

**ADAPTABILITY IN INDUSTRY 4.0: SERVICE-ORIENTED ARCHITECTURE TO
DEPLOY ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON INDUSTRIAL AUTOMATION****ADAPTABILIDADE NA INDÚSTRIA 4.0: ARQUITETURA ORIENTADA A SERVIÇOS PARA A
IMPLEMENTAÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL****ELYAN FÁBIO CORRÊA***elyancorrea@gmail.com**Centro Universitário SENAI SC-UniSENAI –Campus Joinville***DHYONATAN SANTOS DE FREITAS***<https://orcid.org/0000-0002-4425-6409/> dhyonatan.freitas@edu.sc.senai.br**Centro Universitário SENAI SC-UniSENAI –Campus Joinville*

Recebido em: 07/11/2023.

Aprovado em: 18/12/2023.

Publicado em: 29/12/2023.

**RESUMO**

A Indústria 4.0 representa uma revolução no ambiente empresarial, integrando tecnologias da informação e automação industrial, com o objetivo principal de reduzir a latência na tomada de decisões. A Inteligência Artificial (IA) desempenha um papel essencial na análise avançada de dados e otimização de recursos, permitindo previsões precisas e decisões ágeis, contudo sua implementação apresenta desafios, como complexidade de algoritmos e integração com sistemas de automação industrial. Uma solução inovadora para superar esses desafios é a implementação de uma arquitetura orientada a serviços, que cria sistemas modulares e interoperáveis, conceito especialmente relevante na aplicação prática da automação industrial, no qual a integração entre Tecnologia da Informação (T.I) e Tecnologia de Automação (T.A) é crucial. Este trabalho apresenta, por meio de uma pesquisa experimental, uma solução inovadora baseada no desenvolvimento de uma aplicação de visão computacional, isolada em um container Docker. Essa aplicação é projetada para inspecionar a montagem de peças por um sistema robótico e estabelecer comunicação com um Controlador Lógico Programável (C.L.P) para aprovar ou reprovar a montagem. Os resultados da arquitetura adotada demonstram uma abordagem flexível que simplifica a operação de sistemas de IA, permitindo a operação tanto com a IA habilitada quanto desabilitada, reduzindo potenciais interrupções no fluxo de trabalho. Esta pesquisa promete abrir caminhos para futuras inovações e avanços no campo da automação industrial e I.A, oferecendo um modelo que une efetivamente a agilidade da IA com a robustez da automação.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Indústria 4.0; Docker; Node-RED; Integração; Automação Industrial.

ABSTRACT

Industry 4.0 represents a revolution in the business environment, driving the integration of information technologies and industrial automation, with the main objective of reducing latency in decision-making. Artificial Intelligence (AI) plays an essential role in advanced data analysis and resource optimization, allowing accurate predictions and agile decisions, however its implementation presents challenges, such as algorithm complexity and integration with industrial automation systems. An innovative solution to overcome these challenges is the

implementation of a service-oriented architecture, which creates modular and interoperable systems, a concept especially relevant in the practical application of industrial automation, in which the integration between Information Technology (I.T) and Automation Technology (A.T) is crucial. This work presents, through experimental research, an innovative solution based on the development of a computer vision application, isolated in a Docker container. This application is designed to inspect the assembly of parts by a robotic system and establish communication with a Programmable Logic Controller (PLC) to approve or disapprove the assembly. The results of the adopted architecture demonstrate a flexible approach that simplifies the operation of AI systems, allowing operation with both AI enabled and disabled, reducing potential disruptions to the workflow. This research promises to open paths for future innovations and advances in the field of industrial automation and Artificial Intelligence, offering a model that effectively combines the agility of AI with the robustness of automation.

Keywords: Artificial intelligence; Industry 4.0; Docker; Node-RED; Integration; Industrial automation.

1 INTRODUÇÃO

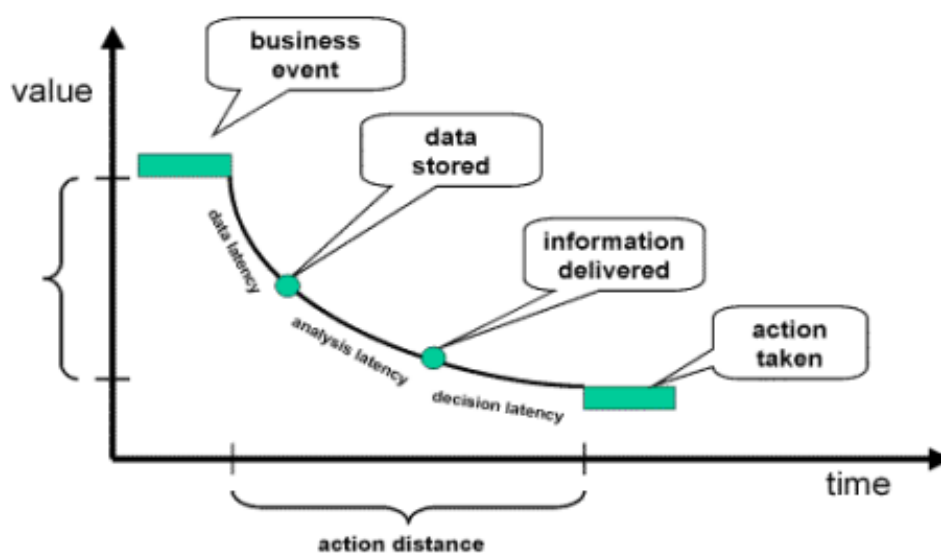
A Academia Alemã de Ciências e Engenharia, amplamente conhecida como Acatech, propõe uma metodologia (BECKER ET AL, 2020, p. 14) para que as empresas determinem o grau atual de maturidade com relação à indústria 4.0 e também definam medidas concretas para aumentar o índice, sempre com o objetivo de maximizar os benefícios econômicos da transformação digital.

Ainda, segundo o autor, o termo indústria 4.0 foi introduzido em 2011 para descrever a adoção e integração de tecnologias da informação, junto com automação industrial.

Além disso, é importante definir e compreender o objetivo da importância da adoção da indústria 4.0, diferentemente do senso comum, o objetivo não é apenas digitalizar e automatizar os processos produtivos (objetivos da terceira revolução industrial), pode-se definir que um dos objetivos da indústria 4.0 é reduzir a latência na tomada de decisões realizadas pela camada gerencial de uma organização, facilitando o acesso a dados reais e confiáveis da camada de operação industrial, para maximizar o ganho de valor de um negócio (HACKATHORN, 2002, p. 5).

Segundo o autor, quanto menor o tempo de resposta a um evento, mais eficiente será a resposta, e a indústria 4.0 trata tanto da agilidade, quanto da adaptabilidade das organizações em relação às adversidades. Este fenômeno da latência na tomada de decisão é demonstrado na figura 1, em que desde a ocorrência do evento (*business event*), acumula-se latência entre cada etapa até ser tomada a decisão. As etapas que podem gerar latência são: armazenamento de dados, processamento e tomada de decisão.

Figura 1 - Relação entre valor de uma informação e o tempo que ela demora para ser processada.



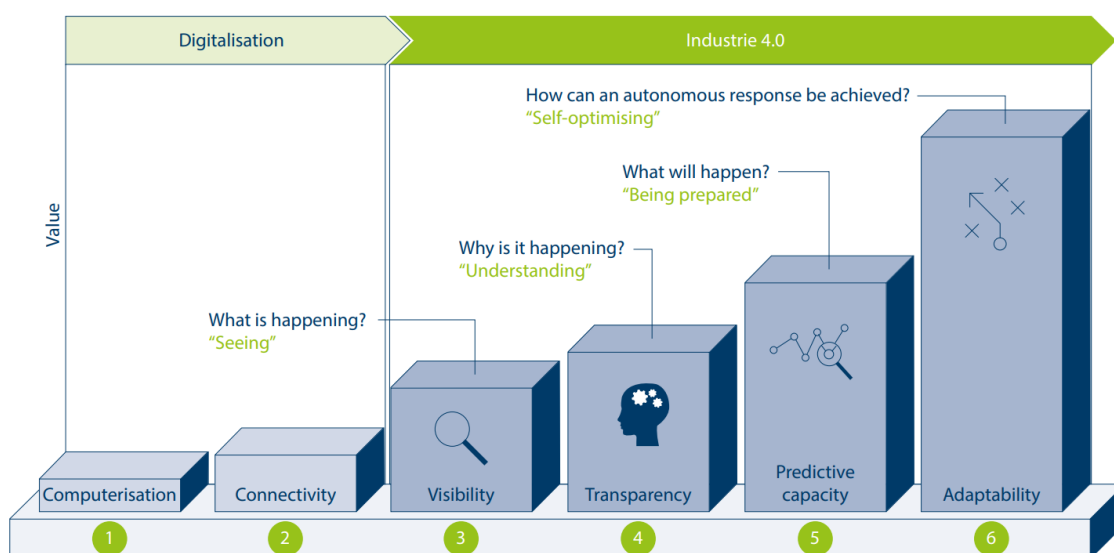
Fonte: HACKATHORN (2002).

O índice de maturidade atua em uma camada estratégica, auxiliando as organizações a compreenderem em que degrau elas se encontram e ajudando a planejar as próximas etapas da jornada de transformação digital. Desenvolvido pela Acatech, esse índice de maturidade, desenvolvido pela Acatech, descreve seis níveis pelos quais as organizações podem passar durante sua jornada de transformação digital, são eles: i) computarização; ii) conectividade; iii) visibilidade; iv) transparência; v) capacidade de predição; vi) adaptabilidade.

No primeiro nível, 'Computarização', as organizações devem adotar tecnologias básicas para automatizar tarefas manuais, ação que aconteceu principalmente durante a 3ª revolução industrial, quando a indústria abraçou a automação. À medida que progredem para o próximo estágio, 'Conectividade', a ênfase entra na interconexão de sistemas e dispositivos, permitindo a troca de dados em tempo real. O próximo nível é 'Visibilidade', onde conseguem monitorar suas operações e processos de maneira abrangente, obtendo visibilidade em tempo real. Em seguida, no estágio de 'Transparência', que é aprimorada pela capacidade de compreender o estado da

planta, por meio da análise de dados e da disponibilidade de informações detalhadas para tomada de decisões informadas. Conforme as organizações continuam sua jornada, alcançam o nível de 'Capacidade de Predição', onde desenvolvem a capacidade de prever tendências e eventos futuros com base em análises avançadas de dados. Conforme proposto (BECKER ET AL, 2020, p. 20) o ápice da maturidade é atingido no nível de 'Adaptabilidade', caracterizado pela capacidade de adaptar rapidamente às operações e estratégias com base em mudanças no ambiente de negócios.

Figura 2 - Estágios do índice de maturidade segundo a Acatech.



Fonte: ACATECH (2020).

Como pode ser observado na Figura 2, cada nível possui características distintas, tanto na entrega de valor quanto nas características que compõem o nível. Nesse sentido, ao observar o índice promovido pelo Acatech, é importante que a organização entenda que o nível pode ser diferente para cada área, utilizando as observações para traçar metas e estratégias. Conhecer cada nível de maturidade possibilita às organizações buscarem estratégias que garantam a sustentabilidade e saúde financeira de um negócio sob a ótica da transformação digital.

Se tratando de adaptabilidade e otimização dos processos, uma das principais tecnologias a serem utilizadas é a adoção de Inteligência Artificial (IA).

Segundo WEICHERT et al (2019, p. 10), a IA permite economizar tempo, energia, recursos e reduzir desperdícios automatizando o tratamento e análise de dados. Este caminho cria desafios

para a indústria, que não está habituada a lidar com essa tecnologia. Os principais desafios da implementação da IA em uma organização são:

1) Complexidade dos algoritmos: em termos da complexidade dos algoritmos de IA, o principal desafio trata-se da implementação de modelos matemáticos sofisticados, baseados em dados, para resolver problemas complexos. Este argumento passa a ser um desafio para as organizações, as quais possuem um ecossistema de tecnologias que precisam atuar de forma conjunta e sincronizada. Segundo PERES et al (2020, p. 220123) a complexidade dos modelos de IA, frequentemente chamados de "caixas pretas", podem ser difíceis de compreender e explicar, especialmente em ambientes industriais onde a transparência nas decisões é crucial.

2) Integração com outros sistemas: conforme descrito JAMMES e SMIT (2005, p. 62) outro desafio para as organizações trata-se, justamente, da integração da IA com sistemas legados existentes. Muitas organizações operam com infraestruturas tecnológicas estabelecidas que não foram originalmente projetadas para interoperar com outros sistemas, como os modelos de IA, pois foram construídas em estruturas de comunicação inflexíveis.

3) Arquiteturas monolíticas de software: sobre a arquitetura monolítica, que se refere a sistemas de automação, são geralmente projetados em uma arquitetura não modularizada conforme descrito por LUCIO (2017, p. 25). Sistemas monolíticos são sistemas de computador criados sem nenhuma modularidade, criando um cenário de difícil manutenção e escala. Neste caso, ao implementar IA na automação utilizando um monolito, pode ser difícil dar manutenção neste sistema e também gerar paradas indesejadas. Além dos desafios técnicos, há uma barreira humana, em que é necessário que as equipes sejam capacitadas para atuar com essas novas tecnologias, principalmente pela convergência de T.I (tecnologia da informação) com T.A (tecnologia da automação).

Como alternativa para mitigar a complexidade e abordar o desafio das "caixas pretas" que surgem com a integração da Inteligência Artificial (IA) na automação industrial, este estudo visa apresentar uma arquitetura de *software* orientada a serviços. Essa arquitetura tem como objetivo isolar a implementação da IA do ecossistema da automação industrial, permitindo que ambas funcionem de maneira colaborativa e independente.

Nesse contexto, acreditamos que a utilização de uma arquitetura baseada em princípios da área de desenvolvimento de *software* orientada a serviços (SOA) é uma solução eficaz. A SOA é um paradigma de *design* de *software* que se concentra na criação de sistemas modulares e interoperáveis, onde as funcionalidades são disponibilizadas como serviços independentes e

reutilizáveis. Esses serviços são concebidos para operar de forma autônoma, com interfaces claramente definidas, o que facilita sua combinação na construção de aplicações mais complexas.

O conceito fundamental da SOA reside na fragmentação de aplicações convencionais em "serviços", que podem ser controlados por proprietários distintos (DIAS JR, DE OLIVEIRA, DE LEMOS MEIRA, 2012, p. 2). Para alcançar nosso objetivo, optamos por implementar um sistema de visão computacional, controlado por IA, com base no conceito de sistemas independentes, utilizando a técnica de containerização em um ambiente de manufatura avançada. Essa abordagem prática ilustra como a arquitetura orientada a serviços pode solucionar o dilema das "caixas pretas" na automação industrial, promovendo transparência e eficiência em todo o sistema.

A continuidade deste trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta os principais conceitos utilizados neste trabalho e o estado da arte em termos da implementação de IA em sistemas de automação. Em seguida, o Capítulo 3 apresenta a metodologia proposta para a implementação da IA como serviço. A seguir o Capítulo 4 apresenta os resultados alcançados e a discussão destes. E por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões e trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 *System Oriented Architecture (SOA)*

Segundo Komoda (2006), para lidar com a complexidade de sistemas de informação, a indústria de Tecnologia da Informação (T.I) utiliza ferramentas e *frameworks* diversos, como por exemplo sistemas de orquestração de serviços, onde um sistema grande é dividido em subsistemas. Esses sistemas podem ser gerenciados individualmente, compartilhando recursos e permitindo escalabilidade.

Este movimento é conhecido como SOA (*System Oriented Architecture*), ou seja, arquitetura orientada a serviços, no qual um sistema é dividido em componentes (serviços) que podem executar funções de maneira independente, em um ambiente ou *hardware* isolado e um serviço pode ser facilmente adicionado, substituído e/ou reutilizado. A granularidade do serviço pode variar de acordo com a função que executa.

Na prática da SOA, cada serviço é projetado para ser independente quanto à plataforma e à linguagem, com o objetivo de minimizar o acoplamento entre serviços e promover a escalabilidade. Isso significa que cada serviço pode ser implantado e mantido de forma independente, facilitando a atualização e a substituição de componentes sem afetar todo o sistema.

WU, BARASH e BARTOLINI (2007), apresentam em seu trabalho uma proposta de arquitetura de uma aplicação de *business intelligence* utilizando uma arquitetura orientada a serviços, comparando com a arquitetura monolítica. Comparando com uma arquitetura legado, a arquitetura proposta pelos autores obtêm ganhos com relação ao custo de desenvolvimento e manutenção da aplicação, mesmo que tenha uma complexidade maior do que em relação a aplicações tradicionais.

2.2 Docker

O Docker é uma plataforma de virtualização de contêineres que se estabeleceu como uma ferramenta utilizada no desenvolvimento e implantação de aplicações modernas no domínio de tecnologia de informação. No cerne do Docker, reside o conceito de contêineres, que são ambientes isolados e auto suficientes, abrigando todos os elementos necessários para executar uma aplicação, incluindo seu código, bibliotecas e dependências. A distinção fundamental entre os contêineres e as máquinas virtuais tradicionais reside na eficiência e na economia de recursos proporcionadas pelos primeiros (BERKHOLZ, 2012).

O Docker surgiu em um contexto histórico onde a eficiência, a portabilidade e a escalabilidade de aplicações eram desafios significativos para desenvolvedores e operadores de sistemas. Antes do Docker, as máquinas virtuais eram uma das principais abordagens para isolar aplicativos e suas dependências. No entanto, as máquinas virtuais eram pesadas em termos de recursos, consumindo uma quantidade considerável de memória e CPU. Além disso, a inicialização de máquinas virtuais era lenta e ineficiente, o que tornava a implantação de aplicativos demorada (RAD, BHATI, AHMADI, 2017, p. 233).

Segundo Gomez (2019), a principal inovação do Docker foi a capacidade de compartilhar o recursos do sistema operacional hospedeiro entre diversos contêineres, o que reduz drasticamente o consumo de recursos em comparação com máquinas virtuais. Isso permitia que múltiplos contêineres compartilhassem os recursos do sistema operacional de maneira eficiente, tornando o Docker ideal para arquiteturas orientadas a serviços. Além disso, o Docker oferece uma gama de recursos que incluem o controle de portas, volumes, redes virtuais e imagens, possibilitando configurar facilmente portas para redirecionar o tráfego entre contêineres e clientes, permitindo a exposição controlada de serviços. Volumes permitem que os dados sejam persistidos fora dos

contêineres, garantindo a preservação de informações críticas. As redes virtuais do Docker permitem isolar e conectar contêineres, criando redes virtuais entre contêineres.

A habilidade de encapsular aplicações e suas dependências em unidades autônomas, juntamente com o controle abrangente de recursos, faz do Docker uma escolha natural para equipes de desenvolvimento que buscam eficiência e agilidade na entrega de *software*. Entre os principais serviços que podem ser gerenciados e controlados pelo Docker estão: banco de dados, ferramentas de mensageria, servidores, entre outros. O Docker é recomendado para compatibilizar aplicações que devem rodar tanto no ambiente de desenvolvimento quanto no ambiente de produção, igualando os ambientes (RUBENS, 2017).

2.3 Node-RED

Node-RED é uma plataforma *low-code* de código aberto baseada em Node.js que funciona como um elo integrador entre a automação industrial e tecnologias da informação. Segundo ALVES e ALCALÁ (2022, p. 3) *low-code*, refere-se à abordagem de desenvolvimento de *software* com o mínimo de codificação manual possível e caracteriza-se, principalmente, pela abstração de alto nível, uso de diagramas visuais e linguagens declarativas para desenvolvimento de *software*. Esta plataforma oferece compatibilidade com uma ampla gama de protocolos de comunicação, abrangendo tanto os domínios de Tecnologia da Informação (T.I) quanto de Tecnologia de Automação (T.A), independentemente de serem protocolos modernos ou legados (COELHO et al, 2022, p. 44).

Essa ferramenta possui uma notável comunidade de usuários ativos, que tem desenvolvido por anos módulos capazes de realizar comunicação com diferentes protocolos de comunicação (para T.I e T.A), comunicação com bancos de dados, ferramentas de IA, criação de telas para interação e visualização de informações. Todos esses módulos desenvolvidos ficam disponíveis em interface intuitiva baseada em blocos, que oferece suporte para a execução de *scripts* na linguagem de programação Javascript. Esta linguagem é uma escolha viável para desenvolvedores devido à sua popularidade e sua baixa curva de aprendizado, por estes motivos o Javascript destaca-se em primeiro lugar na pesquisa anual de tecnologias realizada pela organização *Stackoverflow* com estudantes e profissionais da área de tecnologia (Stackoverflow, 2023).

Além disso, o Node-RED permite a execução em contêineres do Docker como plataforma, o que o torna praticamente independente e portátil entre diferentes sistemas operacionais, conforme descrito na documentação oficial da ferramenta (*Node-RED Documentation, 2023*).

2.4 Inteligência artificial e visão computacional

Segundo Gonçalves et al (2019), a IA é um domínio da ciência da computação dedicado à criação de sistemas capazes de desempenhar tarefas que tipicamente requerem o uso do intelecto humano. Essa disciplina opera por meio da aplicação de algoritmos e modelos matemáticos para analisar vastas quantidades de dados, com o objetivo de tomar decisões informadas e até mesmo antecipar eventos futuros (BOŽIĆ, 2023, p. 1). Uma das abordagens mais prevalentes na IA é a aprendizagem de máquina, que consiste no treinamento de sistemas utilizando conjuntos de dados para identificar padrões e realizar previsões com base nesses padrões de forma automática (MONARD, BARANAUSKAS, 2003, p. 39).

Dentre os diversos campos de atuação da IA, a visão computacional é uma tecnologia habilitadora para a indústria 4.0 que vem se destacando na área da automação, devido ao uso de conjuntos de imagens (*datasets*) para treinar modelos que podem detectar objetos, reconhecer padrões e executar tarefas visuais. A visão computacional tem aplicações amplas na indústria, como inspeção de qualidade, rastreamento de produtos e detecção de padrões, permitindo que as máquinas "vejam" e interpretem o ambiente simulando e aproximando-se da inteligência humana, o que é valioso para a automação de processos e o controle de qualidade (DE MILANO, HONORATO, 2003, p. 1).

Conforme a Acatech, a capacidade de predição (5º estágio de maturidade) é um requisito fundamental para alcançar a adaptabilidade (6º estágio de maturidade), permitindo assim que as organizações implementem processos automatizados para tomada de decisão e atuação no processo. A predição e a adaptabilidade são possibilitadas através da utilização de IA e da visão computacional como tecnologias habilitadoras.

3 ESTADO DE ARTE

A fim de verificar estudos correlatos a este trabalho, realizamos uma pesquisa bibliográfica com o objetivo de identificar trabalhos, abordagens e soluções propostas para resolver o problema da integração entre sistemas de automação e sistemas de tecnologia da informação. O foco foi

encontrar alternativas que possibilitem a integração eficiente e a coexistência harmoniosa de tecnologias, como a implementação de Inteligência Artificial, com o ecossistema de automação industrial, permitindo que elas atuem de forma colaborativa e independente.

Nossa revisão abrange uma variedade de fontes acadêmicas e técnicas, incluindo periódicos especializados como SCieLO, Scopus, Base de Dados de Teses e Dissertações (BDTD) e Portal de Periódicos da CAPES, conferências relevantes e documentos técnicos. O objetivo foi compreender as estratégias, arquiteturas de *software*, metodologias ou frameworks que foram propostos para abordar essa questão crítica na integração entre sistemas de automação e tecnologia da informação. Esta revisão bibliográfica é essencial para estabelecer uma base sólida de conhecimento e identificar lacunas de pesquisa que nosso trabalho se propõe a preencher.

Dentre os resultados, observa-se a obra de KOMODA (2006), a qual propõe através de diferentes exemplos a aplicação da arquitetura orientada a serviços, o primeiro exemplo descreve a unificação de um sistema de manufatura e um sistema logístico com o objetivo de reduzir o tempo de espera, foi utilizado uma plataforma para coordenação, o Java como interface de comunicação e os sistemas legados foram “empacotados” em envelopes que traduzem os dados e que se conectam a este sistema. O segundo exemplo propõe a criação de um sistema de gerenciamento de trens, em que os processos de gerenciamento são organizados em fluxos e um protótipo de simulação foi desenvolvido para avaliar o comportamento do sistema no que tange o balanceamento de carga e consistência dos dados. O último exemplo propõe a arquitetura de serviços para o controle de um equipamento de processamento de semicondutores, esta arquitetura permite que estes equipamentos sejam controlados em clusters, adicionando a capacidade de gerenciar de maneira flexível estes equipamentos. Por fim, o autor conclui que SOA é um conceito que agrega flexibilidade aos processos produtivos (em diferentes camadas) e muitas dessas técnicas para o desenvolvimento de arquiteturas podem se inspirar nas ferramentas WEB.

Os autores PONTAROLLI et al (2021) propõem a aplicação de um *framework* chamado *Molecular*, utilizado para desenvolver soluções compatíveis com arquitetura orientada a serviços em uma bancada didática de instrumentação. Esta abordagem é possível pois a base da bancada se baseia em premissas como solicitações chamada-resposta, orquestração de eventos e promessas, o que torna os serviços iguais e sem a necessidade de criar uma arquitetura. Apesar das vantagens encontradas, como a flexibilidade, os autores declaram que a arquitetura de serviços é mais complexa, uma vez que é necessário mais etapas para integrar os diferentes serviços. Entretanto, a modularidade permite que a planta seja flexível e interoperável.

Os autores COLOMBO, BANGEMANN e KARNOUSKOS (2013), vão um pouco além e propõem a arquitetura de um “*System of Systems (SoS)*”, em tradução livre - sistema de sistemas - um conceito que tem como objetivo criar uma automação colaborativa, em que cada elemento de uma planta é um subsistema, parte de um sistema maior capaz de gerenciar as capacidades e serviços disponíveis neste sistema formado por outros sistemas. Os autores propõem uma fusão entre diferentes conceitos, como SOA e SoS, modificando os paradigmas da automação, que se torna mais colaborativa, em vista da necessidade de evoluir e se adaptar. Entre as limitações propostas, não está a imaturidade tecnológica mas sim a dificuldade de compartilhar e cooperar entre os diferentes sistemas de diferentes desenvolvedores. Para viabilizar essa troca, é necessário incentivar, provar e incentivar o desenvolvimento de novos modelos de negócios.

De maneira geral, a busca pelo estado da arte demonstrou que diversos autores propõem a arquitetura baseada em serviços como um modo de imaterializar a complexidade dos sistemas industriais em camadas de abstração visíveis e adaptáveis, ideais para garantir a integração e manutenibilidade dos sistemas de automação que tem ganho cada vez mais complexidade, porém não foram encontrados trabalhos que abordam o tema de isolar a implementação de IA do ecossistema de automação industrial.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, detalharemos a metodologia adotada para alcançar os objetivos definidos neste trabalho. Como mencionado na introdução, nosso principal foco é a apresentação de uma arquitetura de *software* orientada a serviços como solução para a complexidade e a falta de transparência associadas à integração da IA na automação industrial. Nossa metodologia visa estruturar e implementar essa arquitetura de maneira eficaz, permitindo que a IA atue de forma independente, mas integrada ao ecossistema de automação industrial.

Para atingir esse objetivo, descreveremos os passos essenciais para a criação e integração de sistemas de visão computacional controlados por IA. Esses sistemas serão baseados no conceito de sistemas independentes (containerização) e serão implementados em um ambiente de manufatura avançada.

A avaliação da implementação de arquitetura orientada a serviços será conduzida utilizando uma bancada de ensino das tecnologias habilitadoras da Indústria 4.0. Essa bancada, denominada *Smart 4.0* (LABTRONIX, 2023), localizada no campus Unisenai Joinville, permite o monitoramento

e controle da produção em tempo real, além da integração de tecnologias de automação e informação. A *Smart 4.0* integra tecnologias de automação clássicas, como programação de C.L.P (Controlador Lógico Programável), protocolos industriais e IHM, com tecnologias habilitadoras da Indústria 4.0, incluindo rastreabilidade RFID, múltiplos protocolos de comunicação, Internet Industrial das Coisas (IIoT) e integração com Sistemas de Execução de Manufatura (MES). Além disso, incorpora robótica colaborativa com sistema de visão computacional para identificação de cores.

O funcionamento da *Smart 4.0* é notavelmente complexo e envolve diversos módulos que coordenam um único processo produtivo. Esse processo é baseado em uma loja virtual que envia pedidos para a *Smart 4.0*, sendo que os pedidos podem ser totalmente personalizados. A *Smart 4.0* executa a separação, preparação das peças, montagem e armazenagem em expedição dos blocos montados. Cada etapa é controlada por Controladores Lógicos Programáveis (C.L.P) separados, e a orquestração é realizada por uma aplicação principal. No entanto, apesar da rastreabilidade e do sistema de visão para inspeção da cor das peças montadas, a bancada não inclui um sistema para identificar montagens incorretas das lâminas no bloco, ou seja, não possui um sistema de inspeção de qualidade autônoma.

A metodologia proposta visa desenvolver e adicionar um sistema de visão computacional de baixo custo que atuará como um subsistema auxiliar da bancada. Essa adição não deverá interferir no funcionamento normal da *Smart 4.0* e permitirá a detecção de montagens incorretas das lâminas nos blocos, melhorando a qualidade e a eficiência do processo de produção.

A seguir será apresentado os principais passos para a construção da proposta de solução para a problemática evidenciada, bem como a metodologia utilizada para a integração, sem prejuízos, ao sistema de automação existente.

4.1 Proposta de solução e arquitetura

A proposta de solução tem como objetivo criar uma arquitetura em que as responsabilidades sejam distribuídas em dois agentes (C.L.P e modelo de IA) com a capacidade de serem executados independentes. Ambos os serviços serão alocados no nível 1 da hierarquia proposta pelo *framework* da norma ANSI/ISA-95 (descrita em *ISA 95 Framework & Layers, 2023*). O C.L.P e o serviço de IA se comunicarão através do protocolo ISO/TCP implementado no *Node-RED* e o serviço de IA será alimentado por imagens oriundas de uma webcam USB de uso comum. Na camada 0 (atuação) estará o robô autônomo, que será controlado pelo C.L.P através das entradas e saídas digitais. A

separação desses dois agentes, irá permitir criar uma lógica de automação flexível, capaz de operar com ou sem o auxílio da IA no processo de montagem das peças.

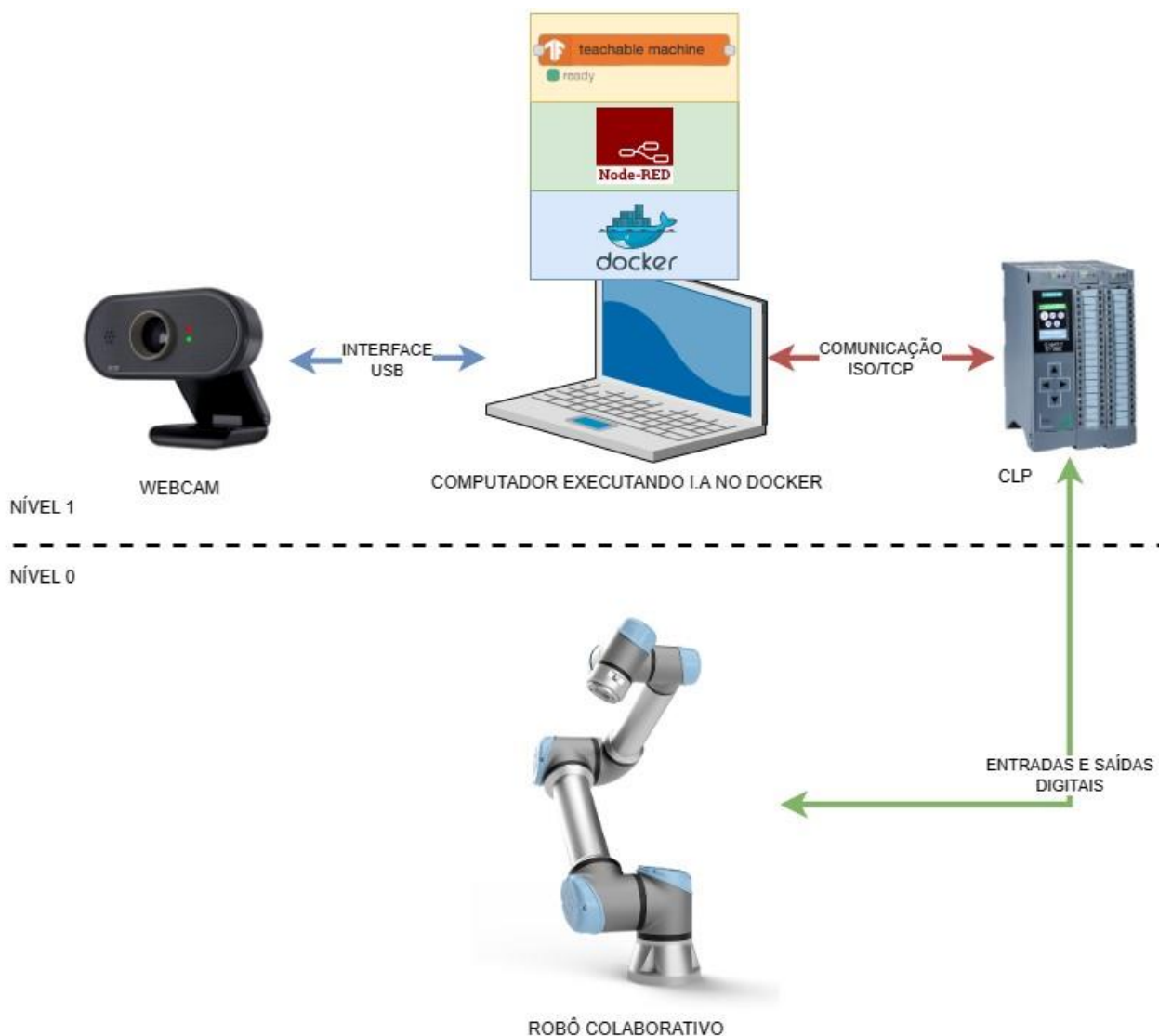
Nesta aplicação, o Docker será utilizado para executar o serviço responsável por integrar a automação com a IA, pois ele facilita o isolamento e o controle da aplicação, separando a ferramenta de IA e todo seu sistema de arquivos em um container, em que caso, ele apresente problemas de funcionamento, pode ser desligado ou substituído por outro container. Facilitando assim o processo de manutenção da ferramenta, uma vez que ele não deve interferir no funcionamento da lógica da automação.

O modelo de classificação foi criado considerando apenas duas classes: "good" (boas) e "bad" (ruim), simulando um sistema de controle de qualidade. Para acelerar o processo, foram simulados diversos erros de montagem, como plaquetas mal posicionadas, plaquetas faltantes e peças fora de posição. Esses erros foram replicados em três posições diferentes. Além disso, foram criadas imagens representando montagens corretas, variando a posição das plaquetas dentro da área de folga e ajustando a iluminação ambiente.

O treinamento do modelo de classificação (rede neural) foi configurado com 250 épocas de treinamento, com lotes contendo 16 amostras e uma taxa de aprendizado de 0,001. O modelo automaticamente dividia o *dataset* entre imagens de treinamento e imagens de teste a cada época, permitindo a avaliação contínua da precisão e o cálculo da função de perda, que é crítica para ajustar os pesos e parâmetros do modelo. Com o modelo treinado e validado na interface do *Teachable Machine*, é possível exportar o treinamento, armazenando-o localmente em um arquivo ou utilizando um *link* do Google para executar no bloco de função do *Node-RED* que executa o modelo.

A Figura 3 demonstra a proposta de arquitetura entre o C.L.P e o sistema de IA, demonstrando o relacionamento de cada elemento e a composição dos serviços.

Figura 3 - Proposta de arquitetura entre o C.L.P e o sistema de IA, demonstrando o relacionamento de cada elemento e a composição dos serviços.



Fonte: Dos autores (2023)

Para implementar esta arquitetura, é necessário aplicar algumas soluções e tecnologias que reúnem características atípicas para o cenário industrial, como por exemplo o Docker e o Node-RED. Essas tecnologias já foram validadas em produção no ambiente de T.I e agora os fabricantes tradicionais de automação tem embarcado em seus produtos (como o IOT2040 da Siemens com o Node-RED e a linha PLC Next da Phoenix Contact com suporte a containers Docker). A Tabela 1 apresenta os detalhes da solução e as suas principais características.

Atividade	Descrição da atividade
Instalação da Câmera	Adição de uma câmera sobre a estação de montagem de <i>Smart 4.0</i> para capturar imagens do processo de montagem.
Criação do <i>dataset</i> (base de imagens)	Desenvolvimento de um <i>dataset</i> de imagens contendo exemplos de montagens boas e ruins para treinar o modelo de IA.
Treinamento do modelo de IA	Utilização da ferramenta " <i>Teachable Machine</i> " para treinar um modelo de classificação de imagens com base no <i>dataset</i> , permitindo a distinção entre montagens corretas e incorretas.
Ambiente Docker	Utilização do Docker como ferramenta de containerização de serviços, buscando facilitar a execução do sistema de IA e reduzir problemas de compatibilidade com a automação existente.
Integração ao Node-Red	Incorporação do sistema de IA treinado a um fluxo no Node-Red da plataforma de automação existente. O Node-Red será executado em um container Docker.
Definição de modos de operação no C.L.P	No C.L.P, estabelece-se dois modos de operação: um com o sistema de IA ativado e outro com o sistema de IA desativado.
Modo de operação com o sistema de IA ligado	Com o sistema de IA ativado, após a montagem de uma peça, o robô informará ao C.L.P que é necessária uma análise da montagem. O Node-Red, com o modelo de IA, analisará as imagens e enviará um sinal para o C.L.P indicando se a montagem é boa ou ruim. Se a montagem for ruim, o operador será notificado para fazer os ajustes necessários. Após a correção, o operador liberará o C.L.P para continuar o processo. Se a montagem for boa, o C.L.P instruirá o robô a prosseguir.
Modo de operação com o sistema de IA desligado	Com o sistema de IA desativado, o fluxo de automação anterior será executado no C.L.P, adequado para situações em que problemas de qualidade podem ser detectados posteriormente, sem análise em tempo real.

Tabela 1 - Principais características da proposta de solução

Fonte: Dos autores (2023).

4.2 Integrando com a automação

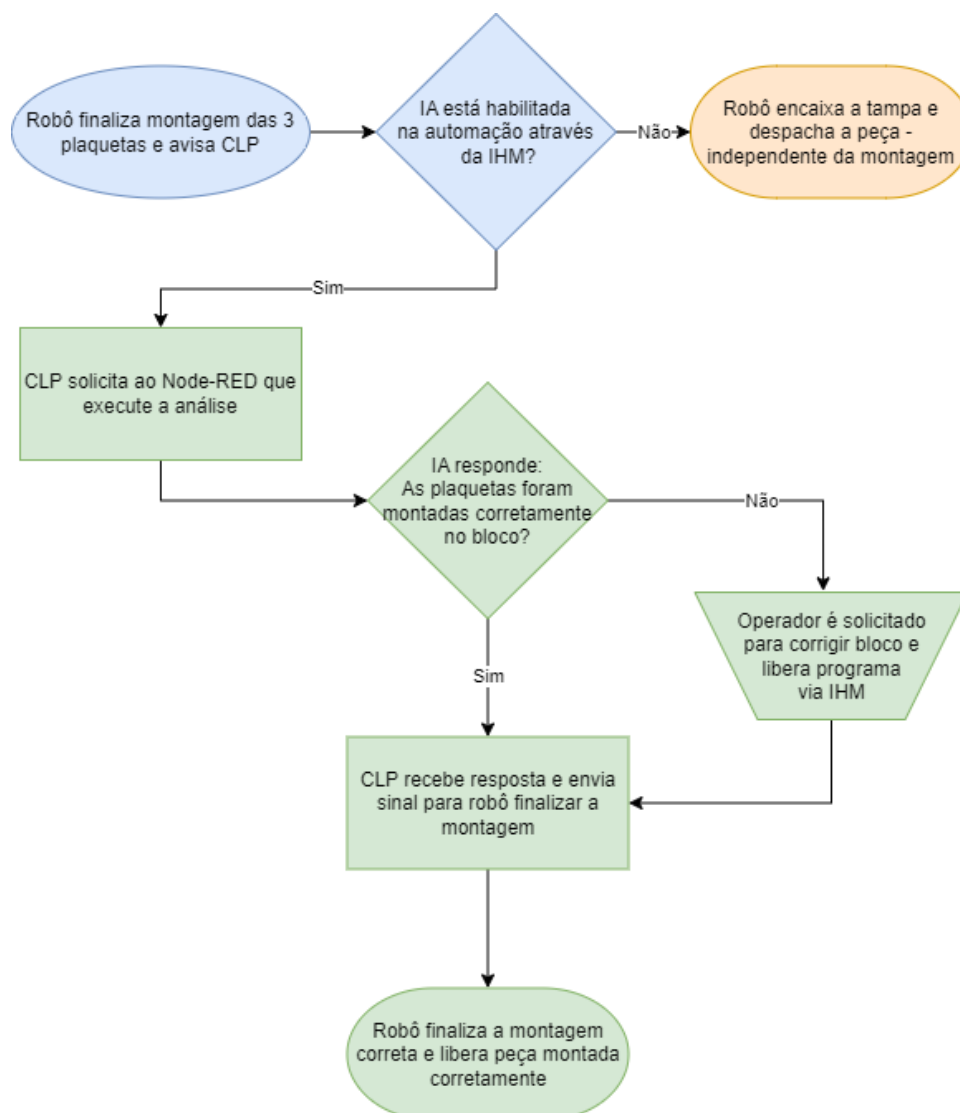
Um dos objetivos originais deste trabalho, é demonstrar como a automação pode se beneficiar da IA sem comprometer o funcionamento da automação. Como a tecnologia da automação tem como prioridade a alta disponibilidade e as tecnologias da informação costumam priorizar outros pilares como integridade e confidencialidade dos dados, nem sempre unir T.A e T.I no mesmo cenário pode garantir uma relação harmoniosa entre os sistemas.

Sabendo que sistemas de IA são extremamente complexos e podem apresentar comportamentos anômalos, o principal ponto não é evitar o uso dessas tecnologias mas sim aplicá-las sabendo que pode ser necessário desativá-las temporariamente, podendo ser de maneira automática ou manualmente, caso seja necessário rever os modelos ou ferramentas, nunca impedindo o funcionamento normal da operação.

Ao integrar ferramentas de T.I dentro da automação é necessário considerar a característica não determinística da maioria das ferramentas e também observar que um sistema de T.I não vai possuir o mesmo funcionamento de um sistema de T.A, em relação ao tempo de resposta determinístico.

Sabendo dessas limitações, inicialmente, desenhou-se um programa de automação com dois modos de funcionamento: com ou sem IA. Desta forma, caso a IA esteja desativada, o robô pode montar as peças incorretamente ou caso a IA esteja ativada, ao finalizar a montagem das peças, o C.L.P solicita ao modelo, avaliar a montagem, aguarda o resultado e caso a montagem esteja correta, finaliza o processo ou caso a montagem esteja incorreta, avisa ao operador para corrigir a montagem manualmente e o operador deve liberar a finalização do processo via IHM. O fluxo com IA habilitada está em laranja e o fluxo com IA desabilitada está em verde. A Figura 4 apresenta o diagrama dos modos de funcionamento da automação com ou sem a utilização da IA.

Figura 4 - Diagrama dos modos de funcionamento da automação com IA.



Fonte: Dos autores (2023).

O desenvolvimento do sistema de IA foi conduzido de forma empírica, visando à eficiência e ao foco na prova de conceito em questão. Inicialmente, considerou-se a inclusão de todas as cores disponíveis das peças disponíveis para montagem, porém, dada a complexidade resultante dessa abordagem, optou-se por simplificar o *dataset*. A escolha recaiu sobre a utilização de cores pré-determinadas, especialmente aquelas com alto contraste (por exemplo, vermelho e verde), a fim de alcançar resultados satisfatórios em um tempo reduzido. Para garantir a qualidade das imagens e evitar interferências causadas pelo posicionamento da câmera, optou-se por utilizar uma

webcam montada em um tripé. Embora essa configuração não fosse ideal devido ao ângulo aberto da câmera, ela permitiu a captura de imagens consistentes, que foram posteriormente incorporadas ao *dataset*. A manutenção da consistência no posicionamento da câmera durante todo o processo de criação do *dataset* e a execução do modelo revelou-se crucial para a obtenção de resultados precisos. A Figura 5 apresenta o ambiente de implementação junto a *Smart 4.0*.

Figura 5 - Ambiente de implementação junto a *Smart 4.0*.



Fonte: Dos autores (2023).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com o objetivo de simplificar a complexidade das aplicações que incorporam a Inteligência Artificial no contexto da automação industrial, implementou-se uma abordagem inovadora na bancada educacional *Smart 4.0*. Essa abordagem consiste em uma arquitetura orientada a serviços que harmoniza a automação do processo de montagem com a execução de um container Docker. Esse contêiner hospeda o ambiente Node-RED, encarregado pelo sistema de visão computacional

e da execução de modelos de Inteligência Artificial previamente treinados na plataforma *Teachable Machine*. Essa integração consiste numa estratégia, a qual permite uma operação eficiente e simplificada, onde a automação e a I.A trabalham de mãos dadas para otimizar o desempenho produtivo da bancada *Smart 4.0*.

Como resultado desta arquitetura, foi possível manter a automação funcional, mesmo que o serviço de IA estivesse desligado ou inoperante. O que torna uma alternativa viável para cenários reais, em que é necessário garantir a alta disponibilidade dos sistemas de automação industrial, mesmo que outros sistemas estejam desligados.

Na operação da bancada, o *Teachable Machine* foi empregado para treinar vários modelos. Ao longo da fase de treinamento, a automação funcionou sem depender de serviços de IA nas operações de montagem.

Para alcançar esse resultado, o processo foi implementado conforme delimitado na metodologia, criando um programa na automação, executado no C.L.P, que desempenha um papel crucial na orquestração das operações de montagem, o programa se divide nas seguintes etapas: O C.L.P recebe solicitações de montagem, envia a solicitação para o robô posicionar o bloco no berço de montagem. Subsequentemente, o robô inicia a busca e o encaixe das palhetas ao bloco. O momento crítico de verificação ocorre ao término do processo de montagem. Nesse ponto, o C.L.P avalia a habilitação da Inteligência Artificial (IA) por meio da Interface Homem-Máquina (IHM). Quando a IA está ativada, o C.L.P registra o valor "*true*" em uma variável designada como "gatilho" (ou *trigger*) de acionamento. Caso a IA esteja desabilitada, o processo de montagem continua sem interrupções, com a tampa sendo encaixada e a peça sendo despachada, porém, sem uma inspeção de qualidade, o que poderia, potencialmente, resultar em erros de montagem na etapa final.

Por outro lado, na camada de T.I, dentro do contêiner, implementamos um código que monitora o estado da variável "gatilho" do C.L.P. Quando essa variável é alterada para "*true*", um fluxo de ações é acionado no *Node-RED*, que se inicia pela captura da imagem na câmera e seu envio para o nó (*node*) encarregado de executar o modelo de IA criado no *Teachable Machine*. Os resultados gerados por esse nó são cuidadosamente tratados e seguem uma lógica específica: se a peça for considerada com uma qualidade aceitável, a variável "resultado" no C.L.P recebe o valor "*true*". Caso o resultado seja negativo, ou seja, se a peça for considerada defeituosa, o valor "*false*" é atribuído. Quando a IA está habilitada na IHM, o C.L.P recebe o resultado e, com base na lógica estabelecida, toma a decisão apropriada. Se a variável resultado for "*false*", o C.L.P solicita a

intervenção de um operador para corrigir a montagem, antes de liberar a finalização e o despacho da peça. Por outro lado, se a variável resultado for "*true*", a peça é finalizada e despachada.

Através da utilização de lógica booleana e regras claras de funcionamento, foi possível montar um sistema de troca de informações entre os dois sistemas extremamente simples, onde é possível alcançar interoperabilidade, caso fosse necessário modificar um dos dois sistemas envolvidos neste processo, pouca modificação seria necessária. A lógica booleana é extensamente utilizada em lógicas de automação, pois permite uma compreensão rápida dos estados de um equipamento e pode-se definir como o nível mais básico para troca de dados entre dois sistemas distintos. Essa abordagem de operação flexível, seja com ou sem IA, simplificou consideravelmente o gerenciamento do modelo de IA, uma conquista notável viabilizada pela concepção inicial da lógica de automação com esse propósito em mente.

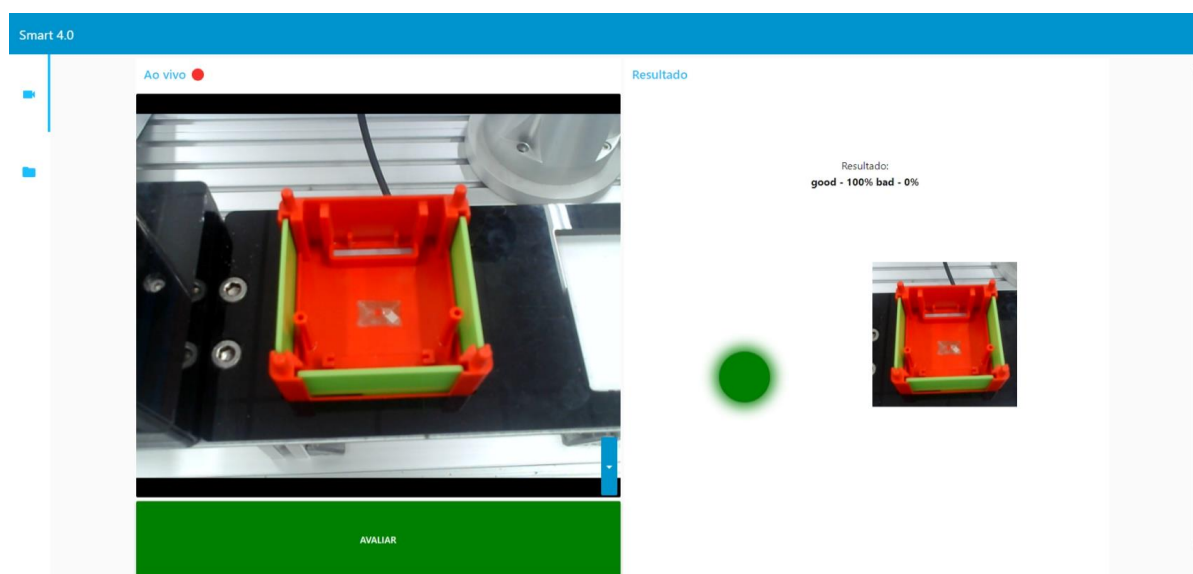
Para aprimorar a integração da automação com o serviço de IA, todo o processo de comunicação foi realizado no âmbito de um protocolo ISO/TCP, escolhido pois é comum entre os C.L.Ps da marca Siemens e o *Node-RED*, fazendo uso exclusivo de variáveis booleanas (*true* ou *false*). Isso resultou em uma camada de comunicação enxuta, possibilitando a substituição de ambos os serviços (T.A e T.I) com o mínimo de alterações na lógica implementada. No entanto, em cenários em que não seja viável estabelecer uma lógica no Controlador Lógico Programável (C.L.P) capaz de compreender os dois modos de funcionamento (com ou sem IA), uma abordagem alternativa poderia ser explorada, mantendo uma interface de comunicação similar, próxima à lógica booleana, para simplificar a transição entre os modos de operação.

O modelo de Inteligência Artificial foi executado dentro de um contêiner gerenciado pelo Docker. Para realizar a execução do modelo previamente treinado no *Teachable Machine* do Google, foi desenvolvido um fluxo personalizado no *Node-RED*. Esse fluxo é responsável por receber o arquivo do modelo, bem como monitorar o gatilho acionado pelo C.L.P. O *Node-RED* processa as imagens capturadas pela câmera e realiza o tratamento dos resultados antes de enviá-los de volta ao C.L.P. É importante ressaltar que esse processo de treinamento e execução demonstrou uma performance aceitável. Em função do treinamento específico aplicado, tornou-se viável identificar distintos tipos de erros de montagem, tais como peças mal encaixadas e ausentes.

A Figura 6 ilustra o resultado da análise realizada pelo sistema de IA, que correlaciona o resultado da classificação como "bom", demonstrando que todas as plaquetas foram encaixadas na peça corretamente. Por outro lado, na figura 7, é possível visualizar o sistema de IA classificando

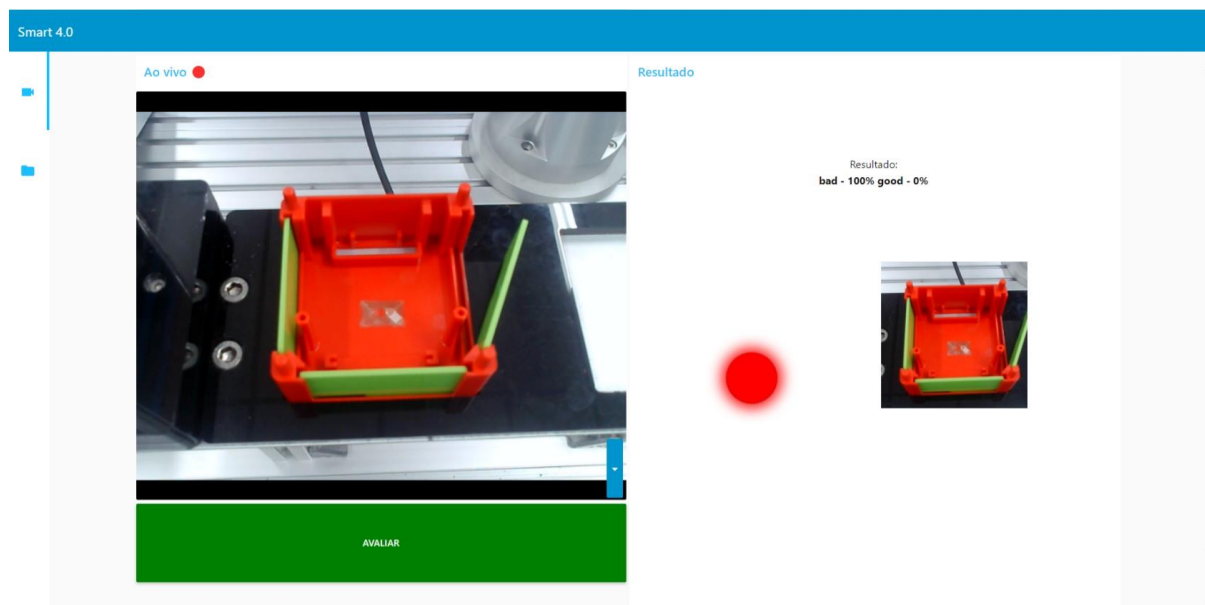
uma peça como ruim, ou seja, demonstra que uma das plaquetas (neste caso, a esquerda) ficou mal posicionada e portanto o resultado da montagem está incorreto.

Figura 6 - Exemplo de resultado de classificação de montagem classificada como boa - todas as plaquetas verdes estão encaixadas corretamente na peça.



Fonte: Os autores (2023)

Figura 7 - Exemplo de resultado de classificação de montagem classificada como ruim - a plaqueta esquerda está mal encaixada na peça.



Fonte: Dos autores (2023)

Os desafios deste trabalho residem desde a fase de treinamento do modelo de IA até a fase de implementação da arquitetura proposta na automação existente. Durante o treinamento dos modelos, um dos principais desafios foi às variações no posicionamento da câmera e variações de iluminação e sombra das imagens captadas, os quais podem afetar diretamente a qualidade do treinamento do modelo de IA. Para atenuar esse comportamento, foi necessário isolar essas variáveis, utilizando filtros de imagens em diferentes escalas para que seja possível reduzir o efeito dessas alterações nas imagens que são capturadas pela câmera.

Em termos da implementação da arquitetura proposta na automação existente, um desafio intrínseco identificado reside na questão do tempo de resposta, o qual exige que seja rápido e assertivo, evitando algoritmos com loops e exceções desnecessárias. Neste caso, embora no cenário atual esse não tenha sido um problema, é importante destacar que aplicações industriais frequentemente demandam tempos de resposta curtos (na faixa de milissegundos). A arquitetura atual não é determinística e não foram implementados mecanismos para tratar possíveis atrasos nas respostas do modelo de IA. Portanto, futuras iterações do sistema podem requerer

considerações adicionais para garantir um desempenho adequado em ambientes industriais que exigem respostas rápidas e precisas.

Por último, um dos desafios também foi a etapa de desacoplar a arquitetura do serviço de IA do funcionamento da automação, permitindo o seu funcionamento, mesmo em cenários em que a IA fosse desligada (como por exemplo, um mau funcionamento do sistema de IA). Caso o sistema de IA fosse restabelecido, bastava habilitar a IA na automação e o processo voltará a ser autônomo. Esta abordagem de operação com ou sem IA abstrai a complexidade em gerenciar o modelo de IA entretanto, só foi possível pois a lógica de automação foi criada com este propósito.

Por fim, é fundamental ressaltar os resultados primordiais obtidos na implementação da metodologia proposta, que abrangem:

i) Abstração da complexidade da execução do sistema de IA: a arquitetura desenvolvida permitiu uma notável simplificação na operação do sistema de Inteligência Artificial. Esta abstração eficaz da complexidade ofereceu uma maneira mais acessível e prática de lidar com a IA, contribuindo para sua adoção e gerenciamento eficientes;

ii) Integração harmoniosa entre tecnologia da informação e automação: por meio da utilização de variáveis booleanas e uma implementação simplificada via Controlador Lógico Programável (C.L.P), a integração entre a Tecnologia da Informação e a Tecnologia de Automação tornou-se fluida e eficaz. Essa abordagem minimiza a complexidade da comunicação entre esses dois domínios, resultando em uma solução mais flexível e adaptável; e

iii) Operação versátil com ou sem o sistema de IA ativado: um dos pontos altos dessa implementação é a capacidade de executar os processos de automação independentemente do estado da Inteligência Artificial (ligada ou desligada). Isso assegura uma maior disponibilidade do equipamento, uma vez que o sistema pode continuar operando mesmo quando a IA não está em uso, reduzindo possíveis interrupções no fluxo de trabalho.

Esses resultados não apenas destacam a eficácia da metodologia aplicada, mas também apontam para oportunidades futuras de aprimoramento e expansão, à medida que novos desafios e aplicações se apresentem.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho introduziu uma arquitetura inovadora que permite a integração da automação com a Inteligência Artificial, estabelecendo dois serviços distintos. O serviço de IA opera em um

container Docker, enquanto a automação é executada por meio de um Controlador Lógico Programável (C.L.P), e ambos se comunicam harmoniosamente por meio de um protocolo de automação. Isso viabiliza a operação da automação em um modo flexível, com ou sem a presença da IA.

Nesse sentido, o que distingue essa arquitetura de outras soluções encontradas em trabalhos anteriores é sua abordagem não vinculada a um *framework* pré-definido, como o *Molecular* apresentado por PONTAROLLI et al (2021). Ao invés disso, devido a característica simples dos dois sistemas, apenas utilizando variáveis *booleanas* foi possível estabelecer uma integração entre os dois serviços, garantindo interoperabilidade, escalabilidade e flexibilidade entre os serviços construídos. Neste caso, devido a simplicidade dos dois sistemas, não foi necessário implementar um orquestrador para gerenciar os serviços.

Isso confere uma notável vantagem, pois permite que diferentes serviços sejam modificados, pois caso seja necessário substituir o modelo de IA responsável pela classificação por outro modelo, basta replicar a lógica de leitura e escrita de variáveis no C.L.P no novo sistema de IA, que o sistema funcionará normalmente, uma vez que o C.L.P não precisa conhecer qual o tipo de sistema faz a classificação.

Além da flexibilidade oriunda da simplicidade da arquitetura criada, existe a vantagem na extensibilidade, onde o mesmo serviço de IA poderia servir a múltiplos C.L.Ps, dependendo da escala, pode existir a necessidade de criar um sistema de filas para gerenciar as requisições do C.L.P, porém este sistema pode ser um serviço anexo ao serviço de IA.

Diversas oportunidades de aprimoramento se destacam. Isso inclui a exploração de outras tecnologias de visão computacional, mantendo a mesma arquitetura, como a possibilidade de treinar modelos usando diferentes ferramentas, como por exemplo *Roboflow*, *Label Studio*, *CVAT* e outras ferramentas para criação de modelos de visão computacional. Além disso, há espaço para o desenvolvimento de uma aplicação que elimine a necessidade de um navegador para capturar imagens da câmera, bem como a criação de uma aplicação que armazena registros de montagem para melhorar o treinamento, ampliando o tamanho do conjunto de dados e reduzindo o número de falsos positivos. Outra perspectiva interessante é a fixação da câmera no braço do robô, o que permitiria testar outros ângulos de captura e avaliar seu impacto no desempenho do sistema.

Por fim, é relevante destacar que os arquivos utilizados para desenvolver essa implementação foram disponibilizados em um repositório público no GitHub (CORRÊA, 2023). Nossos agradecimentos são estendidos à Gerência de Educação 4.0 da FIESC/SC e aos membros

do laboratório de manufatura 4.0, cujas contribuições foram fundamentais para o sucesso deste projeto. Essa pesquisa abre portas para futuras inovações e avanços no campo da automação industrial e inteligência artificial.

REFERÊNCIAS

ALVES, Fábio Ramos; ALCALÁ, Symone Gomes Soares. Análise da abordagem LOW-CODE como facilitador da transformação digital em indústrias. **Revista e-TECH: Tecnologias para Competitividade Industrial-ISSN-1983-1838**, v. 15, n. 1, 2022.

BECKER, Tilman et al. **Industrie 4.0 Maturity Index [eng.]: Managing the Digital Transformation of Companies**. Herbert Utz Verlag, 2020.

BERKHOLZ, Donnie. Docker Index Shows Continued Massive Developer Adoption and Activity to Build and Share Apps with Docker. 10 de fevereiro de 2021. Disponível em: <https://www.docker.com/blog/docker-index-shows-continued-massive-developer-adoption-and-activity-to-build-and-share-apps-with-docker/>. Acesso em: 5 de outubro de 2023.

BOŽIĆ, Velibor. AI and Predictive Analytics. 2023

COELHO, G. Esteves et al. INDUSTRY 4.0 LEGACY SYSTEMS INTEGRATION CASE STUDY. *Dubrovnik*, v. 40, 2022.

COLOMBO, Armando Walter; BANGEMANN, Thomas; KARNOUSKOS, Stamatis. A system of systems view on collaborative industrial automation. In: **2013 IEEE international conference on industrial technology (ICIT)**. IEEE, 2013.

CORRÊA, Elyan Fábio. Repositório Smart 4.0 Computer Vision - Github. Disponível em: <https://github.com/elyancorrea/bancada-smart-4.0-computer-vision-senai>. Acesso em: 01 de nov. de 2023.

DE MILANO, Danilo; HONORATO, Luciano Barrozo. Visão computacional. **UNICAMP Universidade Estadual de Campinas FT Faculdade de Tecnologia**, 2014.

DIAS JR, José J. Lima; DE OLIVEIRA, Joyce Aline P.; DE LEMOS MEIRA, Silvio R. Pontos Chaves para Adoção de Uma Arquitetura Orientada a Serviços: Uma Análise Comparativa de Modelos de Maturidade SOA da Indústria. In: **Anais do VIII Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação**. SBC, 2012. p. 133-144.

GOMES, Rafael. Docker para desenvolvedores. **Leanpub, Salvador, Bahia**, 2019.

GONÇALVES, Leticia Silva et al. Inteligência artificial na indústria 4.0. **E-Acadêmica**, v. 4, n. 2, p. e2642485-e2642485, 2023.

HACKATHORN, Richard. Minimizing action distance. **DM REVIEW**, v. 12, p. 22-23, 2002.

HUTCHINSON, Philip. Reinventing innovation management: the impact of self-innovating artificial intelligence. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 68, n. 2, p. 628-639, 2020.

JAMMES, François; SMIT, Harm. Service-oriented paradigms in industrial automation. **IEEE Transactions on industrial informatics**, v. 1, n. 1, p. 62-70, 2005.

KOMODA, Norihisa. Service oriented architecture (SOA) in industrial systems. In: **2006 4th IEEE international conference on industrial informatics**. IEEE, 2006. p. 1-5.

LABTRONIX. Smart 4.0. Disponível em: <https://www.labtronix.com/smart-40/>. Acesso em: 31 de out. de 2023.

LUCIO, João Paulo Duarte et al. Análise comparativa entre arquitetura monolítica e de microsserviços. 2017.

MONARD, Maria Carolina; BARANAUSKAS, José Augusto. Conceitos sobre aprendizado de máquina. **Sistemas inteligentes-Fundamentos e aplicações**, v. 1, n. 1, p. 32, 2003.

Node-RED Documentation. Disponível em: <https://nodered.org/docs/getting-started/>. Acesso em: 18 de outubro de 2023.

PERES, Ricardo Silva et al. Industrial artificial intelligence in industry 4.0-systematic review, challenges and outlook. **IEEE Access**, v. 8, p. 220121-220139, 2020.

PONTAROLLI, Ricardo Pasquati et al. Automação e Controle de Processos usando Microsserviços: Uma solução para a aplicação da Indústria 4.0. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 3, p. 23249-23268, 2021.

RAD, Babak Bashari; BHATTI, Harrison John; AHMADI, Mohammad. An introduction to docker and analysis of its performance. **International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)**, v. 17, n. 3, p. 228, 2017.

RUBENS, Paul. What are containers and why do you need them? CIO, 2017.
Disponível em: <https://www.cio.com/article/247005/what-are-containers-and-whydo-you-need-them.html>. Acesso em: 18 out. 2023

SIEMENS. ISA 95 Framework & Layers. Disponível em:
<https://www.plm.automation.siemens.com/global/es/our-story/glossary/isa-95-framework-and-layers/53244>.
Acesso em: 01 de nov. de 2023.

STACKOVERFLOW. 2023 Developer Survey. Disponível em: URL
<https://survey.stackoverflow.co/2023/#section-most-popular-technologies-other-tools>. Acesso em: 01 de nov. de 2023.

WEICHERT, Dorina et al. A review of machine learning for the optimization of production processes. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 104, n. 5-8, p. 1889-1902, 2019.

**ADAPTABILITY IN INDUSTRY 4.0: SERVICE-ORIENTED ARCHITECTURE
TO DEPLOY ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON INDUSTRIAL AUTOMATION**

ELYAN FÁBIO CORRÊA
DHYONATAN SANTOS DE FREITAS

WU, Liya; BARASH, Gilad; BARTOLINI, Claudio. A service-oriented architecture for business intelligence. In: **IEEE international conference on service-oriented computing and applications (SOCA'07)**. IEEE, 2007. p. 279-285.