



CC BY-NC-SA 4.0

Atribución/Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional

ISSN Electrónico: 2500-9338

Volumen 25-N°3

Año 2025

Págs. 188–201

Análisis comparativo de métricas financieras y su impacto en la toma de decisiones con el uso de ContaWeb-BI

Piedad Mary Martelo Gómez¹

Enlace ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5405-0324>

Annherys Isabel Paz Marcano²

Enlace ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7538-1563>

Raúl José Martelo Gómez³

Enlace ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4951-0752>

Fecha de Recepción: Enero 25 de 2026

Fecha de Aprobación: Abril 27 de 2026

Fecha de Publicación: Julio 17 de 2026

Resumen:

El presente estudio analiza el impacto del uso de la plataforma ContaWeb-BI en la toma de decisiones empresariales, a través de un análisis comparativo de métricas financieras automatizadas. El trabajo se sustenta teóricamente en los principios de Business Intelligence y en los indicadores clave de desempeño (KPIs) como instrumentos para la gestión financiera estratégica. La investigación se desarrolló bajo un diseño metodológico mixto, descriptivo y comparativo, aplicando un estudio de caso instrumental sobre datos contables y financieros. Se evaluaron KPIs como ROA, ROE, liquidez corriente y margen operativo, además de módulos predictivos de proyección de ventas, detección de fraudes y agrupamiento de proveedores. Los resultados muestran que la integración de la analítica financiera con técnicas de machine learning mejora la capacidad de diagnóstico, control y planificación, fortaleciendo una toma de decisiones más precisa, ágil y basada en datos.

Palabras clave: Business Intelligenc; toma de decisiones; ContaWeb-BI; machine learning; proyección financiera.

¹ Odontopediatra, Colombia; Docente del Programa de Odontología de la Universidad de Cartagena (Colombia); CVLAC: https://scienti.minciencias.gov.co/cvlac/visualizador/generarCurriculoCv.do?cod_rh=0001797842; Contacto: pmartelog@hotmail.com.

² Doctora en Administración, Venezuela; Docente investigadora de La Universidad de La Guajira (Colombia); CVLAC: <https://orcid.org/0000-0001-7538-1563>; Contacto: annheryspaz@hotmail.com.

³ Especialista en Redes y Telecomunicaciones, Colombia; Docente del Programa de Ingeniería de Sistemas de la Universidad de Cartagena, (Colombia); CVLAC: https://scienti.minciencias.gov.co/cvlac/visualizador/generarCurriculoCv.do?cod_rh=0000962589; Contacto: rmartelog1@unicartagena.edu.co.

Comparative analysis of financial metrics and their impact on decision-making using Contaweb-BI

Abstract:

This study analyzes the impact of the ContaWeb-BI platform on business decision-making through a comparative analysis of automated financial metrics. The work is theoretically based on the principles of Business Intelligence and key performance indicators as tools for strategic financial management. The research was developed under a mixed, descriptive, and comparative methodological design, applying an instrumental case study on accounting and financial data. Key performance indicators such as ROA, ROE, current liquidity, and operating margin were evaluated, in addition to predictive modules for sales projection, fraud detection, and supplier clustering. The results show that the integration of financial analytics with machine learning techniques improves diagnostic, control, and planning capabilities, strengthening more accurate, agile, and data-driven decision-making.

Keywords: Business Intelligence; decision-making; ContaWeb-BI; machine learning; financial projection.

Análise comparativa de métricas financeiras e seu impacto na tomada de decisão utilizando o contaweb-Bi.

Resumo:

Este estudo analisa o impacto da plataforma ContaWeb-BI na tomada de decisões empresariais por meio de uma análise comparativa de métricas financeiras automatizadas. O trabalho fundamenta-se teoricamente nos princípios de Business Intelligence e nos indicadores-chave de desempenho como ferramentas para a gestão financeira estratégica. A pesquisa foi desenvolvida sob um delineamento metodológico misto, descritivo e comparativo, aplicando-se um estudo de caso instrumental sobre dados contábeis e financeiros. Foram avaliados indicadores-chave de desempenho como ROA, ROE, liquidez corrente e margem operacional, além de módulos preditivos para projeção de vendas, detecção de fraudes e clusterização de fornecedores. Os resultados demonstram que a integração de análises financeiras com técnicas de aprendizado de máquina melhora as capacidades de diagnóstico, controle e planejamento, fortalecendo a tomada de decisões mais precisas, ágeis e orientadas por dados.

Palavras-chave: Business Intelligence; tomada de decisão; ContaWeb-BI; aprendizado de máquina; projeção financeira.

1. INTRODUCCIÓN

En la era de la información digital y de los mega datos, la transformación de la información financiera en conocimiento estratégico se ha vuelto una necesidad empresarial para poder alcanzar la sostenibilidad (Pappas, Mikalef, Giannakos, Krogstie, & Lekakos, 2018). La agilidad con la que se toman las decisiones depende cada vez más de sistemas que son capaces de recoger, procesar y mostrar en tiempo real grandes volúmenes de información financiera y contable (Trigo, Belfo, & Estébanez, 2014). En este contexto, el uso de plataformas Business Intelligence (BI) ha pasado a ser una ventaja competitiva a ser un elemento básico y sustancial de la gestión en las organizaciones (Hossain, Yasmin, Biswas, & Asha, 2024).

La literatura especializada destaca la importancia de los indicadores clave de desempeño (KPIs) como instrumentos que son fundamentales para determinar la salud financiera, la eficiencia operativa y la sostenibilidad estratégica de una empresa (Parmenter, 2015). Los indicadores como retorno sobre activos (ROA), razón de deuda, margen operativo o rotación de activos permiten el seguimiento de áreas críticas de rendimiento y favorecen la toma de decisiones en función de la evidencia (Marr, 2015).

De la misma forma, los autores Anastasios y Maria (2024) indican que una plataforma de BI con capacidades analíticas predictivas como el aprendizaje automático, puede permitir la evolución del análisis descriptivo tradicional hacia un modelo proactivo prescriptivo, que incluya, por ejemplo, características como detectar fraudes

financieros (Wong & Venkatraman, 2015), estimar compras o proyectar ventas y anticiparse a los eventos al tiempo que se minimizan riesgos financieros (Niu, Ying, Yang, Bao, & Sivaparthipan, 2021).

En este sentido, ContaWeb-BI es un desarrollo tecnológico en torno a la analítica financiera inteligente, que integra módulos sobre análisis de KPIs, estimaciones sobre comportamiento financiero, recomendaciones comerciales y agrupación de proveedores, utilizando, además, una base de datos NoSQL (DynamoDB) para garantizar escalabilidad y rapidez en el proceso.

Sin embargo, a pesar del creciente desarrollo de las soluciones de BI, se sigue observando una distancia entre la disponibilidad de datos financieros y el uso que se pueda hacer de estos datos en el proceso de tomar decisiones. Muchas organizaciones continúan dependiendo de informes desfragmentados, análisis manuales e informales y métodos no sistemáticos, que las hacen incapaces de responder en un entorno complejo y de alta incertidumbre (Hayne, 2022). La pregunta que surge es qué grado tiene la aplicabilidad de la utilización de herramientas como ContaWeb-BI, dadas sus capacidades analíticas y predictivas para la mejora de la calidad y de la oportunidad en la toma de decisiones financieras en el ámbito de la empresa.

Este análisis se ha considerado adecuado e interesante en la necesidad de realizar una evaluación empírica del impacto real de una herramienta tecnológica sobre la gestión financiera, de forma especial generando, comparando y aplicando un conjunto de KPIs relevantes. Ahora bien, la diferencia respecto de los análisis donde los aspectos esenciales del análisis se centran en los aspectos



funcionales del software, en el presente trabajo la voluntad es evidenciar su capacidad de aplicabilidad práctica y su valor estratégico, proporcionando un marco de referencia a las organizaciones que tienen la voluntad de transformar sus procesos financieros mediante analítica avanzada, lo que incluye su aplicación concreta también en la toma de decisiones de los servicios y productos financieros ofrecidos.

Por lo anterior, el principal objetivo de este estudio es realizar un análisis comparativo de las métricas financieras generadas por ContaWeb-BI en relación a la toma de decisiones estratégicas dentro del entorno empresarial, teniendo en cuenta tanto indicadores tradicionales como capacidades analíticas avanzadas. Por otra parte, dentro de los principales aportes se espera: ofrecer evidencia empírica del potencial de los KPIs que genera ContaWeb-BI, evaluar la fuerza de los módulos predictivos (proyección de las ventas, estimación de compras, detección del fraude), ofrecer un modelo de interpretación de las métricas pensando en decisiones reales, contribuir a la literatura de BI aplicada al contexto contable y financiero articulando teoría, herramienta y aplicación práctica.

2. MARCO TEÓRICO

Indicadores clave de desempeño (KPIs) en la gestión financiera

Los indicadores clave de desempeño (KPIs) constituyen métricas cuantitativas diseñadas para evaluar la eficiencia, rentabilidad, solvencia y liquidez de una organización. Según Parmenter (2015), un KPI debe estar directamente relacionado con los objetivos estratégicos y facilitar la acción correctiva. Tal como otros autores indican, los KPI

financieros como el retorno sobre activos (ROA), retorno sobre el capital (ROE), margen operativo, razón de deuda a patrimonio y rotación de inventarios, permiten medir el rendimiento económico en múltiples dimensiones (Marr, 2015).

La correcta interpretación de estos indicadores permite a los gestores identificar tendencias, controlar desviaciones presupuestarias y proyectar escenarios futuros. Sin embargo, como señala Kerzner (2023), el uso de KPIs debe contextualizarse dentro de sistemas de información estructurados que permitan su actualización automática, visualización interactiva y análisis comparativo en el tiempo.

BI y su rol en la toma de decisiones

BI hace referencia a un conjunto de procesos y herramientas tecnológicas para transformar datos crudos en información útil para la toma de decisiones estratégicas (Watson & Wixom, 2007). También indica Marr (2015) que los BI son imprescindibles para una "organización orientada a los datos" puesto que estos sistemas proporcionan dashboards, reportes, análisis de tendencias y alertas automáticas, todo ello en tiempo real. La literatura también indica que el impacto del BI no sólo está en la dimensión técnica, sino en la adopción como cultura organizacional (Yeoh & Koronios, 2010), o lo que vendría a ser la integración entre usuarios, datos y tecnología, generando una toma de decisiones más rápida, basada en evidencias y menos dependiente de intuiciones o criterios subjetivos.

Diversas investigaciones empíricas han demostrado la efectividad del BI en pequeñas y medianas empresas. Božič y Dimovski (2019) encontraron que la adopción de BI en PYMEs manufactureras mejora la eficiencia operativa y la precisión en la planificación financiera. De forma similar, Ebhota.,

Hongxing, y Sampene (2024) evidencian que las PYMEs que integran analítica de datos en sus procesos contables presentan un desempeño superior en la gestión de liquidez y control de costos. Boonsiritomachai., McGrath., y Burgess (2016), también concluyen que el impacto del BI depende de la madurez analítica organizacional y la calidad de los datos disponibles. Estos hallazgos sustentan la importancia de aplicar herramientas como ContaWeb-BI en contextos empresariales de pequeña y mediana escala, donde la disponibilidad de recursos analíticos es limitada, pero su efecto estratégico resulta significativo.

Aplicación del Machine Learning en análisis financiero

El apoyo de algoritmos de machine learning (aprendizaje automático) en el mundo financiero ha extendido su uso a tareas complejas como la detección de fraudes, la previsión de ventas, la agrupación de clientes y proveedores, o la optimización de carteras (Broby, 2022). A modo de ejemplo, Bakumenko y Elragal (2022) señalan que modelos de árboles de decisión, redes neuronales y clustering pueden detectar de forma autónoma y con gran precisión transacciones anómalas o inconsistencias en la contabilidad. La utilidad del Machine Learning no pasa únicamente por la capacidad predictiva de estos modelos, sino por adaptarse a los comportamientos cambiantes de los datos. Esto se traduce en plataformas como ContaWeb-BI, donde ya se pueden detectar anomalías en los flujos de compras, prever el comportamiento futuro de la empresa y ofrecer recomendaciones inteligentes según el historial de cada cliente o proveedor.

Plataformas integradas para la analítica financiera: el caso de ContaWeb-BI

La evolución de las plataformas de BI ha permitido que herramientas concretas como ContaWeb-BI se desarrollen, ya que integra contabilidad, análisis financieros y capacidades analíticas en un mismo lugar. Este tipo de plataformas, además de permitir la carga de archivos contables, ofrecen al usuario la posibilidad de acceder visualmente en los dashboards interactivos, indicadores clave, estimar las compras por proveedor, detectar fraudes, proyectar ventas, clasificar a los proveedores clasificándolos en función de la conducta comercial de los mismos.

A diferencia de sistemas divididos en sus funcionalidades, ContaWeb-BI presenta una interfaz unificada y accesible que aprovecha arquitecturas actuales como bases de datos NoSQL (DynamoDB), lo que favorece mayor rapidez de procesamiento, adaptabilidad y escalabilidad. Como señala Eckerson (2010), el factor clave de estas herramientas radica en su capacidad de transformar datos complejos en información clara y decisiones accionables. Como lo afirman Wixom y Watson (2007), estas herramientas representan una de las mayores evidencias del modelo ideal de BI operativo: una herramienta que permite actuar en tiempo real sobre los datos e impulsar el proceso de la gestión financiera con una importante base analítica.

3. METODOLOGÍA

Este trabajo fue realizado bajo un diseño investigativo cuantitativo de tipo descriptivo y comparativo, dando protagonismo a la aplicación práctica de la plataforma ContaWeb-BI en el análisis de métricas financieras clave. Por otro lado, esta investigación presenta un diseño tipo estudio de caso instrumental, en el que se examina la integración de la herramienta tecnológica como objeto de estudio para mejorar en la capacidad de toma de decisiones estratégicas



dentro del contexto empresarial (Yin, 2018). Por otra parte, la investigación fue realizada siguiendo una estrategia metodológica de tipo mixto, combinando procesos funcionales (interacción con la plataforma, extracción de resultados) y una forma de análisis cuantitativo (interpretación de KPIs y de resultados de modelos predictivos).

La unidad de análisis está constituida por los registros financieros, contables y comerciales generados por la plataforma ContaWeb-BI durante el procesamiento de los datos anonimizados de una PYME simulada multisedes. Este enfoque instrumental permite analizar cómo el sistema interpreta, agrupa y proyecta información para la toma de decisiones, sin comprometer datos reales de empresas. Se eligió una empresa modelo de estructura mediana, con comportamiento transaccional representativo del sector comercial y con un flujo mensual promedio de 400 operaciones de compra y venta.

El procedimiento metodológico se estructuró en cinco fases secuenciales, las cuales se describen a continuación en la Figura 1.

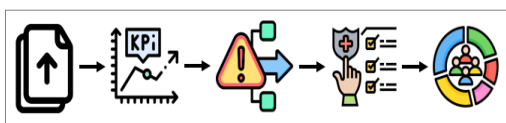


Figura 1. Fases metodológicas planteadas

Fuente: Elaboración propia (2025)

Fase 1: Carga de datos contables y financieros

Se importaron al sistema archivos históricos de compras y ventas de proveedor en formato La aplicación generó su lectura y la incorporó a su base de datos NoSQL para poder analizarla con los dashboards posteriores.

Fase 2: Generación e interpretación de KPIs

A través del módulo "Analítica" la aplicación generó 18 indicadores financieros clave automática o sistemáticamente, entre los

cuales están el ROA, ROE, Margen Neto, Liquidez Corriente, Prueba Ácida, que se seleccionaron como las variables dependientes para poder analizar el desempeño.

Fase 3: Aplicación de módulos predictivos

Se accedió a los módulos: "Estimar valor de compra", donde se seleccionaron proveedores específicos para obtener estimaciones de compras mensuales futuras y al módulo "Proyectar ventas", donde se seleccionaron horizontes temporales (1-6 meses) para proyectar ventas con base en la información de las tendencias pasadas.

Fase 4: Evaluación de riesgos y detección de anomalías

A través del módulo "Detección de fraude" se seleccionaron períodos de análisis y se generaron reportes automáticos de transacciones irregulares encontradas. La detección se basó en algoritmos de machine learning no supervisado integrados en la plataforma.

Fase 5: Agrupamiento y segmentación de proveedores

A través del módulo "Agrupar Proveedores Según Compras", se clasificaron los proveedores con base en su frecuencia, monto de facturación y método de pago, utilizando técnicas de clustering incorporadas en el sistema.

Tabla 1. Variables analizadas

Tipo de variable	Descripción	Fuente
KPIs financieros	ROA, ROE, Margen Neto, Liquidez Corriente, Razón de Deuda, etc.	Generados por ContaWeb-BI
Variables predictivas	Estimaciones de compra por proveedor, proyección de ventas, recomendación de productos	Modelos ML integrados
Variables de riesgo	Alertas de fraude por monto o proveedor	Algoritmos de detección de anomalías
Variables de segmentación	Agrupación de proveedores por comportamiento	Análisis de clúster

Fuente: Elaboración propia (2025)

La interpretación de los datos que fueron extraídos de la plataforma se realizó a partir del análisis descriptivo y comparativo. Se utilizaron las representaciones gráficas proporcionadas por la plataforma, estableciéndose, además, una relación mínima entre los KPIs y una decisión estratégica mediante análisis de casos. Al respecto, cruzando los indicadores financieros y las alertas de riesgo con las proyecciones, se pudieron validar los resultados de acuerdo a la coherencia o disonancia entre estos y las decisiones propuestas por el propio sistema. Por otro lado, tratándose de un estudio sobre datos anónimos y basado en una plataforma de uso interno, no fue necesario ningún tipo de autorización ética. Aun así, los principios de integridad académica, anonimización de los registros, trazabilidad de las operaciones se respetaron en todo momento.

Datos y preprocesamiento

El conjunto de datos analizado corresponde a registros contables y financieros anonimizados simulados a partir de la operación de una pequeña y mediana empresa (PYME) que utiliza la plataforma ContaWeb-BI en entorno de prueba controlado. No se analizaron empresas reales, sino una base de datos experimental compuesta por información financiera generada

a partir de modelos de comportamiento contable validados.

El dataset estuvo conformado por 12 864 registros transaccionales, incluyendo 1 870 facturas de compra, 2 240 registros de venta y 8 754 operaciones de proveedores. Se consideraron seis sedes comerciales simuladas y un total de 58 proveedores con diferentes frecuencias y montos de compra. Los datos abarcan el período comprendido entre enero de 2021 y diciembre de 2023, representando tres años fiscales consecutivos.

Los archivos iniciales, en formato Excel (.xlsx), fueron migrados a una base de datos NoSQL (DynamoDB) mediante el módulo Gestión de Archivos de ContaWeb-BI. Durante el proceso de depuración y preprocesamiento se aplicaron los siguientes procedimientos:

- Eliminación de duplicados y registros incompletos (1,2 % del total).
- Tratamiento de valores faltantes mediante imputación estadística (media para montos, moda para categorías).
- Anonimización de nombres de clientes, proveedores y cuentas contables usando identificadores hash.
- Normalización de valores numéricos a escala min-max (0–1) para garantizar la compatibilidad con los módulos de machine learning.
- Filtrado de outliers mediante el método del rango intercuartílico (IQR), manteniendo únicamente transacciones dentro del percentil 2–98.

Estas operaciones garantizaron la coherencia interna del dataset, la reproducibilidad del experimento y la validez de los resultados generados por los modelos predictivos de la plataforma.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La presente sección expone los hallazgos obtenidos mediante la interacción directa con



los módulos de ContaWeb-BI, organizados en función de las funcionalidades analíticas implementadas: análisis de KPIs, proyecciones, detección de fraudes, recomendaciones y agrupamientos. Cada subapartado describe cómo estas métricas impactan en la toma de decisiones empresariales, y cómo permiten diagnosticar, anticipar o corregir situaciones críticas.

Análisis comparativo de KPIs financieros

Tras haber efectuado la carga de los archivos de ventas y compras en la plataforma se generó automáticamente los primeros 18 indicadores financieros. La figura 2 expone el panel interactivo de los KPIs financieros generados directamente de esta carga de archivos a la plataforma ContaWeb-BI y a partir de este proceso, la plataforma es capaz de agrupar 3 dimensiones fundamental del análisis financiero. En cuanto a la Liquidez, proporciona aquellos indicadores fundamentales para dimensionar la capacidad de la empresa para hacer frente a sus deberes a corto plazo, conociéndose tales indicadores como la Liquidez Corriente, Prueba Ácida y Disponibilidad.

En cuanto a la Rentabilidad, se obtienen aquellos KPIs fundamentales dedicados a medir aquella proporción existente entre la capacidad de la empresa de generar las utilidades, en función de los activos, las ventas o el capital propio, donde tales indicadores responder los nombres de: ROA, ROE, Margen Neto, Margen Bruto, ROCE y Margen Operativo. Y, por último, la Eficiencia operativa y rotación cuenta igualmente con aquellos KPIs fundamentales para dimensionar la productividad y el aprovechamiento efectivo de los recursos, tales KPIs son: Eficiencia Operativa, Rotación de Activos, Rotación de Inventarios, Rotación de Cartera y Rotación de Activos Fijos. Adicionalmente, se incluyen otros

indicadores relevantes como Cobertura de Intereses = 33,13, la Razón de Deuda = 0,39 y la Deuda/Patrimonio = 0,66, los cuales permiten realizar un análisis de la estructura financiera y del apalancamiento de la empresa.

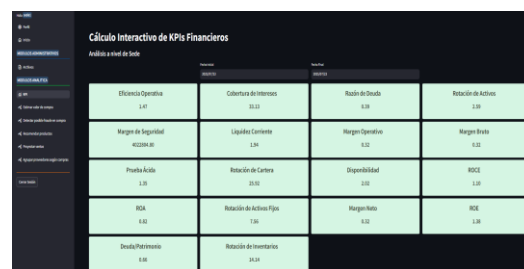


Figura 2. Panel interactivo de KPIs Financieros
Fuente: elaboración propia (2025)

Este panel no se limita a ofrecer un compendio de los cálculos realizados, sino que facilita al usuario la visualización apropiada y segmentada de las fortalezas y debilidades financieras de la organización, facilitando así una toma de decisiones rápida y fundamentada por evidencias. Los resultados permiten aplicaciones decisionales importantes que permiten validar decisiones de expansión operativa, como el conjunto entre una alta liquidez (1,94) y un margen neto creciente (0,32). No obstante, aunque algunos indicadores como el ROA, ROE y ROCE apuntan a mejoras en el uso del capital y los activos, la organización presenta una buena situación de liquidez, márgenes operativos y gestión de inventarios, con niveles de apalancamiento controlado y solvencia alta. Esto permite deducir que la organización opera eficientemente, pero existen oportunidades de optimizar la rentabilidad del capital invertido.

El acceso automático a 18 indicadores clave de desempeño (KPIs), generados desde los datos contables cargados en ContaWeb-BI, constituye un avance sustancial frente a modelos de análisis financiero tradicionales, que dependen de hojas de cálculo estáticas y procesos manuales. La literatura coincide en

que los KPIs permiten una medición eficaz del rendimiento organizacional, siempre que estén alineados con los objetivos estratégicos de la empresa (Parmenter, 2015; Marr, 2015).

La combinación de indicadores como el ROA, ROE, margen neto y liquidez corriente permite a los analistas tener una visión holística del negocio. Tal como argumenta Eckerson (2010), los dashboards financieros efectivos deben ofrecer “un balance entre desempeño, eficiencia y riesgo”, algo que la plataforma logra al integrar las métricas con visualizaciones dinámicas y comparativas. Esta capacidad evita decisiones aisladas o reactivas, y permite priorizar acciones estratégicas informadas, como expansión, recorte de gastos o renegociación de deuda.

Estimación de compras por proveedor

En el caso del módulo denominado "Estimar valor de compra" permitió proyectar importes futuros por proveedor seleccionando un horizonte de hasta seis meses, lo cual se puede observar en la Figura 3. En este panel, se selecciona un proveedor a través de un menú desplegable, y el sistema estima los montos de compra proyectados para los próximos meses mediante modelos predictivos a partir del historial de transacciones. El gráfico de barras presenta la estimación mensual de compras desde abril hasta agosto. Cada barra representa el valor proyectado para el proveedor elegido, permitiendo comparar de forma visual las tendencias de adquisición futura. Se observa una relativa estabilidad en las compras proyectadas durante los primeros cuatro meses, seguida de una disminución en el mes final, lo que podría indicar una estacionalidad o tendencia descendente asociada al comportamiento del proveedor.

La aplicación decisional de este módulo radica en que permite al usuario anticipar necesidades de compra, planificar presupuestos y tomar

decisiones logísticas con base en datos históricos y algoritmos de predicción integrados. La capacidad de ajustar el número de meses proyectados mediante un control deslizante (visible en rojo) incrementa la flexibilidad analítica del módulo. La herramienta aporta un enfoque proactivo a la gestión de compras, alineándose con las buenas prácticas de planificación de la cadena de suministro y minimización de riesgos por desabastecimiento o sobreaprovisionamiento.

El uso de módulos avanzados como “Estimar valor de compra”, “Proyectar ventas” y “Recomendar productos” refleja un cambio paradigmático: de una gestión reactiva a una inteligencia anticipativa basada en datos. Este enfoque concuerda con las investigaciones de Watson y Wixom (2007), quienes afirman que las plataformas BI deben evolucionar de sistemas descriptivos a soluciones prescriptivas que sugieran acciones concretas.

Los modelos de proyección, basados en patrones históricos, permiten ajustar estrategias de compras y ventas con mayor precisión, reduciendo incertidumbre en la planificación comercial. Estudios recientes como el de Aro (2024) destacan que la incorporación de Machine Learning en entornos contables permite “anticipar comportamientos de consumo y patrones financieros con una precisión superior a métodos tradicionales”.



Figura 3. Módulo de estimación de valor de compra por proveedor

Fuente: elaboración propia (2025)

Detección de posibles fraudes en compras



Mediante el módulo “Detección de posible fraude en compras”, la plataforma identifica transacciones atípicas a partir de los registros cargados. La Figura 4 muestra el funcionamiento de este módulo de la plataforma ContaWeb-BI, orientado a identificar patrones irregulares en transacciones financieras mediante técnicas de análisis automatizado. En la parte superior, el usuario puede establecer un rango de fechas específico, lo que permite focalizar la evaluación sobre periodos determinados.

Una vez definidos los parámetros, el sistema genera una tabla con las posibles actividades fraudulentas detectadas, listadas por proveedor, monto de compra y fecha de la transacción. En la imagen, se identifican múltiples proveedores con transacciones consideradas anómalas por superar umbrales estadísticos predefinidos o por no coincidir con el patrón histórico del proveedor. Los montos oscilan entre \$1,614 y \$9,924, y las fechas coinciden con un rango específico de cierre mensual, lo que podría indicar patrones reiterativos de fraude por acumulación o manipulación de fechas.

Este módulo aplica técnicas de detección de anomalías, utilizando algoritmos no supervisados de clustering o reglas heurísticas, para señalar compras que se desvían significativamente de la norma. El objetivo es ofrecer alertas tempranas a los responsables de control interno, quienes pueden investigar la legitimidad de dichas transacciones. Esta herramienta fortalece los mecanismos de auditoría preventiva y control de riesgo financiero, contribuyendo a mitigar pérdidas por fraudes internos o colusión con proveedores.

Asimismo, la detección de transacciones anómalas mediante el módulo de fraude en compras valida el uso de algoritmos de análisis de outliers en entornos contables, como ha sido demostrado en la literatura por Rahman, y colaboradores (2023). Este tipo de controles

automatizados no solo mejora el cumplimiento normativo, sino que fortalece el control interno y reduce pérdidas operativas.



Figura 4. Módulo de Detección de posible fraude en compras

Fuente: elaboración propia (2025)

Recomendación de productos por cliente

El módulo “Recomendar productos” implementa técnicas de machine learning fundamentadas en patrones de consumo, los cuales permiten generar la lista de productos sugerida por cliente. En la Figura 5 se muestra este módulo, el cual tiene como objetivo recomendar alternativas de compra a partir de patrones de consumo histórico, así como de los análisis que se puedan hacer de las ventas y de los consumos por el cliente en cada sede y en un período de tiempo. En esta función el usuario puede escoger tres variables fundamentales: sede, los rangos de fechas y el grupo de cliente, los cuales permiten ajustar las recomendaciones a una medida adecuada a su contexto de operación.

Una vez se han preestablecido estas variables el sistema recomienda una lista de cuatro productos sugeridos, que en este caso ha sido etiquetada como Producto 1, Producto 2, Producto 3 y Producto 4. Estas recomendaciones se generan a partir de algoritmos de machine Learning (filtrado colaborativo o modelos basados en contenido), que analizan las afinidades entre artículos y preferencias de compra en función del comportamiento del cliente o del grupo de clientes preseleccionado. Este módulo permite optimizar la gestión del inventario, aumentar la rotación de productos y mejorar la experiencia del

cliente final pronosticando sus necesidades. La inteligencia artificial aplicada a esta funcionalidad permite una toma de decisiones comerciales y de abastecimiento preventiva, incrementando la eficiencia operativa y el marketing directo.

Este módulo proporciona una herramienta analítica que convierte datos históricos en acciones concretas de recomendación, alineándose con las tendencias actuales en sistemas de recomendación inteligentes en entornos empresariales.

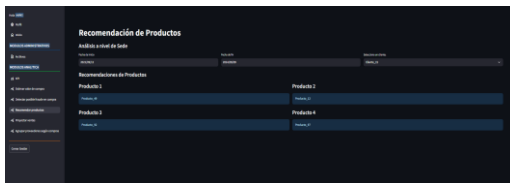


Figura 5. Módulo de Recomendación de Productos
Fuente: elaboración propia (2025)

Proyección de ventas

El módulo "Proyectar ventas" ha generado los escenarios de ingresos mensuales futuros de las ventas realizados como resultado de las combinaciones de patrones históricos, estacionales y comportamientos por sede para el horizonte de tiempo de hasta 1 a 6 meses. Se aprecia en la figura 6 que, en la parte superior del panel, un controlador deslizante permite al usuario elegir el número de meses a proyectar; mientras que un menú desplegable permite seleccionar una sede en particular para el análisis. En el gráfico de barras inferior se encuentran las proyecciones de ventas mensuales desde abril a agosto para la sede seleccionada. Las barras muestran una tendencia estable entre las proyecciones, sin grandes fluctuaciones entre ellas, sugiriendo un comportamiento cíclico o una demanda regular. Esta representación gráfica permite realizar previsiones con respecto al inventario, los recursos logísticos y los objetivos de ventas.

El modelo detrás de esta proyección se apoya en técnicas estadísticas como series temporales (ARIMA, SARIMA) y enfoques más avanzados como modelos de redes neuronales recurrentes (RNN o LSTM) entrenados sobre los datos históricos de la empresa. La integración de estas técnicas en una plataforma visual e interactiva como ContaWeb-BI proporciona un valor agregado a la planificación comercial, por lo que este módulo actúa como herramienta de soporte para la toma de decisiones estratégicas, al permitir anticipar la demanda y ajustar dinámicamente las políticas de ventas y abastecimiento.



Figura 6. Módulo de Proyección de Ventas Futuras
Fuente: elaboración propia (2025)

Agrupamiento de proveedores por comportamiento

El módulo "Agrupar proveedores según compras" segmenta automáticamente los proveedores por variables como monto total, frecuencia de compra y método de pago (efectivo o crédito), utilizando clustering interno. La Figura 7 ilustra el funcionamiento de este módulo de agrupamiento de proveedores de la plataforma ContaWeb-BI. El gráfico de dispersión muestra la distribución de proveedores en un plano cartesiano donde el eje X representa el número de transacciones y el eje Y el valor total de compra, con un mapa de calor lateral que indica la densidad relativa de puntos.

Cada punto azul corresponde a un proveedor, y el patrón observado sugiere la existencia de subgrupos diferenciados, desde proveedores de bajo volumen y bajo valor, hasta aquellos con alta recurrencia y peso financiero. Esta visualización, generada mediante algoritmos de clustering no

supervisado como K-means o DBSCAN, permite descubrir patrones no evidentes en el comportamiento de aprovisionamiento. En la parte inferior se encuentra una tabla detallada con el resultado del agrupamiento, que lista proveedores identificados, su total comprado, cantidad de compras y su respectivo cluster asignado.

Este tipo de segmentación es de gran utilidad para la toma de decisiones estratégicas, ya que permite: Identificar proveedores críticos de alto volumen, detectar oportunidades de renegociación en grupos con bajo desempeño, aplicar estrategias diferenciadas por segmento (por ejemplo, descuentos por volumen o contratos por exclusividad).Este módulo constituye una herramienta avanzada de análisis de relaciones proveedoras, permitiendo optimizar la gestión del portafolio de abastecimiento bajo criterios cuantitativos y objetivos.

La funcionalidad de agrupamiento de proveedores mediante técnicas de clustering permitió clasificar actores estratégicos según su comportamiento de compra, lo que es consistente con los modelos de segmentación inteligente propuestos por Chen et al. (2012) en estudios de supply chain analytics. Al visualizar clústeres según frecuencia, monto y método de pago, se facilita una negociación más efectiva, se optimiza el flujo de caja y se reduce dependencia de proveedores críticos. Este tipo de segmentación, según Yeoh & Koronios (2010), representa una madurez analítica superior dentro de la arquitectura de BI, en la que los datos no solo informan, sino que transforman procesos operativos complejos.



Figura 7. Módulo de Agrupar proveedores según compras

Fuente: elaboración propia (2025)

La siguiente tabla resume los módulos utilizados y su aplicación práctica:

Tabla 2. Síntesis de Resultados

Módulo ContaWeb-BI	Función principal	Impacto en la decisión
KPI	Métricas financieras clave	Evaluación de salud financiera
Estimar valor de compra	Predicción por proveedor	Planificación y presupuesto de compras
Detección de fraude	Alertas de anomalías	Control interno y mitigación de riesgo
Recomendación de productos	Sugerencias personalizadas	Estrategias de venta y fidelización
Proyección de ventas	Estimación futura de ingresos	Logística, inventario y comercial
Agrupación de proveedores	Clustering basado en comportamiento	Gestión estratégica de proveedores

Fuente: elaboración propia (2025)

Si bien los hallazgos validan el potencial de ContaWeb-BI como herramienta decisonal, también se identificaron algunas limitaciones, como, por ejemplo, la plataforma depende de la calidad del dato ingresado. Como señaló Redman (Redman, 1998), “sin datos confiables, ninguna inteligencia es posible”; además, algunos modelos predictivos requieren ajustes paramétricos que el usuario promedio podría no dominar y la plataforma aún no incorpora benchmarking externo para comparar KPIs con empresas del sector, lo que limita el análisis competitivo. Sin embargo, estas limitaciones no invalidan los beneficios observados, pero

sugieren líneas de mejora futuras, especialmente en la incorporación de análisis sectorial y en el soporte para toma de decisiones multicriterio.

5. CONCLUSIONES

El trabajo ha permitido demostrar que el uso de una plataforma de inteligencia empresarial como ContaWeb-BI supone una mejora muy interesante en la dirección financiera estratégica porque ofrece una forma automatizada, dinámica y predictiva para interpretar métricas clave de rendimiento.

En primer lugar, los 18 indicadores financieros que se generan automáticamente permiten entender de forma global el desempeño económico de la empresa, facilitando el análisis de las dimensiones liquidez, rentabilidad, endeudamiento y eficiencia operativa sin el procesamiento manual por parte del usuario. Precisamente esta funcionalidad, unida a la representación gráfica de los datos mediante una visualización interactiva, permite que la comprensión de los datos aumente y, a su vez, puedan tomarse decisiones, basándose en hechos o, como se ha defendido anteriormente, con la evidencia correspondiente.

En segundo lugar, la implementación de módulos predictivos y analíticos como la proyección de ventas, la estimación de compras, la detección de fraude y la recomendación de productos otorga una perspectiva anticipativa al análisis financiero. Esta transformación del enfoque descriptivo hacia uno prescriptivo es coherente con las tendencias actuales de inteligencia financiera soportada en modelos de aprendizaje automático. Además, la plataforma permite la segmentación inteligente de proveedores, lo que mejora la gestión de compras y negociaciones estratégicas, representando una aplicación específica del análisis de clústeres al

contexto empresarial.

Por otra parte, aunque la funcionalidad del sistema es robusta, se han identificado algunas oportunidades de mejora, como, por ejemplo, la necesidad de poder realizar benchmarking del rendimiento del sistema de manera externa y la dependencia con la calidad de los datos que se gestionen. Finalmente se concluye que, ContaWeb-BI no solo automatiza el análisis financiero, sino que además incrementa el control y la previsión empresarial, por lo que se considera una herramienta clave para empresas orientadas a la toma de decisiones basadas en datos.

REFERENCIAS

- Anastasios, P., & Maria, G. (2024). Predictive AI in Business Intelligence Enhancing Market Insights and Strategic Decision-Making. *American Journal of Technology Advancement*, 1(8), 72-90. DOI: <https://doi.org/10.31149/ajta.v1i8.605>
- Aro, O. (2024). Predictive Analytics in Financial Management: Enhancing Decision-Making and Risk Management. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 5(10), 2181-2194. DOI: <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.1024.2819>
- Bakumenko, A., & Elragal, A. (2022). Detecting anomalies in financial data using machine learning algorithms. *Systems*, 10(5), 130. DOI: <https://doi.org/10.3390/systems10050130>
- Boonsiritomachai, W., McGrath, G. M., & Burgess, S. (2016). Exploring business intelligence and its depth of maturity in Thai SMEs. *Cogent Business & Management*, 3(1), 1220663. DOI: <https://doi.org/10.1080/23311975.2016.1220663>
- Bozic, K., & Dimovski, V. (2019). Business intelligence and analytics for value creation: The role of absorptive capacity. *International journal of information management*, 46, 93-103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.11.020>
- Broby, D. (2022). The use of predictive analytics in finance. *The Journal of Finance and Data*



- Science, 8, 145-161. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2022.05.003>
- Chen, H., Chiang, R., & Storey, V. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 36 (4), 1165-1188. DOI: <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Ebhota, O. S., Hongxing, Y., & Sampene, A. K. (2024). Investigating the influence of digital transformation, budgeting and budgetary control on the financial performance of SMEs. *Scientific African*, 26, e02429. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02429>
- Eckerson, W. (2010). *Performance dashboards: measuring, monitoring, and managing your business*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Hayne, C. (2022). The effect of discontinuous and unpredictable environmental change on management accounting during organizational crisis: A field study. *Contemporary Accounting Research*, 39(3), 1758-1796. DOI: <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12767>
- Hossain, Q., Yasmin, F., Biswas, T., & Asha, N. (2024). Data-Driven Business Strategies: A Comparative Analysis of Data Science Techniques in Decision-Making. *Scholars Journal of Economics, Business and Management*, 11(9), 257-263. DOI: <https://doi.org/10.36347/sjebm.2024.v11i09.002>
- Kerzner, H. (2023). *Project management metrics, KPIs, and dashboards: a guide to measuring and monitoring project performance*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Marr, B. (2015). *Key performance indicators for dummies*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Niu, Y., Ying, L., Yang, J., Bao, M., & Sivaparthipan, C. (2021). Organizational business intelligence and decision making using big data analytics. *Information Processing & Management*, 58(6), 102725. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102725>
- Pappas, I., Mikalef, P., Giannakos, M., Krogstie, J., & Lekakos, G. (2018). Big data and business analytics ecosystems: paving the way towards digital transformation and sustainable societies. *Information systems and e-business management*, 16(3), 479-491. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10257-018-0377-z>
- Parmenter, D. (2015). *Key performance indicators: developing, implementing, and using winning KPIs*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Rahman, M., Bhowmik, P., Hossain, B., Tannier, N., Amjad, M., Chouksey, A., & Hossain, M. (2023). Enhancing Fraud Detection Systems in the USA: A Machine Learning Approach to Identifying Anomalous Transactions. *Journal of Economics, Finance and Accounting Studies*, 5(5), 145-160. DOI: <https://doi.org/10.32996/jefas.2023.5.5.15>
- Redman, T. (1998). The impact of poor data quality on the typical enterprise. *Communications of the ACM*, 41(2), 79-82. DOI: <https://doi.org/10.1145/269012.269025>
- Trigo, A., Belfo, F., & Estébanez, R. (2014). Accounting information systems: The challenge of the real-time reporting. *Procedia Technology*, 16, 118-127. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2014.10.075>
- Watson, H., & Wixom, B. (2007). The current state of business intelligence. *Computer*, 40(9), 96-99. DOI: <https://doi.org/10.1109/MC.2007.331>
- Wong, S., & Venkatraman, S. (2015). Financial accounting fraud detection using business intelligence. *Asian Economic and Financial Review*, 5(11), 1187. DOI: <https://doi.org/10.18488/journal.aefr/2015.5.11/102.11.1187.1207>
- Yeoh, W., & Koronios, A. (2010). Critical success factors for business intelligence systems. *Journal of computer information systems*, 50(3), 23-32. DOI: <https://doi.org/10.1080/08874417.2010.11645404>
- Yin, R. (2018). *Case Study Research and Applications: Design and Methods (6th ed.)*. Los Angeles: SAGE Publications.