Revista Cubana de Administración Pública y Empresarial
ISSN 2664-0856 RNPS 2458 / Vol. 10 (2026) / e396
Disponible en: https://apye.esceg.cu/index.php/apye/article/view/396

Artículo original

DE LA NUBE AL ESCRITORIO: UNA METODOLOGÍA DE 3 PASOS PARA LA ADOPCIÓN SEGURA DE IA EN LA GESTIÓN GUBERNAMENTAL

FROM CLOUD TO DESKTOP: A 3-STEP METHODOLOGY FOR SECURE AI ADOPTION IN GOVERNMENT MANAGEMENT

Omara Aldama López [I] https://orcid.org/0000-0002-6192-5061
Alfredo Rodríguez Díaz [I] https://orcid.org/0000-0002-3111-2692
Silvio V. Rodríguez Capetillo [I] https://orcid.org/0009-0008-6668-6902
Amada Rodríguez Cruz [I] https://orcid.org/0009-0007-3218-4747
José Miguel Valdés Portal [II] https://orcid.org/0000-0002-6788-4117

[I] Palacio de la Revolución, La Habana, Cuba
omara@palacio.cu, alfredo.diaz@cecm.cu, silvio@palacio.cu, amada@palacio.cu
[II] Escuela Superior de Cuadros del Estado y del Gobierno (ESCEG), La Habana, Cuba
josemiguel@esceg.cu

[I] Presidencia de la República de Cuba, La Habana, Cuba
[II] Escuela Superior de Cuadros del Estado y del Gobierno (ESCEG), La Habana, Cuba

*Autor para dirigir correspondencia: omara@palacio.cu; mercedes@esceg.cu

Clasificación JEL: C02, H10, H11

DOI: https://doi.org/10.5281/zenodo.24202169

Recibido: 03/08/2026
Aceptado: 05/11/2026

Resumen

La inteligencia artificial (IA) está transformando todos los sectores de la sociedad, con un crecimiento exponencial en capacidad y aplicaciones. Sin embargo, su integración en el sector de la administración pública enfrenta tres desafíos clave que, dependiendo del contexto, pueden manifestarse con distinta intensidad: la sensibilidad de los datos, la disponibilidad de infraestructura especializada y la necesidad de soberanía tecnológica. Frente a la tendencia dominante de soluciones basadas en la nube, este artículo aborda el vacío existente en metodologías prácticas para entornos con recursos limitados y donde se

Publicado por Escuela Superior de Cuadros del Estado y del Gobierno, La Habana, Cuba
Este es un artículo de acceso abierto bajo la licencia CC BY-NC 4.0
[https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/]
Escuela Superior de Cuadros del Estado y del Gobierno

necesita procesar información de alta confidencialidad. Se propone y valida una metodología iterativa de tres pasos: (1) análisis exploratorio intensivo con información pública en entornos abiertos para la extracción de requisitos funcionales; (2) desarrollo de herramientas de automatización y alerta temprana utilizando tecnologías de ejecución local (independientemente del lenguaje o framework); y (3) despliegue en entornos controlados con retroalimentación continua que realimenta los procesos internos y el diseño de la herramienta. A través de la implementación en casos de seguimiento de programas económicos y sociales, se demuestra que es posible equilibrar la innovación algorítmica con las exigencias de confidencialidad, reduciendo tiempos de análisis y mejorando la calidad de la toma de decisiones. El segundo caso, aunque validado con datos sintéticos, demuestra la viabilidad del enfoque para la detección de desfases temporales entre instrumentos de planificación. El artículo contribuye a la literatura de gobierno digital y gestión del conocimiento al ofrecer un modelo replicable, de bajo costo y tecnológicamente neutro para la adopción segura de la IA.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, gobierno digital, seguridad de datos, sector público, automatización.

Abstract

Artificial intelligence (AI) is transforming all sectors of society, with exponential growth in capacity and applications. However, its integration into the public administration sector faces three key challenges that, depending on the context, can manifest with varying intensity: data sensitivity, the availability of specialized infrastructure, and the need for technological sovereignty. In contrast to the dominant trend of cloud-based solutions, this article addresses the existing gap in practical methodologies for resource-constrained environments where highly confidential information needs to be processed. A three-step iterative methodology is proposed and validated: (1) intensive exploratory analysis using publicly available information in open environments to extract functional requirements; (2) development of automation and early warning tools using locally executed technologies (regardless of the language or framework); and (3) deployment in controlled environments with continuous feedback that informs internal processes and tool design. Through implementation in cases involving the monitoring of economic and social programs, it is demonstrated that it is possible to balance algorithmic innovation with confidentiality requirements, reducing analysis times and improving the quality of decision-making. The second case, although validated with synthetic data, demonstrates the viability of the approach for detecting time lags between planning instruments. This article contributes to the literature on digital government and knowledge management by offering a replicable, low-cost, and technologically neutral model for the secure adoption of AI.

Keywords: Artificial Intelligence, digital government, data security, public sector, automation.

Introducción

En la última década, la inteligencia artificial ha pasado de ser un campo de investigación académica a un motor de transformación económica y social. Su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones y generar predicciones ha revolucionado sectores como la salud, el transporte, las finanzas y la educación. Los gobiernos no son ajenos a esta revolución; la inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las innovaciones tecnológicas más destacadas para impulsar la

transformación digital del sector público,[1] organismos internacionales como la Unión Europea y países de diferentes continentes han publicado marcos para una IA confiable y centrada en el ser humano. Sin embargo, la mayoría de estas iniciativas asumen infraestructura en la nube, conectividad estable y datos abiertos, condiciones que no siempre se cumplen en contextos con restricciones presupuestarias, de conectividad o de seguridad nacional. Es en este escenario donde se inserta el problema de investigación que se aborda en este trabajo.

Los gobiernos contemporáneos se encuentran en una encrucijada tecnológica. Por un lado, la inteligencia artificial promete una eficiencia sin precedentes en el procesamiento de grandes volúmenes de datos, la detección de anomalías y la generación de alertas tempranas para la toma de decisiones. Por otro lado, la administración pública maneja información de máxima sensibilidad (datos personales, estratégicos o económicos) que no puede ser transferida a infraestructuras externas o nubes comerciales sin riesgos jurídicos, éticos y de seguridad nacional.

La literatura especializada ha abundado en marcos de gobernanza de datos, principios éticos para la IA y casos de uso en entornos abiertos.[2,3] Sin embargo, existe un vacío significativo en metodologías de actuación concretas que guíen a las organizaciones gubernamentales desde la fase de exploración hasta la puesta en producción de herramientas de IA, especialmente en contextos con restricciones presupuestarias y de conectividad.

El problema de investigación que aborda este artículo es el siguiente: ¿Cómo pueden las entidades gubernamentales aprovechar el poder de la IA para analizar información, automatizar procesos y optimizar la toma de decisiones sin exponer datos sensibles, sin depender de infraestructura externa y sin requerir de inversiones masivas en hardware o suscripciones a software propietario?

Materiales y Métodos

La metodología que se presenta se inscribe en el marco de la Política para la Transformación Digital y la Estrategia para el desarrollo de la Inteligencia Artificial en Cuba, que establecen la necesidad de promover el desarrollo y uso seguro y responsable de la IA en la administración pública, y establece los principios éticos sobre el respeto a los derechos fundamentales de las personas y las organizaciones, protección de datos y privacidad, no discriminación, seguridad, explicabilidad, transparencia y trazabilidad.

El objetivo principal es presentar y validar una metodología de tres pasos que permite a las organizaciones gubernamentales desarrollar e implementar herramientas de IA de forma segura y autónoma. Esta metodología parte del trabajo con información pública (Paso 1), pasa por el desarrollo de herramientas funcionales tecnológicamente neutras (Paso 2) y culmina en un despliegue local controlado que alimenta un ciclo de mejora continua (Paso 3).

La contribución de este trabajo es en dos sentidos: (a) proporciona un modelo replicable que resuelve la tensión entre innovación y confidencialidad, y (b) introduce el concepto de "neutralidad tecnológica metodológica", donde el éxito no depende del lenguaje de programación (sea HTML/JavaScript, Python, R o C#), sino de la arquitectura de procesamiento local y del ciclo de retroalimentación con los usuarios.

El principio de neutralidad tecnológica metodológica, relacionado con la imparcialidad hacia el uso de las tecnologías implica que la validez y aplicabilidad de la propuesta no están circunscritas a un *stack* tecnológico particular. Mientras se respeten los requisitos de ejecución local, aislamiento de datos y trazabilidad de inferencias, cualquier lenguaje de programación o entorno de desarrollo puede ser utilizado para implementar las herramientas. Esta decisión responde a la diversidad de capacidades técnicas en las instituciones de la Administración pública y a la necesidad de evitar dependencias de proveedores que limiten la soberanía tecnológica de las entidades.

De estos tres requisitos, la trazabilidad de inferencias merece una atención particular por su relevancia en el contexto gubernamental. Este concepto se refiere a la capacidad del sistema de registrar y mostrar el camino lógico que se siguió para llegar a una conclusión. Por ejemplo, en un sistema experto basado en cada inferencia pueden desglosarse las reglas y hechos que la activaron, permitiendo al funcionario comprender, validar y justificar el razonamiento del mismo. Esta característica es esencial en el sector público, donde la rendición de cuentas, la auditoría algorítmica y la confianza del usuario son requisitos ineludibles.[4]

Marco Teórico y Metodológico

Para argumentar la propuesta, se articulan cuatro pilares teóricos en los que se sustenta la metodología propuesta:

Pilar 1. Gobierno Abierto y la reutilización interna de datos públicos

El gobierno abierto ha consolidado la idea de que los datos públicos son un activo para la transparencia y la rendición de cuentas.[5-7] No obstante, su potencial va más allá del escrutinio externo. La disponibilidad de estos datos ofrece una oportunidad para que las propias administraciones comprendan en profundidad sus procesos, identifiquen patrones y definan las reglas de negocio que los gobiernan, todo ello sin necesidad de involucrar información sensible. Este conocimiento del dominio es un paso previo indispensable para cualquier proyecto de automatización o inteligencia artificial, y constituye el fundamento del Paso 1 de la metodología que aquí se propone.

Pilar 2. IA en el Sector Público: De la nube al escritorio (Edge AI)

Si bien la adopción de IA en el sector público se ha apoyado frecuentemente en soluciones basadas en la nube, esta dependencia tecnológica conlleva riesgos que van más allá del costo o la conveniencia operativa, la *Cloud Security Alliance AI Safety Initiative*[8] documenta que *Amazon Web Services*, *Microsoft Azure y Google Cloud* controlan la abrumadora mayoría de la infraestructura de IA disponible para las empresas, mientras que NVIDIA controla entre el 80 y el 90 por ciento del mercado de procesadores para IA.

En primer lugar, genera un "efecto candado" (*vendor lock-in*), que se ha identificado como una barrera importante para la adopción de la nube[9] ya que la dependencia de un proveedor específico atrapa a las instituciones en relaciones de dependencia con un grupo de proveedores que controlan en monopolios la abrumadora mayoría de la capacidad de infraestructura de IA disponible para las empresas y los Estados.

Migrar a otra plataforma resulta técnicamente complejo y económicamente prohibitivo debido a APIs propietarias, contratos restrictivos e infraestructuras costosas. Esta concentración no es solo un problema de mercado; es un riesgo sistémico para la soberanía de los Estados. Como señala la economista Cecilia Rikap, "este modelo de desarrollo y adopción de la IA vuelve dependientes de la nube de Amazon, Microsoft y Google a empresas y a Estados".[10]

Sin soberanía sobre datos e infraestructura, la IA se convierte en un instrumento de dependencia digital en lugar de desarrollo.[11] La literatura reciente advierte que la dependencia de infraestructuras extranjeras y propietarias socava el control nacional sobre tecnologías críticas, y que el uso de servicios comerciales de IA por parte de los gobiernos establece dependencias de modelos de lenguaje e infraestructuras propietarias cuya operación y gobernanza quedan fuera del control nacional o institucional.

Para Cuba, estos riesgos se agravan por el recrudecimiento del bloqueo económico, comercial y financiero de Estados Unidos. La viceministra de Comunicaciones de Cuba, Ailyn Febles, ha denunciado que "el bloqueo estadounidense contra Cuba no constituye simplemente una dificultad económica; representa un sistema integral de asfixia tecnológica diseñado para impedir el desarrollo soberano del país en la era digital".[12]

Las restricciones financieras impiden el uso de plataformas dominantes de servicios en la nube, cerrando el acceso a infraestructuras escalables necesarias para entrenar modelos complejos. La negación sistemática de acceso a hardware especializado, obliga a la ingeniería cubana a optimizar recursos limitados y a utilizar arquitecturas computacionales alternativas. La Ministra de Comunicación, Mayra Arevich, ha señalado que el bloqueo "limita el acceso a tecnologías y plataformas esenciales para el desarrollo de la Inteligencia Artificial".[13]

La metodología de tres pasos que se propone ofrece una vía alternativa: partir de información pública (Paso 1), desarrollar herramientas locales con tecnologías de ejecución autónoma (Paso 2) y desplegarlas en entornos controlados sin dependencia de la nube (Paso 3). Este enfoque no solo reduce la exposición a los riesgos de vendor lock-in y monopolio tecnológico, sino que, en contextos como el cubano, convierte la restricción externa en un habilitador de soberanía tecnológica al evitar la subordinación a plataformas extranjeras.

La gobernanza de datos y la soberanía tecnológica son dos caras de una misma moneda en el contexto de la IA gubernamental. Como se ha señalado previamente, la implementación de IA generativa en el sector público requiere marcos de gobernanza que garanticen la seguridad y la autonomía institucional.[14] Frente a este escenario de dependencia estructural y restricciones externas, agravado en el contexto cubano por el bloqueo económico y la negación de acceso a hardware especializado, surge la necesidad de explorar modelos alternativos de procesamiento de IA que no dependan de la nube ni de proveedores concentrados. Es aquí donde cobra relevancia el paradigma de Edge AI (Inteligencia Artificial en el borde), que propone ejecutar algoritmos de IA directamente en dispositivos locales o en infraestructuras cercanas a la fuente de datos, minimizando la dependencia de servidores centralizados y reduciendo los riesgos de latencia, privacidad y soberanía de datos.[15] Esta solución se alinea con la línea de acción 1.5 del Eje 2 de la Agenda Digital Cubana (Infraestructura tecnológica, conectividad y acceso digital), que establece la necesidad de "fortalecer la infraestructura computacional de borde de los órganos, organismos, entidades y empresas por sectores priorizados".[16]

En el contexto cubano, el enfoque de soberanía tecnológica se articula con el Sistema de Dirección de la Inteligencia Artificial, establecido por la Estrategia de Inteligencia Artificial,[16] que designa al Ministerio de Comunicaciones como ente rector y prevé la creación de un Consejo Asesor de expertos para la conducción de las políticas de IA en el país. La metodología que aquí se propone, al ser tecnológicamente neutra y de ejecución local, se inserta naturalmente en este sistema de gobernanza, ofreciendo un procedimiento operativo estandarizado que las entidades gubernamentales pueden implementar bajo la supervisión del ente rector, sin requerir estructuras paralelas ni duplicar esfuerzos.

Pilar 3. La gobernanza y calidad del dato como fundamento epistemológico de la IA en el sector público

La literatura económica reciente ha comenzado a incorporar formalmente los datos como un factor de producción distintivo, reconociendo su capacidad para impulsar la innovación y el crecimiento económico.[17] Este reconocimiento del valor de los datos ha trascendido el ámbito académico y ha sido adoptado por gobiernos de todo el mundo. En el caso de Cuba, el gobierno ha declarado explícitamente al dato como el quinto factor de producción, un paso que subraya su potencial como recurso económico para el desarrollo del país[18] y que se refleja en el Eje 5 de la Agenda Digital (Gobierno Digital), que establece el "óptimo aprovechamiento de los datos" como objetivo central.[16]

1. La paradoja del dato público: abundancia versus inconsistencia.

La práctica de gobierno abierto ha motivado que un volumen sin precedentes de información sea publicado en portales de datos.[7] Sin embargo, la literatura especializada en gobernanza de datos ha señalado una paradoja estructural: la misma abundancia de datos encaminada a la transparencia externa convive en no pocos casos con una fragmentación interna que dificulta su reutilización para la toma de decisiones automatizada.[19]

Las administraciones públicas suelen operar con sistemas de información heredados (legacy systems), bases de datos departamentales que no gozan de interoperabilidad, con formatos de archivo diversos (Excel, PDF, bases de datos propietarias), lo que convierte la integración semántica en un desafío tan complejo como el desarrollo del propio algoritmo de IA.

Los sistemas heredados (legacy systems) son una manifestación concreta de esta fragmentación. Se trata de sistemas informáticos que, aunque críticos para las operaciones diarias, fueron desarrollados con tecnologías obsoletas y no pueden integrarse fácilmente con soluciones modernas. Su mantenimiento consume recursos significativos y su reemplazo es a menudo inviable por el costo y el riesgo. Irani et al.[20] analizan cómo estos sistemas continúan planteando desafíos importantes para la transformación digital en la administración pública europea, afectando la interoperabilidad y la eficiencia operativa.

El gobierno federal de EE.UU. gasta más de 100 mil millones de dólares anuales en TI, la mayor parte para operar y mantener sistemas heredados, de los 10 sistemas identificados en 2019, solo tres se han modernizado completamente hasta febrero de 2025.[21] La metodología que se presenta enfrenta el desafío diseñando herramientas que puedan leer los archivos de diferentes formatos que estos sistemas generan, evitando así la necesidad de integraciones complejas y costosas.

2. Marcos normativos y estándares internacionales para la gobernanza de datos.

Para abordar la problemática de la Gobernanza de los Datos, la literatura y la práctica profesional han convergido en estándares que deben ser considerados como requisitos de cualquier sistema de IA gubernamental:

*ISO 8000 (Data Quality Standard)***:** Esta familia de estándares internacionales define los principios, requisitos y métodos para gestionar, medir y mejorar la calidad de los datos.[22] A diferencia de otros marcos que se centran en aspectos tecnológicos o de gobernanza, ISO 8000 se enfoca en cómo garantizar que los datos sean fiables, precisos y utilizables para los procesos de negocio. El estándar define tres dimensiones primarias de calidad:

- Calidad sintáctica: Los datos cumplen con las reglas de formato y estructura definidas (ej. fechas en formato YYYY-MM-DD).
- Calidad semántica: Los datos representan correctamente el concepto del mundo real que pretenden describir.
- Calidad pragmática: Los datos son útiles y relevantes para el contexto y los procesos en los que se utilizan.

Adicionalmente, identifica dimensiones operativas como exactitud, integridad, consistencia, oportunidad y relevancia. En el contexto de los sistemas expertos basados en reglas, la consistencia interna es particularmente crítica: una contradicción en la base de hechos (ej. una acción finalizada antes de iniciarse) puede llevar al motor de inferencia a un estado donde las conclusiones dejan de ser fiables.

*DAMA-DMBOK***:** Este marco, ampliamente utilizado en la gestión de datos, establece que la gobernanza de datos no es un ejercicio administrativo aislado, sino un sistema de derechos de decisión y rendición de cuentas sobre los activos de información.[23] El DMBOK proporciona una visión integral de la gestión de datos a través de once áreas de conocimiento, que incluyen entre otros, la arquitectura de datos hasta la seguridad, la calidad y la gestión de metadatos. Su modelo de metadatos ofrece una taxonomía integral que garantiza alineación con buenas prácticas internacionales, facilitando la interoperabilidad, la calidad de los datos y la coherencia semántica. En nuestro contexto, es relevante porque proporciona la estructura organizativa (roles, políticas, procesos) necesaria para implementar los controles de calidad que exige ISO 8000.

*Principios FAIR (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable)***:** Publicados por primera vez en 2016,[24] los principios FAIR son un conjunto de directrices diseñadas para mejorar la gestión y el uso de los datos de investigación. Aunque originalmente fueron concebidos para el ámbito científico, han sido adoptados en el ámbito gubernamental. La Unión Europea ha adoptado estos principios como guía para la publicación y reutilización de datos abiertos.[25] Los cuatro principios establecen que los datos deben ser:

- Localizables (Findable) con metadatos ricos e identificadores persistentes.
- Accesibles (Accessible) recuperables mediante protocolos estandarizados.
- Interoperables (Interoperable) integrables con otros sistemas sin pérdida de significado semántico.
- Reutilizables (Reusable) y suficientemente documentados para ser usados en diferentes contextos.

En el contexto gubernamental, la Interoperabilidad y la reusabilidad son dos ejes que se conectan directamente con la metodología. La capacidad de los datos de ser procesados por diferentes herramientas sin pérdida de significado semántico es un prerrequisito para que la ejecución del Paso 2 pueda transformar los archivos en hechos atómicos sin ambigüedades.

La relación entre estos tres marcos es complementaria: DAMA-DMBOK define los roles y procesos organizativos; ISO 8000 proporciona los métodos para medir y garantizar la calidad técnica y semántica; y FAIR establece características que los datos deben tener para ser útiles y reutilizables. Usados conjuntamente, constituyen un sistema completo para la gestión de datos en el sector público.

Más recientemente, el concepto de datos preparados para IA (AI-ready data) ha emergido como una evolución natural de los principios FAIR y de las prácticas de datos abiertos. El *Open Data Institute* (ODI) define los datos *AI-ready* como aquellos que cumplen con tres dimensiones críticas: propiedades del conjunto de datos (consistencia semántica, formatos apropiados, anonimizados), metadatos (documentación legible por máquinas, especificaciones técnicas, claridad legal) e infraestructura circundante (portales accesibles, APIs, control de versiones) y añade una capa de preparación específica para sistemas de IA con calidad más rigurosa, metadatos más detallados, formatos optimizados para entrenamiento de modelos, y gobernanza integrada.[26,27] El gobierno del Reino Unido ha adoptado este marco para el sector público, desarrollando guías específicas para la preparación de datos gubernamentales para su uso en sistemas de IA.[28] Además, a través de su *AI Knowledge Hub,* proporciona orientación práctica sobre cómo estructurar, documentar y gobernar los datos para que sean utilizables por sistemas de IA.[29]

En el contexto de la metodología que se presenta, el concepto de *AI-ready* data es relevante en varias fases del proceso. En el Paso 1, el análisis de información pública que a menudo se presenta en formato no estructurado (documentos normativos, informes, actas) tiene como propósito extraer la ontología del dominio, identificar relaciones entre conceptos y definir los requisitos funcionales que guiarán el desarrollo de la herramienta.

Este proceso de ingeniería del conocimiento permite determinar qué datos estructurados serán necesarios para el motor de inferencia y en qué formato deben presentarse para ser procesados sin ambigüedades en el Paso 2. Así, los datos de entrada para la herramienta pueden ser tanto estructurados (planillas Excel, CSV, bases de datos) como no estructurados (texto, PDF, documentos), aunque se recomienda priorizar la estructuración y el enriquecimiento con metadatos para facilitar el procesamiento automático y reducir la necesidad de intervención humana.

En el Paso 3, el ciclo de retroalimentación no solo permite ajustar la herramienta, sino también retroalimentar los procesos de captura y estructuración de datos, para que en ciclos sucesivos los datos sean cada vez más "*AI-ready*", más completos, consistentes y documentados, reduciendo progresivamente la dependencia de la limpieza manual y la interpretación ambigua.

Como evolución de los enfoques tradicionales de gobernanza centralizada, paradigmas como *Data Mesh* y *Data Fabric* están ganando terreno en organizaciones con alta heterogeneidad de datos y múltiples dominios. Mishra et al. definen *Data Fabric* como una arquitectura unificada y automatizada que conecta

datos en entornos híbridos y multinube, garantizando una integración fluida, control estricto y acceso sencillo para los usuarios mediante el uso de metadatos y automatización.[30] *Data Mesh*, por su parte, adopta una estructura descentralizada donde los equipos de dominio controlan la información y la consideran un producto, utilizando plataformas de autoservicio y conocimientos especializados para fomentar la flexibilidad, la creatividad y la colaboración.[30] Ambos paradigmas son complementarios: *Data Fabric* proporciona el marco para la integración y la interoperabilidad, mientras que *Data Mesh* asegura que la gobernanza y la usabilidad de los datos sean responsabilidad de los equipos de dominio, creando una solución integral para la gestión de datos empresariales.

3. Gobernanza de datos y Sistemas Sociotécnicos.

Adoptar la IA no es un desafío puramente técnico, sino sociotécnico.[31] La teoría de los sistemas sociotécnicos, desarrollada originalmente por Emery y Trist[32] en el Tavistock Institute, sostiene que las organizaciones no pueden ser entendidas como meras estructuras técnicas, sino como sistemas compuestos por componentes sociales y técnicos que deben ser diseñados y gestionados de manera conjunta. La literatura de sistemas sociotécnicos[31,33] ha enfatizado que la gobernanza de datos involucra estructuras organizativas, roles humanos y procesos administrativos.

En el sector público, donde la abundancia de datos y la rotación de personal son factores constantes, la designación de administradores de datos también conocidos como Data Stewards,[23] es un habilitador crítico. Estos funcionarios actúan como "guardianes de la ontología" del dominio, asegurando que los metadatos (definiciones de indicadores, fórmulas de cálculo, periodicidades) se mantengan actualizados y sean comprendidos por todos los actores involucrados en los Pasos 1 y 3.

La literatura sobre transferencia de conocimiento en el sector público enfatiza que las herramientas tecnológicas fracasan cuando no se adaptan a la cultura institucional y a los procedimientos establecidos.[34] Organismos como la OCDE advierten que la naturaleza administrativa y burocrática del sector público hace que la adopción tecnológica falle si ignora estas realidades institucionales.[35] La metodología que se propone integra la validación experta en el Paso 1 y la retroalimentación de usuarios en el Paso 3, asegurando que el conocimiento tácito de los funcionarios se traduzca en reglas explícitas dentro de la herramienta de IA, cerrando la brecha entre la tecnología y la práctica diaria.

4. Consecuencias para la metodología propuesta.

Desde esta base teórica, nuestra metodología de 3 pasos no fue concebida como un proceso puramente algorítmico. La fase de definición de requisitos, análisis y validación de expertos en el Paso 1 es un ejercicio de armonización ontológica y de establecimiento de un contrato de datos (Data Contract)[36] entre la organización y el sistema. Este contrato debe especificar:

- El esquema de entrada (qué columnas, qué formatos, qué tipos de datos).
- Las reglas de integridad referencial (qué relaciones entre entidades son válidas).
- Los umbrales de calidad mínimos para que el motor de inferencia acepte los hechos.

En este sentido, del marco teórico se deriva que un sistema de IA en el sector público es tan bueno como la gobernanza de datos que lo precede, y que invertir esfuerzo en la estandarización y limpieza de los datos en la fase inicial es una actividad de alta prioridad.

Pilar 4. Ciclo de Mejora Continua (PHVA) e Innovación Frugal

El ciclo PHVA[37] es un pilar de la gestión de calidad, que también puede ser vinculado explícitamente al despliegue de IA, en aquellas prácticas laborales con acciones repetitivas, donde las rutinas administrativas pueden ser replicadas o potencialmente mejoradas por los sistemas de IA. Estos procedimientos pueden contribuir al ajuste de las competencias y capacidades humanas que aún están disponibles en la fuerza laboral existente.[1]

El uso de herramientas de IA puede actuar como un catalizador del ciclo PHVA, acelerando la fase "V" (verificación) mediante alertas automáticas y la fase "A" (actuación) mediante sugerencias basadas en datos. La actual propuesta se enmarca en la Innovación Frugal,[38] que promueve soluciones "justo a tiempo" y de bajo costo utilizando recursos ya disponibles (hojas de cálculo, navegadores, hardware estándar), en lugar de costosas infraestructuras.

La innovación frugal no solo tiene implicaciones económicas, sino también ambientales. El procesamiento local de IA, al evitar la transmisión masiva de datos a centros de datos remotos, puede reducir significativamente el consumo energético asociado a la infraestructura de red y al almacenamiento en la nube. Si bien los modelos basados en reglas son intrínsecamente ligeros y no requieren hardware especializado, el avance hacia modelos más complejos en entornos locales debe tener en cuenta el costo energético del entrenamiento y la inferencia local. En contextos como el cubano, con restricciones energéticas, esta consideración adquiere una dimensión estratégica adicional, priorizando la soberanía tecnológica sin obviar la sostenibilidad ambiental.

Sistemas Basados en Reglas (SBR) y Sistemas Expertos (SE): Estos son el núcleo de la propuesta. Un sistema experto funciona como un "asesor automático"[39]: contiene un conjunto de reglas del dominio (extraídas en el Paso 1) y un motor que las aplica para llegar a conclusiones. Por ejemplo, si un indicador cae por debajo de cierto umbral, el sistema activa una alerta y explica por qué lo hizo. Esta capacidad de explicar cada decisión es clave para la rendición de cuentas y el desarrollo de la metodología, y permitirá que su implementación no necesite conexión a internet ni requiera de hardware especializado.

Evolución hacia Agentes Autónomos: Un sistema experto tradicional es reactivo: espera a que el usuario cargue los datos y comience la ejecución. La metodología que se propone sienta las bases para una posterior evolución hacia agentes autónomos, que incorporen tareas automatizadas en las que actúe por sí mismo.[40] Una arquitectura ampliamente adoptada para implementar este tipo de agentes es la BDI (*Belief-Desire-Intention*), propuesta originalmente por Bratman et al.,[41] que modela el razonamiento del agente en términos de sus creencias sobre el entorno, sus deseos u objetivos, y las intenciones o planes que selecciona para alcanzarlos. En su nivel más avanzado, estos agentes pueden anticiparse a problemas futuros y coordinarse entre sí. Por ejemplo, un agente por cada Eje temático de las Transformaciones económicas y sociales podría negociar prioridades cuando dos objetivos compiten por los mismos recursos y enviar correos electrónicos con alertas.

Machine Learning como complemento: Aunque el núcleo de las herramientas que se desarrollan como parte de la ejecución de la metodología se basan en reglas, no se descarta el uso de algoritmos de

aprendizaje supervisado para tareas específicas, siempre que se entrenen con datos públicos o sintéticos (no sensibles) y se desplieguen localmente.

La elección de sistemas basados en reglas responde a un equilibrio entre explicabilidad, ligereza y autonomía tecnológica, adecuado para problemas de monitoreo y alerta temprana. Para problemas de mayor complejidad como procesamiento de lenguaje natural no estructurado o clasificación avanzada, la metodología admite el uso de *Machine learning* y Modelos de Lenguajes en entornos locales, siempre que se disponga de los recursos de hardware necesarios (véase la discusión más adelante).

Pilar 5. Dos modalidades complementarias: IA ligera e IA de infraestructura

La estrategia de adopción de IA en la Administración Pública que aquí se presenta no se organiza en torno a una única arquitectura tecnológica, sino en torno a dos modalidades paralelas y convergentes: la IA ligera y la IA de infraestructura. Ambas responden a un mismo objetivo de soberanía tecnológica, pero operan con lógicas distintas de costo, despliegue, riesgo y horizonte temporal. Su definición constituye una categoría analítica construida a partir de la experiencia de implementación y resulta necesaria para describir cómo es posible avanzar con recursos limitados sin renunciar a capacidades propias.

Conviene precisar que **"**IA ligera" e "IA de infraestructura" no son términos consolidados en la literatura, sino denominaciones propias de este trabajo. La primera se apoya en antecedentes de IA frugal, modelos pequeños, automatización de flujos, sistemas expertos y adopción de IA en el sector público. La segunda se soporta sobre la búsqueda de IA soberana, infraestructura de cómputo, gobernanza de modelos y capacidad estatal. En ambos casos, la normativa cubana, el Decreto-Ley 78/2023 y la Estrategia de IA del MINCOM (2024), proporciona el marco regulatorio y estratégico de referencia.

IA ligera: Se denomina IA ligera al conjunto de soluciones de IA de bajo costo de capital, despliegue rápido y alta orquestación, que combinan modelos comerciales, sistemas expertos, reglas de negocio, flujos automatizados e interfaces locales para resolver tareas acotadas de gestión pública, con trazabilidad, supervisión humana y posibilidad de operar en entornos abiertos con datos ficticios o en entornos controlados o *air-gapped* con datos reales. Operacionalmente, una herramienta se clasifica como IA ligera cuando cumple los siguientes criterios: (i) no requiere infraestructura GPU propia para su operación ordinaria; (ii) puede ejecutarse en equipos estándar o en red local aislada; (iii) utiliza modelos comerciales solo en entornos abiertos y, en entornos controlados, se apoya en reglas, sistemas expertos, modelos pequeños locales u orquestación tipo n8n; (iv) su costo dominante es el diseño, la validación y el acompañamiento organizacional, no el cómputo; (v) su horizonte de resultados se mide en semanas; e (vi) incorpora mecanismos explícitos de trazabilidad y validación experta. Es importante subrayar que "ligera" no significa "modelo pequeño" ni "IA de segunda categoría". Una herramienta de IA ligera puede emplear un LLM comercial de gran tamaño en la fase de análisis en entornos abiertos; lo que la define es la arquitectura de adopción, no el tamaño del modelo. En el proyecto, esta modalidad se materializa en herramientas orientadas a tareas de automatización de procesos internos de la organización.

IA de infraestructura: Se denomina IA de infraestructura, al conjunto de capacidades de IA basadas en modelos propios o adaptados, entrenados, ajustados y operados sobre infraestructura de cómputo de alto

rendimiento, GPUs, servidores, almacenamiento, orientadas a la soberanía tecnológica, el procesamiento de datos clasificados y la sostenibilidad de servicios estratégicos de la Administración Pública. Operacionalmente, una capacidad se clasifica como IA de infraestructura cuando: (i) depende de GPUs o servidores de alto rendimiento para entrenamiento o inferencia; (ii) exige control sobre pesos, ajuste fino o modelos propios; (iii) procesa datos clasificados o estratégicos; (iv) requiere ciclo de vida MLOps, evaluación continua y gobierno de modelos; (v) su costo dominante es la infraestructura y el talento especializado; y (vi) su horizonte de madurez es de mediano plazo. En el proyecto, esta modalidad se expresa en el asistente operativo que combina tres modelos comerciales y un modelo propio, cuyo cuello de botella principal es la disponibilidad de infraestructura GPU.

Metodología: Los Tres Pasos (Enfoque Neutro y Sistémico)

La metodología propuesta se articula en torno a cuatro momentos secuenciales, aunque iterativos. Antes de abordar los tres pasos operativos, se incorpora una fase de diagnóstico que determina la intensidad y profundidad de las actividades posteriores.

- Objetivo: Evaluar las condiciones de partida de la organización (datos, procesos, infraestructura, competencias y gobernanza) para planificar una adopción de IA adaptada a su nivel de madurez real, minimizando riesgos de fracaso y maximizando la sostenibilidad.
- Actividades específicas:
    - Diagnóstico de condiciones de gestión: auditoría de la disponibilidad, calidad y estructuración de los datos sectoriales; mapeo de los procesos administrativos de mayor impacto para identificar cuellos de botella susceptibles de ser abordados con IA; inventario de la infraestructura tecnológica existente.
    - Evaluación de competencias digitales del personal: para diseñar rutas de aprendizaje diferenciadas.
    - Diagnóstico de gobernanza de datos: inventario de los catálogos de datos sectoriales, su grado de apertura e interoperabilidad, y las restricciones legales que limitan su intercambio; identificación de los silos de datos y de los responsables de su custodia.
    - Clasificación de riesgos y evaluación de impacto: según lo dispuesto, la Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial [16] exige que todo sistema de IA en el sector público sea objeto de una evaluación de riesgos que considere los impactos éticos, sociales y sobre los derechos de las personas.
- Resultado esperado: Un perfil de madurez institucional. Este enfoque graduado asegura que la metodología no imponga un estándar uniforme inalcanzable, sino que acompañe el desarrollo orgánico de cada organización.

La metodología propuesta es un proceso de tres pasos, iterativo y no lineal. Si bien se presentan en orden secuencial, la retroalimentación del Paso 3 debe alimentar continuamente los Pasos 1 y 2 (**Figura 1**). Una característica de esta metodología es su agnosticismo tecnológico: el marco funciona tanto si el equipo desarrollador elige construir una aplicación en HTML/JavaScript, un script en Python con interfaz gráfica, un tablero de mando en R, o una aplicación compilada en C#. Lo esencial es la ejecución local y la gestión aislada de los datos.



Figura 1. Metodología de tres pasos para la adopción segura de IA en la gestión gubernamental.
Fuente: Elaboración propia

Paso 1: Análisis de información pública en entornos abiertos

- Objetivo: Comprender el dominio del problema, mapear los procesos internos y definir los requisitos algorítmicos sin necesidad de acceder a datos sensibles.
- Actividades específicas:
    - Recopilación sistémica: Identificación y descarga de normativas, informes de gestión, estadísticas abiertas, actas y documentos de planificación publicados oficialmente.
    - Extracción y estructuración con IA: Uso de asistentes de lenguaje o herramientas de NLP (en entornos web o locales) para clasificar indicadores, extraer plazos, responsables y relaciones causales entre variables.
    - Ingeniería de requisitos inversa: Construcción de un mapa de flujos de trabajo actuales (As-Is) y un catálogo de reglas de negocio (ej. "si el indicador X cae un 10%, se debe activar una alerta para el responsable Y").
    - Validación experta: Talleres con los equipos gubernamentales para contrastar los hallazgos, ajustar las prioridades y asegurar que los indicadores seleccionados son relevantes para la toma de decisiones real.
- Resultado esperado: Identificación de especificaciones funcionales que incluye: diccionario de datos, jerarquía de indicadores, umbrales de alerta, formato de entrada y salida de datos, metadatos necesarios y análisis preliminar de la información pública.

La ingeniería de requisitos inversa consiste en observar y documentar el flujo de trabajo actual (el proceso 'As-Is') para extraer las reglas de negocio que los funcionarios aplican de forma tácita. En lugar de preguntar '¿qué reglas debería tener la herramienta?', se observa '¿qué reglas aplican realmente las personas para tomar decisiones?'. Este enfoque garantiza que la herramienta de IA refleje fielmente la realidad institucional y minimiza la resistencia al cambio, ya que las reglas no son impuestas desde fuera, sino extraídas de la práctica diaria de los expertos.

Paso 2: Desarrollo de herramientas de automatización, alertas y sugerencias

- Objetivo: Construir el artefacto software que materialice la lógica definida en el Paso 1, capaz de procesar datos sin conexión a internet.
- Actividades específicas:

  - Arquitectura tecnológica neutra: Selección del stack en función de las capacidades del equipo de TI local. Se prioriza que la herramienta pueda leerse/ejecutarse desde un medio extraíble o un servidor de archivos local, sin dependencias de servidores web externos ni bases de datos en la nube, es decir una herramienta ejecutable local y autónoma.
  - Implementación de la lógica de negocio: Codificación de los motores de cálculo (por ejemplo, clasificación, normalización, ponderación, cálculo de índices), utilización de técnica de semáforo y alertas tempranas basadas en los umbrales definidos, y creación de paneles de visualización (gráficos de radar, barras, pasteles, líneas de tendencia). Salida en formato de Tablero de mando que facilite la visualización para la toma de decisiones.
  - Gestión de datos de entrada: Diseño de conectores para leer archivos planos (por ejemplo: Excel/CSV, JSON) siguiendo las plantillas definidas en el Paso 1.
  - Pruebas de caja blanca y negra: Utilización de datasets sintéticos o anonimizados para verificar la precisión de los cálculos, la velocidad de respuesta y la usabilidad de la interfaz.
- Resultado esperado: Un software funcional, herramienta que al ser ejecutada localmente, procesa los datos y devuelve un tablero interactivo con alertas y sugerencias, sin requerir en ningún momento subir los datos a internet.

La implementación puede adoptar diferentes niveles de complejidad tecnológica. Para los casos de estudio presentados, los sistemas basados en reglas son suficientes. Para problemas más complejos, la metodología admite el uso de ML o LLMs en entornos locales (véase la discusión más adelante).

Trabajos previos han demostrado la utilidad de los tableros de mando integral como herramientas de apoyo a la toma de decisiones en la gestión gubernamental [42]. La metodología aquí presentada amplía este enfoque al incorporar capacidades de inferencia automática y alertas tempranas en entornos locales.

Paso 3: Despliegue local, uso controlado y retroalimentación para la mejora continua

- Objetivo: Poner la herramienta en manos de los usuarios finales en el entorno real de trabajo, con datos sensibles, pero dentro de un perímetro controlado, y establecer el mecanismo de mejora continua.
- Actividades específicas:
  - Despliegue seguro: Instalación de la herramienta en estaciones de trabajo o servidores locales que no tengan salida a internet. Establecimiento de políticas de acceso (solo usuarios autorizados) y de selección de los archivos de entrada/salida.
  - El despliegue en entornos controlados no debe interpretarse como una garantía automática de seguridad. Aunque la herramienta se ejecute en redes locales o estaciones aisladas, es necesario considerar las vulnerabilidades que pueden introducirse a través del propio software creado, con independencia del lenguaje o *framework* utilizado para su desarrollo y especialmente cuando se opta por tecnologías de fácil distribución como HTML/JavaScript, cuyas vulnerabilidades están ampliamente documentadas en la literatura de seguridad.[43]
  - Cada tecnología presenta sus propios vectores de riesgo: las aplicaciones HTML/JavaScript, al ejecutarse en el navegador, pueden ser susceptibles a ataques como Cross-Site Scripting (XSS) si no se implementan adecuadamente medidas de validación de entradas y escapes de salida. Las aplicaciones en Python o R, al depender de librerías

externas (pandas, numpy, plotly, etc.), pueden introducir dependencias con vulnerabilidades conocidas si no se gestionan adecuadamente sus versiones y orígenes. Las aplicaciones compiladas en C o C# pueden presentar riesgos de desbordamiento de búfer o ejecución de código arbitrario si no se siguen prácticas seguras de codificación.

En todos los casos, el uso de librerías de terceros, introduce un riesgo de cadena de suministro que debe ser gestionado mediante la verificación de firmas digitales, el análisis de vulnerabilidades conocidas y la preferencia por fuentes oficiales o repositorios internos. Para mitigar estos riesgos, se recomienda que toda herramienta, independientemente de las infraestructuras, incorpore las medidas de seguridad siguientes:

- Validación y revisión de entradas: todas las cargas de datos (archivos Excel, CSV, JSON, etc.) deben ser validadas contra el esquema definido en el contrato de datos (Paso 1) para evitar inyecciones o datos maliciosos, tanto a nivel sintáctico como semántico.
- Gestión de dependencias verificadas: todas las librerías y paquetes deben ser descargados desde fuentes oficiales, verificados mediante sumas de comprobación o firmas digitales, y almacenados en un repositorio local o de confianza, evitando referencias a fuentes externas que podrían estar comprometidas o ser inaccesibles por políticas de red.
- Principio de mínimo privilegio: los archivos de la herramienta deben tener permisos de lectura y ejecución restringidos al personal autorizado. Este principio, formulado originalmente por Saltzer [44] y recogido en los estándares actuales de desarrollo seguro [45], proporciona seguridad al software desarrollado. Los datos de entrada y salida deben almacenarse en directorios con políticas de acceso controlado y cifrado, cuando corresponda.
- Registro de auditoría (logs): implementar un registro de todas las ejecuciones, incluyendo usuario, fecha, archivos procesados y alertas generadas, para facilitar la trazabilidad y la detección de usos no autorizados o anomalías en el comportamiento de la herramienta.
- Prácticas de codificación segura: aplicar estándares de desarrollo seguro (como OWASP, CERT o guías del NIST) según el lenguaje utilizado, incluyendo la gestión adecuada de excepciones, el escape de salidas y la prevención de inyecciones.

En entornos con restricción de conectividad, estas medidas deben ser implementadas antes del despliegue, ya que la ausencia de conexión a internet impide la actualización de parches de seguridad o la descarga de dependencias en el momento de la ejecución. Por tanto, la seguridad debe ser considerada una capa transversal al diseño de la herramienta, no un añadido posterior. La simplicidad de la herramienta, aunque valiosa para la adopción, no debe comprometer la integridad y confidencialidad de la información gestionada.

Es importante señalar que la seguridad de la herramienta no opera en el vacío. Las redes locales del sector público cubano ya cuentan con el diseño e implementación de sistemas de ciberseguridad que protegen adecuadamente la información clasificada que procesan. Las medidas de seguridad propuestas se enmarcan en las directrices del Eje 7 de la Agenda Digital Cubana (Ciberseguridad) y en el Decreto-Ley 78 de 2023, que establece el marco normativo para la protección de la información clasificada y limitada.[46]

La herramienta debe ser concebida para integrarse en ese ecosistema de confianza, aprovechando las políticas de control de acceso, segmentación de redes, cifrado y monitoreos ya existentes, y no como un

elemento aislado que pudiera introducir vulnerabilidades no contempladas en el perímetro de seguridad institucional. En este sentido, el despliegue de la herramienta debe realizarse en coordinación con los equipos de ciberseguridad de la institución, quienes validarán que su operación no comprometa los controles establecidos ni exponga información sensible a riesgos innecesarios. La simplicidad de la herramienta, aunque valiosa para la adopción, no debe comprometer la integridad y confidencialidad de la información gestionada.

- Resultado esperado: Un sistema en producción estabilizado que no solo automatiza tareas, sino que se convierte en ayuda a la toma de decisiones, y un circuito de aprendizaje institucional documentado que garantiza la sostenibilidad de la adopción de la IA a largo plazo.

Resultados: Casos de estudio

Para validar la operatividad y robustez de la metodología propuesta, se presentan dos casos de aplicación en el contexto de la gestión pública cubana durante 2026. Ambos casos fueron implementados en condiciones de restricción de conectividad y con recursos informáticos estándar, demostrando la viabilidad del enfoque "de la nube al escritorio".

Caso 1. Sistema Experto para el Seguimiento y evaluación del Programa Económico y Social del Gobierno 2026 (PESG)

1. Contexto y formulación del problema.

En abril de 2026, el Gobierno de Cuba aprobó el PESG como instrumento de gestión de crisis ante el recrudecimiento del bloqueo, el desabastecimiento energético y la fractura del orden global. El Programa se estructuró en 10 objetivos generales (OG), 111 objetivos específicos (OE), 505 acciones y 309 indicadores de diversa naturaleza (tasas, porcentajes, cantidades absolutas y percepciones subjetivas).[47]

El problema de investigación aplicada consistió en que la alta dirección carecía de un mecanismo estandarizado para agregar indicadores heterogéneos en una medida única de avance por objetivo, ni para visualizar integradamente el desempeño de múltiples organismos en un entorno que garantizara la confidencialidad de los datos operativos (salud, educación, vivienda, etc.). El desafío era, por tanto, construir un sistema de razonamiento automático que emulara el juicio de los expertos sectoriales, pero con capacidad de procesamiento masivo y trazabilidad total de sus inferencias.

Paso 1: Adquisición de conocimiento y modelado ontológico (Entorno abierto)

Partiendo del documento público del Programa (100 páginas), se realizó un proceso de Ingeniería del Conocimiento estructurado:

- Extracción semántica asistida: Se utilizaron asistentes de lenguaje para realizar un *parsing* de los textos y extraer la taxonomía de indicadores. Se clasificaron en tres niveles jerárquicos según su impacto y frecuencia de reporte: N1 (estratégicos), N2 (tácticos) y N3 (operativos), estableciendo una ontología de dominio que relacionaba cada indicador con su OE y OG correspondiente.
- Definición de la base de hechos: Se formalizaron los metadatos de cada indicador: fórmula de cálculo, dirección deseada (ascendente/descendente), meta anual y periodicidad de actualización. Esta base de hechos constituiría la entrada del motor de inferencia en el Paso 2.

- Validación por expertos: Se sometió la clasificación y las ponderaciones propuestas (50% para N1, 30% para N2, 20% para N3) a talleres con los especialistas sectoriales. Esta validación cruzada permitió depurar ambigüedades semánticas y ajustar la relevancia de cada indicador, garantizando que el modelo reflejara el criterio tácito de los decisores.

Un ejemplo ilustrativo de este proceso de validación fue la clasificación del indicador 'Número de consultas de geriatría realizadas'. En la propuesta inicial, este indicador fue categorizado como táctico (N2), al considerarse un servicio de salud especializado dentro del nivel secundario de atención. Sin embargo, durante los talleres de validación, los expertos sectoriales argumentaron y elevaron su categoría a estratégico (N1), teniendo en el contexto demográfico del país, que posiciona a Cuba como el país más envejecido de América Latina y el Caribe.[48,49] Las proyecciones indican que esta proporción continuará en aumento, convirtiendo el envejecimiento poblacional en el principal reto demográfico de la nación.[48] En este escenario, la consulta de geriatría deja de ser un servicio especializado más para convertirse en un indicador sensible de la capacidad de respuesta del sistema de salud ante una demanda creciente y estructural.

Este caso evidencia cómo la validación experta no es un mero trámite administrativo, sino un ejercicio de armonización ontológica que ajusta la jerarquía de los indicadores a la realidad social, política y demográfica del país. La reclasificación del indicador de geriatría refleja la necesidad de que los sistemas de IA, incluso los basados en reglas, se construyan sobre una base de conocimiento que incorpore el juicio experto y el contexto situacional, más allá de la mera extracción mecánica de datos de documentos públicos.

Paso 2: Desarrollo de un Sistema Experto de Producción con motor de inferencia, para entorno local

Se construyó una aplicación de software autónomo (HTML/JavaScript, aunque la arquitectura es tecnológicamente neutra) que opera como un Sistema Experto Basado en Reglas de Producción. Su arquitectura interna se compone de tres capas funcionales (**Figura 2**):

- Capa perceptiva (Parser de hechos). Lee archivos Excel/CSV que contienen la medición real de los indicadores (datos mensuales). El parser valida los tipos de datos y transforma las filas en hechos atómicos (indicador X tiene valor real Y en periodo T).
- Motor de inferencia (Forward Chaining): Implementa un algoritmo de encadenamiento hacia adelante. Al cargar los hechos, el motor evalúa secuencialmente un conjunto de reglas del tipo:
    - Reglas de normalización. Normalizan cada indicador respecto a su meta anual, utilizando técnicas de escalamiento (Min-Max) para hacerlos conmensurables.
    - Reglas de agregación. Calculan el Índice de Avance del Objetivo (IAO) aplicando la ponderación predefinida por niveles (N1, N2, N3).
    - Reglas de umbral y alerta. Asignan el semáforo de estado (Verde ≥85%, Amarillo 60-84%, Rojo <60%) y generan observaciones automáticas.
- Capa actuadora y de Explicabilidad (XAI). La interfaz de usuario no solo despliega gráficos de radar (para indicadores estratégicos) y barras comparativas, sino que incluye un Panel de Trazabilidad. Este panel permite al funcionario hacer clic y desplegar la cadena de inferencias ejecutada (ej. "El indicador X tiene un cumplimiento del 45%; según la Regla 7, el semáforo es rojo; por tanto, se recomienda priorizar el recurso Y"). Esto satisface el requisito de transparencia, esencial en la administración pública.



Figura 2. Arquitectura del sistema experto basado en reglas para el seguimiento del PESG.
Fuente: Elaboración propia

Se utilizaron librerías locales (Chart.js, SheetJS, html2pdf) para asegurar la operación sin conexión a internet, realizando el procesamiento exclusivamente en el navegador del usuario.

Paso 3: Despliegue en entorno controlado y ciclo de refinamiento del conocimiento (Entorno local)

La herramienta se desplegó en estaciones de trabajo aisladas de los equipos de seguimiento del OG7 (Políticas Sociales, 68 indicadores) y OG10 (Ciencia e Innovación, 35 indicadores) y OG8 (Prevención y reducción del delito, la corrupción y las indisciplinas sociales, 23 indicadores). Los usuarios procesaron datos sensibles (disponibilidad de medicamentos, ejecución de viviendas, índices de cobertura educativa, ocurrencia de delitos) sin que abandonaran el perímetro institucional.
El ciclo de retroalimentación generó dos tipos de refinamiento:

- Ajuste de parámetros (Knowledge Tuning): Los expertos solicitaron recalibrar los umbrales del semáforo para indicadores de naturaleza estacional (ej. producción agrícola), evitando falsos positivos en meses de baja cosecha.
- Ampliación de la base de casos: Las decisiones tomadas por los funcionarios ante cada alerta (ej. "reunir a los responsables de la industria farmacéutica") se almacenaron localmente como nuevos casos. En iteraciones futuras, el sistema podrá transitar hacia un Razonamiento Basado en Casos (Case-Based Reasoning), recuperando soluciones históricas para problemas análogos.[50,51]

El resultado fue la identificación de desviaciones críticas en la disponibilidad de medicamentos y el déficit de viviendas terminadas, permitiendo una focalización más eficiente de los recursos y reduciendo el tiempo de análisis considerablemente. La herramienta sentó las bases para su evolución hacia un agente proactivo que, en futuras implementaciones, puede ejecutar el monitoreo periódico, generando informes ejecutivos de forma autónoma.

La validación de herramientas de seguimiento y monitoreo en el sector público ha sido objeto de investigaciones previas que han demostrado su viabilidad en contextos gubernamentales.[52] El presente artículo extiende esta línea de trabajo al incorporar capacidades de inferencia automática basadas en sistemas expertos.

Caso 2. Agente de Coordinación Temporal para la Comparación de Cronogramas (PESG vs. Transformaciones)

1. Contexto y formulación del problema

En junio de 2026, el Gobierno cubano aprobó 176 Transformaciones Económicas y Sociales, agrupadas en 23 ejes temáticos, como documento de cambio estructural para actualizar el modelo económico.[18] A diferencia del PESG, las Transformaciones se formularon como enunciados generales sin acciones ni indicadores definidos inicialmente. La alta dirección requería un mecanismo para dar seguimiento coordinado a ambos instrumentos, identificando desfases temporales y conflictos de agenda entre las 505 acciones del PESG y las 176 transformaciones que les son análogas. El problema se enmarcaba en la coordinación interagentes: múltiples ministerios con agendas propias que necesitaban sincronizarse.

Paso 1: Alineamiento ontológico y extracción de relaciones semánticas (Entorno abierto)

Se analizaron ambos documentos públicos para establecer un mapeo de coherencia entre la ontología del PESG (OG y OE) y la ontología de las Transformaciones (Ejes y enunciados). Se emplearon técnicas de Parsing Semántico para interpretar la columna de relaciones en el archivo de Transformaciones, que contenía referencias heterogéneas como "OG 4, OE 4.1.b", "OG4.1.a" o "OG4". El análisis reveló una coherencia semántica general del 87% entre ambos documentos, identificando los ejes de mayor alineación:

- Eje 1 (Modelo de gestión de actores) ↔ OG4 (Sistema empresarial).
- Eje 7 (Agricultura) ↔ OG3 (Producción de alimentos).

Esta fase permitió construir una matriz de adyacencia conceptual que sería la base del razonamiento temporal en el Paso 2.

Paso 2: Desarrollo de un razonador temporal con lógica de desfases (Entorno local)

Se construyó una segunda herramienta autónoma (tecnológicamente neutra) que incorpora un motor de razonamiento temporal especializado. Su lógica central se basa en un sistema de reglas de Lógica Temporal:

- Entrada dual: Lee dos archivos normalizados (cronograma del PESG por OG; cronograma de Transformaciones por Eje).
- Coincidencia de entidades: El motor cruza las fechas de cumplimiento de las acciones del PESG con las transformaciones relacionadas, utilizando la matriz de adyacencia generada en el Paso 1.
- Cálculo de Delta temporal: Para cada relación, calcula el desfase en días (Fecha_Transformación - Fecha_PESG).
- Reglas de semaforización: Aplica reglas de decisión multicriterio:
    - Verde: desfase ≤ 0 (Transformación antes o al mismo tiempo que la acción PESG).
    - Amarillo: desfase entre 1 y 30 días (margen de ajuste operativo).
    - Rojo: desfase > 30 días (conflicto crítico de agenda).

- Generación de tablero de mando: Produce gráficos de pastel con la distribución de estados y una tabla detallada encabezada por la Transformación, junto con interpretaciones automáticas y recomendaciones.

Paso 3: Despliegue y evolución hacia un sistema de coordinación multiagente

La herramienta se desplegó en el entorno de trabajo de los equipos de trabajo locales. Los primeros análisis utilizando datos falsos de prueba, identificaron desfases estructurales, destacando críticamente la Transformación 17 del Eje 1 ("Transformar empresas estatales en sociedades mercantiles"), que presentaba un desfase de 181 días respecto a la acción 4.1.b del PESG ("Establecer el marco normativo para la nueva empresa socialista"), según los datos suministrados para la validación.

La retroalimentación de los usuarios no se limitó a aspectos técnicos (mejora del parseo de relaciones), sino que activó una simulación de ciclo de negociación institucional para:

1. Replanificación dinámica: Ajustar los cronogramas de las transformaciones para alinearlos con las fechas del PESG, evitando cuellos de botella legislativos.
2. Establecimiento de alertas tempranas: Configurar un sistema de monitoreo continuo para desfases superiores a 30 días.

Perspectiva de evolución hacia Sistemas Multiagente (SMA): El hallazgo del desfase de 181 días conlleva un conflicto de recursos entre dos agendas. La arquitectura actual ya está preparada para incorporar agentes autónomos. La propuesta futura consiste en desplegar un Sistema Multiagente donde cada agente represente un Objetivo General (OG) del PESG y su correlación con las Transformaciones. Estos agentes incorporarían funciones como:

- Detectar automáticamente solapamientos de plazos y recursos.
- Negociar fechas según prioridades. (ej. Proponer intercambiar una fecha para la promulgación de una ley si el otro agente demuestra mayor impacto social).
- Generar planes de contingencia consensuados sin intervención humana directa.

El ciclo de mejora continua, alimentado por la retroalimentación de los ministerios, permitirá estandarizar los formatos de cronograma y refinar las reglas de priorización, consolidando un ecosistema de agentes de coordinación que sostendrá la gobernanza de los plazos estratégicos por el país.

Discusión

La implementación de los dos casos de estudio, enmarcados en la metodología de tres pasos, permite extraer conclusiones de alcance teórico y práctico que dialogan críticamente con la literatura especializada y señalan tanto las fortalezas como las limitaciones de la propuesta.

Cerrando la brecha entre la retórica del gobierno abierto y la práctica interna de la IA

La literatura sobre gobierno abierto ha enfatizado el valor de los datos públicos para la transparencia y la rendición de cuentas,[53] pero rara vez ha explorado su potencial como sustituto funcional para el modelado de procesos internos sensibles. Los casos de estudio demuestran que la explotación intensiva de documentos públicos (Paso 1) no solo permite extraer requisitos funcionales, sino que genera una

ontología de dominio lo suficientemente robusta como para alimentar un motor de inferencia en el Paso 2.

Este hallazgo extiende el trabajo de Zuiderwijk & Janssen[7] al proponer que los datos abiertos pueden tener un "segundo ciclo de vida" interno: no solo para que la ciudadanía fiscalice, sino para que el propio gobierno aprenda de su propia información pública antes de tocar la clasificada. La validación con expertos en el Paso 1 actuó como un mecanismo de transferencia de conocimiento inversa, donde el conocimiento tácito de los funcionarios se externalizó y codificó en reglas explícitas, un proceso que la literatura de sistemas sociotécnicos[31] considera crítico para el éxito de cualquier innovación administrativa.

Seguridad, soberanía tecnológica e innovación frugal: un trinomio viable

Frente al paradigma dominante de la IA en la nube,[1] nuestros casos validan que es posible construir sistemas de razonamiento automático con capacidades de alerta temprana sin necesidad de infraestructura externa. El despliegue en estaciones aisladas o en redes locales en el Paso 3 no es una mera restricción técnica, sino una ventaja estratégica en términos de soberanía de datos y cumplimiento normativo, especialmente en contextos de bloqueo o sanciones económicas.

Este enfoque se alinea con los principios de la Innovación Frugal,[38] pero añade un componente cognitivo: no se trata solo de "hacer más con menos", sino de "razonar mejor con menos". El uso de librerías locales y motores de reglas ligeras demuestra que el poder computacional no es el cuello de botella; el cuello de botella es la calidad del conocimiento codificado. En el Caso 1, el motor de inferencia procesó los indicadores de 3 OG en milisegundos con hardware estándar, validando que la arquitectura simbólica (basada en reglas) es computacionalmente eficiente y, además, intrínsecamente explicable.

La evolución de las herramientas: de sistemas expertos a agentes de coordinación

Otro aporte de este trabajo es la caracterización de un continuo evolutivo que va desde un sistema experto reactivo hasta un agente proactivo y, finalmente, un sistema multiagente. El Caso 2 ilustra este potencial, el razonador temporal que detectó el desfase de 181 días entre la Transformación 17 y la acción 4.1.b no es un mero "comparador de fechas"; es un sistema de detección de conflictos de agenda y en un futuro dar solución a esos conflictos.

Sin embargo, esta evolución no es automática ni puramente técnica. Se detectó una limitación crítica: la calidad del razonamiento del agente depende de la exhaustividad de la base de reglas y de la ontología construida en el Paso 1. Si el mapeo semántico entre OG y Ejes es incompleto, el agente generará falsos conflictos o, peor aún, silenciará conflictos reales. Por tanto, la fase de validación experta en el Paso 1 debe ser iterativa y profunda, y se recomienda incorporar métricas de cobertura semántica (ej. % de indicadores mapeados) como indicador de calidad antes de pasar al Paso 2.

Limitaciones y generalización de los hallazgos

A pesar de los resultados positivos, la metodología presenta limitaciones que deben ser discutidas:

- Dependencia del conocimiento experto: El Paso 1 requiere disponibilidad de expertos de dominio con tiempo para validar la ontología. En organizaciones con alta rotación de personal, este paso puede ser un cuello de botella.
- Escalabilidad a dominios no estructurados: Ambos casos se basan en documentos planificados con cierta estructura jerárquica (OG → OE → Acciones). Si bien en la actualidad generalmente el entrenamiento de modelos de NLP suele requerir infraestructura en la nube, el avance de los modelos de lenguaje de código abierto y las técnicas de *fine-tuning* eficiente están facilitando progresivamente el despliegue local de estas capacidades. En un futuro cercano, es previsible que la extracción de reglas a partir de texto no estructurado pueda realizarse íntegramente en entornos locales, manteniendo así la premisa de soberanía de datos. Este paso requerirá de inversiones en infraestructura.
- Madurez tecnológica de las instituciones: El Paso 3 exige que la institución tenga políticas de ciberseguridad adecuadas a la naturaleza de la entidad y la clasificación de la información. En organizaciones con baja madurez digital, el despliegue local puede ser poco viable, y se requeriría una fase "Paso 0" de alfabetización digital.

A pesar de estas limitaciones, la metodología es transferible a otros contextos gubernamentales (municipios, provincias, OSDE) siempre que se adapten las ontologías y se respete el principio de neutralidad tecnológica. La elección de HTML/JavaScript en los casos expuestos fue funcional, pero la misma lógica de inferencia podría implementarse en Python, R u otro lenguaje; el valor diferencial no está en el lenguaje, sino en el ciclo de razonamiento y retroalimentación.

Es importante señalar que teniendo en cuenta la clasificación de la información involucrada, lo que se expone en el presente artículo sobre la validación del Caso 2 se refiere a datos sintéticos, no con información sensible real. No obstante, se considera que esto no es una limitación que afecte la validez de la metodología, ya que el objetivo era demostrar la capacidad del razonador temporal para identificar desfases estructurales.

Si bien la metodología ha sido validada con sistemas basados en reglas que operan en hardware estándar, es importante reconocer que existe un segmento de problemas gubernamentales que pueden requerir técnicas de IA más avanzadas, como machine *learning o modelos de lenguaje* (LLMs), para abordar tareas como el procesamiento de lenguaje natural no estructurado, la clasificación avanzada de patrones o la interacción conversacional.

Estas soluciones, aunque plenamente compatibles con los principios de ejecución local y soberanía de datos, pueden demandar recursos de hardware especializado (GPUs, servidores de alto rendimiento) y mayores capacidades técnicas para su implementación y mantenimiento. La metodología no excluye estas aproximaciones, pero reconoce que su adopción requiere una evaluación cuidadosa de los recursos disponibles y el valor añadido esperado. En contextos con restricciones presupuestarias o de hardware, los sistemas basados en reglas siguen siendo una opción robusta y eficiente para una amplia gama de problemas con acciones repetidas, monitoreo y alerta temprana.

El trabajo presentado abre múltiples líneas de investigación y desarrollo, tales como:

- Automatización de la Ingeniería del Conocimiento (Paso 1). Investigar el uso de técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) supervisado para extraer reglas directamente de

documentos públicos, reduciendo la dependencia de la intervención manual de expertos y acelerando la fase inicial.

- Integración con sistemas de información gubernamentales. Desarrollar conectores para que el motor de inferencia lea datos directamente desde las bases de datos institucionales (ej. sistemas contables, registros sanitarios, gestores de documentos), eliminando la necesidad de intermediarios y permitiendo un monitoreo en tiempo real. La metodología presentada puede ser implementada utilizando plataformas de automatización de flujos de trabajo de código abierto como n8n,[54,55] que permiten conectar la ingesta de datos, la ejecución de motores de reglas y la integración con modelos de IA en entornos locales. Esta combinación facilita la materialización de los tres pasos de la metodología, acelerando el desarrollo de prototipos funcionales y la iteración continua con los usuarios. Un próximo artículo profundizará en la implementación práctica de la metodología utilizando n8n, mostrando casos de uso concretos en el contexto de la administración pública cubana.
- Implementación de Sistemas Multiagente de negociación. Desarrollar y desplegar prototipos con agentes que automaticen tareas como el análisis y envío de mensajes de correo e interactúen entre si coordinando determinadas tareas.
- Generalización a otros contextos. Adaptar la metodología a otros entornos (gobiernos provinciales y municipales) y a otros tipos de organizaciones con restricciones de conectividad.

Conclusiones

Este artículo ha presentado y validado una metodología de tres pasos para la adopción segura y autónoma de la inteligencia artificial en el sector gubernamental, diseñada específicamente para entornos con información sensible, recursos limitados y exigencia de trazabilidad. La contribución fundamental es metodológica y empírica.

En lo metodológico se proporciona un marco operativo que resuelve la tensión entre innovación tecnológica y confidencialidad, articulando fases de trabajo en entornos abiertos (Paso 1), desarrollo local (Paso 2) y despliegue controlado con retroalimentación sistémica (Paso 3). Este marco es tecnológicamente neutro y se apoya en paradigmas consolidados de la IA (Sistemas Basados en Reglas, Razonamiento Basado en Casos, y arquitecturas de agentes BDI), ofreciendo a los gestores públicos una hoja de ruta clara y replicable.

Lo empírico se demuestra en los dos casos de estudio (Seguimiento del PESG y Comparación de Cronogramas) demuestran la viabilidad de construir sistemas expertos y razonadores temporales con hardware estándar, procesando datos sensibles sin exposición externa. Las alertas y recomendaciones resultantes son evidencias concretas del valor añadido de la metodología para la toma de decisiones informada y la optimización de recursos.

Otro resultado alcanzado es la caracterización teórica de la evolución ontogenética de estas herramientas, desde sistemas reactivos hasta agentes proactivos y sistemas multiagente, abriendo una vía de investigación que conecta la ingeniería del conocimiento con la gobernanza administrativa.

Para los equipos directivos de la administración pública la metodología ofrece cuatro lecciones prácticas:

- No se necesita esperar a la "gran infraestructura": La IA simbólica (basada en reglas) es suficiente para un amplio espectro de tareas de monitoreo, y puede ejecutarse en el equipamiento existente.
- La seguridad no es un freno, es un habilitador: Al procesar localmente, se eliminan los riesgos de fuga de datos, lo que permite a los funcionarios trabajar con información real sin temor a sanciones o filtraciones.
- La mejora continua es el verdadero motor de la IA: El ciclo de retroalimentación del Paso 3 no solo mejora la herramienta, sino que perfecciona los procesos internos de la organización, promoviendo una cultura de gestión basada en datos y evidencia.
- La coordinación interinstitucional puede ser asistida por agentes: El Caso 2 sienta las bases para que, en futuras implementaciones, un sistema multiagente negocie prioridades entre ministerios, reduciendo la carga de los funcionarios de coordinación y acelerando la resolución de conflictos de agenda.

Referencias bibliográficas

1. Mergel I, et al. Artificial intelligence in public administration: A literature review. Gov Inf Q. 2020;37(4):101492. [consultado 3 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101492
2. Criado JI, de Zárate-Alcarazo LO. Technological frames, CIOs, and Artificial Intelligence in public administration: A socio-cognitive exploratory study in Spanish local governments. Gov Inf Q. 2022;39(3):101688. [consultado 3 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101688
3. Cortés Abad Ó. Gobernar la inteligencia artificial. Desafíos en la formación. Rev Inst Nac Adm Pública. 2026. [consultado 2 julio 2026]. Disponible en: https://revistasonline.inap.es/index.php/GAPP/article/view/11598
4. Gunning D, Stefik M, Choi J, Miller T, Stumpf S, Yang GZ. XAI—Explainable artificial intelligence. Sci Robot. 2019;4(37): eaay7120. [consultado 2 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120
5. Criado JI, Gil-García JR. Gobierno electrónico, gestión y políticas públicas: Estado actual y tendencias futuras en América Latina. Gest Polít Pública. 2013;22(spe):03-48. [consultado 2 julio 2026]. Disponible en: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-10792013000400001&lng=es&tlng=es
6. Matheus R, Janssen M. A systematic literature study to unravel transparency enabled by open government data: The window theory. Public Perform Manag Rev. 2020;43(3):503-534. [consultado 2 julio 2026]. [Disponible en: https://doi.org/10.1080/15309576.2019.1691025
7. Zuiderwijk A, Janssen M. Open data policies, their implementation and impact: A framework for comparison. Gov Inf Q. 2014;31(1):17-29. [consultado 5 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.giq.2013.04.003
8. Cloud Security Alliance AI Safety Initiative. AI Compute Concentration and Systemic Risk [Internet]. 2026 May 9 [consultado 5 julio 2026]. Disponible en: https://labs.cloudsecurityalliance.org/research/ai-compute-concentration-systemic-risk-v1-csa-styled/
9. Opara-Martins J, Sahandi R, Tian F. Critical analysis of vendor lock-in and its impact on cloud computing migration: a business perspective. J Cloud Comput. 2016;5(1):4. [consultado 4 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1186/s13677-016-0054-z

10. Rikap C. "En el capitalismo global, las grandes tecnológicas actúan como si fueran Estados". CTXT [Internet]. 2026 Apr 17 [consultado 7 julio 2026]. Disponible en: https://www.ctxt.es/es/20260401/Politica/52958/
11. Jiménez Ramírez G. Colonialismo digital. MINCYT [Internet]. 2026 Apr 22 [consultado 5 julio 2026]. Disponible en: https://mincyt.gob.ve/colonialismo-digital/
12. Febles A. Bloqueo de Estados Unidos contra Cuba provoca asfixia tecnológica. Cadena Agramonte [Internet]. 2026 Feb 26 [consultado 7 julio 2026]. Disponible en: https://www.cadenagramonte.cu/ciencia-y-entorno/bloqueo-de-estados-unidos-contra-cuba-provoca-asfixia-tecnologica/
13. Granma. El bloqueo de EE. UU. limita el desarrollo digital de Cuba, denuncian en la India. Granma [Internet]. 2026 Feb 19 [consultado 10 julio 2026]. Disponible en: https://www.granma.cu/mundo/2026-02-19/el-bloqueo-de-ee-uu-limita-el-desarrollo-digital-de-cuba-denuncian-en-la-india-19-02-2026-22-02-22
14. Aldama López O, Rodríguez Díaz A. Gobernanza de datos para una inteligencia artificial generativa soberana y segura. INFODIR. 2026;45:e1894. [consultado 8 julio 2026]. Disponible en: https://revinfodir.sld.cu/index.php/infodir/article/view/1894
15. Singh R, Gill SS. Edge AI: A survey. Internet Things Cyber-Phys Syst. 2023;3:71-92. [consultado 9 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.02.004
16. MINCOM. Política para la Transformación Digital en Cuba, Agenda Digital Cubana y Estrategia para el Desarrollo y Uso de la Inteligencia Artificial. La Habana: Consejo de Ministros; 2024. [consultado 9 julio 2026]. Disponible en: Disponible en: http://media.cubadebate.cu/wp-content/uploads/2024/06/Politica_de_Transformacion_Digital_de_Cuba_Agenda_Digital_y_Estrategia.pdf
17. Xie D. How Data Elements Will Affect Economic Growth. En: Conferencia. Institute of Economics, Tsinghua University; 2026. Disponible en: https://www.tsinghua.edu.cn/iesen/info/1017/1237.htm
18. Presidencia de la República de Cuba. Transformaciones económicas y sociales [Internet]. 2026b [consultado 10 julio 2026]. Disponible en: https://www.presidencia.gob.cu/media/filer/public/2026/06/25/transformaciones_economicas_y_sociales.pdf
19. Janssen M, Brous P, Estevez E. Data governance in the public sector: A conceptual framework. Gov Inf Q. 2017;34(3):473-484. [consultado 9 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.giq.2017.05.008
20. Irani Z, Abril RM, Weerakkody V, Omar A, Sivarajah U. The impact of legacy systems on digital transformation in European public administration: Lesson learned from a multi case analysis. Gov Inf Q. 2023;40(1):101784. [consultado 10 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101784
21. Government Accountability Office (GAO). Information Technology: Agencies Need to Plan for Modernizing Critical Decades-Old Legacy Systems. Washington, DC: GAO; 2025. Report No.: GAO-25-107795. [consultado 9 julio 2026]. Disponible en: https://www.gao.gov/products/gao-25-107795
22. ISO. ISO 8000-8:2015 Data quality — Part 8: Information and data quality: Concepts and measuring. International Organization for Standardization; 2015.
23. DAMA International. DAMA-DMBOK: Data Management Body of Knowledge. 2nd ed. Technics Publications; 2017.

24. Wilkinson MD, Dumontier M, Aalbersberg IJ, et al. The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. Sci Data. 2016;3:160018. [consultado 8 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18
25. European Commission. Turning FAIR data into reality: Interim report of the European Commission Expert Group on FAIR data. Publications Office of the European Union; 2018. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://zenodo.org/record/1285273
26. Open Data Institute (ODI). A framework for AI-ready data [Internet]. 2025 [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://theodi.org/insights/reports/a-framework-for-ai-ready-data/
27. Majithia N, Carey-Wilson T, Simperl E, Shadbolt N. An actionable framework for AI-ready data. AI Mag. 2025. [consultado 21 julio 2026]. https://doi.org/10.1002/aaai.70054
28. UK Government. Making government datasets ready for AI: Guidelines and best practices [Internet]. 2026. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://www.gov.uk/government/publications/making-government-datasets-ready-for-ai
29. UK Government, AI Knowledge Hub. Making data ready for AI [Internet]. 2026b [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://ai.gov.uk/knowledge-hub/how-to/Making-data-ready-for-AI/
30. Mishra S, Komandla V, Bandi S. A new pattern for managing massive datasets in the enterprise through Data Fabric and Data Mesh. Int J Emerg Trends Comput Sci Inf Technol. IJETCSIT-V1I4P106. 2020;1(4):47-57. [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: htpps://doi.org/10.63282/3050-9246
31. Bostrom RP, Heinen JS. MIS problems and failures: A socio-technical perspective. Part I: The causes. MIS Q. 1977;1(3):17-32. [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.2307/248710
32. Emery FE, Trist EL. The causal texture of organizational environments. Hum Relat. 1965;18(1):21-32. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1177/001872676501800103
33. Baxter G, Sommerville I. Socio-technical systems: From design methods to systems engineering. Interact Comput. 2011;23(1):4-17. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.intcom.2010.07.003
34. Al-Khouri AM. Fusing Knowledge Management into the Public Sector: a Review of the Field and the Case of the Emirates Identity Authority. Int J Inf Manag Technol. 2014;4(3).
35. OECD. State of the art in the use of emerging technologies in the public sector. Paris: OECD Publishing; 2019. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://www.oecd.org
36. Actian. ¿Qué es un contrato de datos? [Internet]. 2025 [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://www.actian.com/es/glossary/data-contracts/
37. Deming WE. Out of the Crisis. MIT Press; 1986.
38. Radjou N, Prabhu J. Frugal Innovation: How to Do More with Less. The Economist Books; 2015.
39. Jackson P. Introduction to Expert Systems. 3rd ed. Addison-Wesley; 1998.
40. Franklin S, Graesser A. Is it an Agent, or just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents. En: Proceedings of the Third International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages (ATAL'96). Springer-Verlag; 1996.
41. Bratman M, Israel D, Pollack M. Plans and resource-bounded practical reasoning. Comput Intell. 1988;4(3):349-355. [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.1988.tb00286.x
42. Aldama López O, Delgado Fernández M, Díaz-Canel Bermúdez MM, Rodríguez Díaz A. Tableros de Mando Integral en la gestión gubernamental para la toma de decisiones sanitarias basada en datos.

INFODIR. 2025;44. [consultado 22 julio 2026]. Disponible en: https://revinfodir.sld.cu/index.php/infodir/article/view/1768
43. OWASP Foundation. OWASP Secure Coding Practices - Quick Reference Guide [Internet]. 2025 [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://devguide.owasp.org/es/
44. Saltzer JH. Protection and the control of information sharing in Multics. Commun ACM. 1974;17(7):388-402. [consultado 25 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.1145/361011.361067
45. SEI CERT. POS02-C. Follow the principle of least privilege [Internet]. 2026 [consultado 3 junio 2026]. Disponible en: https://wiki.sei.cmu.edu/confluence/display/c/POS02-C.+Follow+the+principle+of+least+privilege
46. Consejo de Estado de la República de Cuba. Decreto-Ley 78 de 2023. Sobre la seguridad y protección de la información clasificada y limitada. Gaceta Oficial de la República de Cuba. 2023;(88 Ordinaria):GOC-2024-525-O88. [consultado 3 junio 2026]. Disponible en: https://www.gacetaoficial.gob.cu/es/decreto-ley-78-de-2023-de-consejo-de-estado
47. Presidencia de la República de Cuba. Programa económico y social del Gobierno 2026 [Internet]. 2026 [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://www.presidencia.gob.cu/es/gobierno/programas-de-gobierno/
48. Granma. Envejecimiento: mayor reto demográfico de Cuba. Granma [Internet]. 2025 Jun 12 [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://www.granma.cu/cuba/2025-06-12/envejecimiento-mayor-reto-demografico-de-cuba
49. Oficina Nacional de Estadística e Información (ONEI). Envejecimiento de la Población. Cuba y sus territorios - 2024. La Habana: Centro de Estudios de Población y Desarrollo (CEPDE); 2024. [consultado 13 julio 2026]. Disponible en: https://www.onei.gob.cu/envejecimiento-de-la-poblacion-2024
50. Aamodt A, Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. AI Commun. 1994;7(1):39-59. [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.3233/AIC-1994-7104
51. Kolodner JL. Case-Based Reasoning. Morgan Kaufmann; 1993.
52. Aldama López O, Delgado Fernández M, Díaz-Canel Bermúdez M. Validación de la metodología de los tableros y cuadro de mando integral en la gestión de gobierno orientada a la innovación. Rev Cub Adm Pública Empres. 2026;10:e386. https://doi.org/10.5281/zenodo.19897245
53. Cerrillo A. La inteligencia artificial y los gobiernos locales. Un estudio exploratorio. Rev Estud Adm Local Auton. 2024. [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://revistasmarcialpons.es/anuarioderechomunicipal/article/download/cerillo-la-inteligencia-artificial-y-los-gobiernos-locales/3498
54. Venkiteela P. n8n: An open-source workflow automation platform for enterprise integration and AI-driven orchestration. Int J Comput Appl. 2025;187(63):1-11. [consultado 21 julio 2026]. Disponible en: https://doi.org/10.5120/ijca2025926031
55. n8n.io. n8n documentation: AI agent nodes [Internet]. 2026 [consultado 23 julio 2026]. Disponible en: https://docs.n8n.io/integrations/builtin/cluster-nodes/root-nodes/n8n-nodes-langchain.agent

Conflicto de intereses

Los autores declaran no presentar conflictos de intereses

Contribución de los autores

- Omara Aldama López: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Validación, Redacción – borrador original, Redacción – revisión y edición.
- Alfredo Rodríguez Díaz: Conceptualización, Análisis formal, Investigación, Metodología, Supervisión.
- Silvio V. Rodríguez Capetillo: Conceptualización, Investigación, Validación.
- Amada Rodríguez Cruz: Conceptualización, Curación de datos, Investigación, Validación.
- José Miguel Valdés Portal: Investigación, Redacción – revisión y edición.

-