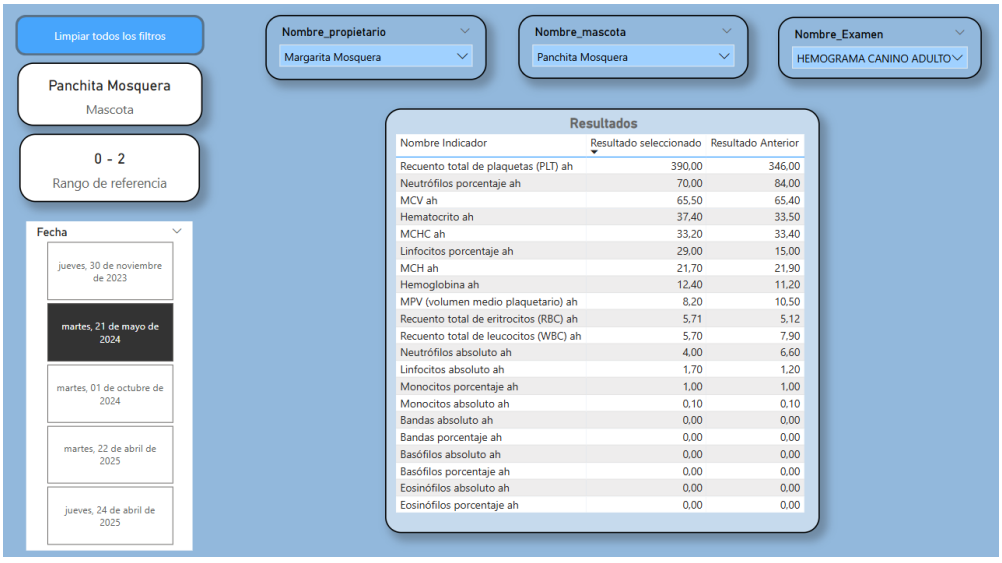
Figura 8. Resultados en Power BI



Fuente: elaboración propia

La figura 9, por su parte, presenta un *dashboard* que genera una tabla comparativa con el nombre de cada indicador, el resultado correspondiente a la fecha seleccionada y el resultado previo a esa fecha, lo que facilita la comparación temporal de los valores clínicos.

Figura 9. Resultados comparados en Power BI



Nombre Indicador	Resultado seleccionado	Resultado Anterior
Recuento total de plaquetas (PLT) ah	390,00	346,00
Neutrófilos porcentaje ah	70,00	84,00
MCV ah	65,50	65,40
Hematocrito ah	37,40	33,50
MCHC ah	33,20	33,40
Linfocitos porcentaje ah	29,00	15,00
MCH ah	21,70	21,90
Hemoglobina ah	12,40	11,20
MPV (volumen medio plaquetario) ah	8,20	10,50
Recuento total de eritrocitos (RBC) ah	5,71	5,12
Recuento total de leucocitos (WBC) ah	5,70	7,90
Neutrófilos absoluto ah	4,00	6,60
Linfocitos absoluto ah	1,70	1,20
Monocitos porcentaje ah	1,00	1,00
Monocitos absoluto ah	0,10	0,10
Bandas absoluto ah	0,00	0,00
Bandas porcentaje ah	0,00	0,00
Basófilos absoluto ah	0,00	0,00
Basófilos porcentaje ah	0,00	0,00
Eosinófilos absoluto ah	0,00	0,00
Eosinófilos porcentaje ah	0,00	0,00

Fuente: elaboración propia

En cuanto a la evaluación con usuarios, los valores promedio del indicador ToT muestran una mejora del 50,04 % al utilizar el *dashboard*, respecto al método tradicional. De manera individual, los cinco participantes redujeron su tiempo de búsqueda entre el 36,40 % y el 60,80 %, como se resume en la tabla 4.

Tabla 4. Resultados individuales del indicador Time-on-Task (ToT)

Participante	Tiempo método tradicional (s)	Tiempo con el prototipo (s)	Mejora (%)
Participante 1	390	153	60,80 %
Participante 2	366	144	60,70 %
Participante 3	330	210	36,40 %
Participante 4	306	186	39,20 %
Participante 5	324	152	53,10 %
Promedio	1.716	845	50,04 %

Fuente: elaboración propia

Respecto al indicador RPFI, se observó una mejora promedio del 66,29 %, en la totalidad de los participantes y se alcanzó la consulta en cuatro pasos frente a valores iniciales que fluctuaron entre 10 y 14 pasos, como se resume en la tabla 5.

Tabla 5. Resultados individuales del indicador Reducción de Pasos en el Flujo Inicial (RPFI).

Participante	Pasos método tradicional	Pasos con el prototipo	Mejora (%)
Participante 1	12	4	66,67 %
Participante 2	14	4	71,43 %
Participante 3	10	4	60,00 %
Participante 4	12	4	66,67 %
Participante 5	12	4	66,67 %
Promedio	12	4	66,29 %

Fuente: elaboración propia

La tabla 6 resume los valores mínimo, máximo y promedio obtenidos para ambos indicadores.

Tabla 6. Resumen estadístico de los indicadores de evaluación (n = 5)

Indicador	Mínimo	Máximo	Promedio
Time-on-Task (ToT)	36,40 %	60,80 %	50,04 %
Reducción de Pasos en el Flujo Inicial (RPFI)	60,00 %	71,43 %	66,29 %

Fuente: elaboración propia

3. DISCUSIÓN Y/O ANÁLISIS DE RESULTADOS

Los resultados del indicador ToT y del indicador RPFI muestran una reducción operativa consistente con lo reportado en otros trabajos sobre digitalización de procesos clínicos y de laboratorio, en los que la centralización de la información y la disponibilidad de *dashboards* de consulta reducen el esfuerzo requerido para acceder a antecedentes [8], [10]. La mejora observada en el tiempo de consulta es comparable, en sentido general, con la reportada para plataformas de BI integradas al flujo de trabajo de laboratorios clínicos humanos, en las que la automatización de la visualización redujo el tiempo entre la recepción de la muestra y la entrega del resultado, además de mejorar la asignación de personal [8].

De manera similar, la reducción en el número de pasos requeridos coincide con lo señalado en el estudio del ICA, en el que la incorporación de *dashboards* analíticos en Power BI permitió agilizar el acceso a indicadores clave, aunque dicho trabajo identificó como brecha pendiente la automatización en tiempo real [7], aspecto que tampoco fue abordado en el presente prototipo y que se retoma como limitación.

En este sentido, los hallazgos del presente estudio son coherentes con la literatura revisada, aunque corresponden a un caso único –una clínica veterinaria de mediana escala– y no permiten, por sí solos, establecer relaciones causales generalizables a otros contextos clínicos. Los resultados no permiten afirmar que la herramienta desarrollada mejora de manera general la gestión de resultados en cualquier clínica veterinaria; más bien, sugieren que, en el contexto evaluado, el uso del prototipo redujo el tiempo y los pasos requeridos para la consulta clínica.

Debido al tamaño reducido de la muestra (cinco participantes), no se aplicó un análisis estadístico de significancia, por lo que las diferencias observadas deben interpretarse como evidencia descriptiva del caso evaluado y no como prueba estadística de eficacia. Asimismo, la evaluación se limitó a los indicadores de tiempo y de pasos; no se aplicó un instrumento estandarizado de usabilidad, como una escala SUS, que permitiera comparar la percepción de facilidad de uso con la de otros estudios.

Desde una perspectiva más amplia, los resultados también respaldan lo señalado por Intriago y Castro Blanco [10] respecto a que la aplicación específica de la inteligencia de negocios en el sector veterinario sigue siendo un campo poco explorado, en comparación con su uso en la toma de decisiones organizacionales en general [6]. En ese sentido, el presente prototipo aporta evidencia empírica de un caso concreto en el que la reducción del tiempo y de los pasos de consulta se tradujo en una mejora tangible del flujo de trabajo clínico, lo que respalda la pertinencia de continuar explorando esta línea de aplicación en clínicas veterinarias de escala similar.

Otra limitación se relaciona con la dependencia del prototipo respecto de Power BI como herramienta de visualización, lo que condiciona su despliegue a la disponibilidad de licencias y de un entorno compatible, a diferencia de soluciones que emplean herramientas de código abierto para la capa de visualización, como Tableau [19]. Adicionalmente, la calidad de los resultados del proceso ETL depende de la consistencia de los archivos PDF de origen, por lo que variaciones en el formato de los reportes de otros laboratorios podrían requerir ajustes en las reglas de extracción definidas en los *scripts* de Python.

Estas limitaciones no invalidan los resultados obtenidos, pero delimitan su alcance e indican líneas concretas de trabajo futuro, entre ellas la incorporación de analítica predictiva para la detección temprana de alteraciones clínicas, la extensión del prototipo a entornos web y móviles, y la integración directa con las plataformas de los laboratorios para reducir la intervención manual en la carga de datos, en línea con lo sugerido por estudios que señalan la necesidad de arquitecturas de datos ágiles y adaptables a los cambios frecuentes en los procesos clínicos [10].

4. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos permiten afirmar que el objetivo de optimizar la gestión y la visualización de los resultados de laboratorio en la clínica veterinaria Petit's se cumplió mediante el desarrollo del prototipo de inteligencia de negocios. La aplicación de la metodología de Kimball permitió estructurar un modelo dimensional en esquema copo de nieve adecuado para el almacenamiento histórico y la consulta analítica de la información clínica, mientras que la automatización del proceso ETL en Python y Pentaho, junto con el almacén de datos en MySQL, permitió centralizar la información dispersa que antes se gestionaba en archivos PDF individuales.

Los *dashboards* desarrollados en Power BI mejoraron la visualización y el análisis comparativo de los resultados clínicos mediante filtros dinámicos y gráficos interactivos, lo que se tradujo en una reducción promedio del 50,04 % en el tiempo de consulta y del 66,29 % en el número de pasos requeridos, de acuerdo con la evaluación realizada con el personal de la clínica. Estos resultados evidencian que el uso de herramientas de inteligencia de negocios incrementa la eficiencia operativa y facilita el acceso a la información clínica; sin embargo, dado que corresponden a un caso único con una muestra reducida, deben interpretarse como evidencia del contexto evaluado y no como una generalización aplicable a cualquier clínica veterinaria.

Más allá de las mejoras en la eficiencia operativa, el prototipo facilita el seguimiento clínico de pacientes caninos mediante visualizaciones interactivas y filtros específicos por mascota, tipo de examen, fecha e indicador, lo que fortalece la comunicación con

los propietarios. La integración de procesos automatizados de extracción y carga de datos con visualizaciones dinámicas ofrece un modelo escalable, adaptable a otras clínicas con problemáticas similares, y sienta una base para incorporar, en trabajos futuros, analítica predictiva e integración directa con las plataformas de los laboratorios.

Desde el ámbito profesional y tecnológico, el desarrollo del prototipo promovió la aplicación conjunta de Python, Pentaho, MySQL y Power BI en el manejo y la visualización de información clínica veterinaria, lo que contribuye al fortalecimiento de competencias de análisis de datos cada vez más valoradas en los contextos de atención veterinaria. Como línea de trabajo futuro se plantea evaluar la solución con muestras de mayor tamaño y en otras clínicas veterinarias, así como incorporar instrumentos estandarizados de usabilidad, con el fin de obtener evidencia más robusta sobre la generalización de los beneficios reportados en el presente estudio.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a Petit's Clínica Veterinaria, de la ciudad de Popayán, Colombia, por facilitar el acceso a la información clínica y la disposición de su personal para la aplicación de las entrevistas y las pruebas de evaluación del prototipo.

REFERENCIAS

[1] A. Bahamón Barbosa, F. Castiblanco Páez, L. Melo Mora y E. Parra Sepúlveda, Análisis Integral del Mercado de Mascotas en Colombia: Enfoque en Servicios Especializados y su Contribución al Crecimiento del Sector, 2023. [En línea]. Disponible en: http://hdl.handle.net/10882/13156

[2] A. García Raja, I. Caballé Martín y Á. Giménez Marín, "Uso adecuado del laboratorio clínico: necesidad y tendencias," Revista del Laboratorio Clínico, vol. 1, no. 2, pp. 75-82, 2008. doi: 10.1016/j.labcli.2008.07.002

[3] A. Cedeño Ochoa, A. Catuto Murillo y J. Rodas-Silva, "Use of Web applications for the management of veterinary clinics and their impact on the improvement of administrative processes," Ecuad. Sci. J., vol. 5, no. 4, pp. 109-120, dic. 2021. doi: 10.46480/esj.5.4.174

[4] L. Joyanes Aguilar, *Inteligencia de negocios y analítica de datos: Una visión global de Business Intelligence & Analytics*, 1.a ed. Ciudad de México: Alfaomega, 2017.

[5] M. Salinas, R. Torreblanca, E. Sánchez, Á. Blasco, E. Flores y M. López-Garrigós, "La gestión de la demanda de las pruebas: un reto en el nuevo modelo de medicina de laboratorio," Adv. Lab. Med., vol. 5, no. 3, pp. 248-260, 2024. doi: 10.1515/almed-2023-0146

[6] M. J. Baldeón-Palpa, M. Á. Medina-Romero, E. A. Gavilanes-Carranza y M. B. Burbano-Ronquillo, "Inteligencia de negocios para la toma de decisiones," Multidiscip. Lat. Am. J., vol. 3, no. 1, pp. 43-58, 2025. doi: 10.62131/MLAJ-V3-N1-003

[7] F. C. Calderón Castro y F. F. Ramírez Medina, "Sistema analítico de información de los laboratorios del ICA donde se realizan los análisis de las muestras relacionadas con brucelosis bovina," Proyecto de grado, Especialización en Big Data, Corporación Universitaria Minuto de Dios, Bogotá, 2022. [En línea]. Disponible en: https://repository.uniminuto.edu/server/api/core/bitstreams/c8c6886b-4094-4d07-b562-38f037339aa0/content

[8] I. Mansoor y F. J. Dar, "Utilizing Data Analytics and Business Intelligence Tools in Laboratory Workflow," eJIFCC, vol. 35, no. 1, pp. 34-43, abr. 2024. [En línea]. Disponible en: https://ifccfiles.com/2024/04/eJIFCC-vol35-N1_pp034-043.pdf

[9] Amazon Web Services, "¿Qué es un Data Mart?," AWS. [En línea]. Disponible en: https://aws.amazon.com/es/what-is/data-mart/ [Accedido: 26-sep-2026].

[10] J. George y M. K. Jeyakumar, "An Agile Dimensional Data Mart Architecture for Clinical Laboratory Towards the Development of an Evolving Enterprise Clinical Data Warehouse," Int. J. Adv. Trends Comput. Sci. Eng., vol. 9, no. 4, pp. 5560-5565, jul.-ago. 2020. doi: 10.30534/ijatcse/2020/131942020

[11] E. Intriago y Y. Castro Blanco, "Sistemas de inteligencia de negocio para apoyar la toma de decisiones en medicina veterinaria," REDVET, vol. 17, 2016. [En línea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/316634658

[12] M. A. Galán Alavez, Manual de anamnesis y diagnóstico físico en el perro y el gato domésticos, Tesis de licenciatura, Facultad de Estudios Superiores Cuautitlán, Universidad Nacional Autónoma de México, México, 2008. [En línea]. Disponible en: https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TES01000646053/3/0646053.pdf [Accedido: 22-jun-2025].

[13] B. A. McKenzie, "Rational use of diagnostic and screening tests," Journal of Small Animal Practice, pp. 1-6, 2021. doi: https://doi.org/10.1111/jsap.13393

[14] R. Kimball y M. Ross, *The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling*, 2.a ed. New York: Wiley, 2002.

[15] Python Software Foundation, "Python Language Reference, version 3.x." [En línea]. Disponible en: https://www.python.org/

[16] Pentaho, "Pentaho Data Integration." [En línea]. Disponible en: https://pentaho.com/products/pentaho-data-integration/

[17] Oracle Corporation, "MySQL." [En línea]. Disponible en: https://www.mysql.com/

[18] Microsoft, "Power BI | Interactive Data Visualization BI Tools." [En línea]. Disponible en: https://powerbi.microsoft.com/

[19] Tableau Software, "What is Tableau?" [En línea]. Disponible en: https://www.tableau.com/why-tableau/what-is-tableau