

# Revista Brasileira de Engenharias

ISSN 3085-8089

vol. 2, n. 1, 2026

## ••• ARTIGO 4

Data de Aceite: 26/01/2026

### INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E ANALYTICS INDUSTRIAL AVANÇADO: UM NOVO PARADIGMA PARA A OTIMIZAÇÃO DE PROCESSOS E SUSTENTABILIDADE EM INDÚSTRIAS DE ALTA COMPLEXIDADE

**Diego Vieira Nunes**

Graduado em Engenharia de Controle e Automação pela Anhanguera Educacional; Especialista em Gestão de Projetos e Processos pela Unoeste; MBA em Gestão Empresarial pela Fundação Getulio Vargas – FGV. Gerente de Engenharia de Soluções e Advisor de Performance Industrial.



Todo o conteúdo desta revista está licenciado sob a Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

**Resumo:** O presente artigo propõe uma análise técnica e estratégica sobre a integração da Inteligência Artificial (IA) e do Analytics Industrial Avançado como vetores de transformação e eficiência em indústrias de processos contínuos e discretos. Diante da crescente complexidade dos dados gerados por sistemas PLC, SCADA, SAP, MÊS etc., o estudo investiga como modelos preditivos e prescritivos podem ser convertidos em decisões de negócio de alto impacto e ROI comprovados. Segundo dados do McKinsey Global Institute (2025), o potencial de criação de valor da Indústria 4.0 para fabricantes e fornecedores está projetado para alcançar US\$ 3,7 trilhões. A pesquisa aborda a transição da manutenção reativa para a proativa, a otimização de variáveis críticas (energia, insumos e tempo) e o papel do Advisor Industrial na condução da transformação digital. Este trabalho apresenta ainda um modelo original de Curva de Maturidade Industrial, desenvolvido a partir da experiência prática em implementações de transformação digital, que descreve o fenômeno do “Vale da Incerteza” enfrentado por organizações durante a jornada de adoção tecnológica. Por meio de uma revisão bibliográfica multidisciplinar e análise de casos de uso com ROI documentado, incluindo economias de US\$ 10 bilhões acumulados por clientes de plataformas de analytics industrial na última década, demonstra-se que a estruturação de um gêmeo digital (Digital Twin) de dados permite não apenas a redução de perdas, mas a sustentabilidade das margens operacionais em ambientes de alta criticidade. Conclui-se que a IA, quando aliada a uma visão de P&L e liderança estratégica, consolida um novo paradigma de gestão industrial orientado a dados.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial; Analytics Industrial; Indústria 4.0; Otimização de Processos; Eficiência Operacional; Manutenção Preditiva; Curva de Maturidade; Digital Twin; Capital Digital.

## INTRODUÇÃO

A condução da performance industrial no século XXI enfrenta desafios que transcendem a automação básica herdada das décadas passadas. Em um mercado globalizado e altamente volátil, as organizações operam em cenários de margens comprimidas, exigências rigorosas de sustentabilidade (ESG) e uma complexidade técnica sem precedentes. O volume de dados gerado no chão de fábrica oriundo de sensores, controladores lógicos programáveis (PLC) e sistemas de supervisão (SCADA) é vasto, porém, frequentemente subutilizado. O problema central da indústria contemporânea não reside mais na coleta de dados, mas na capacidade de converter esse “oceano de informações” em inteligência acionável que impacte diretamente o Demonstrativo de Resultados (P&L).

Historicamente, a gestão industrial baseou-se em métricas descritivas, focadas no que ocorreu no passado para tentar prever, de forma empírica ou baseada no “feeling” dos operadores, o comportamento futuro. Todavia, a fragmentação dos sistemas de informação onde o dado da engenharia raramente dialoga com o dado financeiro ou de suprimentos — gera silos de ineficiência. Dados da pesquisa do MIT Media Lab (2025), publicados na Harvard Business Review, revelam que 95% dos investimentos em IA generativa ainda não produziram retornos mensuráveis, evidenciando uma armadilha comum: organizações repli-

cam os erros da era de transformação digital ao financiar pilotos dispersos que não se conectam a estratégias de escala. A proposta deste artigo é demonstrar que a integração da Inteligência Artificial e de modelos analíticos avançados não é apenas uma evolução tecnológica, mas uma necessidade estratégica para a longevidade organizacional e o aumento da competitividade.

O foco desta pesquisa recai sobre a estruturação de casos de uso estratégicos onde o retorno sobre o investimento (ROI) seja mensurável. Pesquisas da McKinsey & Company demonstram que empresas que adotam transformação digital e IA de forma avançada apresentam aumento de 26% na lucratividade em comparação com correntes que permanecem nos estágios iniciais de maturidade analítica. Este trabalho percorrerá as bases teóricas desse novo paradigma, analisando o impacto do Capital Digital e da liderança técnica na condução de times multidisciplinares voltados à alta performance.

## INDÚSTRIA 4.0 E A EVOLUÇÃO DO ANALYTICS INDUSTRIAL

É preciso compreender que a Indústria 4.0 não se resume à compra de novos equipamentos, mas à digitalização da lógica de produção. A evolução industrial, desde o mecanismo do século XVIII até a eletrônica do século XX, culminou no que hoje chamamos de sistemas ciberfísicos. A literatura de gestão tem evoluído de uma visão puramente mecanicista, herdada do Taylorismo, para uma visão sistêmica e orientada a dados, onde a agilidade na tomada de decisão é o principal diferencial competitivo (SCHWAB, 2016). O mercado global de Indústria 4.0 deve alcançar US\$ 279,75 bilhões até 2028, segundo a Emgen Research. A pesquisa da Deloitte (2025) com 600 executivos de manufatura revela que 41% priorizarão investimentos em automação de fábrica nos próximos 24 meses, enquanto 34% focarão em sensores ativos e 28% em sistemas de visão computacional. Nota-

### Modelo de Maturidade Analítica: Os quatro Estágios da Inteligencia Industrial



Figura 1 – Modelo de Maturidade Analítica: Os Quatro Estágios da Inteligência Industrial

velmente, 23% dos respondentes estão pilotando IA/ML, e 38% estão pilotando IA Generativa.

## A Curva de Adoção de Tecnologia e os Early Adopters

A teoria da Difusão de Inovações, desenvolvida por Everett Rogers em 1962, permanece fundamental para compreender como novas tecnologias são absorvidas pelo mercado industrial. O modelo classifica os adotantes em cinco categorias distintas: Inovadores (2,5%), Early Adopters (13,5%), Maioria Inicial (34%), Maioria Tardia (34%) e Retardatários (16%). No contexto da Indústria 4.0 e do Analytics Industrial Avançado, observa-se que as organizações posicionadas como Early Adopters — aquelas que implementam tecnologias antes da maioria do mercado — capturam vantagens competitivas desproporcionais. Segundo dados da McKinsey (2025), organizações que aplicam machine learning são 3 vezes mais propensas a melhorar seus indicadores-chave de performance.

O World Economic Forum, em colaboração com a McKinsey, identificou através da Global Lighthouse Network (GLN) mais de 44 plantas ao redor do mundo como “Lighthouses” da Indústria 4.0 — instalações que implementaram com sucesso tecnologias da Quarta Revolução Industrial em escala, com impacto operacional significativo. Estes faróis representam os Early Adopters do setor industrial. Entretanto, a transição do status de Early Adopter para uma implementação escalável e sustentável não é linear. Geoffrey Moore, em “Crossing the Chasm” (1991), identificou o “abismo” que separa os visionários da maioria pragmática. A pesquisa da McKinsey confirma esta realidade: apenas 44% das empresas estavam conduzindo implementação em toda a planta, e apenas 38% buscavam integração horizontal além das quatro paredes da fábrica.

## O Ciclo de Maturidade Analítica

Para compreender a inserção da IA na gestão contemporânea, é imperativo analisar a trajetória da maturidade analítica nas orga-

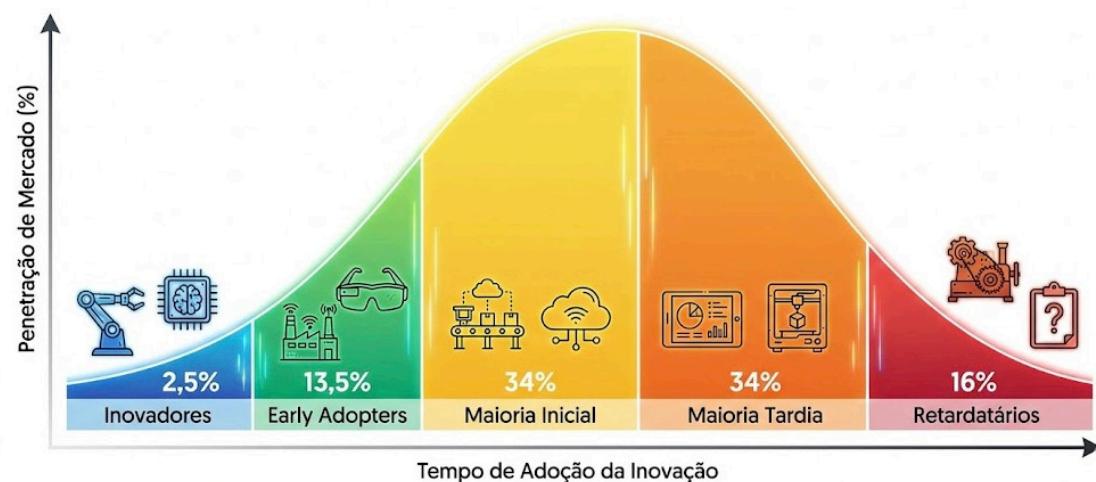


Figura 2 – Curva de Difusão de Inovação: Inovadores (2,5%), Early Adopters (13,5%), Maioria Inicial (34%), Maioria Tardia (34%), Retardatários (16%)

nizações. O modelo clássico de análise pode ser dividido em quatro estágios fundamentais: (1) Análise Descritiva, focada em relatórios e KPIs históricos, respondendo “o que aconteceu?”; (2) Análise Diagnóstica, utilizando ferramentas de Business Intelligence para identificar causas raiz, respondendo “por que aconteceu?”; (3) Análise Preditiva, utilizando modelos estatísticos e Machine Learning para prever falhas ou tendências, respondendo “o que provavelmente acontecerá?”; e (4) Análise Prescritiva, o estágio mais avançado, onde a IA sugere ações específicas para otimizar o resultado, respondendo “o que devemos fazer?”. Na condução de uma empresa de alta complexidade, o gestor moderno percebe que estacionar nos dois primeiros estágios gera uma gestão reativa.

### Gêmeos Digitais e a Integração PLC-to-Cloud

Um dos pilares da transformação industrial é a capacidade de conectar dados de baixa latência (PLC/SCADA) a plataformas de analytics em nuvem. O mercado global de Digital Twins foi estimado em US\$ 14,46 bilhões em 2024 e está projetado para crescer para aproximadamente US\$ 149,81 bilhões até 2030, expandindo a uma CAGR de 47,9%. Segundo pesquisa da McKinsey, gêmeos digitais reduziram o tempo de desenvolvimento em até 50% para alguns usuários. A criação de um Digital Twin de dados permite que engenheiros de processos testem hipóteses em um ambiente virtual antes da implementação física. Esta ponte entre a automação (OT) e a tecnologia da informação (IT) é onde se extraí o maior valor estratégico, permitindo que a liderança tenha visibilidade em tempo real do impacto de cada decisão operacional no custo unitário de produção. Pesquisas demonstram que

gêmeos digitais podem entregar até 20% de melhoria no cumprimento de promessas ao consumidor, 10% de redução em custos de mão de obra e 5% de aumento de receita. Conforme argumentam Porter e Heppelmann (2014) na Harvard Business Review, produtos inteligentes e conectados estão transformando a competição, esse número é uma fração do exponencial da tecnologia orientada a resultados.

## A CURVA DE MATURIDADE INDUSTRIAL: “O VALE DA INCERTEZA”

A experiência prática do autor deste artigo em dezenas de implementações de transformação digital em ambientes industriais de alta complexidade permitiu o desenvolvimento de um modelo comportamental original que descreve a jornada típica das organizações na adoção de tecnologias de Analytics Industrial e Inteligência Artificial. Este modelo, denominado Curva de Maturidade Industrial: “O Vale da Incerteza”, apresenta uma dinâmica característica que difere significativamente das curvas lineares de adoção tradicionalmente apresentadas na literatura. A concepção deste modelo fundamenta-se na observação empírica de padrões recorrentes em projetos de transformação digital, alinhando-se conceitualmente com os princípios de gestão de mudança e aprendizado organizacional descritos por Senge (2009) em “A Quinta Disciplina”.

### A Anatomia da Curva: Três Fases Distintas

A Curva de Maturidade Industrial é representada em um sistema de dois eixos: o eixo vertical representa a Maturidade (engajamento organizacional, conhecimento

de processos e capacidade de execução), enquanto o eixo horizontal representa o Tempo de implementação. A curva não é linear nem monotonicamente crescente ela apresenta três fases claramente identificáveis que determinam o sucesso ou fracasso de iniciativas de transformação digital:

**Fase 1 – Mapeamento de Processos e Entusiasmo Inicial (Ascensão):** O cliente inicia a jornada de implementação tecnológica com energia e empolgação elevadas. Há uma percepção de que a tecnologia resolverá problemas históricos de forma rápida e quase mágica. Nesta fase, as equipes estão motivadas, os sponsors executivos demonstram apoio visível e os primeiros dashboards geram entusiasmo. O mapeamento de processos ocorre de forma superficial, baseado no

conhecimento declarado e não no conhecimento real das operações. A maturidade percebida é alta, mas frágil. Este fenômeno é análogo ao que Westerman, Bonnet e McAfee (2014) descrevem como a fase de “experimentação digital”.

### Fase 2 – Data Property e Data Selection: O Vale da Incerteza (Descida):

Esta é a fase crítica onde a maioria dos projetos fracassa ou é abandonada. Ao tentar implementar modelos preditivos ou prescritivos, a organização é confrontada com sua própria realidade: os dados não estão estruturados como se imaginava; há lacunas de qualidade, sensores descalibrados, integrações faltantes e, principalmente, um desconhecimento profundo dos próprios processos industriais. A necessidade de conhecer ver-

## Curva de Maturidade Industrial — O Vale da Incerteza na Adoção Tecnológica

Modelo NUNES (2025)



Figura 3 – Curva de Maturidade Industrial (Modelo NUNES, 2025)

Eixo Y: Maturidade | Eixo X: Tempo | Fases: Process Map → Data Property & Selection (Vale) → Good Data & Real KPIs

dadeiramente seus dados e seus KPIs reais emerge de forma inevitável. O engajamento cai, a frustração aumenta e surgem questionamentos sobre o valor do investimento. O projeto entra no “Vale da Incerteza” um período de turbulência onde as incertezas são numerosas e a confiança na iniciativa atinge seu ponto mais baixo. Segundo dados da BDO e Harvard Business Review (2025), 70% das transformações falham em alcançar os resultados pretendidos, freqüentemente porque as organizações abandonam iniciativas exatamente neste vale.

**Fase 3 – Dados de Qualidade e KPIs Reais: A Ascensão Sustentável (Recuperação):** As organizações que atravessam o Vale da Incerteza emergem com uma compreensão genuína de seus processos, dados e capacidades. Esta fase é caracterizada pelo desenvolvimento de uma cultura data-driven verdadeira, onde decisões são baseadas em evidências e não em intuição. O engajamento retorna desta vez de forma sustentável porque está ancorado em resultados reais e mensuráveis. A maturidade cresce de forma coerente e coordenada, orientada a resultados e melhoria contínua de processos. A organização desenvolve a capacidade de usar a tecnologia de forma inteligente, não como fim, mas como meio para objetivos de negócio claramente definidos. É nesta fase que se alcança o que Brynjolfsson e McAfee (2014) denominam os benefícios da “segunda era das máquinas”.

### Implicações Práticas do Modelo

O reconhecimento da existência do Vale da Incerteza tem implicações práticas significativas. Primeiramente, permite que líderes estabeleçam expectativas realistas sobre a jornada. A pesquisa da Deloitte (2025) indica que o capital humano estava no nível

mais baixo de maturidade entre todas as categorias de smart manufacturing pesquisadas, com mais de um terço (35%) dos respondentes citando a adaptação de trabalhadores para a “Fábrica do Futuro” como uma preocupação principal. A segunda implicação é a necessidade de investimento intensivo em governança de dados e conhecimento de processos antes e durante a implementação tecnológica. Conforme indicado pela McKinsey, 30% do tempo dos funcionários é perdido em trabalho de dados sem valor agregado. Finalmente, o modelo destaca a importância do papel do Advisor de Performance Industrial. Dados da BDO demonstram que iniciativas de IA top-down têm taxa de sucesso de apenas 18%, comparadas a 80% com abordagens grassroots onde funcionários da linha de frente usam IA para resolver problemas reais.

## IA E MODELOS PREDITIVOS NA OTIMIZAÇÃO DE PROCESSOS

A aplicação de Inteligência Artificial no ambiente industrial afasta-se das generalizações acadêmicas para se tornar uma ferramenta de precisão. Modelos de Machine Learning, como Redes Neurais e Random Forests, são treinados com dados históricos de sensores para identificar padrões invisíveis ao olho humano ou às ferramentas estatísticas convencionais. Segundo estudo da Harvard Business Review (2024), consultores que incorporaram ferramentas de IA demonstraram aumento de 25,1% na velocidade de conclusão de tarefas, executaram 12,2% mais tarefas no total, e apresentaram qualidade 40% superior em comparação com grupos de controle.

## Modelagem Matemática e o Algoritmo como Ferramenta de Engenharia

A profundidade técnica de uma solução de Analytics Industrial Avançado reside na escolha e na calibração dos modelos matemáticos subjacentes. Diferente das aplicações de IA em setores puramente administrativos, o ambiente industrial exige modelos que respeitem as restrições físicas do processo. A utilização de redes neurais artificiais, especificamente arquiteturas como Long Short-Term Memory (LSTM), tem-se mostrado eficaz na modelagem de séries temporais industriais. Entretanto, a engenharia de performance moderna avança para os chamados “Modelos Híbridos” ou “Physics-Informed Neural Networks” (PINNs), que incorporam equações diferenciais de balanço de massa e energia à estrutura de aprendizado da rede, garantindo que as previsões do algoritmo não violem princípios termodinâmicos elementares.

Além disso, a explicabilidade do modelo (Explainable AI - XAI) torna-se um requisito não negociável. No chão de fábrica, um operador dificilmente confiará numa recomendação de ajuste de setpoint vinda de uma “caixa-preta” matemática se não houver uma justificativa física compreensível. Portanto, a modelagem deve ser acompanhada de ferramentas de visualização que relacionam as “features” de entrada com os resultados sugeridos, permitindo uma auditoria humana sobre a decisão algorítmica.

## Manutenção Preditiva e Redução de Downtime

Segundo relatório da Siemens (2024), quando equipamentos falham, o custo horário varia de US\$ 36.000 em bens de consu-

mo até US\$ 2,3 milhões no setor automotivo. Pesquisas do Aberdeen Group revelam que falhas não planejadas custam em média US\$ 260.000 por hora, com grandes operações enfrentando perdas de US\$ 532.000 por hora. Instalações de manufatura perdem tipicamente 323 horas de produção anualmente devido a interrupções não planejadas, resultando em impacto econômico de US\$ 172 milhões por planta. A manutenção preditiva pode reduzir o downtime não planejado em até 50%, custos de manutenção em 10% a 40%, e estender a vida útil dos equipamentos em 20% a 40%. A McKinsey reporta ROI de 10:1 a 30:1 em períodos de 12 a 18 meses.

A planta do Grupo BMW em Regensburg, Alemanha, utilizando sistemas de machine learning in-house, economiza mais de 500 minutos de interrupção por ano. A Shell implementou uma plataforma de IA que identificou duas falhas críticas com antecedência, economizando US\$ 2 milhões. A Toyota North America, através do IBM Maximo, relata que a plataforma permite ver a saúde de equipamentos e usar soluções preditivas para mudar o trabalho de manutenção de reativo para verdadeiramente proativo.

## Otimização de Rendimento, Eficiência Energética e Controle de Qualidade

Em indústrias de base, como papel e celulose, a energia representa um dos maiores custos operacionais. A IA atua na modelagem do consumo energético em função da carga produtiva e das variáveis climáticas, prescrevendo o ponto ótimo de operação das caldeiras e turbinas. Segundo o Departamento de Energia dos EUA, a manutenção preditiva pode melhorar a eficiência energé-

tica em até 20%. O controle de qualidade tradicional baseia-se em amostragens laboratoriais que chegam com atraso ao operador. A IA permite o “Soft Sensor”, um modelo matemático que estima a qualidade do produto em tempo real. A General Electric (GE) reduziu taxas de defeito em até 25%, enquanto a planta da Siemens em Amberg alcança taxa de qualidade de 99,99885%.

## CASOS DE USO E RESULTADOS DOCUMENTADOS

A Braincube, reconhecida pela quarta vez consecutiva no Quadrante Mágico da Gartner para Plataformas Globais de IIoT, demonstra através de seus casos de uso o potencial transformador do analytics industrial avançado. As ferramentas de analytics da Braincube ajudaram clientes a economizar mais de US\$ 10 bilhões nos últimos 10 anos. A plataforma utiliza o algoritmo proprietário CrossRank, uma forma revolucionária de avaliar a correlação entre variáveis que combina mineração de dados e um sistema de pontuação simples para medir o impacto de variáveis de entrada em variáveis de saída.

**Steel Company X (Brasil):** Uma das maiores produtoras de aço do Brasil, a Steel Company X alcançou ROI de 20x e economia de US\$ 1,4 milhão com as ferramentas de Indústria 4.0, integrando soluções digitais às suas metodologias de Six Sigma para recuperação metalúrgica em flotação.

**Global Tire Giant:** Redução de 35% no desperdício e 90% menos tempo em trabalho manual de processamento de dados, com expansão para mais de 60 instalações em todo o mundo em menos de quatro anos.

**ofi:** Melhoria de 6,5% no rendimento e aumento de 25% no throughput, alcançando consistentemente pontuação de qualidade mais alta e melhor satisfação do cliente.

**Aubert & Duval:** Líder centenária em metalurgia de alta performance, reduziu o consumo de energia em 19% e aumentou a agilidade de produção em 10 plantas.

## O QUADRANTE MÁGICO DA GARTNER PARA PLATAFORMAS IIoT

O Magic Quadrant da Gartner para Plataformas Globais de IIoT Industrial (setembro de 2025) posiciona fornecedores com base em Capacidade de Execução e Completude de Visão, classificando-os em: Líderes, Visionários, Desafiantes e Participantes de Nicho. No relatório de 2025, Microsoft (Azure IoT), Siemens (Insights Hub), AWS e Software AG foram reconhecidos como Líderes. A Siemens progrediu do quadrante de Visionários para Líderes em 2025. A Braincube foi reconhecida como Challenger, refletindo seu compromisso em ajudar fabricantes a desbloquear produtividade através da transformação de dados industriais em insights açãoáveis.

## CIBERSEGURANÇA E ÉTICA NA AUTOMAÇÃO INTELIGENTE

À medida que os sistemas de controle se tornam mais integrados e dependentes de algoritmos de inteligência artificial residentes na nuvem, a superfície de ataque para ameaças cibernéticas expande-se exponencialmente. A convergência OT/IT



Figura 4 – Posicionamento de Fornecedores no Magic Quadrant Gartner 2025

traz consigo riscos de vulnerabilidades que, em um ambiente industrial de alta criticidade, podem resultar em danos físicos, ambientais ou humanos. Segundo a pesquisa Deloitte (2025), quase dois terços (65%) dos respondentes classificaram o risco operacional como primeira ou segunda prioridade requerendo esforços de mitigação. A implementação de estratégias de defesa em profundidade, baseadas na norma ISA/IEC 62443, é fundamental para garantir que a IA atue como uma ferramenta de otimização e não como um vetor de risco. A segurança deve ser considerada “by design”, desde a criptografia dos dados coletados nos gateways de borda até o controle rigoroso de acesso às APIs de prescrição.

Paralelamente à segurança técnica, emerge a necessidade de uma reflexão ética sobre a autonomia decisória das máquinas. Até que ponto um algoritmo de RTO deve ter autoridade para alterar variáveis críticas sem intervenção humana? A resposta reside na definição de “guardrails” operacionais limites físicos intransponíveis programados diretamente na camada de controle (PLC) que se sobrepõem a qualquer sugestão da IA. O World Economic Forum (2025) reportou que a confiança global em empresas de IA declinou 12% ano a ano, devido a preocupações sobre políticas de uso de dados pouco claras. A IA deve ser posicionada como um sistema de suporte à decisão que potencializa a capacidade humana, eliminando tarefas analíticas repetitivas e permitindo que os operadores foquem na resolução de problemas complexos e na inovação.

## GESTÃO ESTRATÉGICA E A MENSURAÇÃO DO VALOR ECONÔMICO

A viabilização de iniciativas de Inteligência Artificial em ambientes industriais de larga escala depende fundamentalmente da capacidade do executivo em traduzir parâmetros técnicos em ganhos econômicos tangíveis. No cenário de alta criticidade operacional, a tecnologia por si só não sustenta o investimento; é a estruturação de casos de uso com ROI comprovado que garante o apoio das esferas C-level. Para cada US\$ 1 investido em IA generativa, clientes da BDO observam um ROI médio de US\$ 3,70, tipicamente realizado em 13 meses. A metodologia para a captura de valor inicia-se com o mapeamento das “Golden Runs” os períodos de operação onde a planta atingiu sua melhor performance histórica. A IA é utilizada para identificar os padrões multivariáveis que permitiram esse estado de excelência e, posteriormente, prescrever os ajustes necessários para que esse desempenho se torne a norma, e não a exceção.

## LIDERANÇA, INFLUÊNCIA E A ESCALA DE SOLUÇÕES

O desafio final da transformação digital não é o sucesso de um projeto-piloto isolado, mas a capacidade de escalar soluções inteligentes em múltiplas geografias e plantas industriais. Segundo a Deloitte (2025), 3,8 milhões de novos funcionários líquidos serão necessários até 2033 para satisfazer as demandas de mão de obra na manufatura, e 85% dos respondentes concordaram que iniciativas de smart manufacturing atrairão novos talentos para a indústria. A escala requer a padronização de modelos de dados (Common Data Models) que permitam que um algoritmo treinado numa planta na América do Sul possa ser adaptado e replicado numa unidade na Europa. A lideran-

ça deve orquestrar times multidisciplinares como engenheiros de soluções, cientistas de dados e gerentes de planta em torno de uma visão unificada de eficiência. A influência executiva torna-se catalisador para a mudança de paradigma. Mudar a forma como uma planta opera há décadas exige mais do que dashboards sofisticados; exige a construção de confiança.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

A investigação apresentada ao longo deste artigo demonstra que a Inteligência Artificial e o Analytics Industrial Avançado deixaram de ser promessas futuristas para se tornarem pilares de sobrevivência e competitividade em indústrias de alta complexidade. Com o mercado global de IA em manufatura projetado para crescer de US\$ 7,6 bilhões em 2025 para US\$ 62,33 bilhões até 2032 (CAGR de 35,1%), e 72% dos fabricantes já reportando custos reduzidos e eficiência operacional melhorada após introduzir ferramentas de IA, a convergência entre a Engenharia de Controle e a Ciência de Dados permite que as organizações transcendam a reatividade operacional, atingindo níveis de eficiência e estabilidade que eram inalcançáveis pelos métodos tradicionais.

O modelo de Curva de Maturidade Industrial aqui apresentado oferece uma contribuição original para a compreensão dos desafios enfrentados por organizações em jornadas de transformação digital. O reconhecimento do Vale da Incerteza, fase crítica onde a maioria dos projetos é abandonada permite que líderes preparem suas organizações adequadamente, estabeleçam expectativas realistas e invistam em fundações de dados e processos antes de esperarem retornos tecnológicos.

Conclui-se que a transformação digital efetiva é um esforço tridimensional que envolve tecnologia, processos e pessoas. A autoridade técnica deve ser acompanhada por uma visão estratégica de P&L, capaz de justificar investimentos e sustentar o valor gerado através de resultados mensuráveis e replicáveis. O papel do Advisor de Performance Industrial torna-se, assim, o de um orquestrador que conecta a precisão dos dados industriais à visão executiva de longo prazo. Ao priorizar a segurança cibernética, a ética na automação e a capacitação das equipes, as lideranças industriais podem construir organizações não apenas mais rentáveis, mas fundamentalmente mais resilientes e sustentáveis, preparadas para os desafios de uma economia global baseada em dados. É nesta intersecção entre dados, tecnologia e liderança humana que reside o futuro da performance industrial sustentável.

## REFERÊNCIAS

ABERDEEN GROUP. The True Cost of Downtime: How Predictive Maintenance Saves Millions. Aberdeen Research Report, 2024.

AMERICAN NATIONAL STANDARDS INSTITUTE (ANSI). ANSI/ISA-95: Enterprise-Control System Integration. Research Triangle Park: ISA, 2010.

BDO; HARVARD BUSINESS REVIEW. Strategic Resilience in Action: Delivering Real ROI with AI and Technology. BDO Insights, 2025.

BRAINCUBE. Global Tire Giant Reveals Hidden Productivity Potential and Transforms Production Efficiency. Braincube Case Study, 2025.

BRAINCUBE. Steel Company achieved 20x ROI using advanced analytics. Braincube Case Study, 2024.

BRYNJOLFSSON, Erik; MCAFEE, Andrew. The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. New York: W. W. Norton & Company, 2014.

CHUI, Michael; MANYIKA, James; MIREMADI, Mehdi. What's now and next in analytics, AI, and automation. McKinsey Global Institute, 2018.

DELOITTE. 2025 Smart Manufacturing and Operations Survey: Navigating challenges to implementation. Deloitte Insights, 2025.

GARTNER. Magic Quadrant for Global Industrial IoT Platforms. Gartner Research, September 2025.

HARVARD BUSINESS REVIEW. Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. Harvard Business School Working Paper, 2024.

ISA/IEC 62443. Industrial Automation and Control Systems Security. Geneva: IEC, 2018.

KAGERMANN, Henning et al. Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0. Frankfurt: National Academy of Science and Engineering, 2013.

MCKINSEY & COMPANY. Industry 4.0: Re-imagining manufacturing operations after COVID-19. McKinsey Operations Practice, 2020.

MCKINSEY & COMPANY. The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation. McKinsey Global Survey, 2025.

MCKINSEY & COMPANY. What is industry 4.0 and the Fourth Industrial Revolution? McKinsey Explainers, 2022.

MIT MEDIA LAB. Beware the AI Experimentation Trap. Harvard Business Review, August 2025.

MOORE, Geoffrey A. Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers. New York: Harper-Business, 1991.

NUNES, Diego V. Curva de Maturidade Industrial: O Vale da Incerteza na Adoção Tecnológica. Modelo Original, 2025.

PORTER, Michael E.; HEPPELMANN, James E. How Smart, Connected Products Are Transforming Competition. Harvard Business Review, v. 92, n. 11, p. 64-88, 2014.

ROGERS, Everett M. Diffusion of Innovations. 5th ed. New York: Free Press, 2003.

SCHWAB, Klaus. A Quarta Revolução Industrial. São Paulo: Edipro, 2016.

SENGE, Peter M. A Quinta Disciplina: A arte e prática da organização que aprende. 25ª ed. Rio de Janeiro: Best Seller, 2009.

SIEMENS. Report: Unplanned downtime costs manufacturers billions annually. Siemens Manufacturing Report, 2024.

U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. Predictive Maintenance and Energy Efficiency. DOE Industrial Technologies Program, 2024.

WESTERMAN, George; BONNET, Didier; MCAFEE, Andrew. Leading Digital: Turning Technology into Business Transformation. Boston: Harvard Business Review Press, 2014.

WORLD ECONOMIC FORUM. Global Lighthouse Network: Insights from the Forefront of the Fourth Industrial Revolution. WEF Report, 2024.