AI-FIEM: Un marco conceptual para la gestión financiera y energética integrada en PYMEs mediante inteligencia artificial en tiempo real

AI-FIEM: A Conceptual Framework for Integrated Financial and Energy Management in SMEs through Real-Time Artificial Intelligence

Luis Héctor Perego[1,3], José Luis Maccarone[2] y Silvia Alejandra Marteau[1,3]

[1] Centro de Investigaciones Agrobiotecnológicas (CIAB), Facultad Regional La Plata, Universidad Tecnológica Nacional, La Plata, Argentina – lperego@frlp.utn.edu.ar

[2] CODAPLI – Facultad Regional La Plata, Universidad Tecnológica Nacional, La Plata, Argentina – maccarone@frlp.utn.edu.ar

[3] CIAB – Facultad Regional La Plata, Universidad Tecnológica Nacional, La Plata, Argentina – sam@frlp.utn.edu.ar

Resumen

La fuerza laboral latinoamericana concentra el 67 % de los trabajadores asalariados en pequeñas y medianas empresas, pero estas solo aportan el 25 % del PBI regional. La brecha de productividad tiene múltiples causas y una de las menos estudiadas es lo que en este trabajo llamamos «latencia informacional»: decisiones financieras y operativas tomadas con datos que llegan tarde o dispersos. En la dimensión energética el cuadro es más crítico todavía. Las PYMEs absorben costos volátiles que manejan de forma reactiva, sin poder estimar su impacto financiero antes de que se materialice. Este artículo presenta AI-FIEM (Artificial Intelligence Framework for Integrated Energy and Financial Management in SMEs), un marco puramente conceptual, sin validación empírica en esta etapa, que integra la gestión financiera y el uso eficiente de la energía a partir de información en tiempo real procesada por inteligencia artificial. La arquitectura tiene tres capas (captura de datos, procesamiento e inferencia con IA, y ciclos de decisión) y se apoya en tres mecanismos que vinculan la dimensión financiera con la energética. Se presentan tres escenarios ilustrativos expandidos que muestran la operacionalización del marco en sectores industriales latinoamericanos representativos. El trabajo cierra con una discusión sobre desafíos de ciberseguridad, condiciones habilitantes para la adopción a escala y una agenda de investigación empírica.

Palabras clave: Inteligencia Artificial · PYMEs · Gestión Financiera · Eficiencia Energética · Datos en Tiempo Real · Gobernanza de Información · América Latina.

Abstract

Latin American SMEs employ 67% of salaried workers but contribute only 25% to regional GDP. The productivity gap has multiple causes, including what this paper defines as "informational latency": financial and operational decisions made with delayed or dispersed data. The energy dimension is even more critical: SMEs absorb volatile costs managed reactively, without the ability to estimate their financial impact before materialization. This article presents AI-FIEM (Artificial Intelligence Framework for Integrated Energy and Financial Management in SMEs), a purely conceptual framework, without empirical validation at this stage, that integrates financial management and efficient energy use through real-time information processed by artificial intelligence. The architecture has three layers (data capture, AI processing and inference, and decision cycles) and relies on three mechanisms linking the financial and energy dimensions. Three expanded illustrative scenarios demonstrate the framework's operationalization across representative Latin American industrial sectors. The paper concludes with a discussion of cybersecurity challenges, enabling conditions for large-scale adoption, and an empirical research agenda.

Keywords: Artificial Intelligence · SMEs · Financial Management · Energy Efficiency · Real-Time Data · Information Governance · Latin America.

Introducción

Las PYMEs latinoamericanas enfrentan restricciones que las grandes empresas rara vez experimentan. Solo el 12 % del crédito regional llega a ellas, frente al 25 % de los países de la OCDE (OCDE-CEPAL, 2024). Las tasas de interés que pagan son, en muchos casos, el doble. Casi la mitad opera en la informalidad (CEPAL y OCDE, 2024). En ese contexto la información no aparece como recurso estratégico: es un bien desestimado y escaso que se maneja sobre la marcha.

La pregunta central de este trabajo es: ¿pueden las empresas pequeñas tomar mejores decisiones con menos recursos? Lo que cambió en los últimos años es la respuesta técnica disponible. Los modelos de lenguaje de propósito general, los sensores IoT más accesibles, las herramientas de automatización y la conectividad móvil redujeron la distancia tecnológica entre PYMEs y grandes empresas. Pero esa mejora no se tradujo en mayor calidad de la gestión. El problema nunca fue solo de acceso.

La literatura muestra que las PYMEs que adoptan IA sin arquitectura de datos previa obtienen muy poco valor (Bunte et al., 2021; Paschen et al., 2020). La gestión financiera y la energética siguen siendo dos mundos separados, en la práctica diaria y también en la investigación. Un gerente que recibe por un lado el informe mensual de consumo eléctrico y por otro el de flujo de caja tiene dos datos que no dialogan entre sí y que, además, llegan con cuatro semanas de retraso. Ese desfase es el que AI-FIEM busca eliminar.

El marco que proponemos es estrictamente conceptual y no constituye una implementación validada, un software ni un producto comercial. Representa una arquitectura de decisión teórica que define qué datos capturar, con qué frecuencia y cómo integrarlos con las dimensiones financiera y energética en un solo flujo. La propuesta está pensada para funcionar con tecnologías disponibles, sin exigir infraestructura específica, sin interrumpir las actividades cotidianas y con implementación por etapas.

El artículo se organiza así. La sección de Desarrollo describe el contexto internacional y la urgencia del problema, revisa la literatura y señala la brecha que AI-FIEM cubre, presenta el marco conceptual con su arquitectura técnica formalizada y expone tres escenarios ilustrativos expandidos. La sección de Discusión analiza limitaciones, desafíos de ciberseguridad y condiciones de escalabilidad. La sección de Conclusiones resume los aportes del trabajo.

Desarrollo

2.1 Contexto internacional

2.1.1 La estructura productiva de las PYMEs en América Latina

De acuerdo con el SME Policy Index: Latin America and the Caribbean 2024 de la OCDE y la CEPAL, las pequeñas y medianas empresas constituyen el 99,5 % del tejido empresarial, absorbiendo al 67 % del personal asalariado, a pesar de generar escasamente un 25 % del PBI de la región (OCDE-CEPAL, 2024). La disparidad en productividad comparada con las corporaciones de gran envergadura es significativamente mayor, sextuplicando la diferencia observada en las naciones integrantes de la OCDE (OCDE, 2023).). La brecha de productividad con las grandes empresas es seis veces mayor que en los países de la OCDE (OCDE, 2023). Esta diferencia no se explica principalmente por el tamaño, sino por el aislamiento: las PYMEs operan con poca integración en cadenas de valor, acceso limitado a tecnología y sistemas de información que dificultan la gestión de sus propios recursos (OIT, 2024).

2.1.2 Volatilidad energética y restricciones de gestión en PYMEs

Desde comienzos de 2021 los precios de la energía empezaron a mostrar una volatilidad considerable. Para 2024 los precios de los commodities energéticos seguían más de un 30 % por encima de los niveles prepandemia (CEPAL, 2024). En América Latina la volatilidad se combina con estructuras tarifarias que subsidian el consumo residencial a costa del industrial, redes eléctricas con alta intermitencia y una inversión en eficiencia energética insuficiente (IEA, 2023).

2.1.3 Latencia informacional: definición y consecuencias operativas

La latencia informacional es el tiempo que transcurre entre el momento en que ocurre un evento en la operación y el momento en que esa información está disponible para decidir (Davenport y Prusak, 1998). En las PYMEs latinoamericanas se mide en días o semanas. Un aumento del costo eléctrico que afecta los costos unitarios puede tardar un mes en reflejarse en los reportes de gestión. La combinación de sensores IoT de bajo costo y modelos de IA accesibles ofrece, por primera vez, la posibilidad de reducir esa latencia a horas o incluso minutos.

2.2 Revisión de literatura

2.2.1 Adopción de IA en PYMEs

Entre 2022 y 2025 estas barreras se transformaron: LLMs por API y plataformas no-code (n8n, Make, Zapier) redujeron competencias técnicas y costos (Ajimati et al., 2024; Dwivedi et al., 2023).

La evidencia iberoamericana matiza y precisa ese panorama. En el conjunto de la región, una revisión sistemática y bibliométrica reciente halla que la disponibilidad de herramientas no garantiza su apropiación efectiva: persisten brechas de alfabetización digital, de capacidades analíticas y de madurez tecnológica que moderan la relación entre adopción y valor capturado (Ayinaddis, 2025), y, en casos nacionales, las percepciones sobre beneficios y las estrategias de implementación dependen del tamaño de la empresa, el sector productivo y el apoyo institucional (Ayala Bolaños et al., 2025). En esa misma región, la transformación digital basada en inteligencia artificial cubre, además de robótica e Internet de las cosas, big data, manufactura aditiva, computación en la nube, ciberseguridad y realidad virtual y aumentada, con grados de madurez muy heterogéneos entre países (Vergara Villegas et al., 2021).

2.2.2 Eficiencia energética industrial con IA

Las pocas PYMEs que instalan sensores rara vez integran esa información con sus sistemas financieros (Despeisse et al., 2012). Ese mismo patrón de desconexión caracteriza las dinámicas de industria 4.0 en la región: la eficiencia energética aparece como uno de los pilares tecnológicos de adopción más incipiente en las empresas iberoamericanas, donde la integración de datos energéticos con la gestión financiera no forma parte aún de las trayectorias dominantes de transformación digital (Vergara Villegas et al., 2021).

2.2.3 Gestión financiera operativa en PYMEs

El problema central no es la falta de conocimientos contables, sino la falta de información oportuna. El flujo de caja se gestiona con datos de 15 a 45 días de antigüedad (Beaver, 1966). Propuestas recientes incluyen APIs de facturación electrónica y dashboards (Kraus et al., 2022), pero ninguna incorpora el costo energético variable como componente dinámico.

2.2.4 Marcos de referencia existentes y sus limitaciones

Ninguno de los marcos más citados integra de manera operativa las dimensiones financiera, energética e informacional bajo restricciones de escala PYME. La Tabla 1 resume la comparación.

Enfoque / Marco	Alcance Principal	Nivel de Integración	Limitaciones en PYMEs	Validación / Estado
ISO 50001	Gestión de la energía	Bajo (aislado de finanzas)	Alta carga burocrática y costos	Norma validada
ERP Tradicional	Gestión financiera y operativa	Bajo (sin datos energéticos en tiempo real)	Costos de licencia, requiere personal	Software validado
BEMS / Gemelo Digital	Eficiencia energética	Medio (enfocado en planta, no en caja)	Altos costos de sensórica e IT	Validado en grandes industrias
AI-FIEM (Propuesto)	Integración financiero-energética	Alto (tiempo real mediante IA y APIs)	Requiere digitalización básica y conectividad	Marco conceptual (requiere validación)

Tabla 1. Comparación de enfoques existentes y AI-FIEM: alcance principal, nivel de integración, limitaciones en PYMEs y estado de validación. Elaboración propia.

La contribución de este trabajo no es tecnológica (las herramientas ya existen), sino conceptual: proponer la arquitectura inédita que permite que esas herramientas trabajen juntas de forma coherente dentro de las limitaciones reales de una PYME latinoamericana.

2.3 El marco AI-FIEM

2.3.1 Fundamentos teóricos

AI-FIEM se apoya en tres corrientes: información asimétrica (Stiglitz, 2002), Resource-Based View (Barney, 1991) y ambidestreza organizacional (O'Reilly y Tushman, 2004), que justifica el diseño por fases.

2.3.2 Metodología de construcción del marco

Desarrollado siguiendo Design Science Research (DSR) (Hevner et al., 2004; Hevner, 2007; Peffers et al., 2007), y articulando sus tres ciclos —relevancia (problema de latencia), rigor (literatura científica disponible) y diseño (principios y artefacto conceptual)— tal como los define Hevner (2007). Siguiendo a Peffers et al. (2007), el presente trabajo conceptual concluye las fases de (i) identificación y definición del problema de relevancia y (ii) diseño y formalización del artefacto (marco, principios y arquitectura de tres capas), junto con la propuesta de escenarios ilustrativos de plausibilidad teórica. La evaluación, la implementación y el refinamiento del artefacto se delegan explícitamente a la agenda de investigación empírica posterior señalada en la sección 3.4 de Discusión: pilotos controlados, estudios de caso longitudinales y validación métrica (reducción de CEUT, mejora del margen, tiempo de respuesta). Se construyeron escenarios ilustrativos basados en datos estadísticos regionales para mostrar plausibilidad teórica antes de la validación empírica.

2.3.3 Principios de diseño

Cuatro principios: (1) Proporcionalidad tecnológica: costo total ≤1% facturación anual (OCDE-CEPAL, 2024). (2) Integración funcional: finanzas y energía en un solo flujo. (3) Tiempo real como condición decisional. (4) Gobernanza ética de datos: soberanía, privacidad y reducción de dependencia de terceros (vendor lock-in).

2.3.4 Arquitectura de tres capas: formalización técnica

El marco se estructura en tres capas interdependientes. La Figura 1 presenta el diagrama completo.

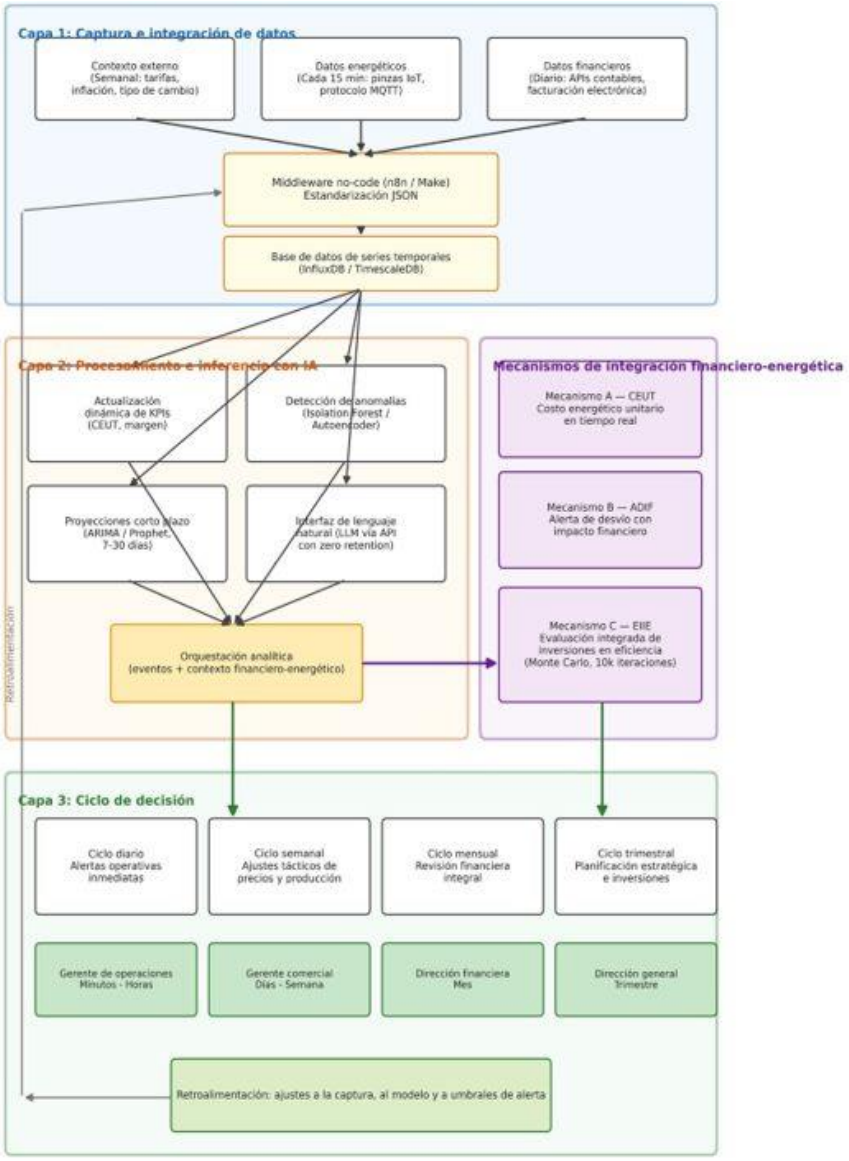


Figura 1. Arquitectura de tres capas del marco AI-FIEM con mecanismos de integración financiero-energética y ciclos de decisión. Elaboración propia.

Capa 1 — Captura e integración de datos

Gestiona ingesta heterogénea: datos financieros diarios vía APIs contables y facturación electrónica; datos energéticos cada 15 minutos con sensores IoT no invasivos CT clamps vía MQTT a gateway local (Raspberry Pi); y datos de contexto externo semanales (tarifas, inflación, tipo de cambio). Integración vía middleware no-code (n8n, Make) que estandariza payloads JSON y deposita en InfluxDB/TimescaleDB.

Capa 2 — Procesamiento e inferencia con IA

Cuatro funciones: (i) actualización dinámica de KPIs; (ii) detección de anomalías con Isolation Forest (Liu et al., 2008) y Autoencoders; (iii) proyecciones 7-30 días con ARIMA o Prophet (Taylor y Letham, 2018); (iv) interfaz de lenguaje natural con LLM con cláusula zero data retention.

Capa 3 — Ciclo de decisión

Cuatro ciclos: diario (alertas operativas), semanal (ajustes tácticos de precios), mensual (revisión financiera integral) y trimestral (planificación estratégica). Cada ciclo tiene responsables definidos, evitando sobrecarga informativa.

2.3.5 Los tres mecanismos de integración financiero-energética

Mecanismo A — CEUT

Costo Energético Unitario en Tiempo Real, actualizado cada hora o por turno:

$$\mathbf{CEUT(t) = [\ \Sigma\ consumo_i(t) \times tarifa_i(t)\ ] / Q(t) \quad (1)}$$

donde consumo_i(t) es el consumo energético de la línea i en t, tarifa_i(t) la tarifa aplicable y Q(t) la cantidad producida.

Mecanismo B — ADIF

Alerta de Desvío con Impacto Financiero Proyectado. Convierte anomalías técnicas en impacto monetario:

$$\mathbf{Impacto(h) = (CEUT_a - CEUT_b) \times Q(h) \quad (2)}$$

donde h es el horizonte (días), CEUT_a el observado en anomalía, CEUT_b la línea base y Q(h) la producción proyectada.

Mecanismo C — EIIE

$$\mathbf{ROI_real = f(datos_reales_consumo, tarifa(t), Q(t), Monte\ Carlo\ 10k) \quad (3)}$$

Evaluación Integrada de Inversiones en Eficiencia. Calcula ROI usando datos reales y simulación Monte Carlo (10.000 iteraciones, distribuciones log-normales para tarifas) con IC 95%.

2.4 Escenarios ilustrativos

Los escenarios son puramente ilustrativos y teóricos, construidos con datos estadísticos regionales. Supuestos: costos hardware a precios 2025; volatilidad moderada; conectividad estable y facturación digitalizada. Demuestran plausibilidad, no reemplazan validación empírica.

2.4.1 Escenario A — PYME manufacturera de harinas especiales

Contexto: 18 empleados, facturación USD 280.000, tres hornos = 62% consumo eléctrico, revisión mensual con desfase 30-45 días. Implementación: cuatro sensores IoT pinza amperimétrica (USD 480 estimado 2025), transmisión cada 15 min por MQTT a Raspberry Pi e InfluxDB. Integración financiera diaria vía API REST y tarifa semanal del ente regulador.

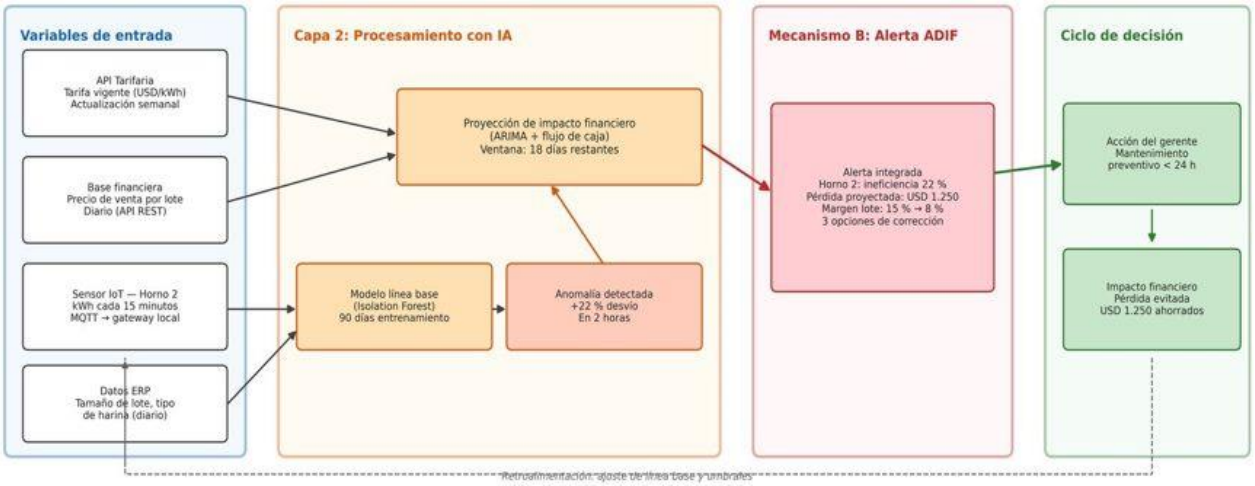


Figura 2. Diagrama de flujo de datos del Escenario A: detección de anomalía en horno de secado y generación de alerta ADIF con impacto financiero proyectado. Elaboración propia.

Procesamiento (Mecanismo B — ADIF): Día 12, Horno 2 consume 22% más. Isolation Forest (contamination=0.05, n_estimators=100, ventana 24h, entrenado 90 días) detecta en 2 horas. Consulta tarifa y precio de venta del lote. Alerta: «Ineficiencia térmica 22%. Pérdida proyectada USD 1.250 en 18 días, margen del 15% al 8%. Opciones: (1) mantenimiento USD 180/4h; (2) redistribución carga Hornos 1 y 3; (3) absorber pérdida». Impacto: mantenimiento preventivo en 24h, evita pérdida descubierta antes a los 45 días.

2.4.2 Escenario B — Catering corporativo

9 empleados, USD 120.000 facturación. Mecanismo A (CEUT) cruzado con producción diaria vía API no-code. Dashboard móvil. Semana calor extremo: CEUT sube 18%. Prophet (daily_seasonality=True, weekly_seasonality=True, changepoint_prior_scale=0.05) pronostica continuidad. Ajuste de precios contratos mes siguiente.

2.4.3 Escenario C — Manufactura de envases plásticos

35 empleados, USD 650.000. Evalúa inyectora vía leasing. Mecanismo C (EIIE) usa datos reales (48 kWh/turno) vs benchmark fabricante (31 kWh/turno) de 6 meses de sensores. Umbral mínimo viabilidad: USD 48.000 facturación anual para mantener inversión <1%. Simulación Monte Carlo 10k con 3 escenarios macroeconómicos: repago real 3,2 años vs 1,8 prometido; si tarifa +15% anual, repago 4,1 años.

Resultados

Los resultados de este trabajo son de naturaleza conceptual y de plausibilidad teórica, no empírica. La arquitectura de tres capas y los tres mecanismos de integración financiero-energética (CEUT, ADIF, EIIE) desarrollados en la sección de Desarrollo constituyen el artefacto principal. Su operacionalización en los tres escenarios ilustrativos (harinas especiales, catering corporativo y manufactura de envases plásticos) muestra que el marco es aplicable, en teoría, a distintos tamaños de PYME y distintos sectores industriales, con inversiones proporcionales a la facturación y tiempos de detección y respuesta sensiblemente menores a los actuales (horas en lugar de semanas). Estos resultados deben leerse como evidencia de consistencia interna y plausibilidad del diseño, y no como evidencia empírica de eficacia; esa validación queda planteada como agenda futura en la Discusión.

Discusión

3.1 Alcance y limitaciones

AI-FIEM es marco conceptual. Requiere validación futura: pilotos controlados, estudios de caso longitudinales y métricas (reducción CEUT, mejora margen, tiempo de respuesta). Asume formalización mínima (facturación electrónica). PYMEs en informalidad total (~50% según OCDE-CEPAL, 2024) enfrentarían barreras adicionales. Costos son estimaciones 2025.

3.2 Ciberseguridad y privacidad

Dependencia de no-code y APIs de LLMs introduce vulnerabilidades. Requiere anonimización, zero data retention y políticas de acceso. Riesgo de vendor lock-in: se recomienda open source (n8n, InfluxDB) y respaldo local para soberanía de datos.

3.3 Condiciones habilitantes

Necesarias: (i) interoperabilidad abierta IoT; (ii) alfabetización en datos para gerencia; (iii) conectividad móvil estable en zonas periurbanas/industriales.

3.4 Evaluación de eficacia y agenda

Métricas propuestas: reducción % CEUT a 6 meses, incremento margen operativo por corrección temprana, horas entre detección y acción. Preguntas abiertas: valor por sector, tamaño mínimo viable, variación por contexto macroeconómico (inflación vs estable), alfabetización digital requerida para interfaz lenguaje natural.

Conclusiones

AI-FIEM responde a la opacidad informacional financiero-energética de PYMEs latinoamericanas. Arquitectura de tres capas con modelos livianos (Isolation Forest, Autoencoders, ARIMA, Prophet) e interfaz lenguaje natural supera abstracción teórica. Escenarios muestran: CEUT ajusta precios, ADIF convierte anomalías en alertas financieras, EIIE fundamenta inversión con datos reales. Principio: arquitectura de datos debe preceder a IA. Diseño por fases asegura viabilidad sin interrumpir operación. Validación empírica es próximo paso.

Aclaración sobre la naturaleza de las conclusiones. Las afirmaciones de este artículo están acotadas al marco conceptual y a los tres escenarios ilustrativos expandidos descritos; el trabajo no reporta datos empíricos reales. En consecuencia, las conclusiones se derivan de la coherencia teórica del artefacto y de la plausibilidad simulada de los escenarios, y no están justificadas por datos observados en el sentido empírico estricto, pero tampoco exceden el alcance de la evidencia disponible (el marco, la revisión de literatura y los escenarios). Mantener esta delimitación evita inferir, en esta etapa, resultados de eficacia que solo la validación empírica subsiguiente podrá sostener o refutar.

Anexo técnico: Especificación de modelos

Isolation Forest: contamination=0.05, n_estimators=100, ventana 24h. Prophet: daily_seasonality=True, weekly_seasonality=True, changepoint_prior_scale=0.05. ARIMA(1,1,1) con mínimo 30 observaciones diarias.

Agradecimientos

Los autores agradecen al CIAB de la Facultad Regional La Plata de la UTN por el apoyo institucional. Se reconoce uso de IA generativa solo para corrección de estilo, gramática y traducción (AI-assisted copy editing), manteniendo autoría intelectual y plena responsabilidad sobre el contenido final. Sin conflictos de interés. Sin financiamiento externo específico.

Referencias bibliográficas

Ajimati, M. O., Carroll, N., & Maher, M. (2024). Adoption of low-code and no-code development: A systematic literature review and future research agenda. Journal of Systems and Software, 222, 112300. https://doi.org/10.1016/j.jss.2024.112300

Ayala Bolaños, M., Rodríguez Flores, J. L., & Cobo Barcia, D. H. (2025). Adopción de la Inteligencia Artificial en las Pymes Ecuatorianas: percepciones y estrategias clave. LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades, VI(6), 534-548. https://doi.org/10.56712/latam.v6i6.4910

Ayinaddis, S. G. (2025). Artificial intelligence adoption dynamics and knowledge in SMEs and large firms: A systematic review and bibliometric analysis. Journal of Innovation & Knowledge, 10(3), 100682. https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100682

Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. Journal of Management, 17(1), 99-120. https://doi.org/10.1177/014920639101700108

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. Journal of Accounting Research, 4, 71-111. https://doi.org/10.2307/2490171

Bhalerao, K., Kumar, A., Kumar, A., & Pujari, P. (2022). A study of barriers and benefits of artificial intelligence adoption in small and medium enterprise. Academy of Marketing Studies Journal, 26(S1), 1-6.

Bunte, A., Richter, F., & Diovisalvi, R. (2021). Why It is Hard to Find AI in SMEs: A Survey from the Practice and How to Promote It. In Proceedings of the 13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART), Vol. 2, pp. 614-620. SCITEPRESS. https://doi.org/10.5220/0010204106140620

CEPAL. (2024). Estudio Económico de América Latina y el Caribe 2024.

CEPAL, & OCDE. (2024). Perspectivas económicas de América Latina 2024.

Davenport, T. H., & Prusak, L. (1998). Working Knowledge. Harvard Business School Press.

Deb, C., Zhang, F., Yang, J., Lee, S. E., & Shah, K. W. (2017). A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 74, 902-924. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.03.003

Despeisse, M., Mbaye, F., Ball, P. D., & Levers, A. (2012). The emergence of sustainable manufacturing practices. Production Planning & Control, 23(5), 354-376. https://doi.org/10.1080/09537287.2011.555425

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ..., Wright, R. (2023). Opinion paper: "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. International Journal of Information Management, 71, 102642. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642

Hansen, E. B., & Bøgh, S. (2021). Artificial intelligence and IoT in SMEs: A survey. Journal of Manufacturing Systems, 58, 362-372.

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. MIS Quarterly, 28(1), 75-105.

Hevner, A. R. (2007). A Three Cycle View of Design Science Research. Scandinavian Journal of Information Systems, 19(2), 87-92. https://aisel.aisnet.org/sjis/vol19/iss2/4/

IEA. (2023). Latin America Energy Outlook 2023. https://www.iea.org/reports/latin-america-energy-outlook-2023

Kraus, S., Durst, S., Ferreira, J. J., Veiga, P., Kailer, N., & Weinmann, A. (2022). Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo. International Journal of Information Management, 63, 102466. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466

Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. (2008). Isolation Forest. In 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining (pp. 413-422). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17

Mocanu, D. C., Mocanu, E., Nguyen, P. H., Gibescu, M., & Liotta, A. (2016). Big IoT data mining for real-time energy disaggregation in buildings. In 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (pp. 3765-3769). IEEE. https://doi.org/10.1109/SMC.2016.7844820

OCDE. (2023). SME and Entrepreneurship Outlook 2023.

OCDE-CEPAL. (2024). SME Policy Index: Latin America and the Caribbean 2024. https://doi.org/10.1787/a1bc9f2d-en

OIT. (2024). Panorama Laboral 2024 de América Latina y el Caribe.

O'Reilly, C. A., & Tushman, M. L. (2004). The ambidextrous organization. Harvard Business Review, 82(4), 74-81.

Paschen, J., Wilson, M., & Ferreira, J. J. (2020). Collaborative intelligence: How human and artificial intelligence create value along the B2B sales funnel. Business Horizons, 63(3), 403-414. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2020.01.004

Peffers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., & Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. Journal of Management Information Systems, 24(3), 45-77. https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240302

Sisinni, E., Saifullah, A., Han, S., Jennehag, U., & Gidlund, M. (2018). Industrial Internet of Things: Challenges, Opportunities, and Directions. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 14(11), 4724-4734. https://doi.org/10.1109/TII.2018.2852491

Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review. Cognitive Robotics, 3, 54-70. https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.03.001

Stiglitz, J. E. (2002). Information and the change in the paradigm in economics. American Economic Review, 92(3), 460-501.

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. The American Statistician, 72(1), 37-45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1332219

Vergara Villegas, O. O., Nandayapa, M., Sossa Azuela, J. H., Cossio Franco, E. G., & Trinidad Rubin Linares, G. (2021). Artificial Intelligence for Industry 4.0 in Iberoamerica. Computación y Sistemas, 25(4), 761-773. https://doi.org/10.13053/CyS-25-4-4056