

SISTEMA INTELIGENTE DE SUPERVISÃO E CONTROLE DE CAPACIDADE EM PROCESSOS INDUSTRIAIS: INTEGRAÇÃO DE SCADA, IA E APRENDIZADO DE MÁQUINA

 <https://doi.org/10.56238/arev6n4-295>

Data de submissão: 18/11/2024

Data de publicação: 18/12/2024

Nelson Michel Matos de Araujo

Engenheiro Eletricista

Acadêmico do Curso de Mestrado Profissional em Engenharia, Gestão de processos, Sistemas e Ambiental do Instituto de Tecnologia e Educação Galileo da Amazônia (PPG.EGPSA/ITEGAM) – AM – BRASIL

E-mail: nelsonmichelnick@hotmail.com

Nelson Marinelli Filho

Doutor em Engenharia Mecânica

Professor do Curso de Mestrado Profissional em Engenharia, Gestão de processos, Sistemas e Ambiental do Instituto de Tecnologia e Educação Galileo da Amazônia (PPG.EGPSA/ITEGAM) – AM – BRASIL

E-mail: nelson.marinelli@itegam.org.br
Orcid: <https://orcid.org/0009-0005-4362-0132>

Gil Eduardo Guimarães

Doutor em Ciências e Engenharia de Materiais

Professor do Curso de Mestrado Profissional em Engenharia, Gestão de processos, Sistemas e Ambiental do Instituto de Tecnologia e Educação Galileo da Amazônia (PPG.EGPSA/ITEGAM) – AM – BRASIL

E-mail: gil.guimaraes@itegam.org.br
Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-2800-4620>

Geraldo Nunes Correa

Doutor em Engenharia Mecânica

Professor do Curso Sistemas de Informação da Universidade do Estado de Minas Gerais (UEMG) - MG – BRASIL

E-mail: geraldo.correa@uemg.br
Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-5477-6953>

Matheus Rissardi Ferreira

Bacharel em Análise e Desenvolvimento de Sistemas

Diretor de Tecnologia da Ativecon Collaborative Economy – SP – BRASIL
E-mail: matheus@ativecon.com

RESUMO

Este estudo propõe um sistema baseado em aprendizado de máquina para supervisão e controle de capacidade em automação industrial. A solução integra sensores de alta precisão, controladores lógicos programáveis (PLCs) e um sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), permitindo o monitoramento e ajuste em tempo real de processos de fabricação. A metodologia incluiu o desenvolvimento de um software em C# no ambiente Visual Studio 2015, com interface em um PLC

Mitsubishi CPU Q03UDV, e a implementação do sistema em uma linha de produção para avaliação prática.

Os resultados demonstraram a capacidade do sistema de manter os índices de capacidade do processo (CpK) acima dos limites críticos (1,33) por meio da correção automática de desvios. Os principais destaques incluem a integração eficiente com redes industriais e a adaptação dinâmica às variabilidades de produção. Por outro lado, foram identificadas limitações, como a dependência de uma infraestrutura robusta e desafios em ambientes com alta interferência eletromagnética.

A discussão destaca o potencial de escalabilidade, a aplicação em outros contextos industriais e a inclusão de algoritmos avançados, como redes neurais, para aprimorar a capacidade preditiva. Trabalhos futuros sugerem explorar implementações mais acessíveis para pequenas e médias empresas, integração com IoT para manutenção preditiva e avaliações de sustentabilidade. Esta pesquisa contribui para o avanço da automação inteligente, promovendo qualidade consistente e eficiência operacional na manufatura.

Palavras-chave: Supervisão e controle de processos industriais, Automação inteligente, Aprendizado de máquina, SCADA, Indústria 4.0.

1 INTRODUÇÃO

A automação industrial é fundamental na evolução da manufatura, especialmente na eficiência e precisão dos processos produtivos. Desde o início da Revolução Industrial, a manufatura de todos os tipos de produtos busca constantemente formas de se melhorar a produtividade e reduzir os custos operacionais.

As tecnologias emergentes da Indústria 4.0 são o estado da arte deste esforço, especialmente na aplicação de Inteligência Artificial (IA), o Aprendizado de Máquina (ML) e o Aprendizado Profundo (DL) em sistemas robóticos. Robôs de montagem, uma das aplicações mais sofisticadas da automação, têm demonstrado uma capacidade excepcional para lidar com tarefas complexas com alto grau de precisão. No entanto, a variabilidade inerente aos processos automatizados ainda apresenta desafios significativos para a manutenção da qualidade consistente e da capacidade dos processos (SOORI et al., 2024).

Nesta jornada, os sistemas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) se tornaram obrigatoriamente componentes dos sistemas fabris para monitorar e controlar processos industriais, e cada vez mais alinhados aos modernos projetos de automação por meio da interconectividade entre equipamentos e sistemas. Isto criou oportunidades para a intensificação do desenvolvimento de tecnologias baseadas em IA e ML.

Porém, a interconectividade ainda tem elementos que precisam ser superadas, como falhas nos protocolos de comunicação e vulnerabilidades em configurações de segurança, que podem comprometer a eficiência e a confiabilidade dos sistemas produtivos. Estudos recentes mostram a existência do interesse de ataques cibernéticos direcionados a sistemas SCADA, para sequestro de dados, captura de informações estratégicas e até mesmo pirataria, tornando a necessidade do monitoramento acurado do desempenho dos processos uma prioridade (NAGARAJ, et al., 2023).

Soma-se a todo este contexto o surgimento da colaboração humano-robô, representada pelo uso de robôs colaborativos (COBOTS), como uma das principais tendências na automação industrial contemporânea. Projetados para operar de forma segura ao lado de humanos, combinam precisão, acuracidade e a consistência dos robôs industriais tradicionais com a flexibilidade e a adaptabilidade humana. A integração dos COBOTS demanda um novo olhar sobre os dos métodos tradicionais de balanceamento de linhas, em função do peso que antigas e novas variáveis, como ergonomia e segurança, passam a desempenhar no projeto destas linhas (FATHI et al., 2024).

As capacidades chaves para a continuidade da evolução da automação fabril na Indústria 4.0, como navegação autônoma, reconhecimento de objetos e manutenção preditiva, têm se beneficiado com a facilitação das aplicações de IA, ML e DL. Assim, o desenvolvimento acelerado de áreas como

Algoritmos de Aprendizado Profundo (DP), como Redes Neurais Convolucionais (CNNs), capacitam os robôs a identificar e classificar objetos com alta precisão e acuracidade, enquanto técnicas de ML são amplamente utilizadas para prever falhas e otimizar processos em tempo real. Essas inovações não apenas aumentam a eficiência dos sistemas industriais, mas também proporcionam uma maior adaptabilidade a ambientes dinâmicos e condições variáveis (ZAINEDIN et al., 2024).

No entanto, apesar da ansiedade característica das indústrias por soluções rápidas de aumento de eficiência, ainda há muito trabalho de pesquisa e desenvolvimento para que estas inovações estejam maduras o suficiente para a sua aplicação geral e não só em usuários específicos, (FUZZY et al., 2023):

- A necessidade de grandes volumes de dados de alta qualidade para treinar modelos de IA/ML é um obstáculo conhecido, especialmente em setores onde o custo de coleta de dados é elevado;
- A dependência de hardware robusto, aliado ao consumo elevado de energia, impõe limitações práticas à adoção generalizada dessas tecnologias; e
- Os desafios éticos e sociais, como o impacto no emprego e na economia.

Este estudo busca abordar alguns destes desafios ao propor o desenvolvimento de um sistema de supervisão e controle de capacidade de processos baseado em aprendizado de máquina. A solução integra sensores, algoritmos de aprendizado de máquina e sistemas SCADA para monitorar e ajustar processos industriais em tempo real, assegurando que os padrões de qualidade e eficiência sejam mantidos, mesmo diante de variações nos processos.

Diferentemente das abordagens convencionais, que muitas vezes dependem de parâmetros estáticos, o uso de aprendizado de máquina permite que o sistema se adapte dinamicamente às condições de operação, tornando-o mais eficaz em ambientes industriais modernos. Além disso, o desenvolvimento de índices de capacidade de processos sob lógica difusa (“fuzzy”) tem se mostrado uma solução promissora para lidar com incertezas em dados industriais e tolerâncias assimétricas. Esses índices oferecem uma análise mais robusta e detalhada do desempenho dos processos, contribuindo para decisões mais informadas sobre ajustes e intervenções nos sistemas produtivos.

Aplicações práticas demonstraram a eficácia dessa abordagem em setores como a indústria automotiva, onde a precisão e a confiabilidade são críticas para o sucesso (FUZZY et al., 2023). Por fim, o estudo destaca a importância de uma abordagem holística para a automação industrial, que leve em consideração não apenas os aspectos técnicos, mas também as implicações sociais, econômicas e éticas das tecnologias emergentes. A integração bem-sucedida de IA, ML e DL na automação industrial requer um equilíbrio entre inovação tecnológica e a gestão responsável dos impactos associados.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 VISÃO GERAL

A automação industrial, impulsionada pelas tecnologias da Indústria 4.0, destaca-se pela integração de sistemas inteligentes para monitoramento e controle em tempo real. Controladores Lógicos Programáveis (PLCs) desempenham um papel central, fornecendo a flexibilidade e robustez necessárias para ambientes industriais complexos. Segundo Borges (2009), os PLCs são amplamente utilizados devido à sua capacidade de integração com sensores e atuadores, garantindo alta confiabilidade em operações contínuas.

Os sensores de alta precisão, como os utilizados para medir dimensões em processos de fabricação, são essenciais para manter a qualidade e a consistência. De acordo com Lugli e Santos (2015), sensores modernos permitem a coleta de dados em tempo real, sendo cruciais para o controle automatizado de processos em linhas de produção avançadas.

Além disso, sistemas SCADA têm sido amplamente utilizados para supervisão e aquisição de dados em processos industriais. UPADHYAY et al., 2020 destacam que a integração de SCADA com redes industriais modernas, como o PROFINET, permite a análise e intervenção em tempo real, aumentando a eficiência operacional.

A análise de capacidade do processo (CpK) é amplamente reconhecida como uma métrica fundamental para avaliar a conformidade com especificações. Segundo Fuzzy et al. (2023), o cálculo do CpK fornece uma visão clara sobre a estabilidade e a eficiência do processo, sendo amplamente aplicado na indústria eletrônica e automotiva.

Por outro lado, a dependência de infraestrutura robusta e a vulnerabilidade a interferências eletromagnéticas são desafios comuns. SOORI et al. (2023) sugerem que a adoção de algoritmos de aprendizado de máquina pode mitigar esses desafios, fornecendo maior precisão e adaptabilidade em ambientes industriais adversos.

A escalabilidade e a aplicabilidade do sistema em diferentes setores são fatores críticos para a adoção de tecnologias emergentes. Pinto e Sousa (2020) destacam que a integração com IoT e manutenção preditiva pode transformar a automação industrial, permitindo monitoramento remoto e intervenções mais eficientes.

Por fim, a sustentabilidade na automação industrial também é uma questão relevante. FATHI et al. (2023) argumentam que soluções baseadas em inteligência artificial não apenas aumentam a eficiência, mas também reduzem desperdícios, promovendo práticas industriais mais sustentáveis.

2.2 DESAFIOS NA INDÚSTRIA 4.0

A automação industrial, integrada às tecnologias da Indústria 4.0, representa um marco na modernização dos processos produtivos. Contudo, desafios relacionados ao custo e à disponibilidade de equipamentos continuam sendo barreiras importantes para a implementação em larga escala, especialmente em pequenas e médias empresas (PMEs). Esses desafios são agravados pela rápida evolução tecnológica, que frequentemente torna os dispositivos obsoletos antes mesmo de serem amplamente adotados.

2.2.1 Desafios de Custo

A aquisição de sensores de alta precisão, PLCs de última geração e sistemas SCADA representa um investimento inicial significativo. SOORI et al. (2020) destacam que a dependência de infraestrutura robusta e tecnologias avançadas pode ser um obstáculo para empresas com orçamento limitado. Além disso, tecnologias emergentes como aprendizado de máquina e inteligência artificial exigem hardware especializado, como GPUs de alto desempenho, que aumentam os custos operacionais.

O custo de manutenção também é uma preocupação crítica. Lugli e Santos (2015) apontam que a necessidade de calibração frequente dos sensores e a atualização contínua de softwares tornam os sistemas mais caros ao longo de seu ciclo de vida. Além disso, a implementação de redes industriais, como PROFINET e EtherCAT, requer especialistas, elevando os custos com treinamento e contratação de pessoal qualificado.

2.2.2 Disponibilidade de Equipamentos

A disponibilidade de equipamentos no mercado global é influenciada por cadeias de suprimento complexas e vulneráveis a interrupções. UPADHYAY et al., 2020 (2023) relatam que eventos recentes, como a pandemia de COVID-19, exacerbaram a escassez de componentes eletrônicos, impactando negativamente a produção e o fornecimento de dispositivos essenciais para automação industrial.

Outro aspecto é a concentração de fabricantes especializados, o que limita a concorrência e eleva os preços. Pinto e Sousa (2020) destacam que, em muitas regiões, a falta de distribuidores locais dificulta o acesso a equipamentos modernos, obrigando as empresas a importarem tecnologias a custos elevados e prazos de entrega longos.

2.2.3 Impactos nas PMEs

Para as PMEs, que representam a maior parte das empresas em economias emergentes, esses desafios são particularmente significativos. FATHI et al. (2023) sugerem que a criação de soluções de baixo custo, como sensores baseados em tecnologias abertas e redes industriais simplificadas, pode mitigar essas barreiras. Além disso, iniciativas de compartilhamento de infraestrutura e acesso a programas de financiamento governamental têm potencial para democratizar a automação.

2.2.4 Soluções Potenciais

Para superar essas barreiras, a integração com tecnologias de Internet das Coisas (IoT) e plataformas baseadas em nuvem tem emergido como uma alternativa viável. ZAINELDIN et al., (2024) argumentam que soluções em nuvem permitem acesso a recursos de alto desempenho sem a necessidade de grandes investimentos em hardware local. Além disso, a manutenção preditiva, habilitada por algoritmos de aprendizado de máquina, reduz custos ao prever falhas e otimizar o uso dos equipamentos.

Outra solução é o desenvolvimento de dispositivos modulares, que podem ser atualizados ou substituídos individualmente, reduzindo os custos de obsolescência. Segundo Fuzzy et al. (2023), essa abordagem não apenas minimiza desperdícios, mas também melhora a escalabilidade, permitindo que empresas aumentem suas capacidades gradualmente.

2.2.5 Sustentabilidade e Economia Circular

Além de reduzir custos, a adoção de práticas de economia circular pode melhorar a disponibilidade de equipamentos. Lugli e Santos (2015) sugerem que a reutilização e o remanufaturamento de dispositivos, como PLCs e sensores, podem aliviar a pressão sobre a cadeia de suprimentos, tornando a automação mais acessível e sustentável.

2.3 DILEMAS ÉTICOS E ECONÔMICOS NA AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL E O PAPEL DA IA E ML

A integração de automação, inteligência artificial (IA) e aprendizado de máquina (ML) nos processos industriais tem gerado discussões significativas sobre seus impactos éticos e econômicos. Enquanto essas tecnologias prometem eficiência, qualidade e escalabilidade sem precedentes, também levantam preocupações em relação à possível redução de empregos e à desigualdade econômica decorrente da substituição do trabalho humano por sistemas automatizados.

2.4 DILEMAS ÉTICOS

1. **Substituição de Empregos:** A automação e o uso de IA em processos produtivos, como no sistema descrito, onde ajustes são realizados automaticamente por PLCs e algoritmos, reduzem a necessidade de supervisão humana direta. Isso, por um lado, elimina erros humanos e aumenta a produtividade, mas, por outro, gera incertezas para trabalhadores que antes desempenhavam essas funções. De acordo com RAMAIAH et al. (2019) a substituição de empregos de baixa qualificação é uma consequência inevitável da automação em indústrias intensivas em mão de obra.
2. **Desigualdade Econômica:** As empresas que adotam essas tecnologias tendem a obter vantagens competitivas significativas, mas isso pode criar uma disparidade econômica maior entre corporações de grande porte, que possuem capital para investir em automação, e pequenas e médias empresas, que enfrentam dificuldades para acompanhar essa transição.
3. **Redefinição do Papel Humano:** A automação cria a necessidade de repensar o papel humano no ambiente industrial. Trabalhadores que antes operavam máquinas precisam ser treinados para desempenhar funções mais analíticas e criativas, como o monitoramento de dados e a gestão de sistemas automatizados. Isso exige um investimento significativo em educação e treinamento, o que nem sempre é garantido.

2.4 DILEMAS ECONÔMICOS

1. **Impactos no Emprego:** A redução de empregos diretos, principalmente em setores que dependem de tarefas repetitivas, pode levar a um aumento do desemprego estrutural VAHDAT et al. (2024) observam que, embora novas posições sejam criadas em áreas como análise de dados e manutenção de sistemas, nem todos os trabalhadores têm acesso aos recursos necessários para se qualificar.
2. **Concentração de Riqueza:** A automação tende a concentrar os lucros em empresas que implementam com sucesso as tecnologias mais avançadas, enquanto trabalhadores e pequenos negócios enfrentam maiores dificuldades para se adaptar. UPADHYAY et al., 2020 (2023) destacam que essa concentração de riqueza pode intensificar disparidades sociais e econômicas.
3. **Custo de Transição:** Implementar e manter sistemas de IA e ML requer altos investimentos iniciais. Isso representa um dilema econômico para muitas organizações que desejam modernizar suas operações, mas não dispõem de recursos financeiros ou técnicos suficientes.

2.5 MITIGAÇÃO E CAMINHOS FUTUROS

1. Educação e Requalificação: Investimentos em educação para a requalificação da força de trabalho são essenciais. Isso inclui programas que ensinem habilidades técnicas, como análise de dados e programação, bem como competências comportamentais, como resolução de problemas e criatividade.
2. Adoção Responsável de Automação: Empresas podem adotar uma abordagem híbrida, combinando automação com supervisão humana para criar um ambiente de trabalho mais inclusivo e equilibrado. Segundo Pinto e Sousa (2020), manter o humano no centro do processo pode minimizar o impacto social da automação.
3. Políticas Públicas: Governos podem introduzir incentivos fiscais para empresas que investem em programas de requalificação e criar regulamentações que promovam uma transição justa. Além disso, medidas como a taxação de robôs ou subsídios para PMEs podem ajudar a equilibrar o impacto econômico.

2.6 CONSIDERAÇÕES ÉTICAS

Ao mesmo tempo que a automação aumenta a eficiência, é crucial abordar os dilemas éticos associados à redução de empregos com responsabilidade. Desenvolver estratégias que priorizem o bem-estar social e a inclusão econômica, como integrar políticas de responsabilidade corporativa, pode ajudar a construir uma transição mais equilibrada.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção, são descritos os materiais e métodos utilizados para a condução da pesquisa, com o objetivo de fornecer detalhes suficientes para que o estudo possa ser reproduzido. A descrição abrange os dispositivos, ferramentas, equipamentos e sistemas empregados, bem como as etapas do processo experimental, procedimentos de coleta de dados, e análise estatística utilizada.

O planejamento metodológico foi desenvolvido de maneira a garantir a precisão, a confiabilidade e a validade dos resultados, considerando as variáveis e as condições específicas do ambiente de estudo.

Todos os métodos adotados foram cuidadosamente selecionados com base na sua adequação ao objetivo da pesquisa e sua capacidade de responder às questões propostas.

3.1 LOCAL E PERÍODO DA PESQUISA

A pesquisa foi conduzida em uma linha de produção automatizada de uma fábrica de manufatura entre os meses de junho e setembro de 2023. O ambiente foi selecionado por sua produção em série e infraestrutura avançada de automação, o que permitiu a coleta de dados em tempo real e a implementação de ajustes automatizados.

Peça FAI91: O objeto de estudo foi a peça FAI91, cujas dimensões eram monitoradas e ajustadas automaticamente com base nas especificações técnicas (limite mínimo: 86,973 mm; máximo: 88,133 mm; nominal: 87,628 mm).

3.2 UNIVERSO, POPULAÇÃO E AMOSTRA

O universo da pesquisa compreendeu todas as peças FAI91 produzidas durante o período de estudo, cerca de 500 unidades por dia, totalizando 45.000 peças. A amostra foi composta por 10% da produção diária, resultando em uma amostra final de aproximadamente 4.500 peças, representativa para análise estatística e avaliação da qualidade do processo.

Para o desenvolvimento do sistema de automação industrial, destinado ao monitoramento e ajuste automático do processo de fabricação de peças, foram utilizados os seguintes materiais:

Computador e Software: Um computador com o software Visual Studio 2015 foi utilizado para desenvolver o programa em C# responsável pelo controle e automação do sistema.

O Visual Studio 2015 é um ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) da Microsoft, amplamente utilizado para criar aplicações em diversas linguagens, incluindo C#. Na automação industrial, ele oferece um conjunto abrangente de ferramentas que facilitam o desenvolvimento, depuração e implantação de softwares que interagem com sistemas de controle, como PLCs (Controladores Lógicos Programáveis) e dispositivos de campo, MICROSOFT (2024).

Com o suporte ao .NET Framework, o Visual Studio 2015 permite a criação de aplicações robustas e escaláveis, essenciais para ambientes industriais complexos. Além disso, sua compatibilidade com bibliotecas e frameworks específicos de automação possibilita a integração eficiente com protocolos industriais e sistemas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), PINTO e SOUSA (2024).

Controlador Lógico Programável (PLC): Equipamento responsável por receber comandos de ajustes automáticos e implementar mudanças no processo de fabricação.

Um Controlador Lógico Programável (PLC) é um dispositivo eletrônico amplamente utilizado na automação industrial para monitorar e controlar processos e máquinas. Ele funciona como o cérebro do sistema de automação, recebendo entradas de sensores, processando os dados com base em

programas pré-definidos e enviando comandos para atuadores. Os PLCs são projetados para operar em ambientes industriais adversos e oferecem alta confiabilidade, flexibilidade e facilidade de integração com outros dispositivos industriais, como sistemas SCADA e redes industriais, (NEPIN, 2024).

O **Mitsubishi CPU Q03UDV** é uma unidade central de processamento (CPU) pertencente à série Q de controladores lógicos programáveis da Mitsubishi Electric. Essa série é reconhecida por sua alta performance e flexibilidade, sendo ideal para aplicações industriais complexas com alta velocidade de processamento, conectividade nativa a ETHERNET e comunicação SCADA, modularidade e resistência industrial, (MITISUBISHI ELECTRIC, 2024).

A indústria de montagem de componentes eletrônicos trabalha sobre contratos detalhados de sigilo sobre seus componentes, configuração de linhas de produção e processos. Até este ponto, nomear a especificação dos componentes utilizados não causa prejuízo algum a estes contratos, mas a especificação dos sensores, interfaces de comunicação e equipamentos de rede podem infringir as regras destes contratos, porque começam a indicar o nível de desempenho exigido na estratégia de fabricação de cada produto. Não é objetivo deste trabalho detalhar o funcionamento destes componentes, mas sim de como construir uma estratégia para a medida de indicadores de qualidade capaz de corrigir em processo o desempenho de uma linha com alto grau de automação. Assim, a partir deste ponto a descrição dos equipamentos será em termos dos tipos e princípios de funcionamento.

Sensores de Medição: Os sensores de medição por imagem (dimensões e posicionamento), são sabidamente utilizados nestas aplicações, são dispositivos de alta qualidade quando é necessário medir dimensões das peças fabricadas em tempo real, garantindo coleta de dados contínua.

A escolha do tipo de medição necessária (dimensões, posicionamento ou inspeção superficial) e das condições ambientais, como iluminação e características do material. As marcas líderes de mercado, como Cognex, Keyence, Basler e Omron, são amplamente reconhecidas pela confiabilidade em aplicações características da indústria eletrônica: alinhamento interno, dimensões externas e qualidade de acabamento das baterias de celulares, garantindo produtos finais dentro das especificações, (THOMAZINI, 2020).

3.3 INTERFACE DE COMUNICAÇÃO

A **interface de comunicação** é um componente crítico em sistemas de automação, pois atua como o canal que conecta sensores, controladores lógicos programáveis (PLCs) e softwares de automação. Sua principal função é permitir a troca de informações entre os dispositivos, garantindo que os dados capturados pelos sensores sejam transmitidos de forma eficiente para os controladores e sistemas supervisórios (SCADA).

As interfaces de comunicação são cruciais na automação industrial, oferecendo alta velocidade de transmissão para aplicações em tempo real e baixa latência para respostas rápidas a eventos críticos. Sua robustez garante resistência a interferências industriais, enquanto a confiabilidade reduz falhas e interrupções. Em uma fábrica, sensores medem a espessura de peças e enviam dados a um PLC, que ajusta automaticamente parâmetros como pressão ou velocidade para garantir qualidade.

Entre as tecnologias, o Modbus é simples e amplamente usado, enquanto o PROFINET atende a aplicações que exigem alta velocidade. Já o OPC UA facilita a integração entre dispositivos de diferentes fabricantes. Esses sistemas trazem eficiência operacional, integração flexível de novos dispositivos e redução de custos com menos erros e intervenções manuais.

3.4 REDE INDUSTRIAL

As **redes industriais** são infraestruturas de comunicação projetadas especificamente para conectar dispositivos e sistemas em ambientes industriais, como sensores, atuadores, controladores lógicos programáveis (PLCs) e sistemas SCADA. Elas garantem que os dados sejam trocados de forma confiável e em tempo real, mesmo em condições adversas, como altas temperaturas, interferências eletromagnéticas e vibrações.

As redes industriais são essenciais na automação devido à sua alta confiabilidade, operando continuamente com mínima falha de comunicação. Sua baixa latência garante respostas imediatas em controles em tempo real, enquanto mecanismos de segurança protegem contra acessos não autorizados. Com escalabilidade para integrar novos dispositivos e robustez contra poeira, umidade e interferências, elas são ideais para ambientes industriais adversos. Um exemplo é a conexão entre sensores e PLCs em fábricas de automóveis, que sincronizam robôs de soldagem com a posição das peças, garantindo precisão e eficiência no processo produtivo.

3.4.1 Blocos Lógicos Principais

Este trabalho aproveita a oportunidade de desenvolvimento tecnológico que uma demanda de melhoria de objetivos de negócio, melhoria de eficiência e qualidade de fabricação, disponibilizada em uma linha de produção robusta e de grande escala. Todos os componentes apresentados e citados têm os seus princípios fundamentais conhecidos no mercado, apesar de especificamente, em função do custo, não serem comuns em universidades e laboratórios.

Neste alinhamento a sua contribuição de desenvolvimento está em demonstrar como todos estes componentes devem ser alinhados, tanto funcionalmente quanto em uma estrutura de lógica

programável, de forma a garantir a medida de interesse, a sua qualidade e a rotina de cálculo para automação e interação humana.

Esta configuração pode ser visualizada, para a sua compreensão geral, a partir da definição, localização e explicação de três blocos lógicos.

3.4.1.1 1º Bloco Lógico: Integração e comunicação do controle da linha, dos sistemas de medição e validação dos processos

Este bloco compreende a integração de todos os componentes físicos do sistema de controle proposto, sobre a própria linha de montagem existente. Ou seja, se construí um sistema de medição, com características específica, sobre a próprio sistema já existente. Isto ampliando a inferência sobre as variáveis de controle, no caso uma medida específica de medição, e aproveitando a robustez dos equipamentos instalados.

Todos os passos de configuração da comunicação do PLC com a rede industrial são estabelecidos: controle e definição da instância na rede, configuração de comunicação (IP, portas de comunicação e lógica) e a supervisão da conexão do sistema com a Nuvem. Este conjunto deve garantir a capacidade exclusividade de processamento do PLC (abrir/fechar) no momento de leitura do sensor de medição (acuracidade de 0,001 mm).

Por fim são estabelecidas as três verificações de validade de leitura dos dados: concorrência do dispositivo, conversão dos dados e ortografia (ENUM).

A Tabela 1, mostra a estrutura desta configuração.

Tabela 1 – Configurações do Bloco Lógico de integração e comunicação do controle da linha, dos sistemas de medição e validação dos processos.

INTEGRAÇÃO COMPONENTES DA LINHA	DEFINIÇÃO DA INSTÂNCIA DE COMUNICAÇÃO COM O PLC
	ATRIBUIÇÃO DO IP DO PLC NA REDE ETHERNET
	DEFINIÇÃO PORTA TCP/IP PLC
	CONFIGURAÇÃO DA ESTAÇÃO LÓGICA
	DEFINIÇÃO SENHA PLC
CONFIGURAÇÃO COMUNICAÇÃO PLC	COMANDO DE CONEXÃO COM O PLC
	DEFINIÇÃO DE CÓDIGO DE ERRO
	ROTINA DE FECHAMENTO DO PLC
	COMUNICAÇÃO DE ERRO
	COMUNICAÇÃO DE SUCESSO
	PROCEDIMENTO DE DESCONEXÃO DO PLC
	FECHAMENTO PLC
	AVALIAÇÃO FECHAMENTO DO PLC
VERIFICAÇÕES DE COMUNICAÇÃO PLC E ESTAÇÃO (NUVEM)	VERIFICAÇÃO DISPONIBILIDADE DO PLC
	COMANDO DE SOLICITAÇÃO EM ANDAMENTO
	GARANTIA ACESSO EXCLUSIVO AO PLC
	LEITURA E VERIFICAÇÃO DOS DADOS (ENUM)
	COMUNICAÇÃO DE SUCESSO DE LEITURA

3.4.1.2 2º Bloco Lógico: Coleta de dados e ajuste automático

Este bloco funciona a partir da capacidade estabelecida, no bloco anterior, de localizar, acessar e gerenciar simultaneamente o controle, o CLP e os sensores, na ordem correta por meio da rede de comunicação industrial.

Especificamente, localizando, comandando e retornando as leituras dos sensores armazenadas no CLP e as convertendo para o formato de trabalho de análise. Neste processo também são identificados os possíveis erros de leitura por meio da avaliação de ortografia (ENUM).

Todo este conjunto é construído para que o desempenho do processo, a partir da medida da cota do componente escolhido, possa ser comparado com uma curva de capacidade pré-defina (CpK 1,33). O histórico de medição é utilizado na correção automática do processo, nas estações anteriores da linha.

A Tabela 2, mostra a estrutura desta configuração.

Tabela 2 – Configurações do Bloco Lógico coleta de dados e ajuste automático.

LEITURA DOS DADOS NO PLC	VERIFICAÇÃO DO ESTADO DO PLC
	ENVIO DA SOLICITAÇÃO DE LEITURA
	COMANDO DE ACESSO EXCLUSIVO
	LEITURA DOS DADOS
	AVALIAÇÃO DO PROCESSO DE LEITURA
	MENSAGEM DE SUCESSO
CONVERSÃO E COMUNICAÇÃO DOS DADOS	ARMAZENAMENTO DOS DADOS
	CONVERSÃO DO FORMATO DOS DADOS PARA MANIPULAÇÃO
	COMUNICAÇÃO DO PACOTE DE DADOS FORMATADO
	VERIFICAÇÃO DE ERROS DE COMUNICAÇÃO
AJUSTE DE PARÂMETROS	PROCESSAMENTO DOS DADOS (MÉDIA, DESVIO-PADRÃO E CpK)
	AVALIAÇÃO CpK
	CÁLCULO DO AJUSTE
	COMANDO DE AJUSTE
	CONFIRMAÇÃO DO AJUSTE

3.4.1.3 3º Bloco Lógico: Análise dos Dados e Inferência

Este bloco cuida especificamente da análise dos dados após as ações de monitoramento e ajuste de processo, com três objetivos:

- Avaliação de tendências gerais, variações e causas potenciais de desvios de processo. Isto é feito a utilizando estratégias de Análise Descritiva;
- Verificação da consistência dos valores de CpK e o impacto de variáveis externas como, por exemplo, turnos de trabalho diferentes. Isto é feito por meio de análise estatística, paramétrica e não-paramétrica; e
- Busca e identificação de relações entre os resultados (conjunto de medições, estatísticas e cálculo de CpK) e as condições operacionais. Isto é feito por meio de análise de regressão.

A Tabela 3, mostra a estrutura desta configuração.

Tabela 3 – Configurações do Bloco Lógico análise dos dados e inferência.

PAINEL DE DESEMPENHO (KPI – DASHBOARD)	AVALIAÇÃO CpK 1,33
	CÁLCULO DO AJUSTE
	CONTROLE DO NÚMERO DE FALHAS APÓS O AJUSTE
	AVALIAÇÃO DOS TEMPO DE RESPOSTA (ESTABILIZAÇÃO DO PROCESSO)
AVALIAÇÃO DE CAUSAS – Cpk BAIXO	AJUSTE DA PARÂMETROS
	CALIBRAÇÃO DE LEITURA SENSORES
	CALIBRAÇÃO SERVO MOTORES (LINHA)
	ANÁLISE E FILTRAGEM DOS DADOS
ANÁLISE DE DESEMPENHO	REDUÇÃO DA VARIAB
	AVALIAÇÃO CpK
	MELHORIA DOS TEMPOS DE RESPOSTA
	OTIMIZAÇÃO DA QUALIDADE DO PRODUTO FINAL
	EXIBIÇÃO EM TEMPO REAL DAS DIMENSÕES

Os métodos descritos foram implementados e testados em um ambiente industrial real, permitindo uma análise detalhada da eficácia do sistema proposto.

Os dados coletados durante o período de validação forneceram informações valiosas sobre o desempenho do controle automatizado, especialmente na manutenção da conformidade dimensional das peças fabricadas.

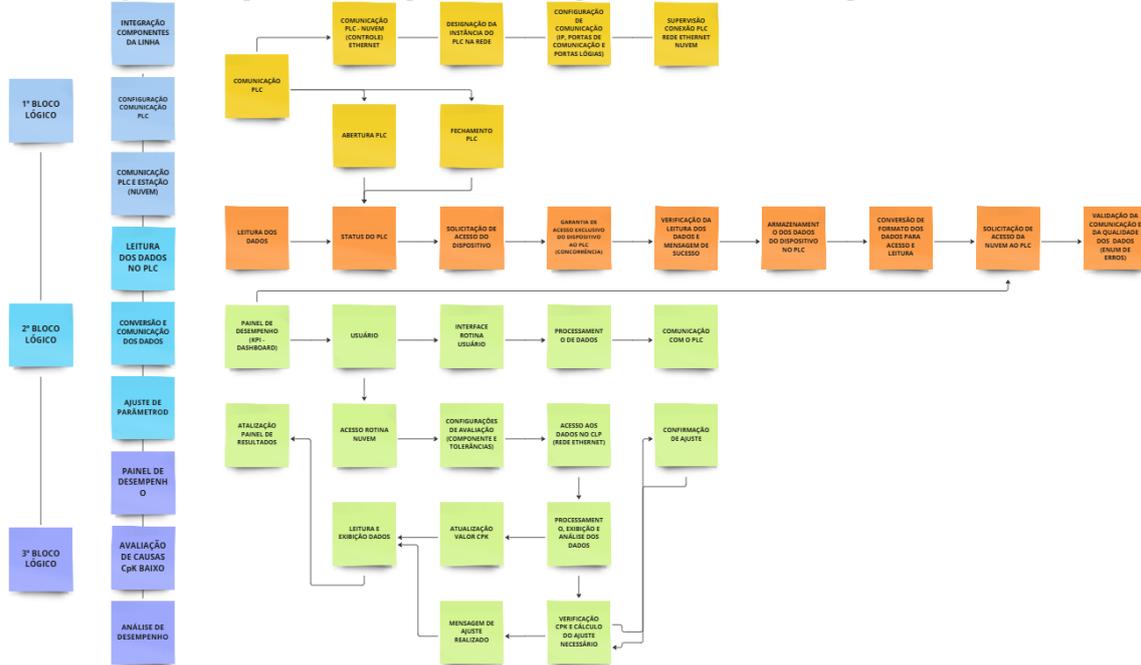
A seguir, a seção de Resultados apresenta uma análise do desempenho do sistema desenvolvido e implementado, destacando a eficiência do sistema em garantir a estabilidade do processo produtivo, bem como os ajustes realizados para otimizar a operação em tempo real.

4 RESULTADOS

O objetivo geral do projeto de desenvolvimento tecnológico ao qual corresponde este artigo foi plenamente cumprido, pois se alcançou a implementação de um sistema supervisório e de controle de capacidade de processo, utilizando a estrutura do sistema de produção já implantado e aproveitando a sua robustez para a implementação de rotinas de aprendizado de máquina.

A Figura 1 mostra toda a arquitetura do sistema de supervisão e controle, instalado sobre os componentes da linha, associado aos componentes dos três blocos lógicos apresentados na seção de descrição da metodologia.

Figura 1 – Representação esquemática da arquitetura do sistema de supervisão e controle.



Esta construção permitiu aos gestores da linha de produção:

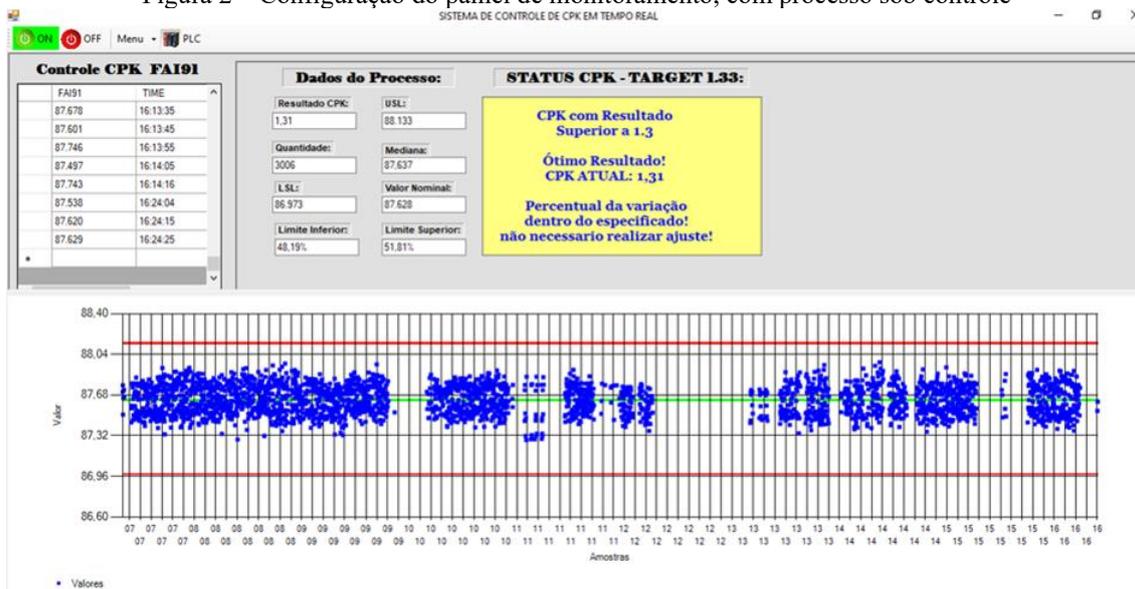
- Acessar e acumular dados suficientes para que o aprendizado de máquina fosse capaz de ajustar efetivamente os parâmetros de produção para a correção do CpK, dentro dos limites de desempenho esperado (CpK 1,33), incluindo taxa de falhas e o tempo necessário de resposta para a estabilização dos ajustes associado ao número de peças a serem retrabalhadas;
- Relacionar, por meio de aprendizado de máquina (análise estatística e de regressão, em tempo real) os erros dimensionais ao conjunto de parâmetros de processo e promover o ajuste adequado, compensando variáveis externas fora da possibilidade de controle, incluindo calibração da leitura dos dados, do conjunto de servos motores de ajuste e filtro dos dados (ruídos de transmissão), isolando mais uma vez resultados falsos de CpK baixo;
- Melhorar a confiabilidade da redução de falhas, do valor de tempo de resposta aos ajustes e, com isso, garantia da cota da medida em questão e a consequente otimização da qualidade do produto; e
- Finalmente, tornar independente da ação humana a supervisão e ajuste de um processo crítico, em função dos limites de ajuste da cota da medida em questão, diminuindo sensivelmente o número de componentes fora de qualidade por não atuação na correção no momento necessário, ou de forma errônea. Ao mesmo tempo que fornece dados trabalhados e validados para a interface humana buscar caminhos de melhoria assertivos.

Este conjunto de resultados mostrou que é possível construir, sobre os componentes já instalados de uma linha robusta de montagem de componentes eletrônicos com alto grau de automação, um sistema avançado de controle estatístico de processos (CEP) que calcula o índice de capacidade de processo (CPK) em tempo real. A análise dos dados acontece a partir de dados formatados em um arquivo .csv, verificado com relação a erros de acesso e transmissão ao controle (Nuvem), que identifica quais valores de parâmetros estão fora das especificações e ajusta automaticamente a atuação do conjunto de servo motores de posicionamento, corrigindo desvios sem intervenção humana. A rotina de manipulação dos dados, desde a sua captação como impulsos elétricos até a sua conversão em um arquivo de manipulação de dados (.csv) de alto nível é uma conquista importante do trabalho, porque demonstra que todos os ruídos (eletromagnético, mecânico e ambiental) inerentes à uma linha de produção automatizada complexa e extensa pode ser isolado, sem a aquisição de novos equipamentos.

A Figura 2 mostra a configuração do painel de monitoramento do sistema e seus principais componentes:

- O histórico de controle do CpK, recalculado a cada peça e que habilita imediatamente a identificação de variações extremas do processo e que podem colocar em risco a integridade de toda a linha (tabela a esquerda do leitor – “Controle CPK FAI9I”);
- Os dados do processo em relação ao lote em produção (tabela central – “Dados do Processo”), onde o CpK do lote todo é apresentado contra a sua posição em relação as linhas de limite (USL & LSL) e o valor nominal;
- O campo de acesso ao estado do CpK e a decisão de ajuste (tabela a direita do leitor – STATUS CpK – TARGET 1,33); e
- No campo inferior da tela, o gráfico de controle do CpK, ferramenta essencial para o início da busca de caminhos de melhoria.

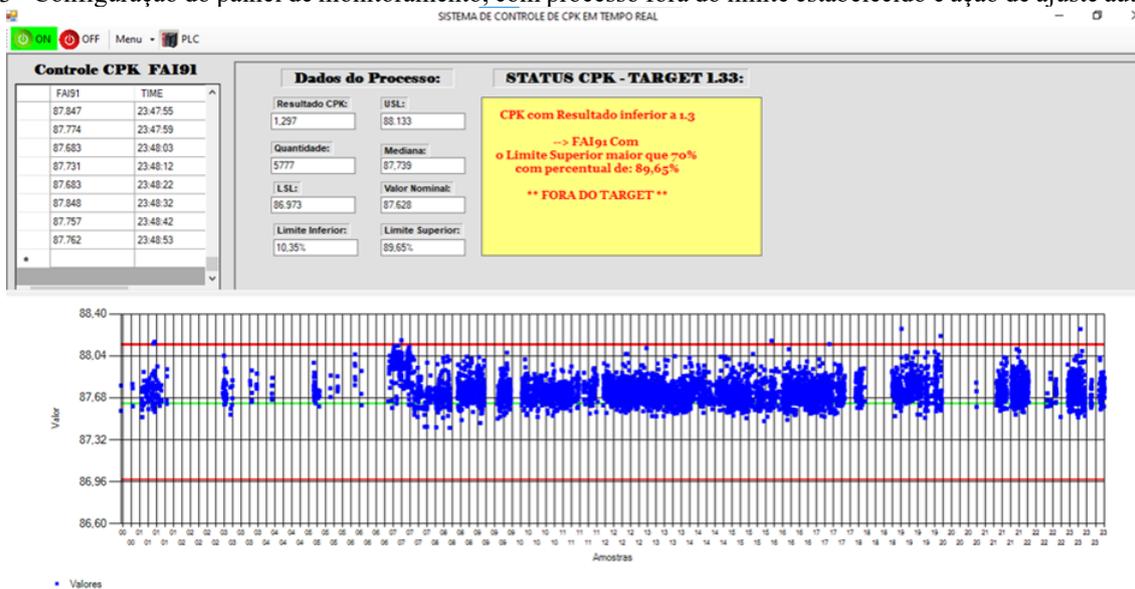
Figura 2 – Configuração do painel de monitoramento, com processo sob controle



Esta é a tela que mostra o processo em condições corretas de trabalho e sem necessidade de ajuste automático.

A Figura 3 mostra a mesma configuração do painel de monitoramento, mas na situação em que o processo começou a mostrar a tendência de ultrapassar o limite superior de processo (USL).

Figura 3 - Configuração do painel de monitoramento, com processo fora do limite estabelecido e ação de ajuste automático.



Este conjunto de resultados demonstram a validade da ideia inicial, ao demonstrar a sua capacidade de manter a conformidade do processo, mesmo diante de variações nos parâmetros do processo produtivo. As métricas de capacidade do processo (CpK) se mostraram consistentes para este

objetivo, mostrando que ainda há caminhos de desenvolvimento para a identificação de padrões de dados.

Na seção seguinte, serão discutidas as implicações desta construção, bem como suas limitações e as oportunidades para aplicações futuras em diferentes contextos industriais.

5 DISCUSSÃO

Os resultados obtidos confirmam a viabilidade do sistema proposto para automação industrial, destacando sua capacidade de monitorar e ajustar processos produtivos em tempo real. A integração entre sensores de medição de alta precisão, o controlador lógico programável (PLC) e o software de automação desenvolvido mostrou-se eficaz na manutenção dos índices de capacidade do processo (CpK), superando os limites críticos em momentos de maior variabilidade. Essa abordagem contribuiu significativamente para a estabilidade do processo e a qualidade final das peças fabricadas.

5.1 INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS

Os valores de CpK calculados ao longo do experimento indicaram que o sistema foi capaz de reagir rapidamente às variações no processo produtivo, ajustando parâmetros críticos como pressão e velocidade com alta precisão. Esse comportamento ressalta a importância do uso de algoritmos de aprendizado de máquina e controle em tempo real como ferramentas-chave para a automação moderna. Contudo, a dependência de uma infraestrutura tecnológica avançada, como sensores de alta precisão e redes industriais robustas, apresenta desafios de escalabilidade, especialmente para pequenas e médias empresas que podem não ter acesso a tais recursos.

5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Embora o sistema tenha demonstrado resultados promissores, algumas limitações foram observadas. Primeiramente, a análise foi conduzida em um ambiente de produção específico, com características bem definidas. A aplicabilidade em linhas de produção com maior complexidade ou com maior variabilidade nos materiais e processos ainda precisa ser investigada. Além disso, a dependência de uma comunicação estável entre os sensores, o PLC e o software pode comprometer o desempenho em ambientes com interferências significativas, como fábricas com alta carga eletromagnética.

5.3 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com base nos resultados e nas limitações observadas, sugerem-se as seguintes direções para pesquisas futuras:

1. **Exploração de Novos Algoritmos:** Investigar o uso de algoritmos mais avançados de aprendizado de máquina, como redes neurais convolucionais (CNNs), para aprimorar a detecção de padrões e a predição de falhas em processos industriais.
2. **Aplicação Multissetorial:** Avaliar o desempenho do sistema em diferentes setores industriais, como o setor automotivo e a indústria de alimentos, que apresentam demandas distintas de automação e controle de qualidade.
3. **Redução de Dependência Tecnológica:** Desenvolver soluções que utilizem sensores e dispositivos de custo mais acessível, tornando o sistema mais atrativo para pequenas e médias empresas.
4. **Integração com IoT e Manutenção Preditiva:** Explorar a integração do sistema com plataformas de Internet das Coisas (IoT) para permitir monitoramento remoto e manutenção preditiva, aumentando a eficiência e reduzindo paradas não planejadas.
5. **Avaliação da Sustentabilidade:** Investigar os impactos ambientais e energéticos do sistema, com o objetivo de torná-lo mais sustentável, reduzindo o consumo de energia e o desperdício de materiais.

5.4 IMPLICAÇÕES PRÁTICAS

A pesquisa reforça o papel crucial da automação inteligente na modernização da indústria, oferecendo soluções que aumentam a produtividade e a qualidade. No entanto, sua implementação requer planejamento cuidadoso para garantir que os benefícios tecnológicos sejam acompanhados por considerações econômicas e sociais, incluindo o impacto na força de trabalho e na sustentabilidade.

REFERÊNCIAS

- BORGES, Fátima. Redes de Comunicação Industrial. Schneider Electric Portugal, 2009. Disponível em: https://www.academia.edu/19282653/Redes_de_Comunicacao_Industrial. Acesso em: 3 dez. 2024.
- DOLCI, Virginia; BIGLIARDI, Barbara; PETRONI, Alberto; PINI, Bendetta; FILIPPELLI, Serena; TAGLIENTE, Leonardo. Integrating Industry 4.0 and Circular Economy: A Conceptual Framework for Sustainable Manufacturing. *Procedia Computer Science*, v. 232, p. 1711-1720, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.01.169>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- FATHI, Masood; SEPEHRI, Arash; GHOBABKHLOO, Morteza; IRANMANESH, Mohammad; TSENG, Ming-Lang. Balancing Assembly Lines with Industrial and Collaborative Robots: Current Trends and Future Research Directions. *Computers & Industrial Engineering*, v. 193, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110254>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- FUZZY, R. et al. Fuzzy Process Capability Indices with Asymmetric Tolerances. *Expert Systems with Applications*, 2023.
- LUGLI, Alexandre Baratella; SANTOS, Max Mauro Dias. *Redes Industriais para Automação Industrial: AS-I, Profibus e Profinet*. São Paulo: Érica, 2015.
- MICROSOFT. Visão geral do modelo de automação - Visual Studio (Windows). Disponível em: <https://learn.microsoft.com/pt-br/visualstudio/extensibility/internals/automation-model-overview?view=vs-2022>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- mitsubishi electric. Q03UDVCPU - MITSUBISHI ELECTRIC Global website. Disponível em: https://www.mitsubishielectric.com/fa/br_pt/products/faspec/point.page?formNm=QnUDVCPU_Q03UDVCPU_3827&kisyu=%2Fplcq. Acesso em: 3 dez. 2024.
- NEPIN. Controlador Lógico Programável. Disponível em: <https://www.nepin.com.br/blog/industria/controlador-logico-programavel/>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- PINTO, M. M.; SOUSA, J. P. *Automação e Controlo Industrial - Indústria 4.0*. Lidel, 2020. Disponível em: https://issuu.com/lidel/docs/9789897524127_automa_o_e_controlo. Acesso em: 3 dez. 2024.
- RAMAIAH, Narayana; R, Chandra; DHARSHAN, Deepu. IoT Based Industrial Automation. *SSRN Electronic Journal*, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3351590>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- SOORI, Mohsen; AREZOO, Behrooz; DASTRES, Roza. Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review. *Cognitive Robotics*, v. 3, p. 54-70, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001>. Acesso em: 3 dez. 2024.
- SUNDAI, V. Kamatchi; NITHYASHRI, J.; KUZHALOLI, S.; SUBBURAJ, Jayasudha; VIJAYAKUMAR, P.; JOSE, P. Subha Hency. Comparison analysis of IoT-based industrial automation and improvement of different processes – review. *Materials Today: Proceedings*, v. 45, part 2, p. 2595-2598, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.11.338>. Acesso em: 3 dez. 2024.

UPADHYAY, Darshana; SAMPALLI, Srinivas. SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) systems: Vulnerability assessment and security recommendations. *Computers & Security*, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.101666>. Acesso em: 3 dez. 2024.

VAHDAT, V. S. et al. *Inclusão Produtiva e Transição para a Sustentabilidade: oportunidades para o Brasil*. São Paulo: Fundação Arymax, B3 Social, Instituto Golden Tree, Instituto Itaúsa, Instituto Cíclica, Instituto Veredas, 2024.

ZAINELDIN, H.; GAMEL, S. A.; TALAAT, F. M.; et al. Silent no more: a comprehensive review of artificial intelligence, deep learning, and machine learning in facilitating deaf and mute communication. *Artificial Intelligence Review*, v. 57, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10816-0>. Acesso em: 3 dez. 2024.