

Qualidade 5.0 na produção de poliestireno: uma proposta aplicada ao polo industrial de Manaus.

Quality 5.0 in polystyrene manufacturing: an application proposal for the Manaus free trade zone.

Heitor Roberto Cardoso Coelho

Simone Silva da Costa

Orientadora: Profa. M.Sc. Lady Mariana Siqueira Pinheiro

RESUMO

A busca por estabilidade, rastreabilidade e prevenção de não conformidades tem ampliado o uso de dados e inteligência artificial na gestão da qualidade. Entretanto, a transformação digital produz melhores resultados quando preserva o conhecimento dos trabalhadores e fortalece a tomada de decisão responsável. Este artigo objetiva propor um modelo de Qualidade 5.0 para o controle de processos na produção de poliestireno, tomando a Videolar-Innova S.A., situada no Polo Industrial de Manaus, como referência contextual baseada exclusivamente em informações públicas. A pesquisa é aplicada, exploratória e descritiva, com abordagem qualitativa e procedimentos bibliográficos e documentais. Como resultado, apresenta-se o Modelo Q5-PS, estruturado em quatro camadas: confiabilidade dos dados e rastreabilidade; Controle Estatístico de Processo; análise preditiva por inteligência artificial; e governança humanocêntrica com participação dos operadores. A discussão indica que a integração dessas camadas pode antecipar desvios, apoiar a redução de retrabalho e perdas, melhorar a capacidade do processo e transformar a experiência operacional em conhecimento organizacional. Conclui-se que a Qualidade 5.0 não substitui os fundamentos clássicos da qualidade, mas os amplia mediante tecnologias explicáveis, validação humana e melhoria contínua. A aplicação industrial do modelo requer projeto-piloto e validação com dados reais.

Palavras-chave: Qualidade 5.0; Poliestireno; Controle Estatístico de Processo; Inteligência artificial; Conhecimento operacional.

ABSTRACT

The pursuit of stability, traceability, and the prevention of non-conformities has expanded the use of data and artificial intelligence in quality management. However, digital transformation

yields better results when it preserves worker knowledge and strengthens responsible decision-making. This article aims to propose a Quality 5.0 model for process control in polystyrene production, using Videolar-Innova S.A. located in the Manaus Industrial Pole as a contextual reference based exclusively on public information. The research is applied, exploratory, and descriptive, using a qualitative approach and bibliographic and documentary procedures. The resulting Q5-PS Model is structured into four layers: data reliability and traceability; Statistical Process Control; predictive analysis via artificial intelligence; and human-centric governance involving operator participation. The discussion indicates that integrating these layers can anticipate deviations, support the reduction of rework and waste, improve process capability, and transform operational experience into organizational knowledge. It is concluded that Quality 5.0 does not replace classical quality fundamentals but rather expands upon them through explainable technologies, human validation, and continuous improvement. Industrial application of the model requires a pilot project and validation using real-world data.

Keywords: Quality 5.0; Polystyrene; Statistical Process Control; Artificial intelligence; Operational knowledge.

1 INTRODUÇÃO

A qualidade industrial deixou de ser compreendida apenas como uma atividade de inspeção realizada ao final da produção. Em ambientes competitivos, com elevada automação e exigência crescente dos clientes, a qualidade precisa ser construída durante todo o processo, desde a especificação da matéria-prima até a liberação e a rastreabilidade do produto acabado. Essa mudança desloca o foco da identificação tardia do defeito para a prevenção das causas de variação, aproximando a gestão da qualidade das decisões de produção, manutenção, engenharia, laboratório, logística e desenvolvimento de pessoas.

A abordagem por processos prevista na ABNT NBR ISO 9001:2015 reforça que resultados consistentes dependem da compreensão das interações entre atividades, recursos, riscos, controles e responsabilidades. Na mesma direção, Montgomery (2019) demonstra que a variabilidade deve ser monitorada por métodos estatísticos capazes de diferenciar oscilações inerentes ao processo de ocorrências especiais que exigem investigação. Tais fundamentos permanecem essenciais, mas passam a conviver com sensores, sistemas supervisórios, grandes volumes de dados e algoritmos capazes de reconhecer padrões que dificilmente seriam percebidos apenas por inspeções pontuais.

A Qualidade 4.0 surgiu desse encontro entre gestão da qualidade e tecnologias digitais. Antony, McDermott e Sony (2022) observam que esse paradigma amplia a conectividade, a análise de dados e a capacidade de resposta das organizações. Contudo, a simples digitalização não garante decisões melhores. Sistemas podem reproduzir vieses, trabalhar com dados incompletos, emitir alarmes excessivos ou apresentar resultados de difícil compreensão

para quem conduz a operação. Além disso, uma transformação focada somente na tecnologia corre o risco de desvalorizar o conhecimento tácito dos operadores, técnicos e engenheiros que reconhecem sinais sutis de instabilidade no processo.

A passagem da Indústria 4.0 para a Indústria 5.0 desloca a discussão do simples aumento da automação para a forma como a tecnologia produz valor para as pessoas, para o ambiente e para a continuidade das operações. Ghobakhloo et al. (2024) relacionam essa transição à centralidade humana, à sustentabilidade e à resiliência dos sistemas produtivos. Aplicado à gestão da qualidade, esse entendimento sugere que ferramentas digitais devem complementar o julgamento profissional e os métodos clássicos de controle. Estudos recentes, como os de Antomarioni et al. (2025) e Bucci et al. (2026), indicam que a Qualidade 5.0 ainda está em formação e precisa avançar, principalmente, na definição de métricas, na governança dos dados e na comprovação de resultados em situações industriais concretas.

Na produção de poliestireno, essa discussão é particularmente pertinente. A transformação do monômero de estireno em resinas como o poliestireno de uso geral (GPPS) e o poliestireno de alto impacto (HIPS) envolve etapas contínuas e interdependentes, nas quais temperatura, alimentação, conversão, viscosidade, remoção de voláteis, extrusão, peletização e condições de acondicionamento podem influenciar as propriedades finais. Características como índice de fluidez, resistência térmica, resistência ao impacto, aparência, uniformidade dos grânulos e ausência de contaminação precisam ser controladas conforme o grade e a aplicação do produto.

Como referência contextual, a Videolar-Innova S.A. atua na produção de estirênicos e mantém unidade produtora de poliestireno em Manaus. Informações institucionais públicas indicam capacidade instalada de aproximadamente 195 mil toneladas anuais de poliestireno na unidade manauara, além da oferta de grades de GPPS e HIPS destinados a diferentes aplicações industriais (INNOVA, 2026a). As fichas técnicas da empresa evidenciam que propriedades como índice de fluidez, temperatura de amolecimento Vicat e resistência ao impacto Izod são relevantes para a caracterização de produtos específicos (INNOVA, 2026b; 2026c). Esses elementos tornam o ambiente de produção de poliestireno adequado para discutir como dados, estatística e experiência operacional podem ser integrados.

Este estudo não utiliza dados sigilosos da empresa nem pretende descrever seu processo interno em detalhes. A organização é empregada como exemplo industrial e territorial, com base em documentos de acesso público. O artigo formula uma proposta teórico-aplicada que poderá, em etapa posterior e mediante autorização, ser validada com

séries históricas de processo, resultados laboratoriais, registros de não conformidade e participação dos profissionais envolvidos.

Diante desse contexto, estabelece-se o seguinte problema de pesquisa: como a integração entre inteligência artificial, conhecimento operacional e Controle Estatístico de Processo pode contribuir para prevenir não conformidades na produção de poliestireno no Polo Industrial de Manaus? A questão procura superar uma visão em que a tecnologia substitui a análise humana, propondo um sistema no qual algoritmos, cartas de controle, padrões técnicos e experiência prática se complementem.

A relevância acadêmica deste estudo está na aplicação da Qualidade 5.0 a um setor produtivo específico. A revisão de Bucci et al. (2026) evidencia que a literatura ainda oferece poucos resultados empíricos capazes de demonstrar, por indicadores operacionais, como a integração entre pessoas e tecnologias inteligentes melhora a qualidade. No plano profissional, a investigação interessa às organizações que procuram reduzir o custo da não qualidade, fortalecer a rastreabilidade e agir preventivamente diante de desvios. Sob a perspectiva social, a proposta reconhece o trabalhador como agente de interpretação e aprendizagem, evitando que a transformação digital reduza sua atuação à simples execução de recomendações automatizadas.

O objetivo geral é propor um modelo integrado de Qualidade 5.0 para apoiar a prevenção de não conformidades na produção de poliestireno. Como objetivos específicos, pretende-se: a) discutir a evolução da gestão da qualidade até a Qualidade 5.0; b) identificar variáveis críticas e pontos de controle aplicáveis ao processo de poliestireno; c) analisar a contribuição do Controle Estatístico de Processo e da inteligência artificial para a detecção antecipada de desvios; d) incorporar o conhecimento dos operadores à estrutura decisória; e) definir indicadores e etapas para implantação de um projeto-piloto no contexto industrial de Manaus.

A contribuição central do artigo é o Modelo Q5-PS, organizado em quatro camadas complementares. O modelo começa pela qualidade e rastreabilidade dos dados, utiliza o Controle Estatístico de Processo como base de estabilidade, acrescenta análise preditiva com inteligência artificial e estabelece governança humanocêntrica para validação das recomendações. Assim, a proposta reconhece que não existe inteligência industrial confiável sem medição adequada, processo estatisticamente compreendido e participação das pessoas que convivem diariamente com a operação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Gestão da qualidade e abordagem por processos

A gestão da qualidade evoluiu de uma prática predominantemente corretiva para um sistema de gestão orientado à prevenção, ao cliente e à melhoria contínua. A inspeção contínua é necessária, porém não é suficiente para assegurar desempenho sustentável. Quando o defeito é encontrado apenas no produto acabado, parte dos recursos já foi consumida e a organização passa a administrar retrabalho, segregação, reproprocessamento, descarte, atraso e risco de entrega. A abordagem moderna procura controlar as condições que geram o resultado, evitando que a não conformidade se materialize.

Slack, Brandon-Jones e Burgess (2022) relacionam qualidade a desempenho operacional, confiabilidade, velocidade e custo. Um processo instável afeta mais do que a característica técnica do produto: altera o ritmo de produção, sobrecarrega laboratórios, cria estoques bloqueados, amplia movimentações e dificulta o cumprimento da programação. Por isso, a qualidade deve ser tratada como responsabilidade compartilhada e integrada à gestão das operações.

A ABNT NBR ISO 9001:2015 adota a abordagem por processos e o pensamento baseado em risco. Isso exige identificar entradas, saídas, critérios, recursos, responsabilidades e métodos de monitoramento, além de avaliar riscos e oportunidades. Em uma produção contínua, as relações entre as etapas precisam ser consideradas, porque uma alteração na alimentação ou no sistema reacional pode repercutir mais adiante na extrusão, na qualidade do grânulo, no laboratório e no atendimento ao cliente. A análise isolada de cada setor pode ocultar a causa real do desvio.

A melhoria contínua depende de uma rotina gerencial capaz de converter ocorrências em aprendizagem. Isso envolve padronização, registro das anomalias, análise de causa, verificação da eficácia das ações e atualização do conhecimento. Ferramentas como ciclo PDCA, diagrama de Pareto, Ishikawa, 5 porquês, FMEA e 5W2H permanecem úteis porque estruturam perguntas e decisões. Na Qualidade 5.0, essas ferramentas não desaparecem: elas recebem suporte de dados mais frequentes, modelos preditivos e mecanismos de colaboração entre especialistas e sistemas digitais.

2.2 Controle Estatístico de Processo como base de estabilidade

O Controle Estatístico de Processo (CEP) reúne métodos destinados a compreender, monitorar e reduzir a variabilidade. Montgomery (2019) distingue causas comuns, próprias do sistema, de causas especiais, associadas a acontecimentos identificáveis como falha de instrumento, alteração de matéria-prima, intervenção de manutenção, erro de ajuste ou

condição operacional incomum. Essa diferenciação evita dois problemas frequentes: reagir excessivamente a oscilações normais e deixar de agir diante de sinais efetivos de perda de controle.

As cartas de controle permitem acompanhar uma estatística ao longo do tempo, comparando-a com limites calculados a partir do comportamento do processo. Esses limites não devem ser confundidos com limites de especificação. A especificação traduz a necessidade técnica ou do cliente; os limites de controle descrevem a variação observada. Um processo pode estar estável e, ainda assim, ser incapaz de atender à especificação. Também pode produzir resultados aparentemente dentro da especificação enquanto apresenta tendência, deslocamento ou padrão anormal que antecipa uma futura não conformidade.

Índices como C_p e C_{pk} auxiliam a avaliar a capacidade, desde que o processo esteja estável e as premissas estatísticas sejam verificadas. O C_p compara a amplitude da especificação com a dispersão potencial, enquanto o C_{pk} considera também o deslocamento da média em relação aos limites. O uso mecânico desses índices pode gerar interpretações equivocadas. É necessário examinar distribuição, autocorrelação, sistema de medição, estratificação por grade, campanha ou equipamento e relevância prática da característica analisada.

Em processos químicos contínuos, as observações sucessivas podem ser autocorrelacionadas e sofrer atrasos entre a causa e o efeito. Por isso, cartas tradicionais precisam ser selecionadas e interpretadas com cuidado. Dependendo da variável, podem ser adequadas cartas de indivíduos e amplitude móvel, médias e amplitudes, soma cumulativa, média móvel exponencialmente ponderada ou técnicas multivariadas. A escolha deve considerar frequência de medição, dinâmica do processo, volume de amostragem e capacidade de reação operacional.

O CEP também funciona como linguagem de comunicação. Quando o operador compreende o comportamento esperado e os sinais de alarme, o gráfico deixa de ser apenas um relatório e passa a apoiar decisões. A inteligência artificial deve ser acrescentada a essa base, e não utilizada para ocultar a lógica estatística. Um modelo preditivo construído sobre processo instável, dados sem rastreabilidade ou instrumentos inadequados tende a aprender ruídos e a produzir recomendações frágeis.

2.3 Da Qualidade 4.0 à Qualidade 5.0

A Qualidade 4.0 pode ser entendida como aplicação coordenada de tecnologias digitais aos princípios da gestão da qualidade. Antony, McDermott e Sony (2022) apontam

que conectividade, análise avançada, automação, computação em nuvem e inteligência artificial ampliam a capacidade de conhecer o processo e responder com rapidez. O ganho, porém, depende de estratégia, liderança, competências e integração entre qualidade e demais áreas da organização.

A Indústria 5.0 amplia essa discussão ao priorizar três dimensões: centralidade humana, sustentabilidade e resiliência. Ghobakhloo et al. (2024) argumentam que a produção digital deve ser desenhada para beneficiar as pessoas, utilizar recursos de modo responsável e suportar interrupções. Mourtzis (2024) também destaca que a transição exige uma combinação entre tecnologias inteligentes, sistemas produtivos adaptáveis e colaboração humana.

A contribuição de Antomarioni et al. (2025) permite compreender a Qualidade 5.0 como uma etapa de integração, e não como substituição dos modelos anteriores. Os recursos digitais da Qualidade 4.0 passam a ser orientados por princípios humanocêntricos e pelos fundamentos da gestão da qualidade. Nessa lógica, os profissionais da operação participam da definição dos critérios, contextualizam os alertas e avaliam a pertinência das respostas. Para a produção de poliestireno, isso significa transformar a experiência prática sobre comportamento do processo, alterações de equipamento e sinais de instabilidade em conhecimento compartilhado e utilizável nas decisões de controle.

Ao examinar a literatura disponível, Bucci et al. (2026) verificaram que a Qualidade 5.0 é discutida, em grande parte, por meio de arranjos colaborativos nos quais a tecnologia amplia a capacidade humana de análise. A síntese dos autores mostra que inteligência artificial, internet e análise de dados ganham valor quando apoiam pessoas responsáveis por interpretar informações e decidir. Entretanto, o campo ainda precisa definir indicadores comparáveis, melhorar a integração entre sistemas, desenvolver competências e demonstrar benefícios por meio de aplicações industriais acompanhadas ao longo do tempo.

A Qualidade 5.0 não representa uma ruptura com a qualidade tradicional. O novo paradigma depende de fundamentos como foco no cliente, padronização, análise de causa, sistema de medição, melhoria contínua e gestão de riscos. A diferença está na capacidade de integrar dados em tempo quase real, antecipar comportamentos, explicar recomendações e criar condições para que as pessoas intervenham com maior segurança. A tecnologia deve ampliar a competência humana, e não apenas acelerar decisões.

Quadro 1 - Evolução dos enfoques de gestão da qualidade

Dimensões	Qualidade convencional	Qualidade 4.0	Qualidade 5.0
Foco predominante	Conformidade, inspeção e correção.	Digitalização, integração e análise de dados.	Valor humano, prevenção inteligente, sustentabilidade e resiliência.
Papel das pessoas	Execução de padrões e tratamento de desvios	Interação com sistemas digitais e automação.	Coprodução do conhecimento, validação e decisão responsável.
Dados	Amostragens, registros locais e análises posteriores.	Sensores, conectividade e bases integradas.	Dados confiáveis, contextualizados, governados e interpretáveis.
Ferramentas	CEP, PDCA, Pareto, Ishikawa, FMEA.	IoT, analytics, machine learning, gêmeo digital	Integração das ferramentas clássicas e digitais com human-in-the-loop.
Risco central	Detectar tarde ou tratar apenas sintomas.	Digitalizar falhas e depender de modelos opacos.	Equilibrar desempenho, confiança, ética, aprendizagem e autonomia humana.

Fonte: elaborado pelos autores, com base em Antony, McDermott e Sony (2022), Ghobakhloo et al. (2024), Antomarioni et al. (2025) e Bucci et al. (2026).

2.4 Inteligência artificial e qualidade preditiva

A qualidade preditiva procura estimar a ocorrência de defeitos ou o comportamento de uma característica antes da conclusão do processo. Para isso, modelos de aprendizado de máquina relacionam variáveis de entrada e condições operacionais com resultados de qualidade. Rydzi et al. (2024) apresentam uma estrutura de inspeção preditiva que utiliza dados industriais para identificar padrões e apoiar decisões de controle. Ullah, Younas e Saharudin (2025) avançam essa discussão ao propor gêmeos cognitivos, capazes de combinar representação digital, análise de dados e aprendizagem para otimização em tempo real.

Em uma aplicação industrial, a construção do modelo começa pela definição clara do problema. Não basta reunir todas as variáveis disponíveis. É necessário determinar qual característica crítica será prevista, qual antecedência é útil, qual decisão será tomada e qual custo está associado aos erros. Um falso negativo pode permitir a continuidade de uma condição que gera produto não conforme; um falso positivo pode provocar intervenções desnecessárias, perda de produção e redução da confiança dos usuários.

Os dados precisam ser sincronizados, identificados por lote, grade, campanha, equipamento e período operacional. A ausência de contexto pode fazer o algoritmo associar comportamentos incompatíveis. Também é necessário tratar valores ausentes, mudanças de instrumento, calibrações, manutenções e alterações de receita. A qualidade do modelo depende diretamente da qualidade do sistema de medição e da disciplina de registro.

A aplicação da inteligência artificial em polimerização possui base técnica promissora. Maffi, Sosa e Estenoz (2024) desenvolveram modelos híbridos que combinam princípios

físico-químicos e redes neurais para processos de polimerização de estireno. Essa abordagem é relevante porque não abandona o conhecimento de engenharia: utiliza equações e relações conhecidas, enquanto o componente de inteligência artificial aprende aspectos difíceis de representar integralmente. Modelos híbridos tendem a oferecer maior coerência e capacidade de explicação do que soluções puramente baseadas em correlação.

A utilização de inteligência artificial na qualidade precisa ser acompanhada por critérios que permitam confiar tecnicamente em suas recomendações. A partir da discussão de Ahangar, Farhat e Sivanathan (2025), entende-se que a confiança não depende de uma característica isolada do algoritmo, mas da combinação entre desempenho consistente, possibilidade de explicação, proteção dos dados, segurança do sistema e responsabilidades bem definidas. No ambiente produtivo, um alerta somente se torna útil quando o profissional consegue identificar quais informações sustentaram a previsão, avaliar sua plausibilidade e reconhecer os limites de aplicação do modelo. Assim, a decisão final permanece fundamentada em evidências e não em uma resposta automatizada tratada como incontestável.

2.5 Conhecimento operacional e decisão humanocêntrica

O conhecimento operacional inclui percepções desenvolvidas pela experiência: alterações de ruído, vibração, aspecto, frequência de intervenção, combinação de sinais, resposta do processo após ajuste e condições que normalmente antecedem uma anomalia. Parte desse conhecimento não está formalizada em procedimentos, embora seja utilizada diariamente. Ignorá-lo reduz a qualidade da análise e pode criar resistência à tecnologia.

A pesquisa de Link et al. (2022) evidencia que a experiência dos especialistas pode orientar diferentes etapas da construção de modelos de previsão da qualidade. Em vez de utilizar o conhecimento operacional apenas depois que o algoritmo apresenta um resultado, ele pode contribuir desde a escolha das variáveis e a definição das relações esperadas até a identificação de eventos, a criação de restrições e a validação das previsões. Essa participação é especialmente importante quando existem poucos dados históricos, pois ajuda a impedir que correlações sem sentido técnico sejam interpretadas como causas do comportamento do processo.

A abordagem human-in-the-loop estabelece que determinadas etapas permanecem sob avaliação humana. O sistema identifica risco, apresenta evidências e sugere hipóteses; o operador ou especialista avalia o contexto e decide conforme sua competência e os limites de autoridade. A resposta adotada e o resultado observado retornam ao sistema, formando um

ciclo de aprendizagem. Esse mecanismo evita tanto a rejeição automática da tecnologia quanto a aceitação acrítica de suas recomendações.

Para que a participação seja efetiva, é necessário criar segurança psicológica e regras de uso. Os trabalhadores precisam poder questionar alertas, registrar divergências e relatar condições anormais sem que o sistema seja utilizado como instrumento de vigilância punitiva. A governança deve estabelecer finalidade, acesso, responsabilidade, proteção dos dados e critérios de avaliação. Em Qualidade 5.0, confiança não é consequência espontânea da tecnologia; é resultado de transparência, competência e respeito às pessoas.

2.6 Produção de poliestireno e características críticas da qualidade

O poliestireno é uma resina termoplástica obtida pela polimerização do estireno. Singh, Chauhan e Gaur (2025) observam que suas propriedades, facilidade de processamento e variedade de aplicações explicam sua ampla utilização. O GPPS apresenta transparência e rigidez, enquanto o HIPS recebe modificação elastomérica para ampliar a resistência ao impacto. As características desejadas dependem do grade e do processo de transformação do cliente.

De modo geral, a produção industrial pode envolver preparação e dosagem das correntes, polimerização em reatores, controle de conversão e propriedades moleculares, remoção de monômero e voláteis, extrusão, peletização, classificação, homogeneização, ensaios laboratoriais, embalagem e expedição. Essa descrição é conceitual e não representa o fluxograma interno de uma empresa específica. Cada tecnologia possui configurações, receitas, condições de segurança e estratégias de controle próprias.

As fichas técnicas públicas da Innova evidenciam que o índice de fluidez é utilizado para diferenciar grades e condições de processabilidade. Para GPPS, a temperatura de amolecimento Vicat e propriedades mecânicas podem ser relevantes; para HIPS, a resistência ao impacto Izod aparece entre os atributos de desempenho (INNOVA, 2026b; 2026c). Esses resultados dependem de variáveis anteriores e posteriores à reação, o que exige rastreabilidade entre a condição de processo, a amostra, o lote e a liberação.

Além das propriedades laboratoriais, aspectos visuais e operacionais podem ser críticos: cor, presença de pontos, contaminação, uniformidade do grânulo, geração de finos, integridade da embalagem, identificação e condição de armazenamento. Uma proposta de Qualidade 5.0 deve integrar dados de processo e laboratório com observações da operação e registros logísticos. A qualidade percebida pelo cliente é resultado do sistema inteiro, e não somente do reator ou do ensaio final.

3 METODOLOGIA

A pesquisa caracteriza-se como aplicada, exploratória e descritiva. É aplicada por propor uma solução conceitual para o controle e a prevenção de não conformidades; exploratória por examinar a Qualidade 5.0, ainda em consolidação; e descritiva por organizar seus componentes e relacioná-los às etapas e variáveis da produção de poliestireno. Essa classificação está alinhada às orientações de Gil (2022).

Adotou-se abordagem qualitativa, com procedimentos bibliográficos e documentais e caráter teórico-aplicativo. A Videolar-Innova S.A. foi utilizada exclusivamente como referência contextual por sua atuação pública na produção de poliestireno em Manaus. Não foram realizadas entrevistas, observações internas nem consultas a bases operacionais; portanto, o estudo não constitui diagnóstico empresarial nem estudo de caso empírico, mas uma proposta passível de validação futura, conforme a distinção metodológica apresentada por Yin (2015).

O levantamento reuniu livros, artigos científicos, normas técnicas, fichas de produtos e documentos institucionais diretamente relacionados à gestão da qualidade, ao Controle Estatístico de Processo, à inteligência artificial e à produção de poliestireno.

A análise documental abrangeu a ABNT NBR ISO 9001:2015, informações institucionais da Innova e fichas técnicas públicas de GPPS e HIPS. Esses documentos foram utilizados para contextualizar a atuação industrial em Manaus e as propriedades declaradas dos produtos.

O material foi organizado tematicamente, conforme Bardin (2016), e submetido a análise comparativa para identificar convergências, lacunas e implicações aplicáveis à proposta.

A elaboração do Modelo Q5-PS ocorreu em três etapas: definição dos requisitos de confiabilidade; integração das técnicas preditivas com validação humana; e proposição de indicadores, responsabilidades e etapas para o projeto-piloto. Como não houve teste com dados reais, a validade do modelo é analítica e propositiva.

Os resultados são apresentados como proposições a serem verificadas em aplicação futura, sem atribuição à empresa de ganhos, percentuais, índices de capacidade ou resultados operacionais não comprovados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Síntese dos achados da literatura

A literatura analisada converge em quatro achados principais. O primeiro é que a digitalização amplia a visibilidade do processo, mas não corrige, por si só, deficiências de medição, padronização ou gestão. O segundo é que a qualidade preditiva depende de dados contextualizados e de uma definição operacional clara do evento a ser previsto. O terceiro é que conhecimento especializado melhora a seleção de variáveis e a interpretação dos modelos. O quarto é que a transição para Qualidade 5.0 exige governança, desenvolvimento de competências e avaliação dos impactos humanos.

Os estudos revisados não sustentam a adoção isolada de uma única tecnologia. Bucci et al. (2026) demonstram que o desenvolvimento da Qualidade 5.0 ainda depende de aplicações mensuráveis e validadas no ambiente produtivo. Rydzi et al. (2024) e Ullah, Younas e Saharudin (2025) mostram caminhos para ampliar a antecedência do controle por meio de inspeção preditiva e representação digital do processo. Em contrapartida, Ahangar, Farhat e Sivanathan (2025) ressaltam que resultados tecnicamente promissores precisam ser acompanhados por explicabilidade, segurança e governança. Desse modo, a inovação só produz valor sustentável quando o desempenho preditivo é avaliado juntamente com a confiabilidade dos dados e a responsabilidade da decisão.

No contexto deste artigo, a contribuição de Link et al. (2022) foi interpretada como fundamento para registrar e utilizar sistematicamente o conhecimento da operação. Relatos sobre anomalias, hipóteses formuladas pelos trabalhadores, intervenções realizadas e respostas observadas podem ser vinculados aos sinais dos sensores e aos resultados laboratoriais. Com isso, a experiência deixa de permanecer apenas na memória individual e passa a compor uma base de aprendizagem capaz de apoiar o CEP, a análise preditiva e a investigação de causas.

4.2 Pontos de controle e variáveis críticas no processo de poliestireno

A partir da literatura técnica e das propriedades publicadas para GPPS e HIPS, foi construído um mapa conceitual de etapas, variáveis e riscos. O quadro não reproduz parâmetros operacionais da Innova. Sua finalidade é demonstrar como um projeto de qualidade preditiva pode relacionar dados de diferentes fontes e momentos do processo.

Quadro 2 - Mapa conceitual de controle da produção de poliestireno

Etapa conceitual	Variáveis e informações relevantes	Risco de qualidade	Ferramentas recomendadas
Matérias-primas e formulação	Identificação, pureza, dosagem, razão entre componentes, condições de recebimento e armazenamento.	Variação de propriedades, contaminação, alteração de cor e instabilidade da receita.	Rastreabilidade, MSA, cartas de controle, FMEA e liberação por risco.
Polimerização	Temperaturas, vazões, pressão, nível, agitação, conversão, viscosidade e sequência operacional.	Deslocamento de distribuição molecular, conversão inadequada e variabilidade entre campanhas.	CEP multivariado, balanços de processo, alarmes de tendência e modelos híbridos.
Remoção de voláteis	Temperatura, vácuo, tempo de residência e composição estimada. Temperatura de massa, pressão, rotação, corrente, condição de filtros, corte e resfriamento.	Teor residual elevado, odor, instabilidade ou perda de propriedades.	Controle de tendência, reconciliação de dados e previsão de qualidade.
Extrusão e peletização	Temperatura de massa, pressão, rotação, corrente, condição de filtros, corte e resfriamento.	Variação do grânulo, pontos, finos, degradação, contaminação e alteração de fluidez.	CEP, visão computacional, manutenção baseada em condição e análise de causa.
Laboratório e liberação	Índice de fluidez, Vicat, Izod, cor, aparência e demais ensaios definidos por grade.	Variação do grânulo, pontos, finos, degradação, contaminação e alteração de fluidez.	MSA, regras de amostragem, integração laboratório-processo e análise de capacidade.
Embalagem, armazenagem e expedição	Identificação, integridade, peso, contaminação, condição do palete, lote e destino.	Mistura de lote, avaria, umidade externa, falha de identificação e perda de rastreabilidade.	Poka-yoke, leitura automática, inspeção visual e rastreabilidade ponta a ponta.

Fonte: elaborado pelos autores, com base em Montgomery (2019), Maffi, Sosa e Estenoz (2024) e Innova (2026b; 2026c).

O mapa demonstra que as características finais não devem ser analisadas isoladamente. Um resultado de índice de fluidez, por exemplo, precisa ser relacionado à formulação, às condições reacionais, ao tempo de residência, à extrusão e ao histórico do equipamento. A rastreabilidade temporal é fundamental para vincular um ensaio laboratorial às janelas de processo que efetivamente contribuíram para o lote.

Outro aspecto é o atraso entre causa e medição. Quando a confirmação laboratorial ocorre após a produção de determinado volume, a organização pode acumular material sob risco. Um modelo preditivo não elimina o ensaio, mas pode estimar a probabilidade de desvio e orientar verificação antecipada, ajuste controlado ou segregação preventiva. A decisão deve considerar criticidade, confiabilidade do modelo e limites de atuação autorizados.

A observação operacional também pode ser transformada em variável. Eventos como troca de filtro, comportamento incomum do corte, oscilação de torque, mudança de aspecto ou necessidade recorrente de correção podem ser registrados por categorias padronizadas. Esses

dados enriquecem a análise, desde que o registro seja simples, útil e não represente sobrecarga burocrática.

4.3 Modelo Q5-PS: integração entre dados, CEP, inteligência artificial e pessoas

O principal resultado do estudo é o Modelo Q5-PS, desenvolvido para orientar um projeto de Qualidade 5.0 na produção de poliestireno. O modelo possui quatro camadas sequenciais e uma dimensão transversal de sustentabilidade, segurança e resiliência. A ordem é intencional: não se recomenda iniciar por algoritmos sofisticados quando ainda existem fragilidades de identificação, medição ou compreensão estatística.

A primeira camada é a confiabilidade dos dados e a rastreabilidade. Ela inclui dicionário de variáveis, sincronização de relógios, identificação de lote e grade, registro de mudanças, verificação de calibração, regras para valores ausentes e integração entre processo, laboratório, manutenção e logística. Essa camada responde à pergunta: os dados representam corretamente o fenômeno que se pretende controlar?

A segunda camada é o Controle Estatístico de Processo. Nela são definidas características críticas, planos de amostragem, cartas adequadas, limites de controle, análise de capacidade e rotinas de reação. O objetivo é construir uma linha de base e distinguir variação comum de eventos especiais. O CEP também fornece variáveis derivadas, como tendência, inclinação, frequência de alarme e distância do centro do processo, que podem alimentar o modelo preditivo.

A terceira camada é a análise preditiva. O sistema utiliza dados históricos para estimar propriedades ou classificar riscos de não conformidade. Devem ser comparados modelos simples e complexos, privilegiando desempenho estável e interpretação. Técnicas de explicabilidade podem mostrar quais variáveis contribuíram para a previsão. Para polimerização, modelos híbridos que combinam conhecimento de engenharia e aprendizagem de máquina apresentam vantagem conceitual, conforme Maffi, Sosa e Estenoz (2024).

A quarta camada é a governança humanocêntrica. Operadores, técnicos de laboratório, engenheiros, manutenção e qualidade participam da definição do problema, validação dos alertas e revisão periódica. O sistema deve permitir confirmar, rejeitar ou contextualizar recomendações, registrando o motivo. Esse retorno alimenta a aprendizagem e reduz o distanciamento entre tecnologia e prática.

A dimensão transversal estabelece que qualquer otimização respeite requisitos de segurança de processo, meio ambiente, qualidade, saúde e ética. A busca por redução de variação não pode incentivar ajustes fora das faixas autorizadas, supressão de alarmes ou

metas que ampliem riscos. Também é necessário considerar consumo de energia, perdas, reciclagem, resiliência operacional e impacto sobre a atividade dos trabalhadores.

Quadro 3 - Estrutura do Modelo Q5-PS

Camada	Questão de controle	Ações essenciais	Entregas esperadas
1. Dados e rastreabilidade	Os dados são confiáveis, sincronizados e vinculados ao produto?	Mapear fontes, validar instrumentos, padronizar nomes, integrar lote-grade-tempo e registrar mudanças.	Base auditável, dicionário de dados, índice de completude e linhagem da informação.
2. CEP e capacidade	O comportamento do processo é conhecido e estatisticamente estável?	Definir CTQs, selecionar cartas, estudar MSA, identificar causas especiais e avaliar capacidade.	Linha de base, limites de controle, plano de reação e variáveis estatísticas.
3. Inteligência preditiva	É possível antecipar o risco com antecedência útil e erro aceitável?	Treinar, validar, explicar e monitorar modelos; comparar técnicas e controlar deriva.	Probabilidade de desvio, fatores contribuintes, nível de confiança e alerta priorizado.
4. Governança humanocêntrica	Quem decide, como o alerta é validado e o que retorna ao sistema?	Definir papéis, escutar operadores, registrar decisão, capacitar usuários e revisar resultados.	Matriz de responsabilidade, histórico de decisões, aprendizagem e confiança operacional.
5. Dimensão transversal	A solução respeita segurança, ética, sustentabilidade e resiliência?	Aplicar limites de segurança, proteção de dados, gestão de acesso, avaliação de impactos e contingência.	Uso responsável, continuidade operacional e melhoria alinhada aos objetivos organizacionais.

Fonte: elaborado pelos autores com base em Montgomery (2019), Link et al. (2022), Maffi, Sosa e Estenoz (2024), Antomarioni et al. (2025), Ahangar, Farhat e Sivanathan (2025) e Bucci et al. (2026).

4.4 Roteiro para implantação de um projeto-piloto

A implantação deve começar por uma característica crítica com relevância operacional e disponibilidade de dados. Um piloto excessivamente amplo aumenta a complexidade e dificulta atribuir resultados. Uma opção é selecionar um grade e uma propriedade, como índice de fluidez, e estudar a relação entre variáveis de processo, intervenções e resultado laboratorial. A escolha definitiva precisa ser feita pela empresa com base em criticidade, frequência de ocorrência, custo e segurança.

Na fase inicial, recomenda-se constituir equipe multidisciplinar, definir o patrocinador, estabelecer finalidade e documentar o que não será feito pelo sistema. Em seguida, realiza-se diagnóstico do sistema de medição e da rastreabilidade. Sem essa verificação, diferenças entre laboratório e processo podem ser interpretadas como padrão produtivo quando, na verdade, decorrem de amostragem, sincronização ou calibração.

A fase de linha de base utiliza o CEP para entender estabilidade, distribuição, sazonalidade, campanhas e eventos especiais. Registros de manutenção, mudanças de matéria-prima, partidas, paradas e transições de grade devem ser incorporados. Também são promovidas oficinas com os trabalhadores para mapear sinais antecedentes, decisões frequentes e hipóteses de causa. O objetivo não é apenas coletar opiniões, mas transformar experiência em informação testável.

Depois, os dados são separados temporalmente para treinamento, validação e teste. A divisão aleatória pode produzir resultados otimistas quando observações próximas são semelhantes. O modelo deve ser avaliado em períodos posteriores e em diferentes condições operacionais. Além de métricas estatísticas, é necessário medir a antecedência do alerta, utilidade da recomendação, taxa de falsos alarmes e consequências econômicas.

Durante a operação assistida, o modelo funciona sem comandar automaticamente o processo. Os alertas são avaliados pela equipe, que registra contexto, decisão e resultado. Essa etapa verifica se a informação é compreensível e se o fluxo de trabalho é compatível com a rotina. Somente após validação técnica, de segurança e organizacional podem ser consideradas integrações mais avançadas.

Por fim, a solução deve ser monitorada continuamente. Mudanças de receita, equipamento, instrumento, fornecedor ou estratégia de produção podem alterar as relações aprendidas. Esse fenômeno, conhecido como deriva, exige indicadores e critérios de revalidação. A Qualidade 5.0 pressupõe aprendizagem contínua; portanto, o modelo não deve ser tratado como produto concluído, mas como parte do sistema de gestão.

4.5 Indicadores para avaliação

Os indicadores propostos combinam desempenho do processo, qualidade do dado, eficiência preditiva e participação humana. Essa combinação responde à lacuna de métricas operacionais identificada por Bucci et al. (2026). Metas devem ser definidas somente após a linha de base, evitando percentuais arbitrários.

Quadro 4 - Indicadores recomendados para o piloto

Indicador	Forma de leitura	Finalidade
Taxa de não conformidade	Quantidade ou massa não conforme / produção avaliada.	Acompanhar o resultado final por grade, período e causa.
Retrabalho, reprocesso ou segregação	Quantidade e tempo associados a materiais que exigem tratamento adicional.	Mensurar custo e impacto operacional da não qualidade.
Cpk da característica crítica	Capacidade em relação aos limites de especificação, após verificar estabilidade.	Avaliar dispersão e centralização do processo.

Antecedência útil do alerta	Tempo entre emissão do alerta e confirmação do evento ou ação necessária.	Verificar se a previsão permite resposta operacional.
Precisão e sensibilidade	Proporção de alertas corretos e de eventos efetivamente detectados.	Equilibrar falsos positivos e falsos negativos.
Taxa de falsos alarmes	Alertas não confirmados / total de alertas.	Proteger a confiança dos usuários e evitar intervenções desnecessárias.
Completude e qualidade dos dados	Percentual de registros válidos, sincronizados e rastreáveis.	Controlar a confiabilidade da base analítica.
Participação operacional	Alertas avaliados, contribuições registradas e sugestões incorporadas.	Medir aprendizagem e centralidade humana.
Eficácia das ações	Ações que eliminaram ou reduziram recorrência / ações implementadas.	Conectar previsão, decisão e melhoria contínua.

Fonte: elaborado pelos autores com base em Montgomery (2019), Link et al. (2022), Rydzi et al. (2024), Ahangar, Farhat e Sivanathan (2025) e Bucci et al. (2026).

4.6 Aplicabilidade ao contexto da Videolar-Innova em Manaus

A aplicação do modelo ao contexto da Videolar-Innova é plausível porque a produção de GPPS e HIPS envolve propriedades mensuráveis, diversidade de grades e necessidade de rastreabilidade. A capacidade produtiva declarada para Manaus reforça a relevância de soluções capazes de apoiar prevenção e tomada de decisão em escala industrial (INNOVA, 2026a). Todavia, a viabilidade concreta depende da arquitetura tecnológica existente, da disponibilidade histórica dos dados, das políticas internas e das prioridades estratégicas da organização.

O Polo Industrial de Manaus adiciona uma dimensão logística importante. Distâncias de suprimento e mercado, dependência de modais e necessidade de planejamento de estoques podem ampliar o impacto de uma não conformidade ou de um lote bloqueado. Assim, a prevenção não se limita ao ganho de rendimento: pode apoiar confiabilidade de entrega, melhor utilização de espaços, redução de movimentações e diminuição de riscos de reprogramação.

Entre os desafios técnicos estão integração de sistemas legados, sincronização entre processo e laboratório, qualidade das etiquetas e identificação, autocorrelação dos dados e proteção cibernética. Entre os desafios humanos estão confiança, treinamento, definição de autoridade e receio de uso punitivo das informações. A implantação deve comunicar que o objetivo é apoiar a qualidade e a aprendizagem, não avaliar individualmente o trabalhador por meio de indicadores descontextualizados.

Também existe risco de dependência tecnológica. Se o conhecimento do processo não for mantido, a organização pode perder capacidade crítica diante de falha do sistema. Por isso,

o modelo prevê contingência, documentação e revisão humana. Alertas precisam ser acompanhados de explicação e o pessoal deve continuar capacitado a atuar com métodos tradicionais quando necessário.

A discussão permite afirmar que a Qualidade 5.0 é mais organizacional do que meramente tecnológica. O investimento em sensores ou software pode ser relevante, mas o resultado depende de governança, método, rotina e participação. A proposta Q5-PS procura tornar essa integração visível e progressiva, evitando a adoção de inteligência artificial como projeto isolado da gestão da qualidade.

4.7 Contribuição, riscos e limitações do modelo

O Modelo Q5-PS contribui ao estabelecer uma sequência de maturidade. Muitas iniciativas começam pela escolha do algoritmo; a proposta começa pelo problema, pela medição e pela estabilidade. Esse caminho reduz a probabilidade de criar modelos tecnicamente sofisticados, mas operacionalmente inúteis. Outra contribuição é incluir métricas humanas e de governança junto aos indicadores de qualidade e desempenho preditivo.

O modelo também reconhece que a automação pode produzir novos riscos. Recomendações mal interpretadas, excesso de alarmes, dados enviesados, falhas de segurança e mudança das condições operacionais podem comprometer o resultado. A mitigação envolve validação temporal, explicabilidade, limites de uso, monitoramento de deriva, registros de decisão e auditoria periódica.

A principal limitação deste artigo é a ausência de dados empíricos. O estudo não estima ganhos econômicos, redução de defeitos ou melhoria de capacidade. Também não avalia a maturidade digital da empresa utilizada como referência. As relações apresentadas são fundamentadas em literatura e documentos públicos, devendo ser testadas em campo. Essa limitação, entretanto, preserva a confiabilidade do trabalho e define claramente a agenda de pesquisa futura.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo analisou como inteligência artificial, conhecimento operacional e Controle Estatístico de Processo podem ser integrados para prevenir não conformidades na produção de poliestireno. A revisão demonstrou que a Qualidade 5.0 amplia a Qualidade 4.0 ao incorporar centralidade humana, sustentabilidade, resiliência e governança. Ela não elimina os

fundamentos clássicos; exige que esses fundamentos estejam suficientemente consolidados para sustentar o uso responsável de tecnologias avançadas.

O problema de pesquisa foi respondido por meio do Modelo Q5-PS. A proposta estabelece que a contribuição da inteligência artificial depende de quatro condições: dados confiáveis e rastreáveis; processo compreendido estatisticamente; modelo preditivo validado e explicável; e participação humana com papéis claros. Quando essas condições são atendidas, a tecnologia pode aumentar a antecedência da detecção, apoiar a priorização de causas, reduzir decisões baseadas apenas em reação e preservar a experiência dos trabalhadores como ativo organizacional.

A aplicação conceitual ao Polo Industrial de Manaus e à produção de GPPS e HIPS evidencia possibilidades concretas. Índice de fluidez, resistência térmica, resistência ao impacto, aparência e uniformidade do produto podem ser relacionados a variáveis de processo, histórico de manutenção, resultados laboratoriais e observações operacionais. O potencial benefício deve ser avaliado por indicadores de qualidade, capacidade, antecedência, falsos alarmes, integridade dos dados e participação das pessoas.

A utilização da Videolar-Innova como referência contextual permitiu aproximar o debate da realidade industrial local, sem atribuir à empresa dados ou práticas não publicadas. O estudo não apresenta resultado de implantação, e sim um roteiro cientificamente fundamentado para futura investigação. A validação deverá ser autorizada, conduzida por equipe multidisciplinar e iniciada por piloto restrito a uma característica crítica.

Como recomendações futuras, sugere-se realizar diagnóstico de maturidade, estudo do sistema de medição, entrevistas com operadores e especialistas, análise temporal de dados e comparação entre um modelo estatístico de referência e modelos de aprendizagem de máquina. Também é relevante investigar impactos sobre confiança, carga cognitiva, autonomia, qualificação profissional e segurança.

Conclui-se que a excelência no controle de processos não nasce da oposição entre ser humano e tecnologia. Ela se fortalece quando a estatística oferece rigor, a inteligência artificial amplia a capacidade de antecipação e o conhecimento operacional dá sentido às informações. Essa combinação representa o fundamento de uma Qualidade 5.0 verdadeiramente aplicada, responsável e orientada à melhoria contínua.

REFERÊNCIAS

- AHANGAR, M. N.; FARHAT, Z. A.; SIVANATHAN, A. AI trustworthiness in manufacturing: challenges, toolkits, and the path to Industry 5.0. *Sensors*, Basel, v. 25, n. 14, art. 4357, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/s25144357>. Acesso em: 06 jul. 2026.
- ANTOMARIONI, Sara; FANI, Virginia; BANDINELLI, Romeo; CIARAPICA, Filippo Emanuele; BEVILACQUA, Maurizio. Toward Quality 5.0: integrating Industry 4.0, human-centricity, and quality management. *IFAC-PapersOnLine*, Amsterdam, v. 59, n. 10, p. 1414-1419, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.09.238>. Acesso em: 06 jul. 2026.
- ANTONY, Jiju; MCDERMOTT, Olivia; SONY, Michael. Quality 4.0 conceptualisation and theoretical understanding: a global exploratory qualitative study. *The TQM Journal*, Bingley, v. 34, n. 5, p. 1169-1188, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/TQM-07-2021-0215>. Acesso em: 06 jul. 2026.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. ABNT NBR ISO 9001: sistemas de gestão da qualidade - requisitos. Rio de Janeiro: ABNT, 2015.
- BARDIN, Laurence. *Análise de conteúdo*. São Paulo: Edições 70, 2016.
- BUCCI, Ilaria; FANI, Virginia; ROSSI, Monica; BANDINELLI, Romeo; TUCCI, Mario. Quality 5.0: a systematic literature review and a gap-driven research agenda. *The TQM Journal*, Bingley, ahead of print, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2025-0747>. Acesso em: 06 jul. 2026.
- GHOBAKHLOO, Morteza; MAHDIRAJI, Hannan Amoozad; IRANMANESH, Mohammad; JAFARI-SADEGHI, Vahid. From Industry 4.0 digital manufacturing to Industry 5.0 digital society: a roadmap toward human-centric, sustainable, and resilient production. *Information Systems Frontiers*, New York, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10476-z>. Acesso em: 10 jul. 2026.
- GIL, Antonio Carlos. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2022.
- INNOVA. Nossos produtos: poliestireno. Manaus, 2026a. Disponível em: <https://www.innova.com.br/nossos-produtos/>. Acesso em: 10 jul. 2026.
- INNOVA. GPPS 525: poliestireno cristal - ficha técnica. Revisão 06, mar. 2026. Manaus, 2026b. Disponível em: https://www.innova.com.br/wp-content/uploads/2026/04/525_Rev_06_Mar_2026.pdf. Acesso em: 13 jul. 2026.
- INNOVA. HIPS R 870E: poliestireno alto impacto - ficha técnica. Revisão 05, mar. 2026. Manaus, 2026c. Disponível em: https://www.innova.com.br/wp-content/uploads/2026/04/R-870E_Rev_05_Mar_2026.pdf. Acesso em: 13 jul. 2026.
- LINK, Patrick; POURSANIDIS, Miltiadis; SCHMID, Jochen; ZACHE, Rebekka; VON KURNATOWSKI, Martin; TEICHER, Uwe; IHLENFELDT, Steffen. Capturing and incorporating expert knowledge into machine learning models for quality prediction in

manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, London, v. 33, n. 7, p. 2129-2142, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10845-022-01975-4>. Acesso em: 15 jul. 2026.

MAFFI, J. M.; SOSA, J.; ESTENOZ, D. A. Development of hybrid (AI/first principle) models for the optimization of styrene polymerization processes. *Chemical Engineering Science*, Oxford, v. 290, art. 119875, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ces.2024.119875>. Acesso em: 15 jul. 2026.

MONTGOMERY, Douglas C. *Introduction to statistical quality control*. 8. ed. Hoboken: Wiley, 2019.

MOURTZIS, Dimitris (ed.). *Manufacturing from Industry 4.0 to Industry 5.0: advances and applications*. Amsterdam: Elsevier, 2024.

RYDZI, Stefan; ZAHRADNIKOVA, Barbora; SUTOVA, Zuzana; RAVAS, Matus; HORNACEK, Dominik; TANUSKA, Pavol. A predictive quality inspection framework for the manufacturing process in the context of Industry 4.0. *Sensors*, Basel, v. 24, n. 17, art. 5644, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/s24175644>. Acesso em: 16 jul. 2026.

SINGH, Ajay; CHAUHAN, Anjali; GAUR, Rahul. A comprehensive review on the synthesis, properties, environmental impacts, and chemiluminescence applications of polystyrene (PS). *Discover Chemistry*, Cham, v. 2, art. 47, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s44371-025-00125-y>. Acesso em: 17 jul. 2026.

SLACK, Nigel; BRANDON-JONES, Alistair; BURGESS, Nicola. *Operations management*. 10. ed. Harlow: Pearson, 2022.

ULLAH, Asif; YOUNAS, Muhammad; SAHARUDIN, Mohd Shahneel. Transforming manufacturing quality management with cognitive twins: a data-driven, predictive approach to real-time optimization of quality. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, Basel, v. 9, n. 3, art. 79, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/jmmp9030079>. Acesso em: 17 jul. 2026.

YIN, Robert K. *Estudo de caso: planejamento e métodos*. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.