

HACIA UN MODELO ANALÍTICO DE RIESGO ESTRATÉGICO: INTEGRACIÓN DE VARIABLES NO CONTROLADAS EN LA GESTIÓN DE PROYECTOS Y OPERACIONES DE ENERGÍA

spinTwo
1000 Main Street, Suite 2300 PMP1053.
Email: hugo@spintwo.com – antonio@spintwo.com
Houston, TX 77002 – Estados Unidos

RESUMEN

La estimación del riesgo estratégico en proyectos de infraestructura y operaciones de transporte de energía requiere considerar variables no controladas que, aunque externas al ámbito operativo directo, pueden afectar significativamente el cumplimiento de los objetivos de tiempo, costo, alcance, calidad o continuidad del servicio. Estas variables —de naturaleza climática, geográfica, social, política, económica o regulatoria— presentan niveles heterogéneos de controlabilidad, interdependencia e impacto, lo que dificulta su tratamiento mediante modelos determinísticos tradicionales.

Este trabajo presenta una metodología para el desarrollo de modelos analíticos de riesgo estratégico, orientada a integrar de manera estructurada diferentes fuentes de información interna y externa, tanto cuantitativas como cualitativas. La propuesta contempla la identificación y clasificación de variables según su nivel de control y correlación con los indicadores de desempeño del sistema, permitiendo construir una representación dinámica de los factores de riesgo y sus interacciones.

Como componente técnico central, se plantea el uso de modelos probabilísticos basados en Bayesian Belief Networks (BBN), los cuales permiten capturar relaciones causales entre variables, manejar incertidumbre, actualizar probabilidades ante nueva información y estimar el nivel de riesgo global del sistema o proyecto. Esta aproximación es especialmente útil en contextos donde los datos son limitados o incompletos, como ocurre en la evaluación de variables externas o poco observables.

El enfoque metodológico propuesto constituye una guía conceptual y técnica para la construcción de modelos analíticos flexibles aplicables a proyectos y operaciones energéticas, que facilitan la toma de decisiones anticipadas, la priorización de acciones preventivas y la gestión eficiente de la incertidumbre estratégica. En su implementación futura, este marco analítico puede contribuir al desarrollo de herramientas predictivas para fortalecer la resiliencia organizacional y la sostenibilidad operativa.

ABSTRACT

The estimation of strategic risk in infrastructure projects and operations in energy transportation requires considering uncontrolled variables that, although external to the direct operational scope, can significantly affect the achievement of objectives related to time, cost, scope, quality, or service continuity. These variables—climatic, geographical, social, political, economic, or regulatory in nature—exhibit heterogeneous levels of controllability, interdependence, and impact, which makes challenging their treatment through traditional deterministic models.

This paper presents a methodology for the development of strategic risk analytical models, aimed at structurally integrating different sources of internal and external information, both quantitative and qualitative. The proposal includes the identification and classification of variables according to their level of control and their correlation with system performance indicators, enabling the construction of a dynamic representation of risk factors and their interactions.

As a central technical component, the use of probabilistic models based on Bayesian Belief Networks (BBN) is proposed. These models make it possible to capture causal relationships among variables, manage uncertainty, update probabilities as new information becomes available, and estimate the overall risk level of the system or project. This approach is particularly useful in contexts where data are limited or incomplete, often the case in the assessment of external or poorly observable variables.

The proposed methodological approach constitutes a conceptual and technical guide for the development of flexible analytical models applicable to energy projects and operations, facilitating proactive decision-making, the prioritization of preventive actions, and the efficient management of strategic uncertainty. In its future implementation, this analytical framework may contribute to the development of predictive tools to strengthen organizational resilience and operational sustainability.

I. Introducción y marco conceptual del riesgo estratégico en la gestión de activos

Las organizaciones intensivas en activos, particularmente en los sectores de energía e infraestructura, operan en entornos caracterizados por una creciente incertidumbre y complejidad. La continuidad del negocio, la seguridad, el cumplimiento regulatorio y la sostenibilidad financiera dependen no sólo del desempeño de los activos, sino también de factores externos que escapan al control operativo directo.

En este contexto, la gestión de activos ha evolucionado desde enfoques centrados en el mantenimiento y la confiabilidad hacia una disciplina estratégica orientada a la creación y protección de valor, tal como lo establece la familia de normas ISO 55000. Esta evolución reconoce la incertidumbre como un elemento inherente al ciclo de vida de los activos y la necesidad de incorporarla explícitamente en la toma de decisiones.

El riesgo estratégico, entendido como el efecto de la incertidumbre sobre el logro de los objetivos organizacionales asociados a los activos, incorpora variables técnicas y no técnicas de naturaleza climática, geográfica, social, regulatoria y económica como se observa en la **Figura 1**. Estas variables presentan alta variabilidad e interdependencia, lo que limita la aplicabilidad de modelos tradicionales y justifica el desarrollo de enfoques analíticos capaces de representar

causalidad y manejar incertidumbre de forma estructurada.

II. Limitaciones de los enfoques tradicionales de análisis de riesgo

Los enfoques tradicionales de análisis de riesgo en la gestión de activos han estado basados principalmente en modelos determinísticos o semi-cuantitativos, enfocados en la probabilidad de falla y sus consecuencias técnicas y económicas. Si bien estos enfoques han contribuido a mejorar la confiabilidad operacional, su alcance resulta limitado en entornos caracterizados por alta complejidad y dinamismo.



Fig 1. Riesgos de variables no controladas

En la **Figura 1** también se representa la dificultad para integrar variables externas, la dependencia de datos históricos completos y la limitada capacidad para representar interdependencias reducen su efectividad para anticipar eventos de bajo número de ocurrencias y alto impacto. Como resultado, las decisiones tienden a ser reactivas y

fragmentadas, afectando la planificación de inversiones, la priorización de acciones y el diseño de estrategias de resiliencia.

Estas limitaciones evidencian la necesidad de modelos analíticos ampliados que permitan integrar información heterogénea y gestionar explícitamente la incertidumbre, como se desarrolla en las secciones posteriores.

III. Enfoque analítico propuesto para la gestión del riesgo estratégico

El enfoque analítico propuesto tiene como objetivo incorporar el riesgo estratégico como un componente explícito, estructurado y dinámico dentro de la gestión de activos. A diferencia de los enfoques tradicionales, este modelo reconoce que una parte relevante del riesgo se origina en la interacción entre variables técnicas y no técnicas, muchas de las cuales presentan altos niveles de incertidumbre y no pueden ser gestionadas únicamente mediante controles operativos.

El enfoque se fundamenta en la integración de múltiples fuentes de información, combinando datos internos provenientes de sistemas de gestión de activos, operación y mantenimiento con información externa asociada al entorno climático, regulatorio, social y económico. Esta integración permite ampliar el espacio de análisis del riesgo, pasando de una visión centrada en el activo individual a una evaluación sistémica del portafolio de activos y su contribución a los objetivos estratégicos de la organización.

Un elemento central del enfoque es el manejo explícito de la incertidumbre. En lugar de suponer condiciones estables o información completa, el modelo adopta una representación probabilística que permite trabajar con datos incompletos, incorporar juicio experto de manera estructurada y actualizar continuamente la estimación del riesgo a medida que se dispone de nueva información. Esta capacidad resulta especialmente relevante en entornos donde los eventos de alto impacto

son poco frecuentes, pero potencialmente catastróficos.

Finalmente, como se muestra en la **Figura 2**, el enfoque analítico propuesto no se limita a la identificación del riesgo, sino que está orientado a soportar decisiones estratégicas. Los resultados del análisis se traducen en indicadores de riesgo estratégico que permiten priorizar nuevas inversiones de crecimiento, definir inversiones en resiliencia, evaluar alternativas de diseño y establecer planes de contingencia o de continuidad del negocio. De esta manera, la analítica se convierte en una herramienta habilitadora del gobierno de activos, alineada con los principios de ISO 55000 y los marcos de gestión del riesgo organizacional.



Fig 2. Funcionamiento del modelo

IV. Arquitectura metodológica basada en Inteligencia Artificial y Bayesian Belief Networks

La arquitectura metodológica propuesta se fundamenta en una estructura analítica que integra técnicas de Inteligencia Artificial (IA) con modelos probabilísticos, con el fin de soportar la gestión del riesgo estratégico en la gestión de activos de manera robusta y explicable. Esta arquitectura reconoce que la complejidad del entorno operativo requiere separar claramente la extracción de conocimiento a partir de los datos de la lógica de evaluación y toma de decisiones basada en riesgo.

Las técnicas de IA, tales como Machine Learning (ML), Deep Learning (DL) y modelos de entrenamiento de lenguaje, se utilizan como habilitadores analíticos para procesar grandes volúmenes de información heterogénea, identificar patrones relevantes y detectar señales tempranas asociadas a condiciones de riesgo. Estas técnicas permiten analizar tanto datos estructurados provenientes de sistemas operativos como información no estructurada relacionada con el entorno externo. Sin embargo, su rol se limita a la generación de insumos analíticos, evitando que la toma de decisiones dependa de modelos opacos o difícilmente auditables.

El núcleo de la estimación del riesgo estratégico se apoya en el uso de Bayesian Belief Networks (BBN), las cuales permiten representar explícitamente relaciones causales entre variables técnicas y no técnicas, integrar datos incompletos con juicio experto y estimar probabilísticamente el impacto de la incertidumbre sobre los objetivos estratégicos como se muestra en la **Figura 3**. Esta separación funcional entre la analítica basada en IA y la evaluación probabilística del riesgo contribuye a preservar la transparencia, la trazabilidad y la interpretabilidad del modelo, facilitando tanto su aceptación organizacional como regulatoria. De este modo, la arquitectura metodológica propuesta establece una base sólida para la construcción de modelos de riesgo estratégico escalables, auditables y alineados con las mejores prácticas de gestión de activos.

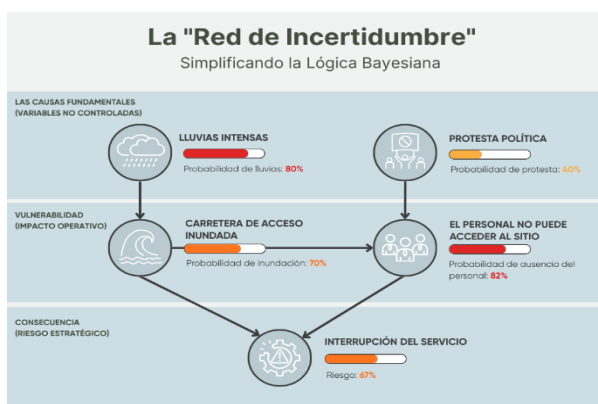


Fig 3. Ejemplo de la lógica Bayesiana.

En este caso la metodología propuesta puede ser implementada progresivamente mediante un programa estructurado de trece sesiones como el presentado en la **Tabla i**, estructurado con un orden formativo y técnico para la adopción del riesgo estratégico en la gestión de activos. El programa articula los fundamentos conceptuales de la gestión de activos basada en riesgo con la analítica de datos y el uso de técnicas de IA, incluyendo ML, DL, además del uso de entrenamiento de modelos de lenguaje, todas estas herramientas como habilitadoras para la integración y estructuración de información heterogénea. Las sesiones finales consolidan el modelado probabilístico mediante BBN y abordan aspectos de implementación, computación avanzada y gobernanza, alineando la metodología con distintos niveles de madurez organizacional.

El enfoque metodológico se materializa mediante un flujo analítico integral que conecta datos internos y externos, técnicas en analítica avanzada e IA para la extracción de conocimiento, y modelos probabilísticos basados en BBN como núcleo explicable de la estimación del riesgo estratégico. Este flujo permite representar relaciones causales, manejar incertidumbre y combinar datos incompletos con juicio experto, generando indicadores de riesgo y análisis de escenarios que soportan decisiones de planificación, mantenimiento, inversión y gobierno de activos. La actualización continua del modelo a partir de nueva información permite mantener su validez operativa en entornos dinámicos y altamente inciertos.

Tabla i. Programa estructurado de implementación progresiva del modelo de riesgo estratégico.

Sesión	Objetivo principal	Actividades clave
1	Alineación estratégica del modelo	Definición de objetivos estratégicos, criterios de valor de los activos, alcance del modelo, supuestos y restricciones del análisis de riesgo estratégico.
2	Identificación de variables de riesgo	Identificación y clasificación de variables técnicas y no técnicas (operativas, climáticas, regulatorias, sociales, económicas); priorización según impacto e incertidumbre.
3	Análisis de fuentes de información	Inventario y evaluación de fuentes internas (EAM, CMMS, SCADA, GIS) y externas; análisis de disponibilidad, calidad y nivel de estructuración de datos.
4	Gobierno y preparación de datos	Definición de criterios de calidad, trazabilidad y linaje; limpieza, integración y tratamiento de datos incompletos o heterogéneos.
5	Diseño conceptual del modelo causal	Construcción del modelo causal de alto nivel que representa relaciones entre variables, eventos y objetivos estratégicos; base para la BBN.
6	Selección de técnicas de IA	Definición de técnicas analíticas (ML, DL, LLMs) según tipo de variable y fuente de datos; criterios de entrenamiento y validación.
7	Entrenamiento inicial de modelos de IA	Entrenamiento de modelos para detección de patrones, clasificación de activos y estimación de impactos; configuración de modelos de lenguaje y esquemas RAG para datos no estructurados.
8	Validación técnica y experta	Evaluación de desempeño de los modelos de IA mediante métricas técnicas y validación con expertos del dominio; ajuste de supuestos y variables.
9	Construcción de la Bayesian Belief Network	Modelado detallado de la BBN incorporando resultados de IA y juicio experto; definición de nodos, estados y relaciones causales.
10	Calibración probabilística	Estimación y ajuste de probabilidades condicionales combinando datos históricos, salidas de IA y conocimiento experto.
11	Simulación y análisis de escenarios	Ejecución de simulaciones de escenarios de riesgo estratégico y análisis de sensibilidad para identificar variables críticas y palancas de mitigación.
12	Integración con la toma de decisiones	Definición de indicadores de riesgo estratégico y mecanismos de integración del modelo en decisiones de mantenimiento, inversión y resiliencia.
13	Validación final y hoja de ruta	Validación integral del modelo, definición de esquemas de gobernanza de datos y modelos, y hoja de ruta para actualización, escalamiento y evolución.

V. Hoja de ruta para la implementación de un modelo de riesgo estratégico en la gestión de activos

La implementación de un modelo analítico para la gestión del riesgo estratégico no debe abordarse como un proyecto aislado de alta complejidad, sino como un proceso evolutivo y escalonado, alineado con el nivel de madurez organizacional como el observado en la **Figura 4**, la disponibilidad de datos y las capacidades técnicas existentes. La hoja de ruta propuesta tiene como objetivo reducir las barreras de adopción, demostrando que este tipo de soluciones es factible incluso en contextos donde la analítica avanzada y la Inteligencia Artificial se encuentran en etapas iniciales de desarrollo.



Fig. 4. Hoja de ruta de implementación

La **primera etapa** consiste en la definición clara de los objetivos estratégicos y los criterios de valor asociados a los activos. Esta etapa permite establecer qué riesgos son relevantes desde la perspectiva del negocio y evita la construcción de modelos analíticos desconectados de las decisiones reales. De forma paralela, se identifican las principales variables técnicas y no técnicas que influyen sobre dichos objetivos, priorizando aquellas con mayor impacto potencial y mayor incertidumbre.

En una **segunda etapa** se aborda la integración progresiva de datos. Inicialmente, el modelo

puede construirse utilizando información disponible en sistemas tipo EAM (Enterprise Asset Management), CMMS (Computerized Maintenance Management System) o bases documentales existentes, complementada con juicio experto estructurado. A medida que la organización fortalece su gobierno de datos, se incorporan fuentes externas y sistemas operativos adicionales, incrementando gradualmente el nivel de automatización y precisión del análisis.

La **tercera etapa** corresponde al desarrollo del modelo analítico, combinando técnicas de IA para la extracción de conocimiento con BBN como núcleo de evaluación del riesgo estratégico. En esta fase, el énfasis no está en la complejidad del modelo, sino en su interpretabilidad, trazabilidad y utilidad para la toma de decisiones. La validación iterativa con expertos del dominio resulta clave para asegurar la coherencia del modelo y generar confianza organizacional.

Esta etapa concentra la mayor carga de trabajo técnico y analítico del enfoque propuesto, y por ende representa el mayor esfuerzo en términos de tiempo y recursos. No obstante, su implementación no debe concebirse como un proceso monolítico, sino como una secuencia progresiva de subetapas que permiten generar valor tangible en el tiempo.

- En una **primera subetapa**, el modelo de riesgo estratégico se implementa sobre un conjunto acotado de activos, procesos o escenarios críticos, priorizados según su impacto potencial en los objetivos organizacionales. Este alcance inicial permite validar la metodología, demostrar su utilidad en la toma de decisiones reales y generar beneficios concretos en términos de priorización de intervenciones, reducción de incertidumbre y mejora en la asignación de recursos. En este punto, la organización comienza a percibir retornos claros de la inversión,

sentando las bases para su adopción institucional.

- En una **segunda subetapa**, el modelo se amplía progresivamente a otros activos o sistemas, incorporando mayor cantidad de variables, escenarios y fuentes de información. Esta expansión se apoya en el aprendizaje obtenido durante la fase inicial, reduciendo el esfuerzo marginal de implementación y fortaleciendo la confianza organizacional en el enfoque. La integración con procesos formales de planificación, mantenimiento e inversión permite que el modelo evolucione de una herramienta analítica a un componente estructural del gobierno de activos.
- Finalmente, en una **tercera subetapa**, el modelo alcanza un nivel de madurez que habilita su operación continua, actualización periódica y evolución hacia capacidades predictivas y prescriptivas. En este estadio, los beneficios del enfoque se hacen evidentes y sostenibles, facilitando su escalamiento y la incorporación de nuevas funcionalidades sin requerir esfuerzos de implementación comparables a los iniciales.

Finalmente, la hoja de ruta contempla la institucionalización del modelo como una herramienta permanente de apoyo al gobierno de activos. Esto incluye su integración con los procesos de planificación de mantenimiento, inversión y gestión de resiliencia, así como la capacitación de los equipos técnicos y directivos. De este modo, la analítica de riesgo estratégico evoluciona desde un ejercicio exploratorio hacia un componente estructural de la gestión de activos, alineado con la estrategia y orientado a la creación y protección de valor.

VI. Infraestructura y computación avanzada como habilitador

La implementación de modelos analíticos para la gestión del riesgo estratégico requiere una infraestructura tecnológica capaz de integrar datos heterogéneos, ejecutar modelos analíticos y soportar la actualización dinámica del riesgo. No obstante, esta necesidad no implica la adopción inmediata de arquitecturas complejas, sino una evolución progresiva alineada con la madurez organizacional.

En este sentido, la computación avanzada actúa como un habilitador para el procesamiento de grandes volúmenes de datos, el entrenamiento de modelos de IA y la simulación de escenarios de riesgo. Su diseño debe priorizar escalabilidad, trazabilidad y alineación con los procesos de gestión de activos, asegurando que la tecnología fortalezca la toma de decisiones estratégicas y no se convierta en un fin en sí mismo.

VII. Retos técnicos y organizacionales

Aun contando con infraestructura habilitadora, la implementación de modelos de riesgo estratégico enfrenta retos técnicos y organizacionales. Desde el punto de vista técnico, destacan la interoperabilidad entre sistemas, la calidad de los datos y la validación continua de los modelos analíticos. En el ámbito organizacional, los principales desafíos están asociados a la adopción cultural, la confianza en modelos analíticos y su aceptación en entornos regulados.

La superación de estos retos requiere la participación activa de expertos del dominio, procesos claros de validación y un enfoque gradual que integre la analítica como soporte a la toma de decisiones, complementando el juicio experto

VIII. Gobernanza de datos y modelos analíticos

La sostenibilidad del enfoque propuesto requiere un marco de gobernanza que garantice la calidad, trazabilidad y consistencia de los datos, así como la validación e interpretabilidad de los modelos analíticos. Este marco debe definir responsabilidades,

controles y mecanismos de supervisión que permitan integrar la analítica de riesgo estratégico dentro del sistema de gestión de activos.

La alineación con estándares internacionales de gestión de activos y gestión del riesgo permite asegurar la auditabilidad del modelo y su coherencia con los procesos organizacionales, facilitando su adopción en sectores regulados.

IX. Conclusiones y próximos pasos

La gestión de activos en entornos complejos requiere ampliar el enfoque tradicional hacia una visión estratégica del riesgo. Este trabajo

ha presentado una metodología analítica que integra variables técnicas y no técnicas mediante modelos probabilísticos explicables, apoyados por técnicas de Inteligencia Artificial.

Como próximos pasos, se propone la validación del enfoque mediante proyectos piloto con datos reales, su integración progresiva con sistemas existentes y su evolución hacia capacidades predictivas y prescriptivas que fortalezcan la toma de decisiones estratégicas y la resiliencia organizacional.

X. Referencias Bibliográficas

- [1] International Organization for Standardization. (2024). ISO 55001: Asset management — Management systems — Requirements. ISO.
- [2] Institute of Asset Management. (2015). Información del activo, estrategia, normas y gestión de datos. IAM.
- [3] Russell, S. J., & Norvig, P. (2009). Artificial intelligence: A modern approach (3rd ed.). Prentice Hall.
- [4] Booz Allen Hamilton. (2015). The Field Guide to Data Science (2nd ed.). Booz Allen Hamilton Inc
- [5] Institute of Asset Management. (2016). Toma de decisiones en la inversión de capital,

operación y mantenimiento (Specific Subject Guideline, traducción al español). The Institute of Asset Management.

[6] Institute of Asset Management. (2016). Ingeniería de sistemas (Specific Subject Guideline SSG 13, traducción al español). The Institute of Asset Management.

[7] International Organization for Standardization. (2018). ISO 31000:2018 Risk management — Guidelines. ISO.

[8] International Organization for Standardization. (2019). ISO 31010:2019 Risk management — Risk assessment techniques. ISO.

Hugo Hernández Mora

Hugo Hernández Mora es Físico (M.Sc.) con más de 25 años de experiencia en computación científica, sistemas de alto desempeño (HPC) y plataformas avanzadas de análisis de datos, con una trayectoria que integra investigación académica, agencias federales de los Estados Unidos y el sector industrial. Su formación en Física Experimental de Altas Energías constituye la base de su especialización en modelamiento computacional, simulación numérica y análisis de grandes volúmenes de datos científicos.

Ha liderado el diseño, implementación y operación de infraestructuras de cómputo de clase mundial para instituciones como NASA (Johnson Space Center), FDA (Food and Drug Administration), NIH / National Center for Advancing Translational Sciences (NCATS) y universidades de investigación,

apoyando áreas como ciencias de la vida, descubrimiento de fármacos, ingeniería aeroespacial y análisis científico intensivo. Su experiencia abarca desde entornos HPC tradicionales hasta arquitecturas modernas que integran analítica de datos de alta complejidad y técnicas en Inteligencia Artificial.

Sus líneas de trabajo incluyen arquitecturas híbridas HPC–Cloud, aceleración con GPU, orquestación y contenedorización de cargas científicas (Kubernetes, Singularity, Docker), plataformas seguras de acceso e identidad federada, así como el desarrollo de infraestructura escalable para entrenamiento e inferencia de modelos de IA/ML. Ha ejercido roles de liderazgo técnico y estratégico, alineando capacidades computacionales con objetivos científicos, institucionales y de misión.

Es cofundador de spinTwo, empresa orientada a habilitar la computación científica mediante soluciones de software, infraestructura de alto desempeño y plataformas colaborativas, con el objetivo de reducir la brecha entre problemas científicos complejos y los recursos computacionales necesarios para resolverlos.

Como ponente, su interés se centra en la convergencia entre HPC, ciencia de datos e inteligencia artificial, el rol de la infraestructura avanzada como habilitador estratégico de la investigación, y la evolución hacia ecosistemas analíticos resilientes, seguros y orientados a la toma de decisiones basada en datos.

Antonio José Márquez Florián

Ingeniero Mecánico, Máster en Ingeniería de Confiabilidad y Riesgo, especialista en Electrónica Industrial y Gestión de Activos, con más de 20 años de experiencia en mantenimiento, confiabilidad, integridad de activos y seguridad de procesos en sectores como Oil & Gas, energía, petroquímica, manufactura y transporte de hidrocarburos.

Ha liderado y acompañado la implementación de Sistemas de Gestión de Activos bajo ISO 55001, integrando de forma práctica la ingeniería de mantenimiento, la gestión del riesgo y la seguridad de procesos, con resultados verificables en disponibilidad, control de riesgos operacionales y generación de valor sostenible. Su experiencia incluye la estructuración e integración de modelos de gestión de activos, confiabilidad y seguridad de procesos en entornos industriales de alta criticidad.

Cuenta con amplia experiencia como consultor senior y formador, habiendo diseñado e impartido programas especializados en Gestión de Activos, Confiabilidad, RCM, LCC, RAM, Análisis de Criticidad, RCA, PMO y Seguridad de Procesos, tanto en contextos académicos como corporativos, para organizaciones públicas y privadas en Colombia y Latinoamérica. Es docente catedrático de posgrado en programas de especialización en Gestión de Activos y ha participado activamente en procesos de formación técnica y ejecutiva.

Está certificado como CMRP (SMRP) y CCPSC (AIChE/CCPS), y posee sólida experiencia en la aplicación de normas y estándares internacionales (ISO 55000, ISO 31000, ISO 14224, IEC 61511, API, NFPA, OSHA, entre otros). Complementa su perfil con el uso de analítica de datos, Machine Learning e Inteligencia Artificial como herramientas para fortalecer la toma de decisiones en la gestión de activos y la gestión del riesgo.

Como ponente, sus áreas de interés incluyen la Gestión de Activos basada en Riesgo, la integración de la Seguridad de Procesos en los sistemas de gestión, la transformación digital de la gestión de activos, y el desarrollo de modelos analíticos avanzados para mejorar la resiliencia operativa y la sostenibilidad organizacional. Ha participado como ponente en congresos internacionales y

mundiales, compartiendo experiencias prácticas, marcos metodológicos y resultados aplicables a entornos industriales reales.

Nombre de Autor: Hugo Hernández
Teléfono Oficina: +1 (346)-327-7867
Dirección del autor: 1000 Main Street, Suite
2300 PMP1053
E-mail: hugo@spintwo.com
Ciudad: Houston, TX 77002
País: Estados Unidos

Nombre de Autor: Antonio Márquez
Teléfono Celular: (300)-308-5301
Dirección del autor: Cra 23 No.42A-00
E-mail: antonio@spintwo.com
Ciudad: Neiva
País: Colombia