

Knowledge-based decision making and innovation supported by business intelligence in medical centers for driver's licenses (La Libertad)

Jose Manuel Agurto Montero 

Universidad César Vallejo, Perú, jagurtomo@ucvvirtual.edu.pe

Abstract– In medical centers authorized by the Ministry of Transport and Communications (MTC) for driver's licenses (Trujillo, La Libertad–2023), an evaluation was conducted to determine if Business Intelligence (BI), conceived as a socio-technical capability, is associated with Decision Making (without causal inference). A quantitative, cross-sectional, and correlational study was developed, working with a census ($n=37$) of establishments; Likert questionnaires were applied (BI: 9 items; Decision Making (TD): 20 items) and non-parametric associations were estimated with bootstrap support. The overall relationship was high ($p=0.858$; $p=1.16e-11$; 95% CI [0.711, 0.941]); by dimension, $D1-V2=0.726$, $D2-V2=0.652$, and $D3-V2=0.740$, with robustness verified via $\tau-b=0.729$ and leave-one-out sensitivity. The central contribution is to make the BI–TD association replicable and traceable, connecting specific capabilities with facets of the decision-making process in a regulated service of high social responsibility.

Keywords-- Business Intelligence, Decision Making, Knowledge Management.

Toma de decisiones basada en conocimiento e innovación apoyada por inteligencia de negocios en centros médicos para licencias de conducir (La Libertad)

Jose Manuel Agurto Montero 

Universidad César Vallejo, Perú, jagurtomo@ucvvirtual.edu.pe

Resumen– En centros médicos autorizados por el MTC para licencias de conducir (Trujillo, La Libertad–2023), se evaluó si la Inteligencia de Negocios (BI), concebida como capacidad socio-técnica, se asocia con la Toma de Decisiones (sin inferencia causal). Se desarrolló un estudio cuantitativo, transversal y correlacional, mediante censo ($n=37$) establecimientos; se aplicaron cuestionarios Likert (BI: 9 ítems; TD: 20 ítems) y se estimaron asociaciones no paramétricas con soporte de bootstrap. La relación global fue alta ($p=0.858$; $p=1.16e-11$; IC95% [0.711, 0.941]); por dimensiones, $D1-V2=0.726$, $D2-V2=0.652$ y $D3-V2=0.740$, con verificación de robustez vía $\tau-b=0.729$ y sensibilidad leave-one-out. El aporte central es volver la asociación BI–TD replicable y trazable, conectando capacidades específicas con facetas del proceso decisional en un servicio regulado de alta responsabilidad social.

Palabras clave– Inteligencia de Negocios, Toma de decisiones, Gestión del conocimiento.

I. INTRODUCCIÓN

Los centros médicos autorizados por el ente rector en Transportes y Comunicaciones (MTC) operan bajo un servicio regulado: realizan evaluaciones médicas y emiten certificados de aptitud que habilitan la obtención y/o renovación de licencias de conducir; por eso, cualquier decisión interna no se agota en lo administrativo, sino que termina rozando la seguridad vial y la protección de la salud pública. En este marco, decidir “rápido” puede ser necesario, pero no es suficiente: la gestión directiva tiene que sostener decisiones consistentes, justificables y trazables, capaces de explicar el porqué de un criterio, de una corrección o de una medida, porque de ello depende la calidad del servicio, la estandarización de procesos y la detección oportuna de mejoras. Sin embargo, la evidencia del estudio muestra una paradoja inquietante: pese a que estos establecimientos manejan grandes volúmenes de datos, en la práctica “la mayoría” no los aprovecha adecuadamente para alinearlos con sus objetivos y decidir mejor; se registra información, pero no siempre se convierte en lectura gerencial, y así se diluyen señales que ayudarían a identificar falencias reiteradas y reducir riesgos asociados al servicio. Este vacío, más que técnico, es socio-técnico, y allí cobra sentido la Inteligencia de Negocios (BI): no como mera “tecnología”, sino como un sistema que integra datos, procesos, capacidades

directivas y criterios de gestión para transformar información dispersa en conocimiento accionable, habilitando el paso de decisiones reactivas a decisiones proactivas y sustentadas en evidencia. En suma, en un contexto regulado como la evaluación médica para licencias, fortalecer BI no persigue un fin decorativo, sino un propósito concreto: elevar la coherencia, la trazabilidad y la calidad de la decisión gerencial en centros autorizados de La Libertad, Perú (2023).

La evidencia reciente puede leerse, con cierta claridad, desde dos ejes que se cruzan más de lo que suele admitirse. Primero, en el vínculo BI/analytics – decision support, varios trabajos coinciden en un punto clave: la inteligencia de negocios genera valor cuando se entiende como una capacidad socio-técnica (datos, procesos, gobernanza y alcance real de la solución) que mejora el soporte a la decisión y convierte información en acción [1-3]. En esa misma dirección, se han planteado modelos de apoyo decisional para seleccionar, implementar y gestionar herramientas analíticas de forma alineada con requerimientos, actores y estructura organizacional; la idea es reforzar decisiones informadas allí donde la complejidad hace que “tener datos” sea apenas el inicio [4,5]. El segundo eje knowledge management/innovation – decision quality empuja el argumento hacia otro nivel: la gestión del conocimiento, entendida como acumulación y transferencia interna/externa, se asocia a mejores resultados precisamente porque eleva la calidad de la decisión, e incluso puede operar como mecanismo mediador en modelos empíricos [6]; y la innovación, a su vez, se robustece cuando esa gestión del conocimiento se apalanca en analítica para reconocer factores críticos y orientar decisiones hacia mejoras con sentido [7]. Ahora, aquí aparece la tensión: en el ámbito público y regional latinoamericano persisten barreras de madurez memoria organizacional débil, colaboración limitada y soporte tecnológico insuficiente que frenan la institucionalización de prácticas basadas en conocimiento [8]. ¿Consecuencia? Una brecha concreta para este trabajo: falta evidencia aplicada a nivel regional en servicios altamente regulados como los centros médicos autorizados para licencias que integre ambos ejes y, sobre todo,

que operacionalice por dimensiones (BI, conocimiento/innovación y toma de decisiones) para explicar cómo se sostiene la consistencia y la trazabilidad decisional en contextos de alta responsabilidad social. En un servicio regulado como el de los centros médicos autorizados para emitir certificados de aptitud (MTC), el marco teórico se apoya en cuatro conceptos articulados: Inteligencia de Negocios (BI), entendida como el conjunto de tecnologías, prácticas y métodos que integran, analizan y convierten datos en información/conocimiento útil para respaldar decisiones organizacionales [9-11]. La gestión del conocimiento (GC) se asume como un sistema de procesos (creación, integración, implementación y compartición) que convierte información en conocimiento organizacional y habilita capacidades superiores para la mejora e innovación [12]. La innovación se conceptualiza como una capacidad organizacional para transformar conocimiento y recursos en nuevas/ mejores prácticas, procesos o resultados, cuyos determinantes incluyen factores de gestión, estructura, aprendizaje y capacidades dinámicas [13]. Finalmente, la toma de decisiones (TD) se aborda desde la calidad de decisión (consistencia, justificación y efectividad), donde BI contribuye mediante evidencia oportuna y confiable; de hecho, la calidad/uso de la información del sistema se asocia con mejores resultados decisionales [14-15]. En línea con el enfoque de éxito de sistemas de información donde calidad del sistema e información se traducen en uso, satisfacción y beneficios netos [16]. Con esta base, sintetiza el modelo conceptual del estudio: asociación BI–TD, donde BI se operacionaliza como (D1) manejo/gestión de información, (D2) innovación/capacidad de innovación y (D3) gestión del conocimiento ($V1 = D1 + D2 + D3$), que explican la TD en dimensiones del proceso decisional (D4–D7) ($V2 = D4 + D5 + D6 + D7$), coherente con la lógica socio-técnica que conecta capacidades de información-conocimiento-innovación con decisiones directivas trazables y de mayor calidad en entornos regulados. Este estudio se justifica, primero, por su contribución teórica: en lugar de tratar por separado dos líneas que suelen caminar en paralelo, las integra en un mismo marco explicativo. De un lado, BI/analytics se entiende como infraestructura y práctica socio-técnica orientada al decision support; del otro, la gestión del conocimiento y la innovación aparecen como capacidades que elevan la calidad de la decisión porque transforman información en aprendizaje organizacional y mejora continua. Con esa lectura más integrada, menos fragmentada la investigación propone un modelo conceptual pertinente para servicios regulados, donde la coherencia y la trazabilidad decisional no son un “plus”, sino un requisito sustantivo. En el plano práctico, el argumento es igual de directo: para centros médicos autorizados para licencias, mejorar no consiste únicamente en “registrar más datos”; el punto crítico es convertirlos en criterios gerenciales que permitan detectar falencias recurrentes, estandarizar respuestas y sostener decisiones justificables frente a auditorías y exigencias regulatorias. Aquí el análisis por dimensiones cumple un rol operativo: al desagregar BI en D1–D3 y la toma de decisiones en D4–D7, se vuelve más claro qué capacidades priorizar para cerrar la brecha entre lo que se registra y lo que

realmente se utiliza. Metodológicamente, la investigación se sostiene en esa misma lógica de explicitación: operacionaliza constructos complejos mediante dimensiones definidas (D1–D3 para BI; D4–D7 para toma de decisiones), emplea un diseño transversal correlacional y aplica técnicas estadísticas coherentes con escalas tipo Likert, lo que fortalece la replicabilidad y permite entregar evidencia empírica robusta sin requerir nueva recolección de datos. En conjunto, el estudio aporta evidencia aplicada regional para comprender con mayor precisión y menos generalidades cómo la inteligencia de negocios, entendida como capacidad socio-técnica, puede habilitar decisiones directivas más consistentes y trazables en contextos de alta responsabilidad social.

El estudio adopta un enfoque de asociación que permite contrastar empíricamente si mayores capacidades de inteligencia de negocios se vinculan con una mejor toma de decisiones en centros médicos autorizados para licencias de conducir en La Libertad. En ese marco, se formula la hipótesis general (H1): existe una asociación positiva y significativa entre la Inteligencia de Negocios (V1) y la Toma de Decisiones (V2). A su vez, para identificar qué componentes sostienen esa relación y evitar una lectura “promedio” que oculte mecanismos relevantes, se plantean hipótesis específicas por dimensiones: H1a, el manejo/gestión de información (D1) se asocia positiva y significativamente con V2; H1b, la innovación/capacidad de innovación (D2) se asocia positiva y significativamente con V2; y H1c, la gestión del conocimiento (D3) se asocia positiva y significativamente con V2. De forma consistente, el objetivo general (OG) es determinar la relación entre la Inteligencia de Negocios (V1) y la Toma de Decisiones (V2) en centros médicos para licencias de conducir de La Libertad, articulando ambos constructos desde la lógica socio-técnica del modelo propuesto. Los objetivos específicos (OE) se orientan a desagregar esa relación para hacerla operativa: OE1, establecer la relación entre D1 y V2; OE2, establecer la relación entre D2 y V2; y OE3, establecer la relación entre D3 y V2.

Esta investigación entrega evidencia empírica aplicada en un servicio altamente regulado y de elevada responsabilidad social, al mostrar cómo la inteligencia de negocios asumida como una capacidad socio-técnica, no como un simple conjunto de reportes se vincula con la toma de decisiones en centros médicos autorizados para licencias de conducir en La Libertad. Su aporte principal apunta a una brecha todavía visible en la literatura regional: siguen siendo escasos los estudios que articulen, en un mismo análisis, el decision support con la gestión del conocimiento y la innovación; y más aún, que lo hagan de forma medible, sin quedarse en afirmaciones amplias del tipo “hay datos”. Aquí, el avance es precisamente ese: operacionalizar por dimensiones ambos constructos y volver trazable la relación, conectando capacidades específicas de BI (D1–D3) con facetas concretas del proceso decisional (D4–D7). El resultado no se limita a “confirmar” un marco conceptual; lo vuelve replicable y útil para la gestión, porque ofrece una base para orientar mejoras hacia decisiones más consistentes,

justificables y trazables, con implicancias potenciales en la calidad del servicio y, de manera indirecta, en la seguridad vial y la salud pública.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

El presente estudio se desarrolló con un enfoque cuantitativo, de alcance correlacional y diseño no experimental, transversal, dado que las variables se observaron en su estado natural y se midieron en un único momento (año 2023) para estimar su asociación en un contexto organizacional regulado [17]. El ámbito fue la región La Libertad (ciudad de Trujillo), en centros médicos autorizados para emitir certificados de aptitud para licencias de conducir, donde la decisión directiva exige trazabilidad y consistencia. La unidad de análisis estuvo constituida por cada representante (propietario/directivo o responsable designado) de cada centro médico autorizado. La población correspondió al total de establecimientos autorizados por el MTC en el ámbito definido y, por rigurosidad, se trabajó con censo: $n = 37$ centros médicos (muestra = población). Los criterios de inclusión consideraron: Empresa formal con autorización vigente por el MTC, consentimiento informado firmado por el propietario, más de un año de funcionamiento y localización en Trujillo; quedando excluidos quienes no cumplieran tales requisitos. En coherencia con la naturaleza ordinal de las mediciones tipo Likert y el objetivo de contrastar asociaciones (no causalidad), el análisis correlacional se justifica metodológicamente mediante coeficientes no paramétricos cuando corresponde, evitando supuestos innecesarios sobre normalidad y linealidad [18]. Finalmente, para asegurar transparencia y calidad de reporte en estudios observacionales, la redacción de esta sección se alinea con recomendaciones de reporte que enfatizan describir con precisión diseño, participantes, criterios de selección y unidad analítica, reforzando la auditabilidad metodológica del trabajo [19], junto con la necesidad de explicitar la lógica de determinación de tamaño muestral (o su carácter censal/finito) en investigaciones correlacionales [20].

El instrumento y la operacionalización se estructuraron mediante dos cuestionarios autoaplicados coherentes con el marco conceptual del estudio (Inteligencia de Negocios – Toma de Decisiones), ambos medidos con escala Likert de cinco categorías (1–5), formato ampliamente utilizado para representar constructos latentes en investigación aplicada y compatible con análisis correlacionales en contextos organizacionales [21, 22]. En primer lugar, la variable Inteligencia de Negocios (IN) se evaluó con 9 ítems (IN1–IN9), organizados en tres dimensiones: D1 Manejo/gestión de información (IN1–IN3), D2 Innovación (IN4–IN6) y D3 Gestión del conocimiento (IN7–IN9); sobre esta base, se construyó el índice global $V1 = D1 + D2 + D3$ mediante sumatoria por dimensión, definiendo rangos teóricos consistentes con el número de reactivos (IN–D1–IN1–IN3–3–15; IN–D2–IN4–IN6–3–15; IN–D3–IN7–IN9–3–15; $V1$ –IN1–IN9–9–45). En segundo lugar, la variable Toma de Decisiones (TD) se midió con 20 ítems (TD1–TD20) distribuidos en cuatro

dimensiones del proceso decisional: D4 Identificación de objetivos (TD1–TD4), D5 Identificación de alternativas (TD5–TD9), D6 Identificación de información (TD10–TD14) y D7 Análisis de consecuencias (TD15–TD20); de modo análogo, se consolidó el índice $V2 = D4 + D5 + D6 + D7$ usando sumatoria dimensional y rangos teóricos derivados del número de ítems (TD–D4–TD1–TD4–4–20; TD–D5–TD5–TD9–5–25; TD–D6–TD10–TD14–5–25; TD–D7–TD15–TD20–6–30; $V2$ –TD1–TD20–20–100). Esta operacionalización por dimensiones con puntajes parciales y globales favorece la trazabilidad analítica del modelo propuesto ($D1$ – $D3/V1$ – $D4$ – $D7/V2$), facilita la comparación entre componentes específicos y fortalece la replicabilidad del estudio; asimismo, la calidad de medición se respalda mediante procedimientos estándar de evaluación psicométrica (validez de contenido y consistencia interna) recomendados en la literatura reciente para instrumentos tipo encuesta, incluyendo la posibilidad de reportar estimadores complementarios cuando corresponda [23, 24]. La recolección de datos se ejecutó en La Libertad (2023) mediante coordinación formal con los centros médicos autorizados: primero se remitió la solicitud de participación y, antes de aplicar el instrumento, se gestionó el consentimiento informado. La encuesta se dirigió al propietario, directivo o representante del establecimiento y se aplicó de manera presencial; y aquí hubo una decisión práctica deliberada casi inevitable en un servicio con alta exigencia regulatoria: para no sobrecargar la operación y, al mismo tiempo, favorecer respuestas completas, el tiempo estimado de llenado se acotó a aproximadamente 15 minutos por participante. En términos éticos, el procedimiento se alineó con estándares contemporáneos para estudios por encuesta centrados en autonomía y claridad informativa: se garantizó participación voluntaria, se atendieron dudas durante el proceso y se dejó explícita la posibilidad de retiro sin repercusiones. Además, para proteger la identidad, no se exigió consignar nombres ni identificadores directos; cada registro se administró mediante un código. Este enfoque responde a recomendaciones recientes para investigación observacional y de encuesta, especialmente en lo referido a reportar de forma explícita el consentimiento, el manejo de datos y las salvaguardas de privacidad como parte de la trazabilidad metodológica [25], así como a la necesidad de reforzar la transparencia ética cuando se trabaja con información organizacional sensible [26]. En la misma línea, el resguardo de datos se implementó bajo un criterio de minimización y confidencialidad: las respuestas se digitaron en una base estructurada para el análisis y quedaron bajo custodia del investigador, con acceso restringido y uso exclusivo para fines del estudio. Estas decisiones son coherentes con la literatura reciente sobre consentimiento en investigación aplicada [27] y con la importancia de asegurar anonimización efectiva y reducir el riesgo de reidentificación al reportar resultados agregados [28], sobre todo cuando el objeto de estudio se ubica en un entorno de alta responsabilidad social, donde la confianza institucional no es un detalle, sino un activo crítico para la calidad del dato y la integridad del proceso. El análisis estadístico se estructuró para describir el perfil de las variables y, luego, contrastar la asociación BI ($V1$: $D1$ – $D3$) –

Toma de decisiones (V2: D4–D7) con medidas no paramétricas acordes con la naturaleza ordinal de los ítems tipo Likert. Primero, se reportaron estadísticos descriptivos para V1, V2 y sus dimensiones, combinando media y desviación estándar (para una lectura comparativa) con mediana y rango intercuartílico (IQR) (para una lectura robusta ante asimetrías), práctica recomendada en reportes observacionales contemporáneos [29]. En segundo lugar, se estimó la confiabilidad interna de los instrumentos mediante alfa de Cronbach para IN (IN1–IN9) y TD (TD1–TD20) como estimador principal; omega de McDonald se considera un estimador complementario cuando el espacio editorial lo permite, priorizando la transparencia sobre supuestos psicométricos que pueden no sostenerse en escalas aplicadas [30]. Para el contraste principal, se utilizó rho de Spearman para estimar la asociación V1–V2 y, de manera desagregada, D1–V2, D2–V2 y D3–V2, evitando imponer linealidad y normalidad; esta elección se alinea con evidencia reciente que discute el comportamiento comparado de coeficientes de correlación bajo diferentes distribuciones y condiciones de datos [31]. Finalmente, como verificación compacta de robustez, se incorporó un IC95% por bootstrap para las correlaciones (y/o tau-b de Kendall como alternativa ordinal de asociación) en 2–3 líneas, para sostener inferencias más estables en muestras pequeñas y potencial presencia de valores influyentes [32]. El procesamiento y la estimación se realizaron en software estadístico reproducible.



Figura 1. Síntesis metodológica del estudio (Materiales y Métodos).

La Figura 1 (síntesis metodológica) condensa en una sola vista el hilo que hace al estudio realmente replicable: deja establecido el diseño cuantitativo, transversal y correlacional; delimita el contexto y la unidad de análisis centros médicos autorizados en La Libertad (2023); y vuelve explícita la arquitectura del instrumento, distinguiendo IN y TD a través de sus dimensiones e ítems. Además, no “salta” el tramo ético: ordena primero el consentimiento, la codificación (anonimización) y el resguardo de la información, y recién después conduce a la preparación del dato y al plan de análisis (estadísticos descriptivos, confiabilidad y correlaciones no paramétricas). ¿Por qué importa? Porque la figura amarra la trazabilidad entre lo que se midió, la forma en que se obtuvo y el modo en que se procesará, evitando ambigüedades metodológicas y mostrando, sin rodeos, el pipeline que conecta el modelo BI – TD con las decisiones estadísticas que luego se reportan en resultados.

Sin alterar el carácter correlacional del diseño, se incorporaron verificaciones de calidad y robustez orientadas a fortalecer la defendibilidad de las inferencias en un censo pequeño. En primer término, antes de cualquier estimación, se documentó la integridad del dato mediante la confirmación de ausencia de valores perdidos y la verificación de rangos teóricos esperados en los puntajes globales y dimensionales, asegurando que la evidencia analítica no se apoye en registros incompletos o fuera de dominio. En segundo término, las asociaciones principales estimadas con ρ de Spearman se contrastaron con un estimador ordinal alternativo (τ -b de Kendall) como verificación compacta de robustez, y se añadió un chequeo de sensibilidad por influencia vía leave-one-out para evaluar la estabilidad del tamaño de efecto ante la remoción individual de observaciones, condición relevante cuando n es reducido. Finalmente, la lectura inferencial se complementó con visualizaciones reproducibles que transparentan patrón, dispersión y posible concentración en valores altos (dispersión V1–V2) y, a la vez, permiten identificar en qué etapas del proceso decisional (D4–D7) se expresa con mayor fuerza el componente de BI (V1 y D1–D3), cerrando esta sección con un pipeline analítico trazable, auditable y coherente con el plan no paramétrico definido.

III. RESULTADOS

Antes de reportar descriptivos e inferencia, se verificó la integridad de la base censal ($n=37$): no se registraron valores perdidos en los ítems (IN1–IN9; TD1–TD20) ni en los puntajes compuestos (V1/V2 y D1–D7). Asimismo, todos los puntajes se mantuvieron dentro de sus rangos teóricos, asegurando consistencia operativa de la construcción de índices (V1: 9–45; V2: 20–100) y trazabilidad entre operacionalización y evidencia reportada. En la Tabla 1 se sintetiza el perfil descriptivo de los puntajes globales (V1/V2) y de sus dimensiones (D1–D7), reportando media±DE junto con mediana e IQR para sostener una lectura comparativa y, a la vez, robusta ante posibles asimetrías. En términos globales, V1 (Inteligencia de Negocios) mostró un nivel alto y relativamente concentrado (Media=39.00; DE=3.12; Mediana=39; IQR=4; Min–Max=31–44), coherente con su rango teórico (9–45) derivado de la sumatoria dimensional. De manera consistente, V2 (Toma de Decisiones) presentó una tendencia central elevada (Media=88.46; DE=7.06; Mediana=90; IQR=5; Min–Max=68–100), dentro del rango teórico (20–100), lo que sugiere que, en el conjunto censal de $n=37$ centros, la toma de decisiones reportada se ubica mayoritariamente en el tramo superior, aunque con una dispersión mayor que V1 (amplitud 32 puntos), indicando heterogeneidad entre establecimientos. En el desglose, las dimensiones de BI conservaron un patrón alto y estable: D1 (Media=13.05; DE=1.20; Mediana=13; IQR=2; 10–15), D2 (Media=12.84; DE=1.50; Mediana=13; IQR=2; 8–15) y D3 (Media=13.11; DE=1.10; Mediana=13; IQR=2; 11–15), con D2 (innovación) como el componente relativamente más bajo y más variable (DE=1.50), un matiz relevante para la lectura aplicada del modelo socio-técnico BI–TD. Por su parte, las dimensiones decisionales también se

concentraron en valores altos: D4 (Media=17.59; DE=1.76; Mediana=18; IQR=2; 11–20), D5 (Media=22.00; DE=1.89; Mediana=22; IQR=2; 16–25), D6 (Media=21.97; DE=1.86; Mediana=22; IQR=2; 17–25) y D7 (Media=26.89; DE=2.16; Mediana=27; IQR=2; 20–30), destacando D7 (análisis de consecuencias) como el componente con mayor media relativa (y rango amplio), lo que es consistente con un estilo decisional que privilegia evaluar impactos antes de cerrar alternativas. En conjunto, la cercanía entre medias y medianas, junto con IQR estrechos en la mayoría de dimensiones, describe una distribución predominantemente “alta” con variación acotada en BI y una variación más marcada en TD, configuración que prepara el terreno para interpretar, en la siguiente subsección, la asociación no paramétrica entre V1–V2 y los contrastes por D1–D3 frente a V2.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de BI (V1/D1–D3) y Toma de Decisiones (V2/D4–D7) (n=37).

Variable	Media	DE	Mediana	IQR	Min–Max
V1 (Inteligencia de Negocios)	39.00	3.12	39.00	4.00	31–44
V2 (Toma de decisiones)	88.46	7.06	90.00	5.00	68–100
D1 (Manejo de información)	13.05	1.20	13.00	2.00	10–15
D2 (Innovación)	12.84	1.50	13.00	2.00	8–15
D3 (Gestión del conocimiento)	13.11	1.10	13.00	2.00	11–15
D4 (Identificación de objetivos)	17.59	1.76	18.00	2.00	11–20
D5 (Identificación de alternativas)	22.00	1.89	22.00	2.00	16–25
D6 (Identificación de información)	21.97	1.86	22.00	2.00	17–25
D7 (Análisis de consecuencias)	26.89	2.16	27.00	2.00	20–30

La consistencia interna se estimó mediante alfa de Cronbach para las escalas de Inteligencia de Negocios (V1; IN1–IN9) y Toma de Decisiones (V2; TD1–TD20), y se desagregó por dimensiones D1–D7 cuando el reporte lo permite. En el conjunto censal (n = 37), V2 evidenció una confiabilidad alta ($\alpha = 0.920$), lo que indica una estructura de ítems fuertemente coherente para capturar el desempeño decisional en sus cuatro dimensiones. V1 mostró una confiabilidad adecuada ($\alpha = 0.796$), suficiente para sostener inferencias sobre el índice global de BI en un contexto aplicado (servicio regulado), aunque con mayor heterogeneidad interna que V2. A nivel dimensional, D4–D7 se ubicaron en un rango aceptable ($\alpha \approx 0.702\text{--}0.743$), consistente con subescalas de 4–6 ítems. En contraste, D1–D3 presentaron alfas moderadas ($\alpha \approx 0.542\text{--}0.663$), un patrón esperable cuando cada subescala se compone de solo 3 ítems (sensibilidad del α a k) y cuando el constructo incluye prácticas organizacionales diversas; por ello, estas dimensiones se interpretan con mayor prudencia de forma aislada y se prioriza el uso de V1 como síntesis trazable del componente socio-técnico de BI, ver tabla 2.

Tabla 2. Confiabilidad interna por escala y dimensiones (α de Cronbach) (n=37).

Escala	k	Alfa de Cronbach (α)
V1 Inteligencia de Negocios (IN1–IN9)	9	0.796
V2 Toma de decisiones (TD1–TD20)	20	0.920
D1 (Manejo de información)	3	0.655
D2 (Innovación)	3	0.663
D3 (Gestión del conocimiento)	3	0.542
D4 (Identificación de objetivos)	4	0.743
D5 (Identificación de alternativas)	5	0.702
D6 (Identificación de información)	5	0.710
D7 (Análisis de consecuencias)	6	0.728

Alineado con el contraste no paramétrico definido en el plan analítico (Spearman para V1–V2 y contrastes D1–D3 vs V2, complementado con IC95% por bootstrap para robustez en n pequeño), los resultados confirman un patrón de asociación positivo, estadísticamente significativo y de magnitud alta entre la Inteligencia de Negocios y la Toma de Decisiones en el conjunto censal de centros médicos (n=37). En primer lugar, la hipótesis general H1 (V1–V2) se sostiene con una correlación muy fuerte ($\rho=0.858$; $p=1.16\times10^{-11}$) y un IC95% bootstrap consistente ([0.711, 0.941]) ver Tabla 3, lo que indica que, incluso bajo remuestreo, la asociación permanece elevada y estable. En términos sustantivos, este hallazgo refuerza el argumento socio-técnico del manuscrito: en un servicio regulado donde la trazabilidad decisional es crítica, mayores capacidades agregadas de BI (V1) tienden a coexistir con un desempeño decisional más alto (V2), sin exigir supuestos de normalidad o linealidad. En segundo lugar, al desagregar BI por dimensiones para evitar una lectura “promedio” (H1a–H1c), se observa que todas las dimensiones D1–D3 mantienen

asociaciones positivas y significativas con V2, aunque con tamaños de efecto diferenciados: D3 (gestión del conocimiento) muestra una relación alta ($\rho=0.740$; $p=1.69\times 10^{-7}$; IC95% [0.522, 0.882]) y D1 (manejo/gestión de información) también se mantiene robusta ($\rho=0.726$; $p=3.72\times 10^{-7}$; IC95% [0.504, 0.870]), mientras que D2 (innovación), aun siendo significativa, presenta una magnitud relativamente menor ($\rho=0.652$; $p=1.25\times 10^{-5}$; IC95% [0.453, 0.782]) ver Figura 2. Este gradiente es informativo para la discusión: sugiere que el “motor” de la asociación BI–TD no depende solo de reportes o disponibilidad de datos, sino del uso organizacional del conocimiento y de la capacidad de ordenar información para justificar decisiones; la innovación aparece como un componente relevante, pero con variabilidad mayor en su traducción hacia el desempeño decisional (coherente con el carácter aplicado y heterogéneo del contexto). En conjunto, la evidencia empírica respalda H1 y sus hipótesis específicas, manteniendo cautela interpretativa: el diseño transversal sustenta asociación, no causalidad, pero la consistencia del signo, la significancia y la estabilidad de los IC apuntalan la defendibilidad del resultado dentro del enfoque correlacional planteado.

Tabla 3. Correlaciones (Spearman) e IC95% bootstrap

Asociación	ρ (Spearman)	p-valor	IC95% (bootstrap)
V1–V2	0.858	1.16×10^{-11}	[0.711, 0.941]
D1–V2	0.726	3.72×10^{-7}	[0.504, 0.870]
D2–V2	0.652	1.25×10^{-5}	[0.453, 0.782]
D3–V2	0.740	1.69×10^{-7}	[0.522, 0.882]

Como verificación compacta de robustez, la asociación principal también se mantuvo al emplear τ -b de Kendall, confirmando el mismo patrón positivo y significativo entre V1 y V2 ($\tau=0.729$; $p=3.77\times 10^{-9}$), coherente con el enfoque ordinal del instrumento. Además, el análisis de sensibilidad leave-one-out evidenció estabilidad del tamaño de efecto: al excluir iterativamente un caso, $\rho(V1,V2)$ osciló en un rango estrecho de 0.846 a 0.889, lo que sugiere que el hallazgo no depende de un establecimiento aislado sino de un patrón consistente en el conjunto censal. En términos editoriales, estos dos chequeos refuerzan la defendibilidad del resultado sin alterar la interpretación central del diseño transversal: se trata de asociación robusta, no de causalidad.

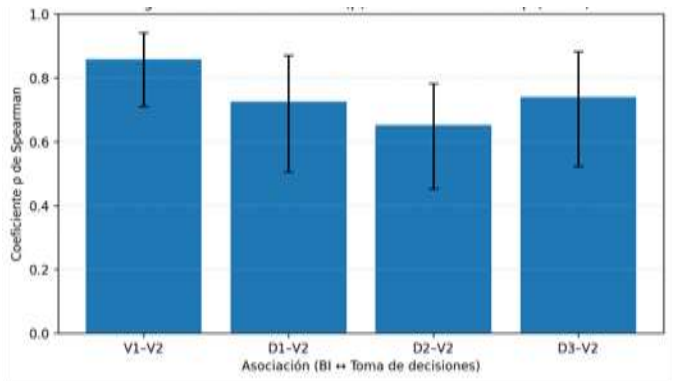


Figura 2. Tamaño de asociación (ρ de Spearman)

Dado que los descriptivos muestran puntajes altos y concentrados en particular en V2 (Mediana=90; IQR=5) se incorporó una visualización de dispersión para transparentar la nube de datos y anticipar objeciones sobre posible efecto techo. La Figura 3 muestra la relación monotónica entre V1 y V2 mediante un scatter con jitter suave (por tratarse de sumatorias discretas) y una curva de tendencia no paramétrica; se anota además el tamaño de asociación (ρ) y su significancia. Esta evidencia gráfica complementa la síntesis inferencial: no solo confirma magnitud, sino que permite observar cómo se distribuye el patrón a lo largo del rango operativo de los centros (ver Figura 3).

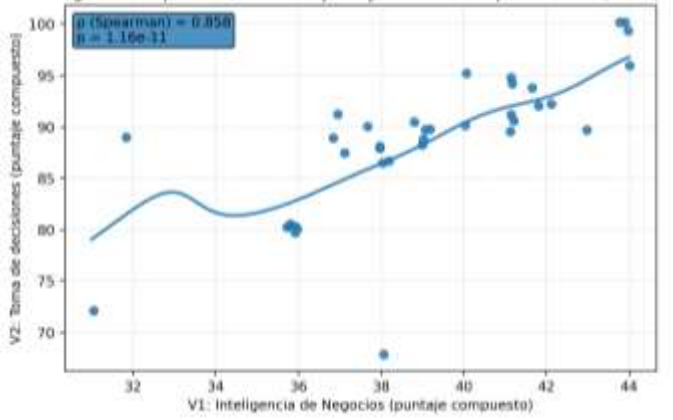


Figura 3. Dispersión V1–V2 y tendencia no paramétrica

Para transformar el resultado global (BI–TD) en una lectura más accionable —no solo si existe asociación, sino en qué tramo del proceso decisional se manifiesta con mayor intensidad— se estimaron correlaciones no paramétricas entre BI (índice global y componentes) y las etapas de la toma de decisiones (D4–D7). En la matriz (Figura 4) se aprecia que el índice global V1 se asocia con mayor fuerza con D5 (identificación de alternativas; $\rho=0.800$; $p=2.88\times 10^{-9}$) y D6 (identificación de información; $\rho=0.795$; $p=4.04\times 10^{-9}$), lo que sugiere que el componente BI se alinea especialmente con fases donde la organización necesita ampliar opciones y sostener decisiones con información pertinente. En un segundo nivel, V1 mantiene vínculos altos con D7 (análisis de consecuencias; $\rho=0.742$; $p=1.47\times 10^{-7}$) y con D4 (identificación de objetivos; $\rho=0.686$; $p=2.73\times 10^{-6}$), indicando que la asociación no se restringe a un único subproceso, sino que recorre el ciclo decisional.

Al desagregar BI, D1 (manejo de información) y D3 (gestión del conocimiento) reproducen un patrón consistente sobre D5–D7, con coeficientes altos en D5–D6 (por ejemplo, D1–D5 $\rho=0.702$; $p=1.3\times 10^{-6}$; D1–D6 $\rho=0.688$; $p=2.6\times 10^{-6}$; D3–D5 $\rho=0.696$; $p=1.7\times 10^{-6}$) y asociaciones también relevantes sobre D7 (p. ej., D1–D7 $\rho=0.701$; $p=1.4\times 10^{-6}$; D3–D7 $\rho=0.682$; $p=3.4\times 10^{-6}$). En contraste, D2 (innovación) conserva relaciones positivas, pero relativamente menores y más heterogéneas entre etapas (p. ej., D2–D5 $\rho=0.597$; $p=9.7\times 10^{-5}$; D2–D7 $\rho=0.530$; $p=7.5\times 10^{-4}$), coherente con que la innovación puede expresarse de forma menos uniforme entre centros. En conjunto, esta lectura añade granularidad a la asociación BI–TD al identificar

qué fases decisionales parecen más “sensibles” al soporte informacional y de conocimiento, manteniendo la cautela propia del diseño transversal: se reportan asociaciones robustas, no relaciones causales (ver Figura 4).

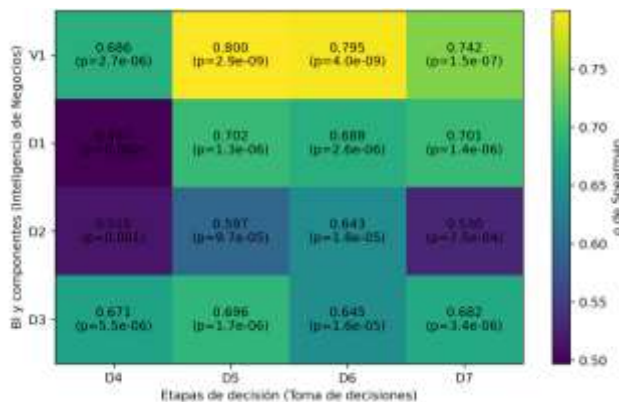


Figura 4. Correlaciones Spearman: BI vs etapas de decisión (D4–D7) (n=37).

IV. DISCUSIÓN

La discusión con [33], se articula en un punto central: su revisión muestra que la Inteligencia de Negocios (BI) dejó de ser un “soporte TI” para convertirse en un actor estratégico que reconfigura la toma de decisiones y la ventaja competitiva, fortaleciendo gestión del conocimiento, innovación y otras capacidades, pero condicionada por retos de implementación como personal calificado y adaptación tecnológica acelerada. En nuestra investigación, ese desplazamiento “de apoyo a palanca estratégica” se verifica empíricamente en un contexto no corporativo, sino regulado y de servicio: un censo de 37 centros médicos autorizados en La Libertad (2023), donde el desempeño en BI y en toma de decisiones aparece alto (p.ej., V1 mediana=39; V2 mediana=90) con consistencia interna sólida (α V1=0.796; α V2=0.920), y, crucialmente, la asociación BI–TD es alta y estadísticamente significativa ($\rho=0.858$; $p=1.16 \times 10^{-11}$; ver Tabla 3) y se mantiene estable según las verificaciones de robustez reportadas (τ -b y leave-one-out; ver Sección III). Esta convergencia respalda la investigación de Jiménez-Partearroyo: cuando BI se integra como capacidad (no solo herramienta), se ha asociado con mejores decisiones y mayor eficiencia operativa en la literatura; sin embargo, nuestro aporte matiza el “para qué” de esa mejora: aquí no se expresa principalmente como marketing o posicionamiento competitivo, sino como calidad y trazabilidad del proceso decisional en etapas críticas, donde el efecto es más intenso en identificación/selección de alternativas (D5, $\rho=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) e implementación (D6, $\rho=0.795$; $p=4.63 \times 10^{-9}$), manteniéndose relevante en evaluación (D4, $\rho=0.686$) y seguimiento (D7, $\rho=0.742$). En síntesis, mientras su artículo explica la evolución estratégica de BI y sus barreras de adopción, nuestros resultados añaden evidencia aplicada: incluso en organizaciones pequeñas y normadas, BI opera como infraestructura cognitiva que ordena la decisión (especialmente al elegir e implementar), reforzando la idea de que el valor de

BI emerge cuando hay capacidades humanas y de gestión alineadas con el uso estratégico del dato.

En el marco del servicio regulado (centros médicos autorizados para licencias de conducir), nuestros hallazgos sostienen que el componente socio-técnico de Inteligencia de Negocios (V1) se asocia de manera alta, positiva y estable con la Toma de Decisiones (V2) en el conjunto censal (n=37), con $\rho=0.858$; $p=1.16 \times 10^{-11}$; IC95% bootstrap [0.711, 0.941], lo que respalda la hipótesis central sin imponer supuestos de normalidad y con evidencia adicional de robustez por remuestreo. Esta magnitud debe leerse junto con el perfil descriptivo: V1 se ubica alto y relativamente concentrado (Media=39.00; DE=3.12; Mediana=39; IQR=4; 31–44), mientras V2 presenta una tendencia central elevada (Media=88.46; Mediana=90; IQR=5; 68–100), patrón compatible con un contexto donde la trazabilidad decisional es una exigencia operativa, aunque con heterogeneidad entre establecimientos. Al contrastar con el estudio [34], se observa convergencia conceptual: ellos reportan que el uso de analítica de big data incrementa la calidad de decisión ($\beta=0.223$; $p<0.01$) y que las capacidades analíticas también la elevan ($\beta=0.394$; $p<0.001$), incluyendo un mecanismo parcial de mediación (la “capacidad” como traductor entre uso analítico y calidad decisional), en un modelo SEM-PLS con potencia explicativa reportada para la variable endógena (varianza explicada). La diferencia de enfoques (nuestro diseño correlacional no paramétrico con IC bootstrap vs. SEM-PLS) no altera la lectura comparativa principal: la dirección del efecto es consistente la analítica/Bi se alinea con mejor desempeño decisional pero nuestro aporte añade granularidad operativa al mostrar dónde se expresa más la relación dentro del proceso decisional: V1 se vincula con mayor fuerza con D5 (identificación de alternativas; $\rho=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) y D6 (identificación de información; $\rho=0.795$; $p=4.04 \times 10^{-9}$), seguido de D7 y D4, sugiriendo que BI se “materializa” especialmente cuando la organización debe ampliar opciones y sustentar decisiones con información pertinente. Esta lectura se refuerza al desagregar V1: D3 (gestión del conocimiento) y D1 (manejo de información) mantienen asociaciones altas con V2 ($\rho=0.740$ y $\rho=0.726$, respectivamente), mientras D2 (innovación) es positiva pero relativamente menor ($\rho=0.652$), matiz coherente con la idea planteada también en la literatura de que el valor de la analítica depende de la capacidad organizacional para convertir datos en conocimiento accionable y evitar fricciones (mecanismos internos y capacidades). Esta discusión se mantiene estrictamente dentro de lo defendible por el diseño: se interpretan asociaciones robustas (no causalidad), se explica la consistencia con evidencia externa, y se justifica por qué, en un servicio regulado, el eje conocimiento-información (D3/D1) puede ser el vector más sensible del modelo BI–TD.

De nuestra investigación (centros médicos autorizados para licencias, La Libertad–2023), el hallazgo central es que la Inteligencia de Negocios (V1) se asocia fuertemente con la Toma de Decisiones (V2) en un contexto donde la trazabilidad es una exigencia operativa: V1 muestra valores altos y concentrados (Media=39.00; 31–44) y V2 también una

tendencia elevada (Media=88.46; 68–100), y la relación no se distribuye “en abstracto” sino que se materializa con mayor intensidad en etapas específicas del proceso, particularmente D5 (identificación de alternativas; $p=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) y D6 (identificación de información; $p=0.795$; $p=4.04 \times 10^{-9}$), seguidas por D7 y D4; además, al desagregar V1, gestión del conocimiento (D3) y manejo de información (D1) sostienen asociaciones altas con V2 ($p=0.740$ y $p=0.726$), mientras innovación (D2) permanece positiva pero relativamente menor ($p=0.652$), lo que sugiere que el “retorno decisonal” del BI depende más de convertir datos en conocimiento accionable que del uso instrumental aislado. Este patrón es coherente al confrontarlo con la evidencia reciente del sector público en Indonesia, donde un modelo PLS-SEM con $n=330$ reporta que las capacidades de analítica de negocios (BAC) impactan positiva y significativamente el desempeño en la toma de decisiones (DMP) ($\beta=0.409$; $p=0.000$) y alcanzan $R^2(\text{DMP})=0.586$, con verificación explícita de sesgo de método común mediante VIF (valores <3.3 ; VIF latentes $\sim 1.435\text{--}2.458$) [35]. La diferencia metodológica (nuestro enfoque correlacional ordinal con lectura por etapas vs. SEM explicativo) no cambia la convergencia sustantiva: en ambos casos, las capacidades analíticas/BI se alinean con mejor desempeño decisonal; sin embargo, nuestro aporte añade trazabilidad operativa al precisar dónde se expresa con más fuerza esa relación dentro del proceso decisonal regulado.

La lectura integrada de resultados sostiene que, en centros médicos autorizados para licencias (La Libertad–2023), la Inteligencia de Negocios (V1) se asocia fuertemente con la Toma de Decisiones (V2) ($p=0.858$; $p=1.16 \times 10^{-11}$; IC95% bootstrap [0.711, 0.941]), y que dicha relación es robusta a decisiones analíticas compatibles con escalas ordinales ($\tau\text{-b}=0.729$; $p=3.77 \times 10^{-9}$) y estable ante influencia por casos (leave-one-out: ρ entre 0.846 y 0.889), por lo que el hallazgo no parece depender de un establecimiento aislado sino de un patrón consistente en el conjunto censal. Esta evidencia converge con el trabajo reciente en banca comercial jordana (PLS-SEM), donde la adopción de BI muestra un efecto positivo y significativo sobre el desempeño de toma de decisiones ($\beta=0.569$; $t=9.747$), y se argumenta que el conocimiento “data-driven” de los sistemas BI facilita decisiones gerenciales más informadas y mejora el rendimiento [36]. La diferencia clave es que nuestro diseño correlacional no se limita a confirmar el vínculo global BI–TD, sino que lo operacionaliza por tramos del proceso decisonal, mostrando que la asociación se intensifica en fases donde la organización necesita ampliar opciones y sostener decisiones con información pertinente, particularmente D5 ($p=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) y D6 ($p=0.795$; $p=4.04 \times 10^{-9}$), sin perder fuerza en D7 ni D4, lo que ofrece trazabilidad aplicada para mejora de gestión en un servicio regulado. En ese sentido, el énfasis de Qatawneh sobre el rol de cuerpos regulatorios y condiciones habilitantes (enfrentar datos fragmentados y brechas de capacidades) resulta conceptualmente alineado con tu contexto MTC-regulado, reforzando que el rendimiento decisonal no proviene de “tener BI” de forma nominal, sino de convertir información en conocimiento accionable, coherente con que en tu evidencia los

componentes ligados a manejo de información (D1) y gestión del conocimiento (D3) sostienen asociaciones más altas con V2 que la dimensión de innovación (D2).

A diferencia de buena parte de la literatura BI/analytics–decisiones (frecuentemente construida en entornos corporativos y reportada como un vínculo “global” sin especificar dónde se materializa), nuestro estudio aporta un valor aplicado especialmente útil, en un censo de 37 centros médicos autorizados (servicio regulado), no solo confirmamos una asociación muy fuerte entre BI y toma de decisiones ($p=0.858$; $p=1.16 \times 10^{-11}$; IC95% bootstrap [0.711, 0.941]), sino que además la blindamos con chequeos editoriales de robustez consistentes con escalas ordinales ($\tau\text{-b}$ 0.729; $p=3.77 \times 10^{-9}$) y estabilidad por influencia (leave-one-out: $p=0.846\text{--}0.889$), evitando que el hallazgo dependa de un caso atípico. En términos de contribución, el diferencial está en la trazabilidad operativa: la evidencia se traduce a etapas del proceso decisonal con picos en D5 ($p=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) y D6 ($p=0.795$; $p=4 \times 10^{-9}$) y se contextualiza con un perfil descriptivo transparente (V1 Media=39.00, V2 Mediana=90; IQR=5).

Implicancias aplicadas. En un servicio regulado, la utilidad de BI no depende solo de “tener datos”, sino de la capacidad organizacional para gobernarlos, interpretarlos y convertirlos en criterios de gestión. En ese sentido, el gradiente observado (D3 y D1 por encima de D2) sugiere priorizar prácticas de gestión del conocimiento y de calidad/flujo de información (estandarización, trazabilidad, retroalimentación) como base para decisiones más consistentes y auditables, dejando la innovación como una capacidad que se fortalece cuando existen rutinas informacionales y aprendizaje organizacional sostenido. Estas implicancias se mantienen en el plano asociativo y orientan futuras intervenciones y evaluaciones longitudinales. Sesgo de método común y alcance. Dado que BI y TD se midieron mediante autoinforme en un único corte transversal y con la misma fuente informante, existe riesgo de sesgo de método común. Para mitigarlo se aplicaron medidas procedimentales (participación voluntaria, anonimato por códigos, instrucciones neutrales y reporte agregado) y se contrastó la estabilidad de las asociaciones con verificaciones de robustez (bootstrap, $\tau\text{-b}$ y sensibilidad leave-one-out). No obstante, estas acciones no eliminan completamente el sesgo; por ello, los resultados deben interpretarse en términos asociativos y con generalización limitada a contextos organizacionales similares.

V. CONCLUSIONES

En el OE1, la evidencia apunta en una sola dirección: D1 (manejo/gestión de información) se asocia de forma positiva y fuerte con la Toma de Decisiones (V2) en los $n=37$ centros evaluados. En términos inferenciales, la relación no paramétrica alcanza $\rho(\text{Spearman})=0.726$, con $p=3.72 \times 10^{-7}$ y un IC95% bootstrap [0.504, 0.870], un rango que se mantiene claramente por encima de cero y respalda un patrón monotónico estable. Al mirar la distribución, D1 aparece alto y relativamente concentrado (Media=13.05; DE=1.20; Mediana=13; IQR=2; 10–15), y V2 también se ubica en niveles elevados (Media=88.46; DE=7.06; Mediana=90; IQR=5; 68–100), lo

que sugiere sin forzar causalidad que cuando la información se gestiona mejor, las decisiones tienden a sostenerse con mayor consistencia en un entorno regulado. Incluso considerando que D1, al estar formada por 3 ítems, reporta una confiabilidad moderada ($\alpha=0.655$), el tamaño del efecto y su intervalo refuerzan la conclusión dentro del enfoque transversal/correlacional: la calidad, disponibilidad y trazabilidad de la información funcionan como un eje asociado al desempeño decisional global.

En el OE2, los hallazgos sostienen que la innovación/capacidad de innovación (D2) se vincula positiva y significativamente con la Toma de Decisiones (V2) en el censo de $n=37$ centros: la asociación no paramétrica alcanzó $\rho(\text{Spearman})=0.652$, con $p=1.25 \times 10^{-5}$ e IC95% bootstrap [0.453, 0.782], confirmando que, cuando la innovación se expresa con mayor intensidad, el desempeño decisional tiende a ubicarse más alto, aun sin reclamar causalidad por el diseño transversal. En términos descriptivos, D2 mostró un nivel elevado pero con mayor variabilidad que las otras dimensiones de BI (Media=12.84; DE=1.50; Mediana=13; IQR=2; rango 8–15), lo que sugiere una adopción menos uniforme entre establecimientos y, precisamente por ello, un espacio real de mejora gerencial: no basta con “tener datos”, también importa la capacidad de transformar prácticas y reconfigurar procesos para decidir mejor. Aunque D2 está medida con 3 ítems y su consistencia interna es moderada ($\alpha=0.663$), el tamaño del efecto y su intervalo aportan una base empírica defendible para concluir que la innovación es un componente relevante del modelo BI–TD en un servicio regulado. El aporte científico del estudio, aquí, es doble: operacionaliza la innovación como capacidad socio-técnica medible (no como eslogan) y la conecta con el desempeño decisional en un contexto de alta responsabilidad social, entregando un resultado replicable (Spearman + bootstrap) y accionable para priorizar intervenciones que fortalezcan decisiones más consistentes y trazables en centros autorizados.

En el OE3, los resultados respaldan con claridad que la gestión del conocimiento (D3) se asocia positiva, significativa y con magnitud alta con la Toma de Decisiones (V2) en el censo de centros evaluados ($n=37$): la relación no paramétrica alcanza $\rho(\text{Spearman})=0.740$, con $p=1.69 \times 10^{-7}$ e IC95% bootstrap [0.522, 0.882], lo que sostiene un patrón monotónico robusto sin imponer supuestos de normalidad y, por tanto, plenamente coherente con el enfoque ordinal del instrumento. En términos de nivel, D3 se ubica alto y relativamente concentrado (Media=13.11; DE=1.10; Mediana=13; IQR=2; 11–15), mientras V2 mantiene una tendencia central elevada (Media=88.46; Mediana=90; IQR=5; 68–100), sugiriendo con la cautela propia del diseño transversal que cuando el conocimiento se captura, comparte y convierte en criterio operativo, las decisiones tienden a sostenerse con mayor consistencia en un servicio regulado. Aunque D3 presenta una consistencia interna moderada-baja por su estructura de 3 ítems ($\alpha=0.542$), el tamaño del efecto y el intervalo por remuestreo aportan defendibilidad suficiente para concluir que el componente “conocimiento” no es accesorio, sino un eje

asociado al desempeño decisional global. Y aquí se ubica el aporte científico más valioso del estudio: no solo confirma que BI se relaciona con decisiones, sino que operacionaliza el constructo en dimensiones (D1–D3) y lo vuelve trazable y replicable (Spearman + IC bootstrap), mostrando que, en este contexto de alta responsabilidad social, el “retorno decisional” del BI se apoya especialmente en la capacidad organizacional de transformar información en conocimiento accionable para decidir de manera justificable y auditable.

El estudio evidencia que, en el censo de $n=37$ centros médicos autorizados, la Inteligencia de Negocios (V1) se asocia de manera positiva, muy fuerte y estadísticamente significativa con la Toma de Decisiones (V2), con $\rho(\text{Spearman})=0.858$, $p=1.16 \times 10^{-11}$ e IC95% bootstrap [0.711, 0.941], y con verificaciones adicionales que sostienen la defendibilidad del hallazgo bajo un enfoque ordinal ($\tau\text{-b}=0.729$; $p=3.77 \times 10^{-9}$) y estabilidad por influencia (leave-one-out: ρ entre 0.846 y 0.889), sin derivar causalidad por tratarse de un diseño transversal/correlacional. En términos descriptivos, el patrón se da en un contexto donde V1 aparece alto y relativamente concentrado (Media=39.00; DE=3.12; Mediana=39; IQR=4; 31–44) y V2 también se ubica en niveles elevados (Media=88.46; Mediana=90; IQR=5; 68–100), lo que es coherente con un servicio regulado que exige trazabilidad decisional, aunque con heterogeneidad entre establecimientos. El aporte científico del trabajo no se limita a “confirmar” el vínculo BI–TD: lo vuelve operacional, trazable y replicable al articular ambos constructos desde una lógica socio-técnica y, sobre todo, al traducir el efecto global a momentos concretos del proceso decisional, mostrando que la asociación se intensifica en fases críticas como D5 (identificación de alternativas; $\rho=0.800$; $p=2.88 \times 10^{-9}$) y D6 (identificación de información; $\rho=0.795$; $p=4.04 \times 10^{-9}$), lo que entrega una ruta práctica para priorizar mejoras de gestión en un entorno de alta responsabilidad social.

En un entorno altamente regulado, donde cada decisión debe poder explicarse y sostenerse, este estudio se aparta del lugar común de “disponer de datos” y pone el foco en lo que realmente marca diferencia: convertir la Inteligencia de Negocios en una capacidad socio-técnica que respalda decisiones más coherentes, justificables y trazables. El aporte no se queda en validar una idea ya conocida; la vuelve practicable. Al desagregar los constructos por dimensiones, enlazar capacidades específicas con momentos del proceso decisional y llevar la teoría a un plano verificable, el trabajo ofrece una lectura útil para la gestión y, a la vez, replicable para futuras investigaciones. En conjunto, ayuda a cerrar una brecha regional todavía vigente: integrar información, conocimiento e innovación en un mismo marco analítico, con sentido operativo, para fortalecer la toma de decisiones en servicios de alta responsabilidad social.

REFERENCIAS

- [1] B. Wieder y M.-L. Ossimitz, “The impact of Business Intelligence on the quality of decision making – a mediation model,” *Procedia Computer Science*, vol. 64, pp. 1163–1171, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.08.599
- [2] M. Jiménez-Partearroyo y A. Medina-López, “Leveraging Business Intelligence Systems for Enhanced Corporate Competitiveness: Strategy

- and Evolution,” *Systems*, vol. 12, art. 94, 2024, doi: 10.3390/systems12030094
- [3] M. Golestanizadeh et al., “Probing the Effect of Business Intelligence on the Performance of Construction Projects Through the Mediating Variable of Project Quality Management,” *Buildings*, vol. 15, art. 621, 2025, doi: 10.3390/buildings15040621
 - [4] T. M. Nakashololo y T. Iyamu, “Decision support model for big data analytics tools,” *South African Journal of Information Management*, vol. 25, no. 1, art. a1678, 2023, doi: 10.4102/sajim.v25i1.1678
 - [5] M. Frantzén, S. Bandaru y A. H. C. Ng, “Digital-twin-based decision support of dynamic maintenance task prioritization using simulation-based optimization and genetic programming,” *Decision Analytics Journal*, vol. 3, art. 100039, 2022, doi: 10.1016/j.dajour.2022.100039
 - [6] H. Yu, Y. Shang, N. Wang y Z. Ma, “The Mediating Effect of Decision Quality on Knowledge Management and Firm Performance for Chinese Entrepreneurs: An Empirical Study,” *Sustainability*, vol. 11, art. 3660, 2019, doi: 10.3390/su11133660
 - [7] A. Terán-Bustamante, A. Martínez-Velasco y G. Dávila-Aragón, “Knowledge Management for Open Innovation: Bayesian Networks through Machine Learning,” *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 7, art. 40, 2021, doi: 10.3390/joitmc7010040
 - [8] R. J. Quiroz-Valenzuela, L. C. Mendoza-Barrientos y L. E. Aguilar-Janto, “Gestión del conocimiento en entidades públicas Latinoamericanas 2016–2022. Una revisión sistemática,” *Revista Arbitrada Interdisciplinaria KOINONIA*, vol. 8, no. 1 (Ed. Especial), 2023, doi: 10.35381/r.k.v8i1.2828
 - [9] H. Chen, R. H. L. Chiang, and V. C. Storey, “Business intelligence and analytics: From big data to big impact,” *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 4, pp. 1165–1188, 2012, doi: 10.2307/41703503
 - [10] R. Gonzales and J. Wareham, “Analysing the impact of a business intelligence system and new conceptualizations of system use,” *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, vol. 24, no. 48, pp. 345–368, 2019, doi: 10.1108/JEFAS-05-2018-0052
 - [11] N. Cristache, G. Croitoru, and N. V. Florea, “The influence of knowledge management on innovation and organizational performance,” *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 10, Art. no. 100793, 2025, doi: 10.1016/j.jik.2025.100793
 - [12] M. Tsakalerou, A. Abil, V. Ribiere, Y. Lukhmanov, and N. Tynybayeva, “The innovation capability equation: A systematic review of global determinants of SME’s success,” *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 10, Art. no. 100757, 2025, doi: 10.1016/j.jik.2025.100757
 - [13] W. H. DeLone and E. R. McLean, “The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update,” *Journal of Management Information Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 9–30, 2003, doi: 10.1080/07421222.2003.11045748
 - [14] A. Pérez-Guerrero, F. T. González-Fernández, and J. Herrera-Cabanillas, “Methodological and Statistical Considerations for Cross-Sectional, Case-Control, and Cohort Studies,” *Journal of Clinical Medicine*, vol. 13, no. 14, Art. no. 4005, 2024, doi: 10.3390/jcm13144005
 - [15] J. Bocianowski, I. Bartkowiak-Broda, and J. Staszewski, “Comparison Pearson’s and Spearman’s correlation coefficient under various distributions,” *Biometrical Letters*, vol. 61, pp. 17–23, 2024, doi: 10.2478/bile-2024-0008.
 - [16] A. A. Ghaferi, T. A. Schwartz, and T. M. Pawlik, “STROBE Reporting Guidelines for Observational Studies,” *JAMA Surgery*, vol. 156, no. 6, pp. 577–578, 2021, doi: 10.1001/jamasurg.2021.0528
 - [17] M. A. Bujang, N. Baharum, and M. J. Hayat, “Sample size determination for correlations with confidence interval width for Pearson and Spearman correlations,” *Restorative Dentistry & Endodontics*, vol. 49, p. e21, 2024, doi: 10.5395/rde.2024.49.e21
 - [18] T. K. Koo, “Likert-Type Scale,” *Encyclopedia*, vol. 5, no. 1, p. 18, 2025, doi: 10.3390/encyclopedia5010018
 - [19] A. T. Jebb, V. Ng, and L. Tay, “A review of key Likert scale development advances: 1995–2019,” *Frontiers in Psychology*, vol. 12, Art. no. 637547, 2021, doi: 10.3389/fpsyg.2021.637547
 - [20] E. Doval, C. Viladrich, and F. Morales-Vives, “Are internal consistency coefficients a replacement for test-retest reliability? The case of the Rosenberg Self-Esteem Scale,” *Psicothema*, vol. 35, no. 2, pp. 282–288, 2023, doi: 10.7334/psicothema2022.321
 - [21] T. Park, J. Lee, M. Kang, and K. Cho, “Implementing alternative estimation methods and presenting reliability and validity: An example of a questionnaire evaluation,” *Women’s Health Nursing*, vol. 30, no. 3, pp. 120–131, 2024, doi: 10.4069/whn.2024.03.12
 - [22] L. Wilmes, N. Retamal-Walter, M. Epstein, E. Cartwright, and C. R. McGowan, “Informed consent and study participant data: Under-reporting in clinical studies conducted in low- and middle-income settings,” *BMJ Global Health*, vol. 8, no. 12, Art. no. e012007, 2023, doi: 10.1136/bmjgh-2023-012007
 - [23] B. Struminskaya, V. Toepoel, P. Lugtig, and M. Haan, “Ethical considerations for augmenting surveys with auxiliary data,” *Public Opinion Quarterly*, vol. 87, no. S1, pp. S396–S425, 2023, doi: 10.1093/poq/nfad030
 - [24] S. Mondal, C. Chavhan, D. Parmar, and A. Ahammed, “Issues pertaining to informed consent for online surveys in clinical research: A cross-sectional audit,” *Perspectives in Clinical Research*, vol. 14, no. 4, pp. 230–235, 2023, doi: 10.4103/picr.picr_175_22
 - [25] M. Rupp, “Clarifying personal data and the role of anonymisation in EU data protection law,” *Computer Law & Security Review*, vol. 52, Art. no. 105932, 2024, doi: 10.1016/j.clsr.2023.105932
 - [26] M. T. Kalkbrenner, “Choosing between Cronbach’s coefficient alpha, McDonald’s coefficient omega, and coefficient H: Confidence intervals and the advantages and drawbacks of interpretive guidelines,” *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, vol. 57, no. 2, pp. 93–105, 2024, doi: 10.1080/07481756.2023.2283637
 - [27] J. Bocianowski, D. Wrońska-Pilarek, A. Krysztofiak-Kaniewska, K. Matusiak, and B. Wiatrowska, “Comparison of Pearson’s and Spearman’s correlation coefficients for selected traits of *Pinus sylvestris* L.,” *Biometrical Letters*, vol. 61, no. 2, pp. 115–135, 2024, doi: 10.2478/bile-2024-0008
 - [28] J. C. Li, “Bootstrap confidence intervals for 11 robust correlations in the presence of outliers and leverage observations,” *Methodology*, vol. 18, no. 2, 2022, doi: 10.5964/meth.8467
 - [29] L. Li, J. Lin, Y. Ouyang, and X. R. Luo, “Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations,” *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 175, Art. no. 121355, 2022, doi: 10.1016/j.techfore.2021.121355
 - [30] A. Irawan, D. N. Rahmawati, and D. Pratama, “Business analytics capabilities and decision-making performance: Evidence from Indonesia’s public sector,” *Digital Business*, 2025, Art. no. 100132, doi: 10.1016/j.digbus.2025.100132
 - [31] A. M. Qatawneh, “Examining the impact of business intelligence adoption on decision-making performance: the mediating role of organizational agility,” *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 10, no. 2, 2024, doi: 10.3390/joitmc10020076