

Advanced analytics for decision making in public management: a systematic review

Sabrina M. Izquierdo-Mogollon¹, Ariana D. M., Maquen-Monja², José A. Vásquez-Cornel³
^{1,2,3} Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U21203946@utp.edu.pe, U21209125@utp.edu.pe, C31374@utp.edu.pe

Abstract-- The integration of advanced analytics into public sector decision-making is emerging as a key strategy for improving institutional performance and service delivery. The overall objective is to explore how advanced analytics techniques are used in decision-making processes within public management. To this end, 53 articles published in the last five years were reviewed, selected from the Scopus and Web of Science databases. The PICO strategy and PRISMA methodology were applied to organize the findings around three main points: the problems identified, the techniques used, and the benefits obtained. Among the main challenges identified are strategic decision-making without analytical support, operational inefficiency, limited crisis response capacity, limited focus on citizen equity, and weak data governance. The most used techniques were machine learning, advanced statistical analysis, and text mining. In terms of the most notable benefits, 64.15% of the studies highlight knowledge generation, followed by improved operational efficiency at 35.85%. However, aspects such as citizen participation and social impact remain largely unexplored. Finally, it is concluded that advanced analytics offers a significant opportunity to transform public management, although greater institutional maturity, strengthened technical capabilities, adequate data governance frameworks, and more robust empirical validations are needed.

Keywords-- Advanced analytics, public sector, decision-making, artificial intelligence, public institutions.

Analítica avanzada para la toma de decisiones en la gestión pública: una revisión sistemática

Sabrina M. Izquierdo-Mogollon¹, Ariana D. M., Maquen-Monja², José A. Vásquez-Cornel³

^{1,2,3} Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U21203946@utp.edu.pe, U21209125@utp.edu.pe, C31374@utp.edu.pe

Resumen– La integración de la analítica avanzada en la toma de decisiones del sector público se perfila como una estrategia clave para mejorar el desempeño institucional y la prestación de servicios. Se tiene como objetivo general explorar como se emplean las técnicas de analítica avanzada en los procesos de toma de decisiones dentro de la gestión pública. Para ello, se revisaron 53 artículos publicados en los últimos cinco años, seleccionados de las bases de datos Scopus y Web of Science. Se aplicó la estrategia PICO y la metodología PRISMA con el fin de organizar los hallazgos en torno a tres puntos principales: los problemas identificados, las técnicas empleadas y los beneficios obtenidos. Entre los principales desafíos detectados se encuentran: la toma de decisiones estratégicas sin respaldo analítico, la ineficiencia operativa, la limitada capacidad de respuesta ante crisis, el escaso enfoque en la equidad ciudadana y la débil gobernanza de datos. Las técnicas más utilizadas fueron el aprendizaje automático, el análisis estadístico avanzado y la minería de texto. En cuanto a los beneficios más destacados, el 64,15 % de los estudios resalta la generación de conocimiento, seguido de la mejora de la eficiencia operativa en un 35,85 %. No obstante, aspectos como la participación ciudadana o el impacto social siguen siendo poco explorados. Finalmente, se concluye que la analítica avanzada ofrece una oportunidad significativa para transformar la gestión pública, aunque se necesite de una mayor madurez institucional, capacidades técnicas fortalecidas, marcos de gobernanza de datos adecuados y validaciones empíricas más sólidas.

Keywords-- Analítica avanzada, sector público, toma de decisiones, inteligencia artificial, instituciones públicas.

I. INTRODUCCIÓN

En el contexto de la transformación digital en la gestión pública, el crecimiento acelerado de los datos y el avance de las técnicas de análisis avanzado han permitido el desarrollo de sistemas inteligentes para apoyar la toma de decisiones en diversas áreas. En este sentido, las herramientas de analítica avanzada han transformado grandes volúmenes de información en conocimiento estratégico, resultado clave para optimizar procesos y mejorar la gestión pública [1], [2]. Asimismo, la integración de estas tecnologías emergentes ha fortalecido la administración de los recursos y promovido la transparencia en la toma de decisiones, impactando diversos sectores públicos, como salud, seguridad ciudadana, transportes y telecomunicaciones [3], [4], [5].

A pesar del potencial actual de las técnicas representativas de la analítica avanzada, su implementación en la gestión pública sigue siendo desordenada e incompleta [4]. Diversos estudios indican que, aunque en otros campos el uso de modelos predictivos y algoritmos sofisticados ha generado mejoras significativas, en la gestión pública la adopción de soluciones basadas en datos enfrenta ciertos desafíos [6], [7]. Como consecuencia, esta situación dificulta que los organismos estatales puedan anticipar y responder de forma proactiva a los

retos emergentes en la administración de recursos y en el diseño de políticas públicas.

Frente a esta problemática, resulta imprescindible un análisis exhaustivo del estado actual de diversas técnicas de analítica avanzada en la gestión pública [6]. Este análisis permite identificar y evaluar diversos enfoques, como modelos y buenas prácticas existentes, que faciliten la integración de estas técnicas en la toma de decisiones en la gestión pública [8]. A esto se suma la falta de lineamientos claros, la limitada interoperabilidad de los sistemas y las brechas en capacidades digitales, factores que condicionan el aprovechamiento de estas herramientas en la gestión pública [6]. Paralelamente, el éxito observado en sectores como el turismo, mediante modelos de decisión basados en el proceso de red analítica para gestionar riesgos [5], o en áreas ambientales mediante jerarquías analíticas para el tratamiento de fuentes hídricas [3], demuestra el potencial de replicar estas metodologías en el sector público. Incluso en el transporte público, se ha planteado el uso de marcos multicriterio para mejorar la toma de decisiones en infraestructura [4].

Con el fin de explorar las brechas y desafíos en la adopción de técnicas de analítica avanzada en la gestión pública, esta revisión sistemática de la literatura (RSL) tiene como objetivo analizar y categorizar las técnicas aplicadas en la toma de decisiones, así como describir los beneficios, limitaciones y tendencias asociadas a su implementación en contextos de gestión pública. La metodología se apoyó en los enfoques clásicas PICO y PRISMA, que orientaron la búsqueda, los criterios de inclusión y exclusión, el proceso de selección y el análisis de los estudios científicos. Estas estrategias organizaron la información científica principalmente en función de la identificación del problema, las técnicas específicas de analítica avanzada y los beneficios derivados de su aplicación.

II. METODOLOGÍA

Este estudio de revisión recopila, identifica y analiza de manera crítica los informes científicos sobre las técnicas de analítica avanzada y su adopción en la gestión pública [9]. A partir de este enfoque, y como eje central del tema a investigar, se planteó la pregunta de investigación: ¿Qué técnicas de analítica avanzada se han utilizado para mejorar la toma de decisiones en la gestión pública? Para precisar esta pregunta, se procedió a descomponer sus componentes en preguntas específicas siguiendo la estrategia PICO (Problema, Intervención, Comparación y Objetivo o Resultados) [10], definidas en la Tabla I. Este enfoque facilitó la búsqueda y selección de estudios en el marco de una revisión sistemática,

incluyendo palabras clave representativas para cada componente. Además, en este artículo de revisión se excluyó el componente C de PICO, dado que la revisión tiene un carácter exploratorio y descriptivo y no busca establecer comparaciones directas entre grupos o intervenciones (ver Tabla I).

TABLA I
ESTRUCTURA DE LA ESTRATEGIA PICO

Componente	Preguntas específicas	Palabras clave
P	¿En qué medida se está utilizando la analítica avanzada en la gestión pública?	Public administration, public management, public sector, government decision making, decision making in public organizations
I	¿Qué técnicas específicas de analítica avanzada se han utilizado en la gestión pública?	Advanced analytics, data analytics, big data, data mining, machine learning, predictive analytics
O	¿Qué beneficios se han obtenido al aplicar analítica avanzada?	Decision making, evidence based decisions, policy improvement, decision support

Para dar respuesta a cada pregunta, se realizó una búsqueda de artículos en dos bases de datos: Scopus y Web of Science (WoS). Mediante las palabras clave indicadas en la Tabla I, junto con operadores booleanos (AND y OR) y filtros básicos (número de años, tipo de estudio, lenguaje y acceso abierto), se generó una cadena de búsqueda adecuada para cada base de datos. En el caso de Scopus, la aplicación de esta cadena arrojó 99 artículos, como se muestra en la siguiente ecuación:

(TITLE-ABS-KEY ("Public administration" OR "public management" OR "public sector" OR "government decision making" OR "decision making in public organizations") AND TITLE-ABS-KEY ("Advanced analytics" OR "data analytics" OR "big data" OR "data mining" OR "machine learning" OR "predictive analytics") AND TITLE-ABS-KEY ("Decision making" OR "evidence based decisions" OR "policy improvement" OR "decision support")) AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2026 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) AND (LIMIT-TO (OA , "all"))

Siguiendo el mismo criterio aplicado en Scopus, se formuló la cadena de búsqueda para WoS, identificando 72 artículos a través de la siguiente ecuación:

"Public administration" OR "public management" OR "public sector" OR "government decision making" OR "decision making in public organizations" (Topic) and "Advanced analytics" OR "data analytics" OR "big data" OR "data mining" OR "machine learning" OR "predictive analytics" (Topic) and "Decision making" OR "evidence based decisions" OR "policy improvement" OR "decision support" (Topic) and 2024 or 2025 or 2022 or 2023 or 2021 or 2020 (Publication Years) and Article (Document

Types) and English (Languages) and All Open Access (Open Access)

Estas dos cadenas de búsqueda (Scopus y WoS) se generaron entre enero de 2020 y abril de 2025. Por otra parte, la RSL se limitó a estudios publicados en inglés y de acceso abierto (OA) debido a dos razones principales. Primero, el inglés es el idioma predominante de la literatura científica internacional, especialmente en el área de analítica avanzada aplicada a la gestión pública, asegurando la inclusión de estudios con mayor difusión y reconocimiento académico. Segundo, la restricción a OA permite que los resultados de esta revisión sean reproducibles por otros investigadores, sin barreras de suscripción y garantizando el acceso equitativo a la información científica.

A continuación, se adoptó la herramienta PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) con el fin de guiar la identificación, evaluación y selección de artículos que aporten a la investigación [6]. Para garantizar la calidad e importancia de los artículos incluidos en esta investigación, se establecieron criterios de inclusión y exclusión, los cuales se presentan en la Tabla II.

TABLA II
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

Criterio de inclusión (CI)	Criterio de exclusión (CE)
CI01: Artículos que abordan el uso de analítica avanzada en la toma de decisiones en gestión pública.	CE01: Artículos que abordan temas fuera del ámbito de la analítica avanzada.
CI02: Estudios que evalúen el impacto de herramientas tecnológicas avanzadas.	CE02: Publicaciones que no están en inglés.
CI03: Investigaciones que describan el uso de datos gubernamentales o públicos como fuente principal para el desarrollo de modelos o técnicas de analítica avanzada.	
CI04: Estudios que propongan modelos o marcos para el uso de analítica en instituciones públicas.	

La Fig. 1 muestra el diagrama de flujo PRISMA del proceso de selección de artículos. Entre las dos bases de datos sumaron 171 artículos, de los cuales se identificó 56 artículos duplicados, resultando 115 artículos únicos para la fase cribado. Mediante la revisión de títulos y resúmenes, se eliminaron 41 estudios, quedando un total de 74 registros. Posteriormente, se retiró un artículo por falta de acceso al texto completo, disminuyendo la fase anterior en una unidad. Por último, se excluyeron 20 artículos mediante los criterios de exclusión: 1 según CE01 y 19 mediante CE2, conformando un total de 53 registros para la sección de resultados de esta RSL.

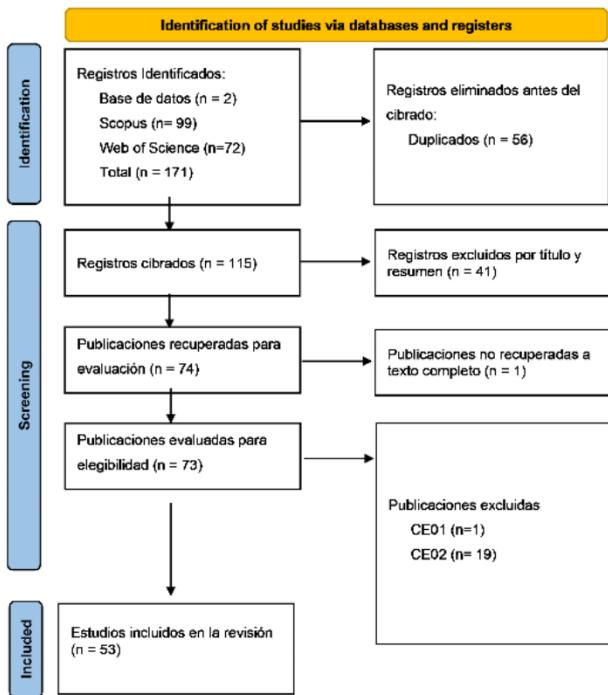


Fig. 1 Diagrama PRISMA para la RSL.

III. RESULTADOS

Esta investigación incluyó cuidadosamente 53 artículos, seleccionados siguiendo el proceso PRISMA. A través de una lectura crítica y análisis minucioso, se dio respuesta a las preguntas asociadas a cada componente de la variante PICO. Como resultado, el 100% de los artículos responde a la componente P, el 74% a la componente I y el 100% a la componente O. Por otra parte, el 73,58% de los artículos respondieron a las tres componentes, evidenciando la coherencia metodológica entre las estrategias PICO y PRISMA, así como el impacto del tema de investigación en la comunidad científica.

Por otra parte, esta revisión se enfocó principalmente en la identificación y caracterización de los enfoques de la analítica avanzada en la gestión pública, omitiendo la comparación sistemática de métodos o modelos y el metaanálisis. Esta elección responde al objetivo del estudio y a la heterogeneidad de la literatura revisada, que presenta frecuentemente aportes teóricos y empíricos. Futuras investigaciones podrían reforzar este campo mediante herramientas como AMSTAR-2, ROBIS o CASP, complementadas con síntesis cuantitativas sustentadas basadas en indicadores estadísticos [65], [66].

A. ¿En qué medida se está utilizando la analítica avanzada en la gestión pública?

En relación con el problema o población, diversos estudios coinciden en que la implementación de la analítica avanzada en el sector público surge como respuesta a una serie de problemáticas persistentes que limitan la efectividad en la

gestión pública [10], [11]. En esta línea, se identificaron cinco dimensiones críticas, abordadas mediante soluciones basadas en inteligencia artificial (IA), aprendizaje automático (ML) y otros enfoques [12], [13]. Una de las principales deficiencias identificadas es la limitación analítica en los procesos de planificación y toma de decisiones estratégicas [14], [15]. Asimismo, algunos trabajos resaltan la escasa adopción de modelos predictivos, asociada principalmente a la falta de personal capacitado, la limitada cultura de datos y la fragmentación de los sistemas de información, factores que restringen la capacidad de respuesta institucional [8]-[24].

Otro de los problemas recurrentes es la ineficiencia operativa generalizada. Las entidades públicas enfrentan dificultades en la asignación de recursos, la ejecución presupuestal y la automatización de procesos [8], [15]. La ausencia de herramientas analíticas adaptadas al contexto institucional genera pérdidas de tiempo, recursos y oportunidades de mejora [25], [36]. La Tabla III organiza cada una de las problemáticas identificadas en categorías, acompañadas de una breve descripción y sus referencias.

TABLA III
PRINCIPALES DESAFÍOS EN LA GESTIÓN PÚBLICA ABORDADOS
MEDIANTE ANALÍTICA AVANZADA

Categoría	Descripción	Referencias
Decisiones estratégicas limitadas	Falta de herramientas analíticas para planificar y tomar decisiones a largo plazo.	[11], [12], [14], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29]
Ineficiencias operativas y de recursos	Mala asignación de recursos y procesos poco automatizados.	[14], [15], [20], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37], [38], [39], [40]
Baja capacidad analítica ante crisis	Limitada reacción por falta de análisis rápido y efectivo.	[11], [15], [30], [31], [41], [42], [43], [44], [45], [46], [47]
Escasa equidad y enfoque ciudadano	Las decisiones no siempre responden a las necesidades reales de la población.	[13], [14], [22], [31], [48], [49]
Gobernanza y transparencia limitadas	Dificultad para monitorear y evaluar decisiones públicas de forma clara.	[12], [14], [18], [20], [36], [50], [51], [52], [53], [54], [55], [56], [57], [58], [59], [60], [61], [62]

La Fig. 2 presenta la distribución de las principales problemáticas identificadas en la literatura sobre la aplicación de analítica avanzada en la gestión pública. Se identifica que las categorías más recurrentes fueron la gobernanza y transparencia limitadas, con un 33,96%, seguida de decisiones estratégicas limitadas, con un 32,08%. Otras problemáticas destacadas incluyen ineficiencias operativas y de recursos, con un 26,42%,

y la baja capacidad analítica ante crisis, con un 20,75%. En menor proporción, la escasa equidad y enfoque ciudadano fueron mencionados con un 11,32%, lo que podría indicar una limitada atención a este enfoque en los estudios revisados. Esta distribución refleja los desafíos prioritarios que enfrentan las instituciones públicas al intentar incorporar herramientas de analítica avanzada en sus procesos de toma de decisiones.

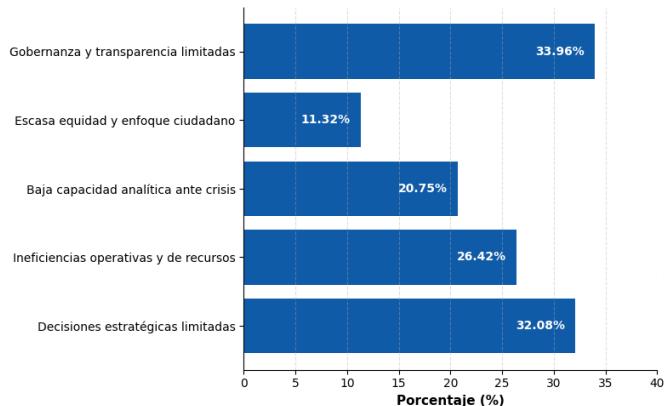


Fig. 2 Desafíos en la gestión pública.

B. ¿Qué técnicas específicas de analítica avanzada se han utilizado en la gestión pública?

Con respecto a la intervención y a la pregunta de investigación presentada en la Tabla I, se identificaron varias categorías de técnicas según el tipo de analítica implementada, agrupándose en diagnóstica, descriptiva, prescriptiva y predictiva [14], [16]. Además, durante el proceso de análisis se identificaron estudios cualitativos que abordan la analítica avanzada desde un punto de vista teórico o propositivo, sin presentar resultados cuantitativos o evaluaciones sujetas a métricas estadísticas [11]. La selección de cada enfoque depende de los objetivos institucionales y del nivel de madurez tecnológica de las entidades pública [14], [17].

La identificación de estas técnicas permite determinar con precisión cuáles son las técnicas de analítica avanzada más utilizadas en la gestión pública. Según esta evaluación, la metodología con mayor frecuencia fue el ML, presente en el 19% de los estudios seleccionados [18], [19]. Esta técnica ha sido empleada con fines predictivos y prescriptivos en áreas como la salud pública [19], la gestión de recursos humanos [20], [21] y la planificación urbana [22]. En este contexto, la adaptabilidad de estos algoritmos permite generar nuevos escenarios, anticipar eventos futuros y apoyar a la toma de decisiones.

Por otro lado, el 26% de los estudios científicos no se clasifican dentro de una técnica específica por su enfoque inicial [23], [24], [25]. Estos estudios se agrupan bajo la categoría denominada “otras técnicas no clasificables”, que incluye reportes de técnicas sin especificación, herramientas desarrolladas sin detalles de implementación y ausencia de descripción de algoritmos [7]. Asimismo, el 15% de los artículos corresponde a enfoques cualitativos, donde no se

incorpora técnicas de analítica avanzada, sino que se presentan marcos de gobernanza [26], principios de implementación o discrepancias sobre el uso de la analítica en el sector público [14], [27]. Sin embargo, a pesar de la falta de implementación de herramientas computacionales en las organizaciones, estos enfoques teóricos aportan información valiosa para entender el contexto organizacional en el que se adaptan las tecnologías al sector público [26], [27].

TABLA IV
TÉCNICAS ESPECÍFICAS DE ANALÍTICA

Tipo de analítica	Técnicas específicas	Referencias
Predictiva	Machine learning y deep learning: random forest, SVM, redes neuronales, regresión, series temporales, DENet	[1], [2], [3], [4], [5], [6]
Prescriptiva	Optimización, simulación, modelos de decisión, reglas avanzadas	[7], [8]
Descriptiva	Análisis estadístico, dashboards, minería de datos, visualización	[4], [9], [10], [11]
Diagnóstica	Análisis de correlación, minería, análisis causal, regresión diagnóstica	[7], [11], [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25], [26]

C. ¿Qué beneficios se han obtenido al aplicar analítica avanzada?

Para responder a la pregunta específica sobre los beneficios de la analítica avanzada, se analizaron los 53 artículos clasificados mediante PRISMA, observándose que el criterio “generación de conocimiento” fue el más frecuente, presente en 34 investigaciones [12], [16], [46]. En este criterio se observa cómo la aplicación de las técnicas de analítica, tales como el análisis de Big Data, el uso de algoritmos y otros enfoques, han permitido transformar grandes volúmenes de información para el diseño de políticas públicas y la mejora de servicios [13], [21], [34]. A su vez, la eficiencia operativa está presente en 19 artículos, el cual también se considera como un beneficio clave en la gestión pública [25], [51]. La mejora en la toma de decisión, reflejada en 11 artículos, resalta el valor de la IA para apoyar la toma decisiones basándose en escenarios críticos, como la gestión de recursos ante emergencias, la distribución de personal y recursos humanos [14], [39], [47]. La Fig. 3 resume la distribución porcentual de los artículos según los criterios que se han identificado.

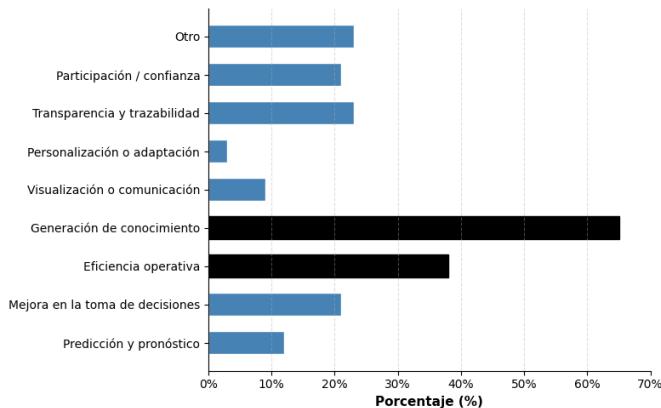


Fig. 3 Beneficios de la analítica para toma de decisiones.

Para profundizar en los beneficios de la analítica avanzada en la gestión pública, se seleccionaron artículos con un enfoque teórico o aplicado que aborden los distintos tipos y técnicas de analítica para la toma de decisiones en el sector público. Durante el análisis se identificaron nueve categorías que reflejan sus principales beneficios de la analítica avanzada en la gestión pública, presentadas en la Tabla V.

TABLA V
TÉCNICAS ESPECÍFICAS DE ANALÍTICA AVANZADA

Beneficio	Descripción	Referencia
Predicción y pronóstico	Uso de datos para anticipar eventos futuros y actuar preventivamente.	[1], [4], [6], [12], [28], [29], [33], [37], [38], [39], [53]
Mejora en la toma de decisiones	Apoyo basado en datos para decisiones más acertadas y oportunas en la gestión pública.	[1], [3], [5], [11], [15], [19], [29], [33], [34], [37], [40]
Eficiencia operativa	Optimización de recursos, procesos y tiempos mediante el análisis de datos.	[1], [2], [4], [6], [8], [18], [20], [21], [26], [28], [29], [33], [35], [36], [39], [40], [41], [42], [43]
Generación de conocimiento	Identificación de patrones y aprendizajes útiles a partir de grandes volúmenes de datos.	[3], [5], [7], [8], [9], [10], [13], [14], [15], [16], [17], [19], [22], [23], [25], [26], [27], [30], [31], [32], [36], [37], [41], [43], [44], [45], [46], [47], [48], [49], [50], [51], [52], [53]
Visualización o comunicación	Representación gráfica de datos para facilitar su comprensión y difusión.	[7], [17], [19], [31], [48]
Personalización o adaptación	Ajuste de servicios públicos según características o necesidades específicas.	[4]
Transparencia y trazabilidad	Facilita el seguimiento y control de acciones, mejorando la rendición de cuentas.	[14], [24], [27], [28], [32], [34], [45], [46], [47], [51], [53], [54]

Participación / confianza ciudadana	Fomenta el involucramiento ciudadano y la confianza en las instituciones.
Otros	Beneficios adicionales como innovación, monitoreo o sostenibilidad.

Específicamente, algunos estudios describen el impacto de las técnicas de analítica avanzada en el sector público mediante métricas o indicadores estadísticos. En China, investigadores en [28] estimaron pérdidas por marejadas ciclónicas mediante algoritmos de aprendizaje automático, alcanzando una precisión del 81,9% y un F1-score de 78,1%, mientras que en India se predice el rendimiento del trigo con un RMSE (raíz del error cuadrático medio) de 20,57 y un R² de 99,89% [30]. Para mejorar la toma de decisiones en el sector gubernamental, en [29] se aplicó minería de textos y transformadores con un clasificador lineal para clasificar consultas ciudadanas, alcanzando una precisión del 96,7%, y en [33] se observa que el ML explica el 84% de la varianza en el gobierno electrónico jordano. En cuanto a la eficiencia operativa, el modelo DENet superó a PODNet en la detección de incendios forestales con un 7,71% de precisión media, mientras que un modelo híbrido de redes neuronales y lógica difusa predijo la capacidad de empleados en el sector público, mostrando un RMSE de 23,97 y un MAPE de 2,21% [53]. Estos resultados cuantitativos demuestran la efectividad de diversos algoritmos en la asignación de tareas, eficiencia operativa y toma de decisiones.

IV. DISCUSIONES

El análisis presentado en la sección de resultados demuestra que la aplicación de la analítica avanzada en la gestión pública permanece en una etapa temprana y fragmentada, aunque con un crecimiento sostenido en los últimos años. Los problemas frecuentes, como las decisiones estratégicas limitadas, la ineficiencia operativa, la baja capacidad ante crisis, la escasa equidad y la gobernanza restringida, reflejan la falta de un enfoque integral que combine capacidades predictivas, prescriptivas y de transparencia. En este sentido, la gobernanza y la transparencia limitada aparecen como los principales desafíos, debido a la baja calidad y trazabilidad de los datos públicos [32], [27]. Esto coincide con estudios que destacan la necesidad de marcos regulatorios sólidos para asegurar legitimidad y confianza ciudadana en decisiones algorítmicas [24], [22].

Las técnicas de analítica avanzada con mayor impacto en la gestión pública corresponden al ML y al análisis estadístico, aplicadas principalmente a la predicción de escenarios y optimización de procesos [1], [6], [4]. Por su parte, los enfoques prescriptivos, aunque menos frecuentes, demuestran su utilidad en la planificación de infraestructura y en la gestión de carga pública [33]. Aun así, predomina un número considerable de estudios teóricos que señalan riesgos éticos, problemas de transparencia y dilemas de legitimidad asociadas al uso de IA

en los gobiernos [15], [50]. Los beneficios más recurrentes son la generación de conocimiento y la eficiencia operativa [29], [53]. Dimensiones como la participación ciudadana, la personalización de servicios y el impacto social directo han sido poco exploradas, aunque algunos estudios empíricos resaltan su importancia para fortalecer la confianza pública [45], [52].

Con base en este análisis, se propone un marco conceptual que integre tres dimensiones: i) técnica, vinculada con la precisión, escalabilidad e interoperabilidad de los modelos [48], [18]; ii) organizacional, asociada con capacidades institucionales, gobernanza de datos y cultura de decisiones basadas en evidencia [28], [43]; y iii) valor público, relacionada con legitimidad, transparencia, participación ciudadana y equidad social [52], [14]. La interacción entre estas dimensiones define el nivel de efectividad de la analítica avanzada en la gestión pública. Por ejemplo, en países como Alemania, Estonia, Finlandia y Singapur, la dimensión técnica se centra en el uso de Big Data y ML para optimizar procesos, mejorar la toma de decisiones y fortalecer la gobernanza [11], [17], [28]. En América Latina, las brechas principales son organizacionales y públicas, reflejadas en la limitada gobernanza de datos, la baja interoperabilidad entre instituciones y la escasa adopción de prácticas de transferencia [12], [35], [37].

A partir de estos hallazgos, se plantean lineamientos prácticos para el futuro: Validar empíricamente las aplicaciones en entornos reales con métricas comparables como precisión, costo y tiempo [2], [11]; establecer marcos de gobernanza de datos que aseguren calidad y trazabilidad [37], [42]; fortalecer las capacidades técnicas y éticas de los funcionarios a través de enfoques explicables de IA [3], [44]; y fomentar repositorios de acceso abierto de datos y buenas prácticas regionales que promuevan la colaboración y la comparabilidad entre gobiernos [12], [35].

V. CONCLUSIONES

Esta RSL sistematizó la evidencia del estado actual del uso de la analítica avanzada en la gestión pública. En términos generales, se identifica un crecimiento sostenido en la aplicación de las técnicas de ML y Big Data durante los últimos años, orientadas principalmente en la predicción de riesgos, la gestión de recursos y la evaluación de políticas públicas. Sin embargo, persisten desafíos estructurales relacionados con la gobernanza de los datos, la fragmentación de los sistemas de información y la falta de capacidades analíticas en las instituciones públicas. Asimismo, gran parte de los estudios revisados adopta un enfoque de carácter exploratorio o cualitativo, mientras que son menos frecuentes aquellos que implementen soluciones a gran escala o en contextos de mayor complejidad institucional.

En cuanto a los beneficios reportados, la generación de conocimiento y la eficiencia operativa son los más frecuentes. Aunque, se evidencian brechas importantes en la atención a dimensiones vinculadas con la equidad, la confianza ciudadana y la personalización de los servicios. Estos hallazgos abren una

oportunidad para promover el desarrollo de nuevas investigaciones orientadas a diseñar modelos prescriptivos y sistemas explicables que contribuyan a decisiones más transparentes, inclusivas y efectivas.

Con base en las investigaciones científicas analizadas, se recomienda que las instituciones públicas latinoamericanas adopten un enfoque gradual y contextualizado en la implementación de técnicas de analítica avanzada. En una primera etapa, resulta pertinente iniciar con proyectos piloto de bajo costo que permitan demostrar resultados rápidos y generar aprendizaje institucional. Posteriormente, se sugiere establecer centros de datos regionales compartidos para reducir brechas de infraestructura y optimizar recursos. Asimismo, es fundamental diseñar programas de capacitación técnica y ética para los funcionarios públicos, asegurando que la adopción de IA y ML se realice de manera transparente, inclusiva y con enfoque ciudadano. Finalmente, se plantea la necesidad de construir un repositorio latinoamericano de buenas prácticas que facilite la transferencia de conocimiento y la colaboración entre países.

AGRADECIMIENTO

Agradecemos a la Universidad Tecnológica del Perú y a la Facultad de Ingeniería por el respaldo académico y por facilitar el acceso a laboratorios, biblioteca y recursos tecnológicos. Asimismo, expresamos nuestro sincero agradecimiento al Dr. Gilberto Carrión por su valiosa orientación en el desarrollo de esta revisión científica.

REFERENCIAS

- [1] R. Lorenz, M. Kraus, H. Wolf, S. Feuerriegel, y T. H. Netland, “Selecting advanced analytics in manufacturing: a decision support model”, *Prod. Plan. Control*, vol. 35, n.o 7, pp. 711-724, may 2024, doi: 10.1080/09537287.2022.2126951.
- [2] L. Bellatreche, C. Ordonez, D. Méry, M. Golfarelli, y E. H. Abdelwahed, “The central role of data repositories and data models in Data Science and Advanced Analytics”, *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 129, pp. 13-17, abr. 2022, doi: 10.1016/j.future.2021.11.027.
- [3] C. Ozgur, “The analytic hierarchy process method to design applicable decision making for the effective removal of 2-MIB and geosmin in water sources”, *Environ. Sci. Pollut. Res.*, vol. 31, n.o 8, pp. 12431-12445, ene. 2024, doi: 10.1007/s11356-024-31848-7.
- [4] Z.-F. Hou, K.-M. Lee, K.-L. Keung, y J.-Y. Huang, “A Novel Multi-Criteria Decision-Making Framework of Vehicle Structural Factor Evaluation for Public Transportation Safety”, *Appl. Sci.*, vol. 15, n.o 6, p. 3045, mar. 2025, doi: 10.3390/app15063045.
- [5] M., Y. Dharma, N. Faliza, H. Fakhrial, y R. Malinda, “Risk Management Strategies in the Tourism Industry: Developing an ANP Model for Risk Reduction and Resilience Enhancement Amid Crises”, *J. Ecohumanism*, vol. 3, n.o 8, nov. 2024, doi: 10.62754/joe.v3i8.4916.
- [6] Á. Szukits, “The illusion of data-driven decision making – The mediating effect of digital orientation and controllers’ added value in explaining organizational implications of advanced analytics”, *J. Manag. Control*, vol. 33, n.o 3, pp. 403-446, sep. 2022, doi: 10.1007/s00187-022-00343-w.
- [7] Arho Suominen y A. Hajikhani, “Data Analytics in Policy-Making: The BIGPROD approach”, 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.18978.56002.
- [8] T. K. Yong, Z. Ma, y C.-W. Palmqvist, “AP-GRIP evaluation framework for data-driven train delay prediction models: systematic literature review”, *Eur. Transp. Res. Rev.*, vol. 17, n.o 1, p. 13, mar. 2025, doi: 10.1186/s12544-024-00704-7.
- [9] E. J. Chocobar Reyes y R. F. Barreda Medina, “Estructuras metodológicas PICO y PRISMA 2020 en la elaboración de artículos de revisión

- sistemática: Lo que todo investigador debe conocer y dominar”, Cienc. Lat. Rev. Científica Multidiscip., vol. 9, n.o 1, pp. 8525-8543, mar. 2025, doi: 10.37811/cl_rcm.v9i1.16491.
- [10] M. J. Page et al., “The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews”, BMJ, p. n71, mar. 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [11] C. Wanckel, “An ounce of prevention is worth a pound of cure – Building capacities for the use of big data algorithm systems (BDAS) in early crisis detection”, Gov. Inf. Q., vol. 39, n.o 4, p. 101705, oct. 2022, doi: 10.1016/j.giq.2022.101705.
- [12] Y. K. Dwivedi et al., “Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy”, Int. J. Inf. Manag., vol. 57, p. 101994, abr. 2021, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002.
- [13] M. T. Ballestar, M. C. Mir, L. M. D. Pedrera, y J. Sainz, “Effectiveness of tutoring at school: A machine learning evaluation”, Technol. Forecast. Soc. Change, vol. 199, p. 123043, feb. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2023.123043.
- [14] S. Kempeneer, “A big data state of mind: Epistemological challenges to accountability and transparency in data-driven regulation”, Gov. Inf. Q., vol. 38, n.o 3, p. 101578, jul. 2021, doi: 10.1016/j.giq.2021.101578.
- [15] J. Chen, Q. Li, H. Wang, y M. Deng, “A Machine Learning Ensemble Approach Based on Random Forest and Radial Basis Function Neural Network for Risk Evaluation of Regional Flood Disaster: A Case Study of the Yangtze River Delta, China”, Int. J. Environ. Res. Public. Health, vol. 17, n.o 1, p. 49, dic. 2019, doi: 10.3390/ijerph17010049.
- [16] U. Fischer-Abaigar, C. Kern, N. Barda, y F. Kreuter, “Bridging the gap: Towards an expanded toolkit for AI-driven decision-making in the public sector”, Gov. Inf. Q., vol. 41, n.o 4, p. 101976, dic. 2024, doi: 10.1016/j.giq.2024.101976.
- [17] C. Aldemir y T. Ucma Uysal, “Artificial Intelligence for Financial Accountability and Governance in the Public Sector: Strategic Opportunities and Challenges”, Adm. Sci., vol. 15, n.o 2, p. 58, feb. 2025, doi: 10.3390/admsci15020058.
- [18] H. Gültén y H. Baraçlı, “A Machine Learning-Based Forecast Model for Career Planning in Human Resource Management: A Case Study of the Turkish Post Corporation”, Appl. Sci., vol. 14, n.o 15, p. 6679, jul. 2024, doi: 10.3390/app14156679.
- [19] M. Rezapour y S. K. Elmshaeuser, “Artificial intelligence-based analytics for impacts of COVID-19 and online learning on college students’ mental health”, PLOS ONE, vol. 17, n.o 11, p. e0276767, nov. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0276767.
- [20] E. Georgiadou, S. Angelopoulos, y H. Drake, “Big data analytics and international negotiations: Sentiment analysis of Brexit negotiating outcomes”, Int. J. Inf. Manag., vol. 51, p. 102048, abr. 2020, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.102048.
- [21] M. Glennie et al., “Opportunities and challenges of using workforce big data: Insights from a mixed methods study on flexible working”, Aust. J. Public Adm., vol. 82, n.o 4, pp. 590-595, dic. 2023, doi: 10.1111/1467-8500.12591.
- [22] M. Afzal y P. Panagiotopoulos, “Data in Policing: An Integrative Review”, Int. J. Public Adm., pp. 1-20, may 2024, doi: 10.1080/01900692.2024.2360586.
- [23] Y. Qiang, X. Tao, X. Gou, Z. Lang, y H. Liu, “Towards a Bibliometric Mapping of Network Public Opinion Studies”, Information, vol. 13, n.o 1, p. 17, ene. 2022, doi: 10.3390/info13010017.
- [24] L. Moreira Valle, S. Giacomazzi Dantas, D. Guerreiro E Silva, U. Silva Dias, y L. Monteiro Monasterio, “RegBR: A novel Brazilian government framework to classify and analyze industry-specific regulations”, PLOS ONE, vol. 17, n.o 9, p. e0275282, sep. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0275282.
- [25] P. Zhao y P. He, “Construction and Analysis of Public Management System Indicators Based on AHP (Analytic Hierarchy Process)”, J. Sens., vol. 2022, pp. 1-12, jul. 2022, doi: 10.1155/2022/5686855.
- [26] R. Heeks, V. Rakesh, R. Sengupta, S. Chattapadhyay, y C. Foster, “Datafication, value and power in developing countries: Big data in two Indian public service organizations”, Dev. Policy Rev., vol. 39, n.o 1, pp. 82-102, ene. 2021, doi: 10.1111/dpr.12477.
- [27] T. Snow, “From satisficing to artificing: The evolution of administrative decision-making in the age of the algorithm”, Data Policy, vol. 3, p. e3, 2021, doi: 10.1017/dap.2020.25.
- [28] S. Zhang et al., “Estimating the grade of storm surge disaster loss in coastal areas of China via machine learning algorithms”, Ecol. Indic., vol. 136, p. 108533, mar. 2022, doi: 10.1016/j.ecolind.2022.108533.
- [29] D. Wang y J. Guo, “The Big Data Analysis and Visualization of Mass Messages under “Smart Government Affairs” Based on Text Mining”, Math. Probl. Eng., vol. 2022, pp. 1-18, sep. 2022, doi: 10.1155/2022/8594233.
- [30] B. M. Nayana, K. R. Kumar, y C. Chesneau, “Wheat Yield Prediction in India Using Principal Component Analysis-Multivariate Adaptive Regression Splines (PCA-MARS)”, AgriEngineering, vol. 4, n.o 2, pp. 461-474, may 2022, doi: 10.3390/agriengineering4020030.
- [31] H. F. Ratner y N. B. Thylstrup, “Citizens’ data afterlives: Practices of dataset inclusion in machine learning for public welfare”, AI Soc., vol. 40, n.o 3, pp. 1183-1193, mar. 2025, doi: 10.1007/s00146-024-01920-4.
- [32] Y. Liu, S. Cai, X. He, X. He, y T. Yue, “Construction of a Food Safety Evaluation System Based on the Factor Analysis of Mixed Data Method”, Foods, vol. 13, n.o 17, p. 2680, ago. 2024, doi: 10.3390/foods13172680.
- [33] A. M. Salem, S. Z. Eyupoglu, y M. K. Ma’aitah, “The Influence of Machine Learning on Enhancing Rational Decision-Making and Trust Levels in e-Government”, Systems, vol. 12, n.o 9, p. 373, sep. 2024, doi: 10.3390/systems12090373.
- [34] R. Santos, A. Brandão, B. Veloso, y P. Popoli, “The use of AI in government and its risks: lessons from the private sector”, Transform. Gov. People Process Policy, ago. 2024, doi: 10.1108/TG-02-2024-0038.
- [35] R. Gupta y S. K. Pal, “Unsupervised Learning-based Approach for Contextual Understanding of Web Material Around a New Domain of Algorithmic Government”, Digit. Gov. Res. Pract., vol. 5, n.o 1, pp. 1-20, mar. 2024, doi: 10.1145/3593591.
- [36] X. Lin, M. Wu, X. Shao, G. Li, y Y. Hong, “Water turbidity dynamics using random forest in the Yangtze River Delta Region, China”, Sci. Total Environ., vol. 903, p. 166511, dic. 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.166511.
- [37] D. Zeginis y K. Tarabanis, “An Event-Centric Knowledge Graph Approach for Public Administration as an Enabler for Data Analytics”, Computers, vol. 13, n.o 1, p. 17, ene. 2024, doi: 10.3390/computers13010017.
- [38] Y. Liu, S. Cai, X. He, X. He, y T. Yue, “Construction of a Food Safety Evaluation System Based on the Factor Analysis of Mixed Data Method”, Foods, vol. 13, n.o 17, p. 2680, ago. 2024, doi: 10.3390/foods13172680.
- [39] P. Boeing y Y. Wang, “Decoding China’s COVID-19 ‘virus exceptionalism’: Community-based digital contact tracing in Wuhan”, RD Manag., vol. 51, n.o 4, pp. 339-351, sep. 2021, doi: 10.1111/radm.12464.
- [40] S. Grimmelikhuijsen y A. Meijer, “Legitimacy of Algorithmic Decision-Making: Six Threats and the Need for a Calibrated Institutional Response”, Perspect. Public Manag. Gov., vol. 5, n.o 3, pp. 232-242, ago. 2022, doi: 10.1093/ppmgov/gvac008.
- [41] C. Wang, T. S. H. Teo, y M. Janssen, “Public and private value creation using artificial intelligence: An empirical study of AI voice robot users in Chinese public sector”, Int. J. Inf. Manag., vol. 61, p. 102401, dic. 2021, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2021.102401.
- [42] N. Aoki, T. Tatsumi, G. Naruse, y K. Maeda, “Explainable AI for government: Does the type of explanation matter to the accuracy, fairness, and trustworthiness of an algorithmic decision as perceived by those who are affected?”, Gov. Inf. Q., vol. 41, n.o 4, p. 101965, dic. 2024, doi: 10.1016/j.giq.2024.101965.
- [43] A. M. Jørgensen y M. A. Nissen, “Making sense of decision support systems: Rationales, translations and potentials for critical reflections on the reality of child protection”, Big Data Soc., vol. 9, n.o 2, p. 20539517221125163, jul. 2022, doi: 10.1177/20539517221125163.
- [44] S. N. Giest y B. Klievink, “More than a digital system: how AI is changing the role of bureaucrats in different organizational contexts”, Public Manag. Rev., vol. 26, n.o 2, pp. 379-398, feb. 2024, doi: 10.1080/14719037.2022.2095001.
- [45] “Decision Making Performance of Big Data Analytics Capabilities: The Mediating Effect of Co-Collaboration”, J. Syst. Manag. Sci., vol. 13, n.o 6, nov. 2023, doi: 10.33168/JSMS.2023.0625.

- [46] A. Cerrillo-Martínez y A. Casadesús-de-Mingo, “Data governance for public transparency”, El Prof. Inf., p. e300402, jul. 2021, doi: 10.3145/epi.2021.jul.02.
- [47] T. Brandt, S. Wagner, y D. Neumann, “Prescriptive analytics in public-sector decision-making: A framework and insights from charging infrastructure planning”, Eur. J. Oper. Res., vol. 291, n.o 1, pp. 379-393, may 2021, doi: 10.1016/j.ejor.2020.09.034.
- [48] V. Dzundziuk, B. Dzundziuk, D. Karamyshev, O. Krutii, y R. Sobol “Artificial intelligence-Based Decision-Making in Public Administration”, Public Policy Adm., vol. 23, n.o 4, 2023, doi: 10.13165/VPA-24-23-4-01.
- [49] K. Sprenkamp, M. Dolata, G. Schwabe, y L. Zavolokina, “Data-driven intelligence in crisis: The case of Ukrainian refugee management”, Gov. Inf. Q., vol. 42, n.o 1, p. 101978, mar. 2025, doi: 10.1016/j.giq.2024.101978.
- [50] A. Alshahrani, D. Dennehy, y M. Mäntymäki, “An attention-based view of AI assimilation in public sector organizations: The case of Saudi Arabia”, Gov. Inf. Q., vol. 39, n.o 4, p. 101617, oct. 2022, doi: 10.1016/j.giq.2021.101617.
- [51] M. Wang, D. Yu, W. He, P. Yue, y Z. Liang, “Domain-incremental learning for fire detection in space-air-ground integrated observation network”, Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation, vol. 118, p. 103279, abr. 2023, doi: 10.1016/j.jag.2023.103279.
- [52] L. Muñoz, V. Villarreal, M. Nielsen, Y. Caballero, I. Sittón-Candanedo, y J. M. Corchado, “Artificial Intelligence Models and Techniques Applied to COVID-19: A Review”, Electronics, vol. 10, n.o 23, p. 2901, nov. 2021, doi: 10.3390/electronics10232901.
- [53] K. C. Giotopoulos, D. Michalopoulos, G. Vonitsanos, D. Papadopoulos, I. Giannoukou, y S. Sioutas, “Dynamic Workload Management System in the Public Sector: A Comparative Analysis”, Future Internet, vol. 17, n.o 3, p. 119, mar. 2025, doi: 10.3390/fi17030119.
- [54] V. Yfantis, K. Ntalianis, y F. Ntalianis, “Exploring the Implementation of Artificial Intelligence in the Public Sector: Welcome to the Clerkless Public Offices. Applications in Education”, WSEAS Trans. Adv. Eng. Educ., vol. 17, pp. 76-79, jun. 2020, doi: 10.37394/232010.2020.17.9.
- [55] P. P. Mudzunga, T. S. Adeyelure, y B. M. Kalema, “Factors influencing Big Data governance in enhanced service delivery in South African public sector”, South Afr. J. Inf. Manag., vol. 27, n.o 1, mar. 2025, doi: 10.4102/sajim.v27i1.1931.
- [56] D. Hopp, “Using machine learning to make government spending greener”, Stat. J. IAO, vol. 38, n.o 3, pp. 1053-1065, sep. 2022, doi: 10.3233/SJI-220039.
- [57] J. Ruohonen y K. Hjerpe, “The GDPR enforcement fines at glance”, Inf. Syst., vol. 106, p. 101876, may 2022, doi: 10.1016/j.is.2021.101876.
- [58] S. Myeong, M. J. Ahn, Y. Kim, S. Chu, y W. Suh, “Government Data Performance: The Roles of Technology, Government Capacity, and Globalization through the Effects of National Innovativeness”, Sustainability, vol. 13, n.o 22, p. 12589, nov. 2021, doi: 10.3390/su132212589.
- [59] H. J. Lee, M. Lee, H. Lee, y R. A. Cruz, “Mining service quality feedback from social media: A computational analytics method”, Gov. Inf. Q., vol. 38, n.o 2, p. 101571, abr. 2021, doi: 10.1016/j.giq.2021.101571.
- [60] M. Kamba, W. J. She, K. Ferawati, S. Wakamiya, y E. Aramaki, “Exploring the Impact of the COVID-19 Pandemic on Twitter in Japan: Qualitative Analysis of Disrupted Plans and Consequences”, JMIR Infodemiology, vol. 4, p. e49699, abr. 2024, doi: 10.2196/49699.
- [61] A. N. Mochalov, “Digital Profiling and the Legal Regime of Derived Personal Data”, Kutafin Law Rev., vol. 11, n.o 3, pp. 491-513, oct. 2024, doi: 10.17803/2713-0533.2024.3.29.491-513.
- [62] F. Selten y A. Meijer, “Managing Algorithms for Public Value”, Int. J. Public Adm. Digit. Age, vol. 8, n.o 1, pp. 1-16, jul. 2021, doi: 10.4018/IJPADA.20210101.0a9.
- [63] A. Ingrams, W. Kaufmann, y D. Jacobs, “In AI we trust? Citizen perceptions of AI in government decision making”, Policy Internet, vol. 14, n.o 2, pp. 390-409, jun. 2022, doi: 10.1002/poi3.276.
- [64] L. Nalbandian, “Increasing the accountability of automated decision-making systems: An assessment of the automated decision-making system introduced in Canada’s temporary resident visa immigration stream”, J. Responsible Technol., vol. 10, p. 100023, jul. 2022, doi: 10.1016/j.jrt.2021.100023.
- [65] M. J. Swierz et al., “Similarities, reliability and gaps in assessing the quality of conduct of systematic reviews using AMSTAR-2 and ROBIS: systematic survey of nutrition reviews”, BMC Med. Res. Methodol., vol. 21, n.o 1, p. 261, dic. 2021, doi: 10.1186/s12874-021-01457-w.
- [66] P. Whiting et al., “ROBIS: A new tool to assess risk of bias in systematic reviews was developed”, J. Clin. Epidemiol., vol. 69, pp. 225-234, ene. 2016, doi: 10.1016/j.jclinepi.2015.06.005.