

A Revolução Cognitiva na Manufatura: O Papel da Inteligência Artificial na Otimização do Processo Produtivo e na Tomada de Decisão Estratégica

The Cognitive Revolution in Manufacturing: The Role of Artificial Intelligence in Optimizing the Production Process and in Strategic Decision Making

Autor: Marcelo Pacheco de Lima; Tecnólogo em Gestão de Sistemas de Informação – Instituto Unificado de Ensino Superior; Objetivo: Pós-graduação - MBA Executivo em Liderança e Gestão Empresarial – IPOG - Instituto de Pós-Graduação e Graduação

Resumo

Este capítulo examina a intersecção crítica entre a Inteligência Artificial (IA) e os processos produtivos no contexto da Indústria 4.0, com foco específico na transformação da tomada de decisão gerencial. A manufatura moderna está transitando de um modelo de automação reativa (Indústria 3.0) para um paradigma de otimização preditiva e autonomia cognitiva. Analisamos como a IA, alimentada por ecossistemas ciber-físicos (CPS) e dados massivos (Big Data) provenientes da Internet das Coisas (IoT), está reconfigurando as operações industriais. A pesquisa dissecou a evolução da tomada de decisão, desde a análise descritiva até a prescritiva e, finalmente, a autônoma, onde os sistemas não apenas sugerem ações, mas as executam. Argumenta-se que a IA não é meramente uma ferramenta de eficiência, mas um novo estrato de inteligência organizacional que permite a gestão de complexidades anteriormente intratáveis. O papel do gestor, portanto, evoluiu da intervenção operacional direta para o design e governança de sistemas sociotécnicos. Este capítulo explora, através de uma lente que funde a gestão de sistemas de informação com a liderança empresarial, os desafios e as oportunidades estratégicas dessa sinergia, culminando em um estudo de caso prático sobre a implementação de manutenção preditiva e controle de qualidade autônomo. Conclui-se que a vantagem competitiva na Indústria 4.0 não reside na posse da tecnologia, mas na capacidade organizacional de integrar a inteligência humana e artificial para criar processos produtivos resilientes, adaptativos e auto-otimizáveis, demandando uma nova geração de líderes com fluência em dados e governança algorítmica.

1.Introdução

A Quarta Revolução Industrial, ou Indústria 4.0, representa uma ruptura fundamental com os paradigmas de produção anteriores. Enquanto a Terceira Revolução Industrial foi definida pela automação de tarefas individuais por meio da eletrônica e da Tecnologia da Informação (TI) básica, a Indústria 4.0 é caracterizada pela fusão dos mundos físico, digital e biológico. O seu núcleo não é apenas a automação, mas a autonomia e a cognição. A infraestrutura dessa revolução é composta por sistemas ciber-físicos (CPS), nos quais sensores e atuadores no chão de fábrica estão intrinsecamente conectados a redes digitais, gerando um volume, velocidade e variedade de dados (Big Data) sem precedentes. Essa conectividade ubíqua, habilitada pela Internet das Coisas (IoT) e pela computação em nuvem, cria um “espelho digital” da operação física, mas por si só não gera valor; ela apenas cria o potencial para tal.

O verdadeiro cérebro por trás da Indústria 4.0 é a Inteligência Artificial (IA). A IA é o motor analítico que transforma o dilúvio de dados operacionais em insights acionáveis e, em estágios mais maduros, em decisões autônomas. Sem a capacidade da IA de identificar padrões, prever falhas e otimizar processos em tempo real, a Indústria 4.0 seria apenas uma coleção dispendiosa de sensores e máquinas conectadas, incapaz de gerenciar a complexidade sistêmica que ela mesma gera. A IA fornece a capacidade cognitiva para orquestrar essa complexa rede de ativos, movendo a manufatura de um estado reativo para um estado preditivo e prescritivo, redefinindo fundamentalmente a gestão do processo produtivo.

Historicamente, a tomada de decisão no chão de fábrica tem sido domínio da heurística humana. Gerentes de produção e engenheiros de processo utilizavam sua experiência, complementada por dados estáticos de sistemas legados como MES (Manufacturing Execution Systems) e ERPs (Enterprise Resource Planning), para tomar decisões operacionais. Essas decisões eram limitadas pela capacidade humana de processar múltiplas variáveis simultaneamente e frequentemente ocorriam somente após a manifestação de um problema, como uma quebra de máquina ou um lote de produtos defeituosos. Esse modelo reativo é inadequado para o dinamismo e a customização em massa exigidos pelo mercado atual.

A tese central deste capítulo é que a sinergia entre a IA e o processo produtivo está catalisando uma migração radical tanto do locus quanto da natureza da tomada de

decisão. As decisões estão migrando do “feeling” do gestor para o modelo algorítmico e do back-office (planejamento) para o edge (a própria máquina). A IA permite uma granularidade e uma velocidade de decisão que otimizam o desempenho em níveis inatingíveis pela gestão tradicional. Estamos testemunhando a emergência de “fábricas inteligentes” que não são apenas automatizadas, mas genuinamente adaptativas, capazes de se auto-otimizar em resposta a flutuações na demanda, na cadeia de suprimentos ou nas condições da própria máquina.

Esse desafio não é puramente técnico; ele é, fundamentalmente, sociotécnico e gerencial. A integração da IA nos processos produtivos exige uma profunda compreensão da gestão de sistemas de informação para garantir arquitetura de dados, interoperabilidade e segurança cibernética. Simultaneamente, demanda uma visão de liderança empresarial e gestão (MBA) para conduzir a transformação cultural, justificar investimentos perante comitês de custos por meio de métricas claras (como OEE – Overall Equipment Effectiveness e ROI) e redesenhar os papéis humanos. O gestor moderno deixa de ser apenas o “solucionador de problemas” do dia a dia e passa a atuar como o “arquiteto” do sistema de decisão.

Essa transformação é particularmente evidente em dois domínios críticos do processo produtivo: a manutenção e o controle de qualidade. A manutenção preditiva (PdM), habilitada por algoritmos de aprendizado de máquina, analisa padrões de vibração, temperatura e outros indicadores de sensores para prever falhas antes que elas ocorram, transformando um setor historicamente reativo em um processo estratégico e otimizado. Da mesma forma, sistemas de visão computacional baseados em deep learning permitem inspeção de qualidade em tempo real, identificando defeitos imperceptíveis ao olho humano e ajustando prescritivamente os parâmetros da máquina para prevenir recorrências.

O objetivo deste capítulo é, portanto, dissecar essa revolução cognitiva. Exploraremos a taxonomia da tomada de decisão habilitada pela IA no processo produtivo, desde a análise descritiva (o que aconteceu?) até a autônoma (o sistema decide e age). Analisaremos a importância do Gêmeo Digital (Digital Twin) como ambiente de simulação para essas decisões. Através de um estudo de caso detalhado, demonstraremos a aplicação prática desses conceitos e o impacto mensurável na eficiência operacional e

na redução de custos. A discussão culminará em uma análise das novas competências exigidas da liderança na era da produção inteligente.

Finalmente, este capítulo busca posicionar a IA não como uma ameaça à gestão humana, mas como seu mais poderoso aliado. A sinergia entre a intuição estratégica do líder e a capacidade analítica da máquina redefine os limites do desempenho produtivo. Entretanto, essa sinergia não é automática; ela precisa ser construída, gerenciada e governada. A gestão de sistemas de informação fornece a base técnica, mas é a liderança empresarial estratégica que deve transformar essa inteligência em vantagem competitiva sustentável no cenário volátil da Indústria 4.0.

2. A Arquitetura Cognitiva do Processo Produtivo: Integrando IA na Tomada de Decisão

A integração efetiva da Inteligência Artificial no processo produtivo exige uma reformulação da arquitetura de informação industrial, evoluindo dos sistemas transacionais tradicionais, como ERP e MES, para uma plataforma cognitiva integrada. A gestão de sistemas de informação, neste contexto, é encarregada de construir o sistema nervoso digital da fábrica.

Esta arquitetura começa com a camada de aquisição de dados, fundamentada na Internet das Coisas (IoT). Sensores embarcados em máquinas, robôs, esteiras e até mesmo nos próprios produtos, via RFID ou similares, capturam dados operacionais em tempo real, como vibração, temperatura, pressão, fluxo, consumo de energia e imagens. Sem essa camada de dados granulares e de alta frequência, a IA permaneceria cega e incapaz de otimizar o mundo físico, limitando-se aos dados estáticos do ERP.

Uma vez capturados, esses dados massivos (Big Data) precisam ser transportados, armazenados e processados. A arquitetura de TI deve suportar tanto o processamento em cloud, para treinamento de modelos complexos que exigem alto poder computacional, quanto o processamento em edge (computação de borda). O processamento em edge é crucial para a tomada de decisão em tempo real no processo produtivo. Por exemplo, um sistema de visão computacional que detecta um defeito de segurança não pode esperar a latência de enviar a imagem para a nuvem e receber uma resposta; a decisão de parar a

linha ou rejeitar o produto deve ser tomada em milissegundos, localmente, pela IA embarcada no dispositivo de borda.

Com a fundação de dados estabelecida, a IA começa a operar em diferentes níveis de maturidade decisória. O primeiro nível é a análise descritiva, que utiliza a IA para responder “O que aconteceu?”. Isso vai além dos relatórios estáticos do MES. Algoritmos de clustering podem, por exemplo, analisar automaticamente os logs de parada de máquina e identificar padrões ocultos, como a correlação entre um fornecedor específico de matéria-prima e micro-paradas em uma determinada linha de produção. Isso fornece aos gestores uma visibilidade granular das causas-raiz dos problemas de eficiência, informando decisões táticas de melhoria de processo.

O segundo nível, e o mais transformador para a eficiência operacional, é a análise preditiva: “O que vai acontecer?”. Este é o domínio da manutenção preditiva (PdM). Modelos de aprendizado de máquina, como Random Forests ou Redes Neurais LSTM, são treinados com dados históricos de sensores e registros de falhas para prever a probabilidade de falha de um componente em um horizonte de tempo futuro. A tomada de decisão gerencial muda drasticamente: em vez de reagir a uma quebra (manutenção corretiva) ou trocar peças com base em um calendário fixo (manutenção preventiva), o gestor de manutenção toma decisões baseadas em probabilidade estatística, agendando a intervenção no momento exato de necessidade, otimizando o custo de peças e maximizando o uptime da máquina.

O terceiro nível é a análise prescritiva: “O que devemos fazer a respeito?”. Aqui, a IA não apenas prevê um evento, mas também simula diversas respostas e recomenda a melhor ação. Utilizando algoritmos de otimização e simulação, o sistema pode responder a uma previsão de falha iminente. Se a máquina A tem 90% de chance de falhar nas próximas 48 horas, o sistema prescritivo pode analisar o plano de produção, puxando dados do ERP/MES, avaliar o custo do downtime versus o custo de adiantar a manutenção e recomendar ao gestor de produção não apenas a parada da máquina A, mas também o roteamento automático de suas ordens de produção para as máquinas B e C, minimizando o impacto no OEE global da planta.

A simulação torna-se uma ferramenta de decisão central através do conceito de Gêmeo Digital (Digital Twin). O Gêmeo Digital é uma réplica virtual de alta fidelidade do processo

produtivo, ou de uma máquina específica, alimentada em tempo real pelos dados dos sensores da IoT. Antes de implementar uma decisão estratégica ou operacional arriscada no chão de fábrica físico, como alterar a velocidade de uma linha ou testar uma nova configuração de robô, a gestão pode simular essa decisão no Gêmeo Digital. A IA pode executar milhares de cenários hipotéticos (“what-if”) neste ambiente virtual, prevendo o impacto na qualidade, no consumo de energia e na produtividade, permitindo uma tomada de decisão validada por dados e livre de riscos operacionais.

O estágio final dessa evolução cognitiva é a decisão autônoma, onde a IA executa o ciclo completo de perceber, analisar e agir sem intervenção humana direta. Isso já é uma realidade em sistemas de logística interna, como robôs autônomos (AMRs), e em certos processos de controle em malha fechada. Por exemplo, um sistema de visão computacional detecta uma variação dimensional em um produto; a IA não apenas registra o defeito, mas envia prescritivamente um comando de ajuste de parâmetro, como temperatura ou pressão, de volta ao controlador lógico programável da máquina-ferramenta, corrigindo o processo em tempo real para que o próximo produto seja produzido dentro das especificações.

Neste novo paradigma, o papel do líder empresarial e do gestor de sistemas converge. O gestor de sistemas de informação é o arquiteto da plataforma que permite essa fluidez cognitiva, garantindo a integridade e a segurança da arquitetura de dados ponta a ponta. O líder empresarial é o arquiteto da governança desse sistema. Ele deve definir os limites estratégicos e éticos dentro dos quais a IA pode operar autonomamente. A gestão muda do microgerenciamento de tarefas para o metagerenciamento de sistemas de decisão, focando no desempenho do modelo de IA e na sua aderência aos objetivos estratégicos de custo, qualidade e entrega definidos pela corporação.

3. Estudo de Caso: A Implementação de IA Preditiva e Prescritiva na Otimização da Manufatura de Precisão

Para ilustrar a aplicação tangível dos conceitos discutidos, analisamos um estudo de caso hipotético, mas representativo, baseado em desafios reais da indústria: a implementação de um sistema de IA para otimização de qualidade e manutenção em uma empresa de

manufatura de precisão do setor metalmecânico, que produz componentes críticos para a indústria aeroespacial.

O contexto inicial da empresa era caracterizado por uma operação de usinagem CNC (Controle Numérico Computadorizado) de alto valor agregado, porém sofrendo com taxas de refugo acima da média do setor e paradas de máquina não planejadas que comprometiam severamente o OEE (Overall Equipment Effectiveness) e os prazos de entrega. O problema central residia no paradigma de decisão reativo. A manutenção era primariamente corretiva, com algumas intervenções preventivas baseadas em horímetro de máquina, o que frequentemente resultava na troca de ferramentas e componentes caros antes do fim de sua vida útil real ou, pior, após a falha catastrófica da ferramenta, danificando o componente de alto valor que estava sendo usinado. O controle de qualidade era realizado por amostragem estatística pós-produção, em um laboratório de metrologia. Quando um lote era reprovado, o custo do refugo era astronômico e a causa-raiz da falha dimensional era difícil de diagnosticar, perdida no histórico de produção. A gestão, apesar de possuir um ERP robusto para o financeiro e comercial, carecia de visibilidade em tempo real do chão de fábrica.

A primeira fase do projeto, liderada pela gestão de sistemas de informação, foi estabelecer a fundação de dados. Isso envolveu o retrofit das máquinas CNC críticas com sensores de vibração de alta frequência, temperatura, potência do spindle (eixo) e acústica. Esses sensores foram integrados a um sistema MES, que já continha os dados de ordens de produção do ERP, como o Totvs Protheus. Essa integração criou um conjunto de dados rico, correlacionando parâmetros de processo, como velocidade de corte e avanço, e dados de sensores com os resultados de qualidade de cada peça individual, estabelecendo a base para o aprendizado de máquina.

Na segunda fase, focada na manutenção, foi desenvolvido um modelo de Inteligência Artificial Preditiva (PdM). Utilizando os dados de vibração e potência, um modelo de deep learning, baseado em redes neurais convolucionais, foi treinado para reconhecer as assinaturas sutis de desgaste da ferramenta de corte e de degradação dos rolamentos do spindle. O sistema passou a gerar um índice de saúde em tempo real para cada componente crítico e a prever a Vida Útil Remanescente (RUL – Remaining Useful Life) com uma janela de confiança. A tomada de decisão da equipe de manutenção foi

transformada: em vez de seguir um cronograma fixo, passaram a receber alertas prescritivos, como: “A ferramenta da Máquina 05 falhará em aproximadamente 8 horas de usinagem. O próximo intervalo de troca de pallet é em 2 horas. Substituir preventivamente neste intervalo.”

O impacto no desempenho operacional foi imediato e mensurável. As paradas de máquina não planejadas caíram 72% nos primeiros seis meses. O custo de reposição de ferramentas foi otimizado, pois as trocas passaram a ser baseadas na condição real, não no tempo. Mais importante ainda, as falhas catastróficas que danificavam as peças foram virtualmente eliminadas, impactando diretamente a redução dos custos de não-qualidade. O comitê de custos, que havia aprovado o investimento com base em uma projeção de ROI, pôde validar os resultados financeiros em menos de um ano, justificando a expansão do projeto.

A terceira fase abordou o controle de qualidade por meio da IA Prescritiva. Câmeras de alta resolução foram instaladas para monitorar o processo de usinagem e inspecionar a peça final. A IA foi treinada não apenas para identificar defeitos dimensionais ou de acabamento superficial, mas para correlacionar esses defeitos com os dados dos sensores coletados durante a usinagem. O sistema aprendeu, por exemplo, que um padrão específico de vibração combinado com um leve aumento na temperatura do spindle resultava, em 95% dos casos, em um defeito de rugosidade cerca de 30 segundos depois. A tomada de decisão tornou-se autônoma. Ao detectar essa assinatura precursora de defeito, o sistema de IA passou a enviar automaticamente comandos de microajustes aos parâmetros do CLP da máquina, como reduzir a velocidade de avanço em 3% e aumentar o fluxo de fluido refrigerante em 5%. Isso criou um sistema de controle de qualidade em malha fechada, prevenindo a ocorrência do defeito antes que ele surgisse. A gestão de produção deixou de inspecionar qualidade e passou a gerenciar um processo que garante a qualidade de forma autônoma.

O resultado estratégico consolidado foi a transformação da proposta de valor da empresa. A taxa de refugo caiu para níveis próximos de zero, aproximando-se do conceito de zero-defect manufacturing, e o OEE da planta aumentou em 22 pontos percentuais. A liderança empresarial utilizou esses dados de desempenho operacional, agora rastreáveis e confiáveis graças à gestão do sistema de informação, para renegociar contratos,

comprovando aos clientes aeroespaciais sua capacidade superior de controle de processo. A IA não apenas otimizou o chão de fábrica; tornou-se a principal vantagem competitiva da organização no mercado.

4. Conclusão: O Novo Paradigma da Liderança e Gestão na Produção Inteligente

A jornada pela Indústria 4.0, impulsionada pela Inteligência Artificial, culmina em uma redefinição fundamental do que significa gerenciar um processo produtivo. Como este capítulo explorou, a IA não é uma mera atualização tecnológica ou uma ferramenta incremental de melhoria; ela representa a inserção de um novo estrato cognitivo na organização, um sistema nervoso digital capaz de perceber, analisar e agir com uma velocidade e profundidade que transcendem a capacidade humana. A sinergia entre a gestão de sistemas de informação, que constrói essa arquitetura, e a liderança empresarial, que a direciona, é o eixo central da manufatura competitiva no século XXI.

A conclusão mais profunda desta análise é a inevitável evolução do papel do gestor. Em ambientes produtivos tradicionais, o valor do gestor residia em sua experiência heurística, sua capacidade de "apagar incêndios" e sua intuição para tomar decisões operacionais sob pressão. Na fábrica inteligente, a IA assume a primazia da decisão operacional em tempo real – otimizando agendamentos, prevenindo falhas e corrigindo parâmetros de processo. O valor do gestor humano migra, portanto, do operacional para o estratégico; da intervenção direta para a governança sistêmica. A liderança empresarial moderna é menos sobre dar respostas e mais sobre fazer as perguntas certas ao sistema de IA.

Essa transição levanta desafios sociotécnicos complexos. A "caixa preta" de muitos algoritmos de deep learning colide frontalmente com a necessidade de rastreabilidade e responsabilidade na produção. Se um sistema de IA autônomo toma uma decisão que resulta em uma falha de segurança ou em um prejuízo financeiro, a quem cabe a responsabilidade? A liderança deve, portanto, investir e exigir o desenvolvimento de Inteligência Artificial Explicável, garantindo que os modelos sejam auditáveis e suas decisões, compreensíveis. A gestão de sistemas de informação não deve apenas implementar a IA, mas garantir sua transparência.

Paralelamente, emerge o desafio da transformação cultural. A implementação da IA no chão de fábrica afeta diretamente a força de trabalho. O medo da substituição é real e deve ser gerenciado proativamente pela liderança. O caminho sustentável não é a substituição total, mas o aumento da capacidade humana. O operador de máquina, auxiliado por um tablet com insights da IA, torna-se um analista de processo. O técnico de manutenção, guiado pela manutenção preditiva, torna-se um especialista em confiabilidade. A liderança empresarial tem o dever de investir massivamente em requalificação, criando uma matriz de conhecimento que valorize a colaboração humano-máquina.

A governança de dados torna-se um pilar estratégico. Os dados do processo produtivo, quando analisados pela IA, revelam não apenas ineficiências, mas a "receita secreta" da empresa — seu know-how intelectual. Proteger esses dados contra vazamentos ou ataques cibernéticos, especialmente em ambientes de IoT industrial, é uma prioridade de nível executivo. A gestão de sistemas de informação deve implementar uma arquitetura de segurança zero trust, e a liderança deve garantir a conformidade com regulações globais de dados, tratando a segurança cibernética não como um custo, mas como um habilitador da continuidade dos negócios.

Do ponto de vista estratégico-financeiro, a IA altera a forma como o valor é avaliado. O comitê de custos, acostumado a aprovar investimentos em ativos físicos com retorno mensurável, deve aprender a avaliar investimentos em ativos intangíveis, como algoritmos e plataformas de dados. O valor de um modelo de IA não está no seu custo de desenvolvimento, mas no fluxo de caixa futuro gerado pela sua capacidade preditiva. A liderança com formação em gestão empresarial é a ponte que deve traduzir o potencial tecnológico da IA em uma linguagem de risco, retorno e vantagem competitiva para o nível executivo.

O futuro da produção, vislumbrado através da lente da IA, aponta para sistemas totalmente autônomos as fábricas escuras e cadeias de suprimentos auto-orquestráveis. Nesses sistemas, a intervenção humana será quase exclusivamente no nível do design estratégico e da gestão de exceções. Atingir esse estado exige uma coevolução contínua da tecnologia, dos processos e, acima de tudo, das pessoas. A gestão de sistemas de

informação e a liderança empresarial não podem operar em silos; elas devem fundir-se em uma única função de gestão da transformação cognitiva.

Em síntese, a Inteligência Artificial no processo produtivo é o motor que permite à manufatura alcançar níveis inéditos de eficiência, customização e resiliência. Contudo, a tecnologia é apenas o habilitador. O sucesso duradouro será definido pela sabedoria da liderança em construir uma cultura organizacional que abrace a colaboração humano-máquina, pela coragem em redesenhar processos e papéis, e pela visão estratégica de governar essa nova e poderosa inteligência, não como uma mera ferramenta, mas como um parceiro central na criação de valor.

Referências

BRYNJOLFSSON, E.; MCAFEE, A. **The second machine age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies**. New York: W. W. Norton & Company, 2014.

DAVENPORT, T. H. **The AI advantage: how to put the artificial intelligence revolution to work**. Cambridge, MA: MIT Press, 2018.

KAGERMANN, H.; WAHLSTER, W.; HELBIG, J. (Eds.). **Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0: final report of the Industrie 4.0 Working Group**. Frankfurt: Acatech, 2013.

LEE, J.; BAGHERI, B.; KAO, H. A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. **Manufacturing Letters**, v. 3, p. 18-23, 2015.

MONOSTORI, L. Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. **Procedia CIRP**, v. 17, p. 9-13, 2014.

PORTER, M. E.; HEPPELMANN, J. E. How smart, connected products are transforming competition. **Harvard Business Review**, v. 92, n. 11, p. 64-88, 2014.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. 4. ed. Hoboken, NJ: Pearson, 2021.

SCHWAB, K. **The fourth industrial revolution**. Geneva: World Economic Forum, 2016.

SHOKRI, M.; SHOKRI, A. A review of the applications of artificial intelligence in manufacturing. **Computers & Industrial Engineering**, v. 173, 108696, 2022.

WEILL, P.; ROSS, J. W. **IT governance: how top performers manage IT decision rights for superior results**. Boston: Harvard Business School Press, 2004.

ZAMANI, E. D. et al. A systematic review of the applications of explainable artificial

A Revolução Cognitiva na Manufatura: O Papel da Inteligência Artificial na Otimização do Processo Produtivo e na Tomada de Decisão Estratégica

intelligence (XAI) in cyber-physical systems. **IEEE Access**, v. 10, p. 68060-68083, 2022.