



Gobernanza de datos y visualización crítica en ecosistemas de innovación dinámicos

Data governance and critical visualization in dynamic innovation ecosystems

Governança de dados e visualização crítica em ecossistemas de inovação dinâmicos

Miguel Ángel Guerra Guerra

Universidad IDESUM, México

Correo de correspondencia: 2020miguelguerra@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-1640-4651>

Recibido: 04 de abril 2026

Aceptado: 29 de julio 2026

Publicado: 31 de julio de 2026

DOI: <https://doi.org/10.59722/synergia.v2i1.1275>

Resumen

Se analiza la relación entre ecosistemas de innovación, gobernanza de datos y visualización crítica para explicar por qué la innovación empresarial en contextos dinámicos suele fallar menos por falta de tecnología que por debilidades de coordinación, interpretación compartida y confianza entre actores. Se parte de una brecha específica: aunque la literatura sobre ecosistemas ha avanzado en el estudio de interdependencias, roles, plataformas y mecanismos de orquestación, con frecuencia trata los datos como un insumo técnico relativamente estable, sin problematizar suficientemente cómo su calidad, trazabilidad, selección y representación visual influyen en la asignación de recursos, la lectura de riesgos y el aprendizaje colectivo. A partir de una revisión argumentativa de aportes sobre ecosistemas, complejidad, aprendizaje organizacional, gobernanza de datos, ética y gestión del riesgo algorítmico, se propone la noción



de “sentido confiable” como capacidad ecosistémica. Esta capacidad implica construir acuerdos explícitos sobre definiciones, linaje, criterios de calidad, supuestos de análisis y formas de visualizar la incertidumbre. Se sostiene que, en regiones y cadenas de suministro reguladas, la competitividad no depende únicamente de incorporar más herramientas digitales, sino de generar evidencia compartida, verificable y auditada o evidencia susceptible de debate y auditoría entre organizaciones con intereses distintos. En consecuencia, se plantea que la gobernanza de datos debe entenderse como una arquitectura de coordinación y no solo como cumplimiento documental. También se argumenta que tableros, modelos y visualizaciones no son medios neutrales de comunicación, pues ordenan prioridades, legitiman decisiones y pueden amplificar sesgos cuando ocultan límites o supuestos. Se concluye que la ética de datos, la gobernanza interorganizacional y la alfabetización visual deben asumirse como infraestructura estratégica para coordinar innovación multiempresa.

Palabras clave: alfabetización visual, calidad y linaje de datos, coordinación entre actores, gestión del riesgo algorítmico, interdependencias tecnológicas, orquestación del ecosistema.

Abstract

The relationship between innovation ecosystems, data governance, and critical visualization is analyzed to explain why business innovation in dynamic contexts often fails less because of a lack of technology than because of weaknesses in coordination, shared interpretation, and trust among actors. The analysis begins from a specific gap: although the literature on ecosystems has advanced in the study of interdependencies, roles, platforms, and orchestration mechanisms, it often treats data as a relatively stable technical input, without sufficiently problematizing how its quality, traceability, selection, and visual representation influence resource allocation, risk interpretation, and collective learning. Based on an argumentative review of contributions on ecosystems, complexity, organizational learning, data governance, ethics, and algorithmic risk management, the notion of “reliable sensemaking” is proposed as an ecosystem capability. This capability involves building explicit agreements on definitions, lineage, quality criteria, analytical assumptions, and ways of visualizing uncertainty. It is argued that, in regulated regions and supply chains, competitiveness does not depend only on incorporating more digital tools, but on producing shared, contestable, and auditable evidence among organizations with different interests. Consequently, data governance is presented as a coordination architecture rather than merely as documentary compliance. It is also argued that dashboards, models, and visualizations are not neutral means of communication, since they organize priorities, legitimize decisions, and



may amplify biases when they hide limits or assumptions. It is concluded that data ethics, interorganizational governance, and visual literacy should be understood as strategic infrastructure for coordinating multi-firm innovation.

Keywords: algorithmic risk management, coordination among actors, data quality and lineage, ecosystem orchestration, technological interdependencies, visual literacy.

Resumo

Analisa-se a relação entre ecossistemas de inovação, governança de dados e visualização crítica para explicar por que a inovação empresarial em contextos dinâmicos costuma falhar menos por falta de tecnologia do que por fragilidades de coordenação, interpretação compartilhada e confiança entre os atores. Parte-se de uma lacuna específica: embora a literatura sobre ecossistemas tenha avançado no estudo de interdependências, papéis, plataformas e mecanismos de orquestração, frequentemente trata os dados como um insumo técnico relativamente estável, sem problematizar suficientemente como sua qualidade, rastreabilidade, seleção e representação visual influenciam a alocação de recursos, a leitura de riscos e a aprendizagem coletiva. A partir de uma revisão argumentativa de contribuições sobre ecossistemas, complexidade, aprendizagem organizacional, governança de dados, ética e gestão do risco algorítmico, propõe-se a noção de “sentido confiável” como capacidade ecossistêmica. Essa capacidade implica construir acordos explícitos sobre definições, linhagem, critérios de qualidade, pressupostos de análise e formas de visualizar a incerteza. Sustenta-se que, em regiões e cadeias de suprimento reguladas, a competitividade não depende apenas da incorporação de mais ferramentas digitais, mas da produção de evidências compartilhadas, debatíveis e auditáveis entre organizações com interesses distintos. Em consequência, a governança de dados é apresentada como uma arquitetura de coordenação, e não apenas como conformidade documental. Argumenta-se também que painéis, modelos e visualizações não são meios neutros de comunicação, pois organizam prioridades, legitimam decisões e podem ampliar vieses quando ocultam limites ou pressupostos. Conclui-se que, a ética de dados, a governança interorganizacional e a alfabetização visual devem ser assumidas como infraestrutura estratégica para coordenar a inovação multiempresarial.

Palavras-chave: alfabetização visual, coordenação entre atores, gestão do risco algorítmico, interdependências tecnológicas, orquestração do ecossistema, qualidade e linhagem de dados.



Introducción

En los ecosistemas de innovación, el reto ya no consiste solamente en reunir universidades, empresas, proveedores, startups y organismos públicos alrededor de una agenda común. El problema central aparece cuando esos actores deben decidir con base en información producida por sistemas, reglas e intereses distintos. En sectores con alta interdependencia tecnológica y regulatoria, la innovación deja de ser un esfuerzo aislado dentro de una organización y se convierte en un proceso de coordinación entre complementos, estándares, plataformas y capacidades distribuidas (Adner, 2017; Jacobides et al., 2018).

Esta condición ayuda a explicar una paradoja frecuente: algunas regiones cuentan con talento, infraestructura, grandes empresas y proveedores especializados, pero aun así permanecen atrapadas en mejoras incrementales; otras, con menos recursos visibles, logran articular soluciones nuevas con mayor rapidez. La diferencia no depende únicamente de la cantidad de actores disponibles, sino de la calidad de las conexiones, reglas y decisiones que los vinculan. Al entender los ecosistemas como sistemas adaptativos complejos, se reconoce que pequeñas fallas de coordinación pueden escalar y afectar el desempeño regional, mientras que acuerdos simples, pero compartidos, pueden acelerar el aprendizaje colectivo (Holland, 1992; Porter, 1998; Stam, 2015).

Desde esta perspectiva, se identifica una brecha específica en la literatura. Los estudios sobre ecosistemas han avanzado en la descripción de roles, complementariedades y mecanismos de orquestación; sin embargo, integran de manera limitada la gobernanza de datos, la ética y la visualización crítica como condiciones necesarias para coordinar decisiones entre organizaciones. En ecosistemas dinámicos, los datos se convierten en infraestructura de coordinación cuando permiten comparar, priorizar, anticipar riesgos y justificar decisiones. Pero también pueden convertirse en una fuente de distorsión cuando sus definiciones, linaje, criterios de calidad o formas de representación visual no son compartidos por los actores que los utilizan (Khatri y Brown, 2010; Nambisan et al., 2019).

La tesis que sostiene este manuscrito es que la innovación empresarial en ecosistemas dinámicos requiere desarrollar una capacidad ecosistémica de “construcción compartida de sentido confiable”. Esta capacidad se entiende como la posibilidad de producir evidencia compartida, debatible y auditable mediante acuerdos explícitos sobre datos, riesgo y visualización. Para desarrollar esta postura, se toma como referente la competitividad de corredores de manufactura avanzada y aeroespacial en Norteamérica, donde la coordinación



multiempresa, el cumplimiento regulatorio y la digitalización de la cadena de suministro convierten la gestión de datos en un factor estratégico. En este contexto, gobernar datos no significa solo administrar información, sino construir las condiciones mínimas para que distintas organizaciones puedan interpretar problemas, aprender y decidir con confianza.

Innovación como proceso colectivo y arquitectura de interdependencias

La innovación abierta y el modelo de triple hélice permiten comprender por qué las organizaciones ya no innovan únicamente desde sus propios límites. Cuando la complejidad tecnológica aumenta y los mercados cambian con rapidez, las capacidades internas resultan insuficientes para sostener por sí solas nuevos productos, servicios o modelos de negocio (Chesbrough, 2003; Etzkowitz y Leydesdorff, 2000). La literatura de ecosistemas amplía esta discusión al mostrar que el desempeño innovador depende de la alineación entre actores complementarios, actividades interdependientes y condiciones de adopción. Desde esta perspectiva, el ecosistema no se reduce a una red de colaboración, sino que funciona como una estructura de dependencias donde pueden aparecer cuellos de botella, riesgos de co-innovación y fallas de adopción (Adner, 2017; Adner y Kapoor, 2010).

Esta lectura corrige una idea todavía frecuente en la gestión empresarial: asumir que innovar consiste principalmente en financiar investigación, comprar tecnología o administrar proyectos internos. En un ecosistema, esos elementos importan, pero no bastan. La dificultad central consiste en coordinar tiempos, expectativas, incentivos y criterios de éxito entre actores que no necesariamente comparten las mismas prioridades.

Por ello, la competencia y la cooperación conviven de manera permanente, y algunos actores adquieren un papel estabilizador al definir reglas, estándares o plataformas que permiten ordenar la participación de los demás (Lansiti y Levien, 2004; Moore, 1993).

En la práctica, esa coordinación se expresa mediante interfaces de programación, estándares técnicos, plataformas digitales, métricas compartidas, auditorías, certificaciones y programas de desarrollo de proveedores. Sin embargo, estos mecanismos no son neutrales. Al definir qué se mide, quién valida la información y qué evidencia se considera suficiente, también distribuyen poder e influyen en la dirección de la innovación.

Por ello, la estrategia de ecosistema no solo implica decidir con quién colaborar, sino bajo qué reglas se produce, interpreta y utiliza la evidencia colectiva (Jacobides et al., 2018). En los ecosistemas digitales, esta tensión se vuelve más visible porque las reglas de plataforma y la arquitectura de datos condicionan simultáneamente la colaboración, la competencia y la captura



de valor (Gawer y Cusumano, 2014; Jacobides et al., 2019; Jacobides et al., 2024; Parker et al., 2016).

Ecosistemas dinámicos, complejidad y competitividad regional

Cuando un ecosistema se entiende como sistema adaptativo complejo, el desempeño regional deja de explicarse como la suma de capacidades individuales. Lo relevante es la forma en que esas capacidades interactúa, se retroalimentan y se ajustan frente a cambios tecnológicos, regulatorios o de mercado.

En este tipo de sistemas, pequeñas fallas de coordinación pueden escalar y producir retrasos, duplicidad de esfuerzos o decisiones contradictorias; del mismo modo, acuerdos relativamente simples sobre estándar, información y responsabilidades pueden multiplicar la velocidad de aprendizaje colectivo (Holland, 1992).

Esta lógica permite matizar la discusión sobre clústeres y ecosistemas emprendedores. La concentración de empresas, proveedores, talento e instituciones puede elevar la productividad y favorecer la innovación, pero solo cuando existen mecanismos que reducen los costos de coordinación y permiten convertir la proximidad en aprendizaje efectivo (Porter, 1998). De lo contrario, una región puede tener actores relevantes y aun así carecer de una dinámica innovadora robusta.

Las políticas públicas también enfrentan ese riesgo cuando se limitan a reunir “ingredientes” del ecosistema sin identificar relaciones causales, cuellos de botella y capacidades de adaptación (Isenberg, 2011; Stam, 2015). Por ello, la resiliencia ecosistémica depende tanto de los recursos disponibles como de la calidad de las interacciones entre emprendedores, empresas, instituciones y mercados (Roundy et al., 2017).

La digitalización intensifica esta dinámica porque acelera la circulación de información, pero también aumenta la dependencia de plataformas, modelos y datos. Las capacidades digitales reducen ciertas fricciones de coordinación, aunque al mismo tiempo pueden amplificar errores cuando los actores interpretan la información con definiciones distintas o cuando los modelos ocultan supuestos relevantes. Por esta razón, la infraestructura digital no debe entenderse solo como soporte tecnológico, sino como una arquitectura de interdependencia que puede fortalecer o debilitar la competitividad regional (Autio et al., 2018; Nambisan et al., 2019).



Ética y cribado de fuentes en la construcción de los datos

Si los datos funcionan como infraestructura de coordinación, entonces su construcción debe tratarse como una decisión institucional y no solo como una actividad técnica.

La gobernanza de datos define quién puede acceder, modificar, validar, estandarizar y resolver disputas sobre la información disponible (Khatri y Brown, 2010). Sin estos acuerdos, los actores de un ecosistema pueden operar con verdades locales incompatibles: cada organización mide con criterios propios, interpreta los resultados desde sus incentivos y toma decisiones con evidencia que no necesariamente es comparable. Además, la calidad de los datos no se limita a la exactitud; incluye completitud, consistencia, oportunidad y relevancia para quienes los utilizan (Wang y Strong, 1996).

El problema ético aparece porque los datos no son una materia prima neutral. Se producen dentro de procesos históricos, reglas organizacionales, sistemas de captura y relaciones de poder. Por ello, pueden reproducir sesgos, aunque no exista intención explícita de discriminar (D'Ignazio y Klein, 2020; O'Neil, 2016). Los sistemas basados en macrodatos pueden generar efectos desiguales cuando utilizan variables sustitutas, correlaciones débiles o criterios de decisión difíciles de auditar (Barocas y Selbst, 2016).

Esto es relevante para ecosistemas empresariales donde la inteligencia artificial comienza a influir en decisiones de contratación, asignación de recursos, gestión de proveedores, mantenimiento predictivo o control de calidad (Selbst et al., 2019). En esos casos, la autoridad aparente de los datos puede cerrar debates que en realidad debería permanecer abiertos a revisión (Boyd y Crawford, 2012).

Frente a ese riesgo, los marcos normativos y estándar recientes ofrecen un lenguaje común para ordenar responsabilidades entre actores. El NIST AI RMF 1.0 propone funciones para gestionar riesgos de IA durante el ciclo de vida de los sistemas, con énfasis en gobernanza, confiabilidad y responsabilidad (*National Institute of Standards and Technology* [NIST], 2023). ISO/IEC 42001 establece requisitos para sistemas de gestión de IA, mientras que ISO/IEC 23894 ofrece orientación específica sobre gestión de riesgos en inteligencia artificial (*International Organization for Standardization* [ISO], 2023a, 2023b).

A nivel regulatorio, el Reglamento (UE) 2024/1689 introduce obligaciones diferenciadas según el nivel de riesgo y refuerza la importancia de documentación, transparencia y control humano (Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea, 2024).



Desde una perspectiva de ética de datos, cumplir con normas no es suficiente. También se requiere justificar cómo se recolectan, transforman, seleccionan y usan los datos, considerando daños previsibles, derechos, justicia y consecuencias organizacionales (Floridi y Taddeo, 2016).

Esto exige una cadena de custodia de la evidencia: identificar fuentes, criterios de selección, transformaciones, supuestos, responsables y límites de interpretación.

Esta cadena no busca burocratizar la innovación, sino permitir que distintos actores puedan auditar, debatir y corregir la evidencia sin romper la colaboración.

Visualización crítica: del error al aprendizaje

En los ecosistemas dinámicos, buena parte de la coordinación ocurre mediante recursos visuales: tableros de información, mapas de riesgo, reportes de desempeño, simulaciones y narrativas de resultados. Estas visualizaciones no solo comunican información; ordenan prioridades, resaltan ciertos problemas y dejan otros en segundo plano. Por ello, una gráfica técnicamente correcta puede inducir decisiones equivocadas si usa escalas engañosas, combina métrica no comparables, omite incertidumbre o presenta correlaciones como si fueran relaciones causales (Cairo, 2019).

La visualización implica decisiones de abstracción y diseño que deben alinearse con la tarea, los datos y la percepción de quienes tomarán decisiones (Munzner, 2014). En la misma línea, la integridad de la representación visual resulta indispensable para evitar que la forma de presentar la información distorsione su interpretación (Tufte, 2001).

El riesgo no se limita a producir una mala gráfica. El riesgo mayor consiste en generar una mala dinámica de decisión. Cuando un tablero simplifica demasiado el desempeño de un ecosistema, los actores pueden optimizar métricas locales y deteriorar el valor sistémico. Por ejemplo, una organización puede mejorar su indicador interno de entrega, costo o calidad, mientras transfiere retrasos, riesgos o incertidumbre a otro actor de la red.

En este punto, la visualización crítica se conecta con el aprendizaje organizacional: para que el error genere aprendizaje y no solo defensa, los actores necesitan condiciones de seguridad psicológica, capacidad de cuestionar supuestos y disposición para reconocer fallas controladas como fuente de información (Argyris y Schön, 1978; Edmondson, 1999; Sitkin, 1992).

Por tanto, la visualización crítica debe diseñarse para abrir conversaciones y no para cerrarlas prematuramente. Esto implica mostrar incertidumbre, documentar supuestos, distinguir

entre correlación y causalidad, y revisar periódicamente los tableros de información que se usan para asignar recursos entre socios.

En un ecosistema, los errores rara vez permanecen dentro de una sola firma; se propagan mediante decisiones de compra, diseño, calidad, producción, logística o inversión.

Convertir el error en aprendizaje requiere que la visualización permita discutir causas, límites y relaciones de costo-beneficio, en lugar de imponer una autoridad visual que oculte los desacuerdos relevantes.

Como se resume en la tabla 1, los principales mecanismos de coordinación del ecosistema concentran riesgos relacionados con datos, inteligencia artificial y visualización, así como mitigaciones orientadas a fortalecer la gobernanza, la trazabilidad y el aprendizaje colectivo. La figura 1 sintetiza la relación entre autores, conceptos y mecanismos de coordinación.

Tabla 1

Mecanismos de coordinación y riesgos asociados a datos, IA y visualización en ecosistemas dinámicos

Mecanismo de coordinación	Riesgo típico (datos/IA)	Sesgo/ruido por visualización	Mitigación propuesta
APIs / intercambio de datos entre socios	Datos incompletos, definiciones distintas, fallas de trazabilidad	Tableros de información que mezclan métricas no comparables y generan falsas tendencias	Diccionario de datos compartido, linaje, validaciones y SLAs; gobernanza (Khatri y Brown, 2010; Wang y Strong, 1996).
Plataformas y estándares comunes	Dependencia excesiva del orquestador, asimetrías de poder	Indicadores diseñados para “contar la historia” del líder, no del sistema	Reglas de transparencia, auditorías y diseño de <i>KPIs</i> multi-actor (Adner, 2017; Jacobides et al., 2018; Gawer y Cusumano, 2014).
IA para pronóstico / detección de anomalías	Sesgos por datos históricos, <i>drift</i> y sobre confianza	Visualizaciones que ocultan incertidumbre y márgenes de error	Gestión de riesgos con NIST AI RMF y pruebas de robustez; mostrar intervalos y supuestos (NIST, 2023; Barocas y Selbst, 2016).



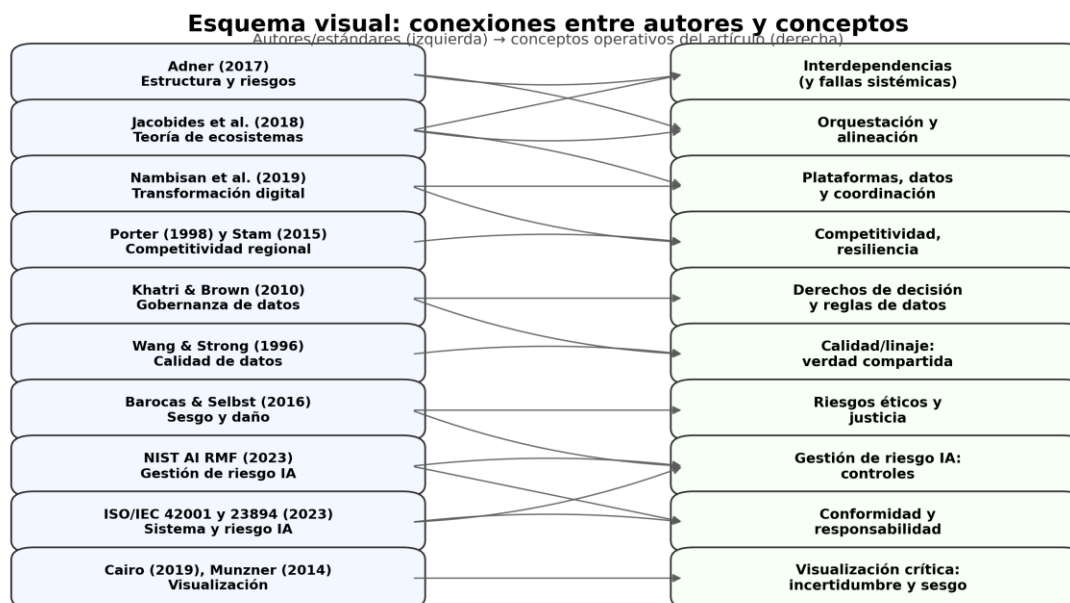
Mecanismo de coordinación	Riesgo típico (datos/IA)	Sesgo/ruido por visualización	Mitigación propuesta
Gemelos digitales / simulación ecosistémica	Modelos mal calibrados, supuestos invisibles	Gráficas persuasivas que aparentan causalidad	Revisión de supuestos, trazabilidad de modelos y documentación; cultura de “pequeñas pérdidas” para aprender (Sitkin, 1992; Cairo, 2019).

Nota. La tabla resume mecanismos de coordinación y sugiere mitigaciones asociadas a gobernanza de datos, gestión de riesgos y diseño de visualizaciones.

Como transición entre la fundamentación teórica y la aplicación del argumento, se presentan dos esquemas visuales, la figura 2 organiza el mapa conceptual de la innovación empresarial en ecosistemas dinámicos.

Figura 1

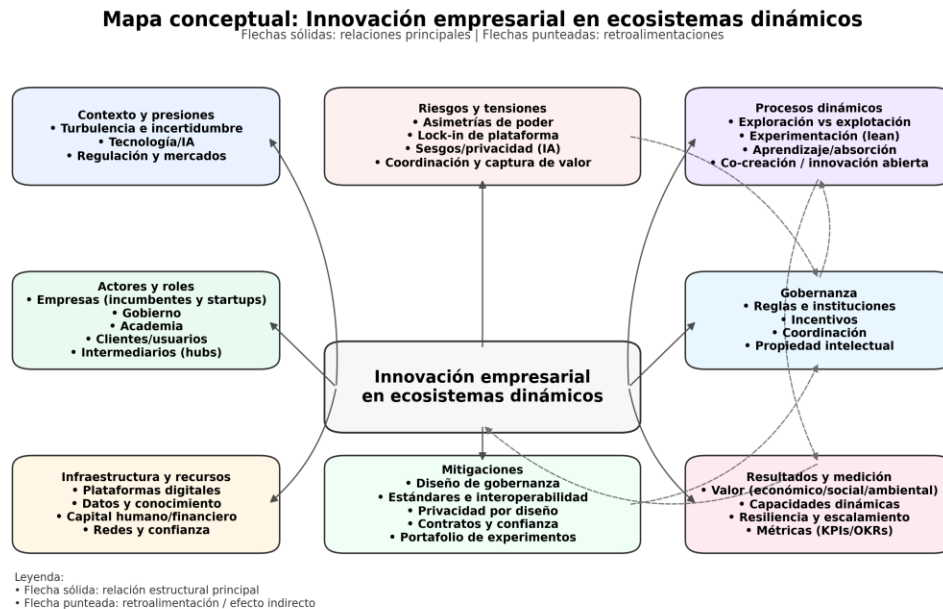
Conexiones entre autores y conceptos clave del artículo



Nota. El esquema enlaza fuentes teóricas y normativas con los conceptos operativos utilizados en el artículo.

Figura 2

Mapa conceptual de innovación empresarial en ecosistemas dinámicos



Nota. Flechas sólidas representan relaciones estructurales principales; flechas punteadas indican retroalimentaciones (dinámica adaptativa) entre procesos, gobernanza y resultados.

Discusión

En corredores de manufactura avanzada y aeroespacial, la coordinación ecosistémica no ocurre en abstracto; se expresa en programas de desarrollo de proveedores, certificaciones, auditorías, transferencia de información técnica, gestión de cambios, control de calidad, mantenimiento predictivo y decisiones de inversión en capacidades productivas. En estos contextos, una falla en la definición de una métrica, en el linaje de un dato o en la interpretación de un tablero puede afectar no solo a una empresa, sino a varias organizaciones conectadas por requisitos técnicos, tiempos de entrega y obligaciones regulatorias. Por ello, la propuesta de “sentido confiable” adquiere una utilidad práctica: toda decisión multiempresa basada en datos debe acompañarse de acuerdos explícitos sobre definiciones, trazabilidad, criterios de calidad, supuestos de análisis y formas de representar la incertidumbre.

La implicación principal es que la digitalización, por sí sola, no garantiza competitividad regional. Una región puede invertir en plataformas, sensores, modelos predictivos o sistemas de



inteligencia artificial y aun así tomar decisiones frágiles si los actores no comparten el mismo significado de los datos.

En una cadena regulada, conceptos como defecto, desviación, riesgo, causa raíz, evidencia objetiva, alerta predictiva o cumplimiento no pueden interpretarse de manera aislada por cada organización. Si cada actor mide distinto, visualiza distinto y decide distinto, la tecnología acelera la circulación de información, pero no necesariamente mejora la coordinación.

En términos de implementación, se sugieren tres capas complementarias. La primera es la gestión de las interdependencias: mapear actividades críticas, identificar dependencias entre actores, definir derechos de decisión y establecer incentivos que favorezcan la alineación, siguiendo la lógica estructural del ecosistema (Adner, 2017). La segunda es un sistema de gestión de IA y riesgo: adoptar prácticas compatibles con NIST AI RMF e ISO/IEC 42001 para armonizar controles, documentación, responsabilidad y revisión de modelos entre socios (NIST, 2023; ISO, 2023a). La tercera es un marco de visualización crítica: revisar periódicamente los tableros de información, exigir que las gráficas relevantes incluyan supuestos y márgenes de incertidumbre, y formar a los líderes en alfabetización visual para evitar decisiones basadas en aparente certeza.

Estas capas también pueden reforzarse mediante políticas de infraestructura y demanda. La compra pública de innovación, por ejemplo, puede exigir estándares de trazabilidad, transparencia y gestión responsable de datos como condición de participación, dinamizando el ecosistema sin imponer una solución tecnológica única (Banco Interamericano de Desarrollo [BID], 2024; Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2021).

Del mismo modo, los organismos internacionales han señalado que los ecosistemas de IA e innovación requieren colaboración multiactor y gobernanza responsable para escalar su impacto (World Economic Forum [WEF], 2024, 2025). La política pública, por tanto, no debería limitarse a financiar tecnología, sino crear condiciones para que la evidencia producida por distintos actores sea comparable, auditable y útil para la toma de decisiones colectivas.

Los aprendizajes son transferibles a otros sectores intensivos en datos, como salud, energía o ciudades inteligentes. La diferencia está en el tipo de daño que puede producir una mala coordinación: en manufactura puede traducirse en costos, incumplimientos, desperdicio o riesgos de seguridad; en salud, en inequidad clínica o errores de priorización; en ciudades, en vigilancia, exclusión o decisiones públicas poco transparentes. En todos los casos, el punto crítico es el mismo: cuando los datos cruzan instituciones, el riesgo también se vuelve sistémico.



Por ello, la confianza no debe entenderse como una condición previa del ecosistema, sino como un resultado que se construye mediante datos bien gobernados, visualizaciones honestas y mecanismos de revisión compartida.

Conclusiones

El aporte central de este ensayo consiste en reposicionar la ética de datos y la visualización crítica como capacidades estratégicas para la innovación en ecosistemas dinámicos (Teece, 2007). La literatura sobre ecosistemas ha explicado la importancia de alinear complementariedades, roles y mecanismos de orquestación; sin embargo, con frecuencia presupone que la evidencia circula entre actores sin fricciones relevantes. Este ensayo sostiene lo contrario: en ecosistemas donde varias organizaciones dependen de información compartida, la fricción principal no es solo técnica, sino interpretativa. La pregunta decisiva no es únicamente que datos existen, sino qué datos se reconocen como evidencia válida, quién define sus criterios de calidad y cómo se representan visualmente para tomar decisiones.

El proceso de cribado y construcción de los datos deja una lección crítica: los datos no llegan “puros” al proceso de decisión. Se producen mediante elecciones sobre que medir, con que instrumentos, bajo que definiciones, con que incentivos y para que propósito. Por ello, reducir la gobernanza de datos a cumplimiento documental resulta insuficiente. En ecosistemas dinámicos, la gobernanza de los datos implica gestionar la coordinación, la confianza, las relaciones de poder y el aprendizaje colectivo. Del mismo modo, las visualizaciones no deben entenderse como recursos secundarios de comunicación, sino como recursos que pueden favorecer o limitar el debate, revelar incertidumbre o esconderla, y facilitar el aprendizaje colectivo o reforzar sesgos de sobre confianza.

Como líneas futuras de investigación, se proponen tres rutas. Primero, desarrollar y validar un modelo de madurez de gobernanza de datos a nivel ecosistema, no solo organizacional, y relacionarlo con indicadores de innovación, resiliencia y desempeño regional. Segundo, estudiar cómo los estándares de inteligencia artificial, como NIST AI RMF e ISO/IEC 42001, se traducen en acuerdos contractuales, rutinas operativas y responsabilidades compartidas entre organizaciones. Tercero, analizar de manera empírica cómo prácticas de visualización crítica, mostrar incertidumbre, documentar supuestos y auditar tableros de información, modifican la dinámica de aprendizaje y reducen decisiones basadas en falsa certeza. En síntesis, la ventaja competitiva regional en la era digital dependerá menos de



declarar que se usa inteligencia artificial y más de construir evidencia confiable, debatible y compartida.

Declaración de conflicto de intereses y financiación

No existe compromiso, entrega de este documento a otra instancia o conflicto de intereses. Tampoco existe financiación.

Declaración sobre el uso de herramientas (incl. IA) (si aplica)

Las herramientas utilizadas DeepL en Word de Microsoft, Consensus, Mendeley, Editor en Word. Propósito de las herramientas: traductores automáticos, búsqueda de información y almacenamiento, editor de gramática en Word y NotebookLM para discutir con las fuentes.

Referencias

- Adner, R. (2017). Ecosystem as structure: An actionable construct for strategy. *Journal of Management*, 43(1), 39–58. <https://doi.org/10.1177/0149206316678451>
- Adner, R., y Kapoor, R. (2010). Value creation in innovation ecosystems: How the structure of technological interdependence affects firm performance in new technology generations. *Strategic Management Journal*, 31(3), 306–333. <https://doi.org/10.1002/smj.821>
- Argyris, C., y Schön, D. A. (1978). *Organizational learning: A theory of action perspective*. Addison-Wesley.
- Autio, E., Nambisan, S., Thomas, L. D. W., y Wright, M. (2018). Digital affordances, spatial affordances, and the genesis of entrepreneurial ecosystems. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 12(1), 72–95. <https://doi.org/10.1002/sej.1266>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2024, 16 de septiembre). Dinamizando los ecosistemas de innovación en América Latina mediante la compra pública de innovación (Proyecto RG-T4547). <https://www.iadb.org/es/proyecto/RG-T4547>
- Barocas, S., y Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *California Law Review*, 104(3), 671–732.
- boyd, d., y Crawford, K. (2012). Critical questions for big data. *Information, Communication and Society*, 15(5), 662–679. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2012.678878>



- Cairo, A. (2019). How charts lie: Getting smarter about visual information. W. W. Norton & Company.
- Chesbrough, H. W. (2003). Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology. Harvard Business School Press.
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2021, 5 de abril). Datos y hechos sobre la transformación digital: Informe sobre los principales indicadores de adopción de tecnologías digitales en el marco de la Agenda Digital para América Latina y el Caribe (LC/TS.2021/20). <https://www.cepal.org/es/publicaciones/46766-datos-hechos-la-transformacion-digital-informe-principales-indicadores-adopcion>
- D'Ignazio, C., y Klein, L. F. (2020). Data feminism. MIT Press.
- Edmondson, A. C. (1999). Psychological safety and learning behavior in work teams. Administrative Science Quarterly, 44(2), 350–383. <https://doi.org/10.2307/2666999>
- Etzkowitz, H., y Leydesdorff, L. (2000). The dynamics of innovation: From national systems and “Mode 2” to a triple helix of university–industry–government relations. Research Policy, 29(2), 109–123. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(99\)00055-4](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(99)00055-4)
- Floridi, L., y Taddeo, M. (2016). What is data ethics? Philosophical Transactions of the Royal Society A, 374(2083), 20160360. <https://doi.org/10.1098/rsta.2016.0360>
- Gawer, A., y Cusumano, M. A. (2014). Industry platforms and ecosystem innovation. Journal of Product Innovation Management, 31(3), 417–433. <https://doi.org/10.1111/jpim.12105>
- Holland, J. H. (1992). Complex adaptive systems. Daedalus, 121(1), 17–30.
- Iansiti, M., y Levien, R. (2004). The keystone advantage: What the new dynamics of business ecosystems mean for strategy, innovation, and sustainability. Harvard Business School Press.
- International Organization for Standardization. (2023a). ISO/IEC 42001:2023 Artificial intelligence management system (Standard).
- International Organization for Standardization. (2023b). ISO/IEC 23894:2023 Artificial intelligence: Guidance on risk management (Standard).
- Isenberg, D. J. (2011). The entrepreneurship ecosystem strategy as a new paradigm for economic policy: Principles for cultivating entrepreneurship. Institute of International and European Affairs.
- Jacobides, M. G., Cennamo, C., y Gawer, A. (2018). Towards a theory of ecosystems. Strategic Management Journal, 39(8), 2255–2276. <https://doi.org/10.1002/smj.2904>



- Jacobides, M. G., Sundararajan, A., y Van Alstyne, M. (2019, 25 de marzo). Platforms and ecosystems: Enabling the digital economy (Briefing paper). World Economic Forum. <https://www.weforum.org/publications/platforms-and-ecosystems-enabling-the-digital-economy/>
- Jacobides, M. G., Li, X., y Tae, C. J. (2024). Externalities and complementarities in platforms and ecosystems. *Research Policy*, 53(3), 104944. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104944>
- Khatri, V., y Brown, C. V. (2010). Designing data governance. *Communications of the ACM*, 53(1), 148–152. <https://doi.org/10.1145/1629175.1629210>
- Moore, J. F. (1993). Predators and prey: A new ecology of competition. *Harvard Business Review*, 71(3), 75–86.
- Munzner, T. (2014). *Visualization analysis and design*. CRC Press.
- Nambisan, S., Wright, M., y Feldman, M. (2019). The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges and key themes. *Research Policy*, 48(8), 103773. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.03.018>
- National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1). <https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1>
- OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence (OECD/LEGAL/0449). Recuperado el 3 de marzo de 2026, de <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>
- O'Neil, C. (2016). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. Crown.
- Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. (2024). Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 13 de junio de 2024, por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial (Artificial Intelligence Act). Diario Oficial de la Unión Europea. <https://eurlex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj?locale=es>
- Parker, G. G., Van Alstyne, M. W., y Choudary, S. P. (2016). *Platform revolution: How networked markets are transforming the economy and how to make them work for you*. W. W. Norton & Company.
- Porter, M. E. (1998). Clusters and the new economics of competition. *Harvard Business Review*, 76(6), 77–90.



- Roundy, P. T., Brockman, B. K., y Bradshaw, M. (2017). The resilience of entrepreneurial ecosystems. *Journal of Business Venturing Insights*, 8, 99–104. <https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2017.08.002>
- Selbst, A. D., Boyd, D., Friedler, S. A., Venkatasubramanian, S., y Vertesi, J. (2019). Fairness and abstraction in sociotechnical systems. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 59–68). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287598>
- Sitkin, S. B. (1992). Learning through failure: The strategy of small losses. *Research in Organizational Behavior*, 14, 231–266.
- Stam, E. (2015). Entrepreneurial ecosystems and regional policy: A sympathetic critique. *European Planning Studies*, 23(9), 1759–1769. <https://doi.org/10.1080/09654313.2015.1061484>
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and micro foundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Tufte, E. R. (2001). *The visual display of quantitative information* (2nd ed.). Graphics Press.
- Wang, R. Y., y Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5–33.
- World Economic Forum. (2024, 23 de September). AI for Impact: Strengthening AI ecosystems for social innovation. <https://www.weforum.org/publications/ai-for-impact-strengthening-ai-ecosystems-for-social-innovation/>
- World Economic Forum. (2025, 21 de October). Innovation ecosystems: A toolkit of principles and best practice. <https://www.weforum.org/publications/innovation-ecosystems-a-toolkit-of-principles-and-best-practice/>