PROPOSIÇÃO DE UM CONTROLADOR LÓGICO PROGRAMÁVEL PARA DISSEMINAÇÃO DO USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA AUTOMAÇÃO DE PROCESSOS

Marcelo Unis Bozzetto [(1)]
Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal do Rio grande do Sul, intercambista em análise de dados e IA na Paris Telecom. Engenheiro de P&D na BCM Automação, com atuação nas áreas de sistemas embarcados críticos e compiladores.

Endereço[(1)]: Av. Ernesto Neugebauer, 220 - Humaitá, Porto Alegre - RS, 90250-140, Brasil, Tel: +55 (51) 99610-6536 e-mail: marcelo.bozzetto@bcmautomacao.com.br

RESUMO

Apesar do recente crescimento do campo da inteligência artificial, com grande volume de produção acadêmica e movimentação de investimentos, seu impacto na indústria tradicional, especialmente vinculado a sistemas de controle, ainda é limitado e restrito. Ainda que na medida em que o esforço contínuo pela modernização dos segmentos produtivos no contexto da indústria 4.0 tem gerado a possibilidade de grande coleta de dados, aumentando a viabilidade de aplicação de técnicas de aprendizado de máquina, não se observa o reflexo prático em grande parte dos setores industriais.
Nesse contexto, a bibliografia foi brevemente revisada para as aplicações potenciais de aprendizado de máquina na indústria, e verificou-se a relativa baixa difusão da sua aplicação direta, levantando-se hipóteses dos principais motivos. Em especial, explorou-se o papel da falta de suporte por parte do CLP (controlador lógico programável) para tais algoritmos, bem como a falta de pessoal especializado com conhecimento simultâneo em controle tradicional e algoritmos de aprendizado de máquina. Nesse sentido, foi delineada uma especificação de um CLP que possibilitaria a aplicação mais ampla de aprendizado de máquina na indústria, bem como seus desafios de implementação e ganhos potenciais em diversos segmentos.

PALAVRAS-CHAVE: Controladores Inteligentes, Automação, Inteligência Artificial

1. INTRODUÇÃO

Neste artigo, refere-se a processos produtivos e industriais não apenas como diretamente relacionados à manufatura em plantas fabris, mas qualquer segmento produtivo em escala, englobando além da manufatura o tratamento e distribuição de água e esgoto, geração e distribuição de energia elétrica, entre outros.

Os enormes avanços recentes no campo da inteligência artificial possibilitaram sua aplicação em diversas áreas e a resolução de problemas complexos. A capacidade de obter modelos descritivos de um determinado processo a partir somente de dados coletados, sem a necessidade de conhecimento analítico teórico, possibilitou a resolução de diversos problemas antes inviáveis pela falta de tal conhecimento ou de viabilidade prática de obtê-lo. O problema de aprendizado pode ser formulado de distintas maneiras, fazendo com que os modelos descritivos do processo obtidos possam ser desenvolvidos para alcançar diferentes objetivos, como classificação, detecção de anomalias, predição, otimização, geração de dados, entre diversos outros. A flexibilidade e efetividade dos métodos desenvolvidos alavancaram o campo como um todo e motivaram o grande interesse acadêmico e da sociedade em seu desenvolvimento.

Tendo em vista os objetivos dos esforços de melhorias em processos industriais, de aumentar a eficiência do ponto de vista econômico e ambiental e de proteger trabalhadores de tarefas periculosas e insalubres, a aplicação de métodos de inteligência de máquina apresenta grande potencial, sendo alvo de interesse do campo de *smart manufacturing* (manufatura inteligente). A aplicação de aprendizado de máquina na indústria pode ser utilizada diretamente para automação mais eficiente de processos periculosos ou ineficientes, otimização de processos, detecção de situações de risco, manutenção preventiva, controle de qualidade, entre diversos outros (WANG et al., 2018). Com o advento das práticas relacionadas à indústria 4.0, a instrumentação e possibilidade de coleta de dados dos processos aumenta enormemente, mitigando as barreiras de implementação de algo-

ritmos de aprendizado de máquinas relacionadas ao custo e à falta de dados. Apesar disso, (PERES et al., 2020) e (PLATHOTTAM et al., 2023) colocam que o uso dos métodos de inteligência artificial é ainda limitado e em grande parte desvinculado dos sistemas tradicionais de controle, sendo restrito a maquinário específico e a pessoal especializado, com penetração baixa nos segmentos industriais.
Sendo as atividades produtivas industriais um dos maiores motores de geração de riqueza e bem-estar social, bem como um segmento com grande potencial de redução dos impactos ambientais, verifica-se a relevância de estudo e implementação de métodos que se proponham a aumentar sua eficiência.

Nesse contexto, este artigo brevemente revisou as aplicações potenciais de *machine learning* em processos industriais, levantando taxonomias quanto ao problema alvo com exemplos em segmentos, bem como algoritmos comumente utilizados em cada um deles. Em sequência, elencou-se as hipóteses de causas presentes na literatura para o cenário atual de relativa baixa difusão de tais métodos, analisando-as criticamente. Postulou-se como causas primárias a falta de equipamentos que possibilitem a integração fácil de tais métodos em sistemas de controle tradicional e o baixo número de pessoal com conhecimento simultâneo em controle tradicional e algoritmos de aprendizado de máquina. Nesse sentido, propôs-se um controlador lógico programável com características capazes de abordar esses problemas. As dificuldades de implementação foram por fim brevemente discutidas, bem como os potenciais ganhos.

As contribuições deste artigo são as seguintes:

1. Revisão dos problemas levantados na bibliografia para a maior difusão da aplicação de métodos de aprendizado de máquina em processos industriais;
2. Definição de características a serem acrescidas a um controlador programável para abordar esses problemas.

2. METODOLOGIA

A bibliografia foi revisada para aplicações industriais de IA, sendo apresentados conceitos de aprendizado de máquina pertinentes. As causas citadas para a baixa aplicação na indústria foram elencadas e discutidas, as principais aplicações e métodos foram extraídos, de modo a se propor um conjunto de funcionalidades com o maior potencial possível de cobertura. Em sequência, essas funcionalidades foram apresentadas e brevemente descritas. A proposição das características do controlador baseia-se nas aplicações recorrentes encontradas na literatura, bem como na experiência do autor na área de fabricação de CLPs e automação industrial.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Aprendizado de Máquina

O campo de aprendizado de máquina consiste em um conjunto de algoritmos e de métodos para se obter modelos de um processo a partir de dados referentes àquele processo. A vasta gama de formulações e diferentes problemas resultou em uma grande variedade de algoritmos adaptados para tarefas particulares.
De maneira geral, o campo de aprendizado de máquina pode ser classificado em três grandes paradigmas quanto aos dados sobre os quais o aprendizado será realizados:

- **Algoritmos supervisionados:** Métodos supervisionados consistem nos algoritmos que necessitam do dado dado de entrada e de saída pareados para o ajuste dos seus parâmetros. Por exemplo, dado um modelo de classificação de imagens, necessitamos em tempo de treinamento as imagens e anotações sobre a classe das imagens. A partir de um conjunto finito de dados de treinamento, o modelo resultante passa a ser capaz de classificar dados de entrada sobre os quais não foi treinado, presumindo-se assim que pode generalizar a relação entre os dados de entrada e de interesse do processo.

- **Algoritmos não-supervisionados:** Métodos não supervisionados consistem em algoritmos que executam sobre conjuntos de dados onde a variável de saída não está anotada para todos dados coletados. É uma formulação comum em problemas relacionados à detecção de anomalias, onde-se tem um conjunto de dados no qual dispões que a grande maioria pertence ao comportamento “normal”, e deseja-se encontrar os exemplos que fogem desta normalidade.

- **Reinforcement learning:** Diferentemente dos outros métodos de aprendizado de máquina, o *reinforcement learning* não tem como objetivo um modelo que mapeie do espaço de dados de entrada para

um de saída, mas para um espaço de ações de maneira a minimizar uma função de custo definida. Desta maneira, o objetivo é encontrar as ações que minimizem o custo para cada valor das variáveis de entrada.

O campo de *reinforcement learning* apresenta grande potencial em controle de processos, uma vez que pode aprender estratégias de controle de maneira autônoma, com pouco dados anotados coletados e conhecimentos especialista (NIAN *et al.* 2020). Aplicações para ajuste automático de parâmetros de PID, por exemplo, demonstram resultados promissores e ganhos econômicos diretos em eficiência e custos de comissionamento.

4. RESULTADOS

4.1 Aplicações de aprendizado de Máquina na Indústria

O interesse de uso de inteligência artificial na indústria permeia diversos segmentos, com objetivos distintos. Nas seções seguintes classificações são apresentadas quanto os objetivos gerais

4.1.1 Classificação quanto ao objetivo

As aplicações de aprendizado de máquina em processos industriais são extremamente diversas. Diversos autores na literatura propuseram taxonomias para a classificação dos principais objetivos dos algoritmos. (BERTOLINNI et e al. 2021) categoriza como:

- **Gerenciamento de manutenção:** Técnicas para detecção precoce de defeitos em máquinas e elementos do processo, com objetivo de realização de manutenção preventiva para prevenção de falhas catastróficas e detecção de cenários de risco, detecção de anomalias;
- **Gerenciamento de qualidade:** Técnicas voltadas para inspeção de qualidade de produção, com objetivo de verificar a efetividade dos processos, englobando monitoração em tempo real, classificação de defeitos;
- **Controle e planejamento de produção:** Técnicas voltadas para otimização dos processos produtivos, englobando controle dinâmico do processo, predição de performance e de rendimento e escalonamento inteligente dos recursos produtivos**;**
- **Gerenciamento de linha de suprimentos:** Técnicas para otimização de logística e de estoque, englobando predições de demanda, otimização de estoque e modelagem e otimização das cadeias logísticas;

(BERTOLINNI *et e al.* 2021) ressalta ainda o uso de IA na fase de projeto de processos e produtos, e seus potenciais impactos positivos na industrialização posterior.
(XU JIAWEN *et al* 2023) classifica de maneira semelhante, dividindo nas áreas globais de:

- Manutenção preventiva;
- Inspeção de qualidade;
- Aumento de rendimento;
- Robôs industriais com IA;
- Gerenciamento de cadeias logísticas;
- Gerenciamento de estoque;

As áreas apresentadas denotam o caráter fundamentalmente supervisionado das aplicações, com a exceção potencial de detecção de anomalias, implicando a necessidade de coleta de dados sobre o processo alvo.

(BERTOLINNI *et al.* 2021) coloca que as áreas mais proeminentes são relacionadas ao gerenciamento de produção e gerenciamento de qualidade, contabilizando grande parte das aplicações de inteligencia artificial na indústria. Apesar disso, em geral fazem parte de sistemas especialistas desenvolvidos a parte da estrutura principal de controle, e com tarefas específicas dentro do processo.

4.1.2 Exemplos de aplicação

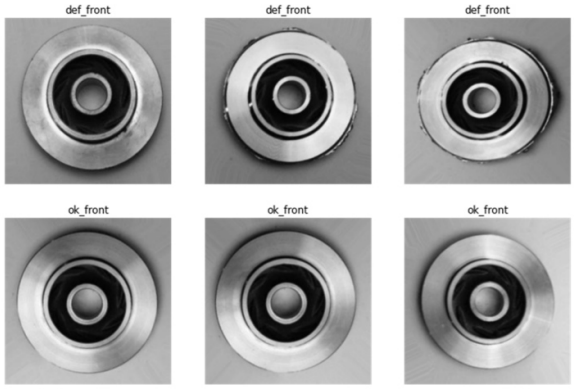
4.1.2.1 Manutenção Preventiva

(KHALID *et al* 2024) apresentam uma revisão das aplicações de IA para análise de vibração em bombas centrífugas, evidenciando o grande interesse recente da academia. Diversos Sistemas de ML clássicos e de *deep learning* foram desenvolvidos para utilizar as grandezas instrumentadas da bomba, como vibração, temperatura, corrente e tensão aplicadas, velocidade de rotação, pressão e fluxo do fluído para detecção precoce de ocorrência de defeitos. Os autores ressaltam que a detecção precoce de defeitos reduz a chance de falhas catastróficas e de eventuais acidentes.

4.1.2.2 Inspeção de qualidade

(SUNDARAM *et al* 2023) descreve a implementação de um sistema para inspeção de qualidade de peças fundidas com base em imagens feitas na linha, como exemplificado na Figura 1.

Figura 1: Imagens para Inspeção de qualidade



Fonte: SUNDARAM *et al* 2023

Os autores empregaram um modelo do tipo CNN, treinado exclusivamente sobre o banco de dados coletado de 6633 imagens. Os resultados obtidos apresentaram escore F1 de 99.54% e acurácia de 99.42%, validando a abordagem adotada.

4.1.2.3 Modelagem de Processos para qualidade da água

(BHAGAT *et al* 2021) aplicaram modelos de ia para predição da taxa de absorção dos íons de cobre na água pela argila, a fim de verificar de possibilitar otimizações do processo com menos ensaios de grande custo em laboratórios. A taxa de remoção foi modelada com diferentes métodos de IA em relação a concentração de Cu^{2+}, Dose de argila, tempo de contato, Ph da solução e adição de nitrato de sódio, permitindo encontrar a estratégia ótima para cada situação. Os autores realizaram experimentos com redes neuras, *Random forests* e Supor Vector Machines (SVM), encontrando resultados marginalmente superiores com as redes neurais.

4.1.3 Barreiras para ampla adoção de IA na indústria

Apesar do grande potencial apresentado, a adoção generalizada em setores produtivos segue baixa, especialmente em empresas de médio e pequeno porte (KOVIČ *et al* 2024).
(XU JIAWEN *et al* 2023) coloca como principais barreiras problemas relacionados à aquisição de dados e confiabilidade dos modelos resultantes, listando como:

- Qualidade dos dados;
- Confidencialidade dos dados;
- Segurança relacionada a operação dos modelos resultantes;

(BERTOLINNI et e al. 2021), por outro lado, elenca como principais problemas receios relacionados a perda de postos de trabalho, que descartam no artigo como não fundamentadas, e a falta de entendimento e expertise dentro da indústria. Se por um lado a aquisição de dados realmente impõem custos e dificuldades, esses pro-

blemas tendem a ser mitigados com as práticas da indústria 4.0. Além disso, em diversas plantas já existem processos com alto nível de instrumentação, propícios para coleta de dados expressiva. Mesmo em cenários onde a coleta de dados anotados pode ser desafiadora, diversos algoritmos podem operar em configurações não supervisionadas. A falta de expertise dentro dos segmentos de interesse configura um problema mais grave, sobretudo devido à necessidade de conhecimento simultâneo em aprendizado de máquina e controle.

Elenca-se aqui motivos adicionais, notavelmente

- Custo e dificuldade em equipamentos para execução dos algoritmos;
- Escassez de pessoal com expertise simultânea em controle e aprendizagem de máquina;

Ambos problemas podem ser abordados e mitigados com a introdução de um CLP que apresente capacidades de IA através de uma interface assistida voltada para pessoal com formação em controle tradicional.

4.2 Incorporação de IA em CLPs

Com base na revisão realizada da literatura, nesta seção serão apresentadas características de um controlador lógico programável capazes de disseminar a aplicação de aprendizado de máquina na indústria.

4.2.1 Funcionalidades propostas

Visto os dois principais empecilhos para a adoção em larga escala de métodos de IA na indústria -a falta de pessoal qualificado e a necessidade de aquisição de equipamentos complementares de elevado custo- propõe-se o desenvolvimento de um CLP que incorpore capacidades de IA e que disponibilize uma interface de simples uso que possibilite profissionais sem formação específica em análise de dados e inteligência artificial incorporar algumas funcionalidades em suas aplicações.
As características gerais podem ser formuladas da seguinte maneira:

- Conformidade com a norma IEC61131-1,2,3,4,5,8. Suporte para todas linguagens de programação dispostas na norma. Conformidade com todos requisitos de hardware referentes à robustez em ambientes industriais;
- Custo de fabricação compatível com controladores mainstream do mercado;
- Interface de uso de recursos de IA que permita usuários com pouco treinamento na área desenvolverem soluções em suas aplicações.
- Oferecimento de pontos de E/S e canais de comunicação compatíveis com os padrões de mercado;
- Suporte a protocolos de automação e da indústria 4.0;
- Capacidade de execução de métodos de IA localmente como *edge-computing*, possibilitando o uso de algorítmicos sem acesso à rede ou sem viabilidade de contratação de serviços em nuvem;

4.2.2 Funcionalidade de IA propostas

Com base nas aplicações revisadas, foram propostas cinco tipos de funcionalidades a serem oferecidos.

4.2.2.1 Aquisição de Dados

Todo campo de aprendizado de máquina baseia-se na utilização de dados para o desenvolvimento de soluções para problema. Desse modo, é fundamental a existência de mecanismos para simplificar a coleta de dados e garantir seu resultado em formatos propícios para o treinamento e desenvolvimento dos modelos.

A ferramenta de desenvolvimento de soluções de automação deve suportar um menu que parametrize uma coleta automatiza de dados durante a execução do automatismo. Os parâmetros oferecidos devem ser ao menos os seguintes:

- **Variáveis de interesse:** Possibilidade de selecionar uma ou mais variáveis a serem coletados;
- **Modo de Operação:** Automática, onde os dados serão coletados com a periodicidade definida, ou manual, onde isso ocorrerá cada vez que o bloco de função for chamado;
- **Periodicidade**: Tempo entre amostragens das variáveis elencadas;
- **Nome do conjuntos:** Nome do conjunto de dados a ser salvo;

- **Destino:** Local onde o conjunto de dados será salvo, podendo incluir: Memória interna, cartão SD ou servidor remoto;

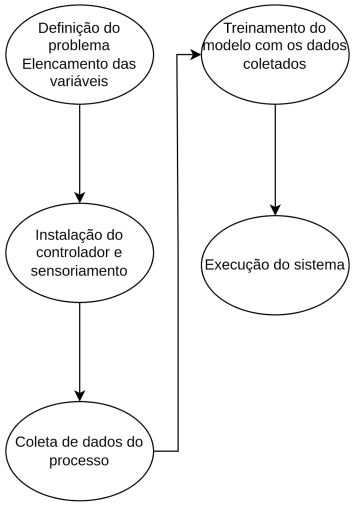
A coleta manual pode ser realizada com uso de um bloco de função, como demonstrado abaixo

```
VAR
    COLETA: COLETA_DADOS;
END_VAR
```

```
PROGRAM  COLETA_DADOS
COLETA.NAME := 'DB_1';
COLETA(D1:= VAR1, D2 :=VA2, … DN:= VARN);
END_PROGRAM
```

Dessa maneira, o fluxo geral de desenvolvimento de uma solução deve seguir a Figura 2, onde dados poderão coletados pelo próprio sistema antes do comissionamento final.

Figura 2: Fluxo de desenvolvimentos de soluções



Fonte: Autor

4.2.2.2 Detecção de anomalias

Dado um conjunto de variáveis que instrumenta o estado de um processo ou maquinário, o problema de detecção de anomalias consistem em detectar desvios do comportamento esperado (BOZZETTO *et al* 2025). A formulação mais comum do problema é semi-supervisionado, onde assume-se que pode-se coletar dados apenas relativos ao funcionamento normal, e não a todas anomalias possíveis. Desse modo, o fluxo de desenvolvimento de soluções consistem na coleta de dados e subsequente treinamento de modelos que modelam o comportamento normal, podendo fornecer uma métrica de desvios da normalidade. Diversas abordagens existem para aplicação de aprendizado de máquina, onde (DI MATTIA et al 2021) elenca como principais categorias:

- **Baseada em Reconstrução:** Modelos que projetam os dados em um espaço latente de menor dimensão e os reconstroem, medindo o erro de reconstrução. é esperado que aprendam estruturas específicas para um comportamento normal não compartilhadas com dados anômalos;
- **Estatísticos**: Modelagem diretas da função de probabilidade do comportamento normal;
- **Baseada em classificação:** Modelos de classificação clássica entre exemplos normais e anormais;
- **Baseada em Distância:** Medição de distância no espaço de *features* dos exemplos observados para com outros.

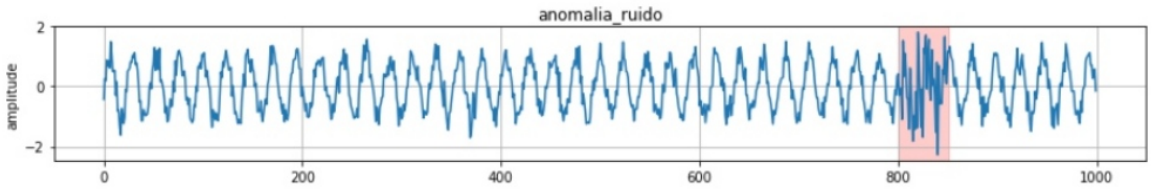
No contexto de séries temporais, onde os dados apresentam relação temporal, uma categoria adicional pode ser apresentada:

- **Baseado em predição**: Modelo preditivo ajustados para o processo, e o valor de t+1 previsto comparado com o valor medido, considerando que valores anômalos irão apresentar comportamentos diferentes do modelado.

Para formatos de dados complexos, como séries temporais e imagem, que são em geral os mais prevalentes na indústria, a aplicação tradicional de métodos de ML consiste na extração de características capazes de descrever o processo, e no treinamento de modelos sobre essas *features*. A capacidade de gerar *features* significativas e de qualidade impõe um problema, exigindo algum grau de conhecimento especialista e criatividade humana. Nesse sentido, o campo de Deep Learning forneceu ferramentas para a extração automática de *features*, com o uso de modelos mais complexos e maior volume de dados capazes de modelar diretamente os dados brutos, apresentando, entretanto, maior custo computacional tanto de treinamento quanto de execução para inferência.

Modelar adequadamente a dinâmica temporal de dados requer modelos com arquiteturas especificas que consigam capturar a dependência sequencial dos dados adquiridos. No contexto de series temporais, anomalias em geral são contextuais, sendo consideradas anômalas devido aos pontos que anteriores.
Na Figura 3 vê-se um exemplo de uma região anômala em uma série temporal, podendo indicar problemas de interesse no processo.

Figura 3: Série temporal com anomalia



Fonte: (Adaptado de BOZZETTO, 2022)

Os algoritmos oferecidos para detecção de anomalias foram classificados quanto a necessidade de treinamento nas seguintes categorias:

- **Parametrizáveis**: Algoritmos simples sem treinamento, apenas com conjunto de parâmetros;
- **Não supervisionados:** Algoritmos treinados exclusivamente sobre dados referentes ao comportamento normal ou normal levemente contaminado, sem a necessidade de exemplos anormais e normais explicitamente anotados
- **Supervisionados**: Algoritmos com conjunto de dados anotados, contendo exemplos pareados do comportamento normal e anormal.

A efetividade de algoritmos agnósticos de aplicações não supervisionados depende do cenário, mas pode oferecer ganhos com custo de implementação muito baixo. Além disso, para aplicações típicas, como análise de vibração, pode-se implementar blocos específicos otimizados para dados daquela natureza, garantindo performances superiores.

Nesse contexto, o controlador deve oferecer um bloco genérico de coleta de dados, que permite elencar variáveis do automatismo, periodicidade e local para ser salvo, de maneira a permitir treinamento posterior com os modelos disponível.

Os seguintes algoritmos devem ser avaliados para implementação no formato de blocos de função no controlador:

Tabela 1: Métodos propostos para detecção de anomalias

Método	Treinamento	Princípio	Exemplos	Custo computacional
PCA	Semi-supervisionado	Reconstrução	Hawkins *et al* 1974	Baixo
Auto-encoders	Semi-supervisionado	Reconstrução	Zhou *et al* 2017	Médio-Alto
GANs	Semi-supervisionado	Reconstrução	GEIGER *et al* 2022	Alto
ARIMA	Semi-supervisionado	Predição	HILL *et al* 2020	Baixo
Mahalanobis	Semi-supervisionado	Probabilístico	FAN *et al* 2018	Baixo
LTSM	Semi-supervisionado	Predição	HUNDMAN *et al* 2018	Alto
K-Mean	Semi-supervisionado	Distância	JAIN *et al* 2010	Médio-Alto
Redes Neurais	Supervisionados	Classificação	ZHOU et al 2025	Médio-Alto

Para todos métodos previstos, é possível a realização de coletas de dados automatizadas, sem a necessidade de amostrar a ocorrência de anomalias nem de operadores humanos manualmente anotarem os dados.

A interface com o automatismo deve dar-se através da declaração de um bloco de função:

```
VAR
    DET1: ARIMA;
END_VAR
```

E para cada modelo, suportas as funções de carregar parâmetros salvos em memória. Abaixo pode-se ver uma sugestão de interface para o uso de uma modelo ARIMA treinado e previamente salvo no controlador com o nome MODELO_1;

```
PROGRAM  TESTE_ARIMA

DET1.OPERACAO := LOAD_PAR
DET1.MODELO := 'MODELO_1'
DET1();

DET.OPERACAO := INFERENCIA;
DET1(INPUT := VAR_INPUT);


IF DET1.SCORE > THRESOLD THEN
   PRINTLN('ANOMALIA DETECTADA');
END_IF;

END_PROGRAM
```

4.2.2.3 Algoritmos para modelagem de processos

A modelagem de um processo possui inúmeras funcionalidades no contexto de controle. Algoritmos de controle, bem como otimização das variáveis envolvidas podem ser diretamente desprendidas a partir de um modelo obtido. Aprendizado de máquina oferece ferramentas para ajustar modelos matemáticos complexos a partir de dados coletados.
Neste caso, o processo de interesse necessita estar instrumentado, sendo coletado os valores de todas variáveis de controle e das variáveis de interesse de saídas.
Dessa maneira, com o uso do bloco de coleta de dados descrito, o usuário pode ajustar modelos descritivos, a fim de realizar otimizações sobre os parâmetros ou desenvolver estratégias de controle. Na tabela 2 são listado algoritmos pertinentes para a modelagem, bem como seu tipo de dados alvo.

Tabela 2: Métodos propostos para modelagem de processos

Método	Tipo de dados	Exemplo	Custo computacional
Regressão linear	Númericos, linear	MUNASAB et al 2024	Baixo
Regressão logística	Númericos, linear	XIAO et al 2016	Baixo
Redes Neurais	Númericos, não linear	GARCIA et al 2020	Médio-Alto
Árvores de decisão	Númericos, não linear	MUNASAB et al 2024	Médio
LTSM	Séries temporais	FARINHA et al 2021	Alto
CNN	Dados espaciais (imagens, etc)	KHDOUDI et al 2018	Alto

A interface de utilização dos algoritmos deve ser semelhando ao apresentado para séries temporais, relacionado-se com o automatismo através de blocos de função do sistema.

4.2.2.4 Recursos de imagem

Disponibilização de *frameworks* de imagem que permitam o usuário integrar com o automatismo. Deve-se estudar as seguintes linhas de aplicação:

- **Inspeção de qualidade:** Capacidade de classificar objetos relevantes do processo entre o conformes e não-conformes;
- **Posicionamento:** Capacidade de detectar determinados objetivos dentro de uma imagem e fornecer o seu posicionamento relativo para ser utilizado no processo;
- **Detecção de objetos:** Capacidade de detectar diferentes objetos presentes em uma imagem;

A capacidade de treinamento e *fine-tuning* de modelos de imagem para domínios específicos deve ser avaliado, visto que em geral requerem grande poder computacional. Modelos pré-treinados podem ser disponibilizados para detecção de objetivos comuns, e *frameworks* sem aprendizado de máquina como *opencv* para tarefas mais simples.

4.2.2.5 Algoritmos de *Reinforcement Learning*

Disponibilização de algoritmos de *reinforcement learning* voltados para controle de processos, capazes de realizar otimizações a partir de variáveis controladas e de uma função de custo definida pelo usuário.
A paradigma de *Reinforcement Learning* engloba uma série de métodos que permitem encontrar as ações que resultam no maior ganho para o sistema em uma dada situação.

4.2.2.6 Ambiente de execução para soluções

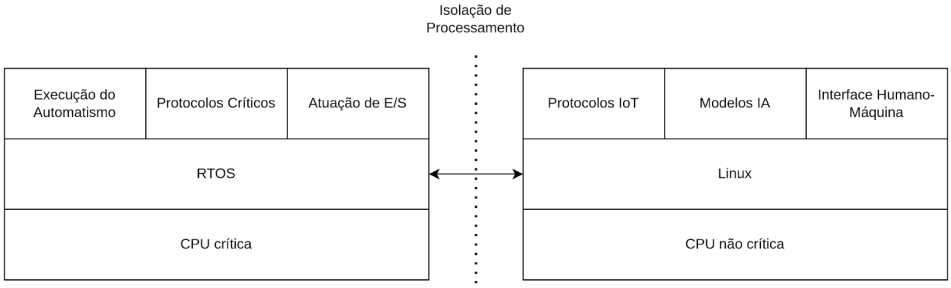
Além das soluções apresentadas com interfaces simples para o usuário sem expertise, o controlador também deve oferecer um ambiente capaz de executar modelos treinados por usuário com conhecimento, bem como uma interface com as variáreis do automatismo, permitindo que soluções customizadas não demandem plataformas de hardware adicionais.

4.3 Desafios de implementação

4.3.1 Quanto a confiabilidade do sistema de controle

Um desafio considerável provém da necessidade de um sistema resultante previsível e repetitivo, que mantenha características de '*hard*' real time demandada por um equipamento de controle, mas que também tenha a infraestrutura para execução de algoritmos de IA e protocolos complexos. Para abordar esse problema, uma arquitetura foi proposta, contendo a execução simultânea e isolado de um RTOS e de um sistema operacional de usuário. A viabilidade desta abordagem foi corroborada com a verificação da existência de SoCs (System on Chip) com múltiplos processadores, sendo capazes de executar simultaneamente Linux com sistema operacionais de tempo real, bem como de Hipervisores que permitem a execução simultânea de RTOSs com Linux em diferentes núcleos de um mesmo processador, fornecendo isolamento total entre eles. A Figura 4 ilustra a separação desejada de modo a se garantir a confiabilidade dos elementos críticos do sistema.

Figura 4: Arquitetura proposta



Fonte: Autor

4.3.2 Quanto ao desenvolvimento da interface com o usuário

O desenvolvimento de uma interface de usuário que permita o uso por pessoal sem treinamento formal na área de análise de dados também apresenta desafios consideráveis. Sistema de desenvolvimento de soluções de *machine learning* automatizados e altamente assistidas existem em outros domínios, mas em geral apresentam performances inferiores a soluções desenvolvidas por especialistas. O campo de AutoML tem como o objetivo o estudo da automatização do desenvolvimento de soluções de IA, implementado métodos para seleção automatizada de modelos, treinamento e processamento dos dados, e deve ser utilizado para o desenvolvimento da plataforma.
No geral, para algoritmos simples, presume-se ser possível a operação de tal sistema com performance aceitável para uma grande gama de problemas.

4.3.3 Quanto ao custo do sistema

A fim de garantir a ampla difusão desses equipamentos, bem como sua penetração em aplicações de pequeno e médio porte , é necessário obter custo compatível com controladores de mercado. Visto a arquitetura proposta, onde a CPU adicional acrescentada não demanda da mesma criticalidade no desenvolvido de hardware e software, uma vez que não comanda diretamente elementos críticos de segurança do processo, supõe-se que o custo resultante deve ser apenas marginalmente superior ao de equipamentos padrões.
Com base nos processadores disponíveis que se alinham com as especificações delineadas, pode-se estimar um aumento de custo pelo hardware de 5% a 10%, sendo enormemente mais vantajoso do que a aquisição de um equipamento dedicado.

5. CONCLUSÕES

Pôde-se constatar a grande aplicabilidade de métodos de inteligência artificial para processos industriais, bem como a sua relativa baixa disseminação em segmentos tradicionais da indústria. As causas principais foram elencadas como altos custos e falta de pessoal especializado. Neste sentido, foi proposto o papel central do

CLP como elemento fundamental de sistemas de controle, e o potencial de resolução destes problemas com o desenvolvimento de um CLP que englobasse funcionalidades de IA e que fornecesse interfaces simples assistidas para o desenvolvimento de solução de aprendizado de máquina voltados para a indústria. Nesse contexto, foram esboçadas características e especificações gerais para este equipamento, elencando seus desafios e potenciais ganhos.

A partir disto foi possível desenvolver uma intuição da viabilidade do seu desenvolvimento e dos enormes benefícios para a adoção ampla de IA na indústria. Como trabalhos futuros, deve-se realizar experimentos com técnicas de AutoML, a fim de verificar a efetividade real do desenvolvimento de sistemas assistidos para soluções de IA, bem como detalhar as especificações referentes ao ambiente de execução no controlador, instaurando a visão padronizadora da norma IEC61131 contexto de IA.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. XU, Jiawen et al. A review on AI for smart manufacturing: deep learning challenges and solutions. Applied Sciences, Basel, v. 13, n. 10, p. 5876, 2023.

2. BERTOLINI, Massimo et al. Machine learning for industrial applications: a comprehensive literature review. Expert Systems with Applications, [S.l.], v. 175, 114820, 2021.

3. BOZZETTO, Marcelo Unis. Gans para detecção de anomalias em séries temporais: um estudo de caso. 2021.

4. WANG, Jinjiang et al. Deep learning for smart manufacturing: methods and applications. Journal of Manufacturing Systems, [S.l.], v. 62, p. 738–752, 2022.

5. SHARP, Michael. et al. A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems, [S.l.], v. 61, p. 528–544, 2021.

6. KUMAR, Pradeep et al. Smart machining process using machine learning: a review and perspective on machining industry. Journal of Manufacturing Systems, [S.l.], v. 62, p. 728–753, 2022.

7. KOVIČ, Klemen et al. Artificial intelligence software adoption in manufacturing companies. Journal of Manufacturing Technology Management, [S.l.], v. 33, n. 6, p. 1026–1051, 2022.

8. BCM, AUTOMAÇÃO. BCM-1020: PADRÃO LINGUAGEM DESCRITIVA 2020. [S.l.: s.n.], 2020. Sob consulta.

9. _____. MANUAL DO SOLVER. [S.l.: s.n.], 2023. Sob consulta.

10. _____.. Procedimento para Planejamento de Projeto e Desenvolvimento. v. 2. [S.l.: s.n.], 2005. Sob consulta.

11 .BURNS, Alan; DAVIS, Robert I. Mixed Criticality Systems - A Review. 13. ed. University of York, York, UK: [s.n.], 2022.

12. IEC. IEC 61131-3:2013 Programmable controllers - Part 3: Programming languages. [S.l.: s.n.], 2013.

13. PAULITSCH, Michael et al. Mixed-Criticality Embedded Systems A Balance Ensuring Partitioning and Performance. Euromicro Conference on Digital System Design, 2015.

14. PERES, RICARDO S. et al. Industrial Artificial Intelligence in Industry 4.0 – Systematic Review, Challenges and Outlook. IEE, v. 8, n. 1, 2020.

15. PLATHOTTAM, S.J. et al. A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations. Journal of Advanced Manufacturing and Processing, Wiley, v. 5, n. 3, mai. 2023. DOI: 10.1002/amp2.10159. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/amp2.10159>.

16. WINDMANN, Alexander et al. Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Review of Integratio

17. NIAN, Rui; LIU, Jinfeng; HUANG, Biao. A review on reinforcement learning: Introduction and applications in industrial process control. Computers & Chemical Engineering, v. 139, p. 106886, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2020.106886.

18. RUFF, L.; KAUFFMANN, J. R.; VANDERMEULEN, R. A.; MONTAVON, G.; SAMEK, W.; KLOFT, M.; DIETTERICH, T.; MULLER, K. Unifying Review of Deep and Shallow Anomaly Detection, IEEE, 2021;

19. D. M. Hawkins, "The detection of errors in multivariate data using principal components," Journal of the American Statistical Association, vol. 69, no. 346, pp. 340–344, 1974.

20. C. Zhou and R. C. Paffenroth, "Anomaly detection with robust deep autoencoders," in International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2017, pp. 665–674.

21. HILL, Sean; MOULTON, Jason. Anomaly Detection in Time Series Data using ARIMA Model. International Journal of Computer Applications, v. 175, n. 6, p. 15–18, 2020. DOI: 10.5120/ijca2020920621.

22. FAN, J.; YUNG, K.; PECHT, M. An outlier detection method based on Mahalanobis distance for source localization. Sensors, v. 18, n. 7, p. 2186, 2018. DOI: 10.3390/s18072186

23. HUNDMAN, Kyle; CONSTANTINOU, Valentino; LAPLANTE, Carl; COLWELL, Ian; SUTHERLAND, Taylor. Detecting Spacecraft Anomalies Using LSTMs and Nonparametric Dynamic Thresholding. Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '18), 2018. p. 387–395. DOI: https://doi.org/10.1145/3219819.3219845.

24. K. Jain, "Data clustering: 50 years beyond k-means," Pattern Recognition Letters, vol. 31, no. 8, pp. 651–666, 2010.

25. ZHOU, Tian-Yi; LAU, Matthew; CHEN, Jizhou; LEE, Wenke; HUO, Xiaoming. Optimal Classification-based Anomaly Detection with Neural Networks: Theory and Practice. arXiv, 13 set. 2024. Disponível em: arXiv:2409.08521. Acesso em: jun. 2025.

26. MUNASAB, Ali; KHEDHIRI, Kamel; AMOR, Hafedh. Predictive modeling for industrial productivity: evaluating linear regression and decision tree regressor approaches. Journal of Applied Mathematics, v. 2, n. 4, p. 1435-[...], 2024.

27. GARCIA-CEJA, Enrique; HANSEN, Per-Olav; MORIN, Brice et al. Towards the automation of a chemical sulphonation process with machine learning. arXiv, 2020.

28. INDUSTRIAL ARTIFICIAL INTELLIGENCE RESEARCH TEAM. Comparison and assessment of machine learning approaches in manufacturing applications. Industrial Artificial Intelligence, 2025

29. KHDOUDI, Abdelmoula; MASROUR, Tawfik. Prediction of industrial process parameters using artificial intelligence algorithms. ArXiv, 2018.

30. FARINHA, J. T.; CARDOSO, A. M. Anticipating Future Behavior of an Industrial Press Using LSTM Networks. Applied Sciences, v. 11, n. 13, p. 6101, 2021. DOI:10.3390/app11136101

31. SUNDARAM, Sarvesh; ZEID, Abe. *Artificial Intelligence-Based Smart Quality Inspection for Manufacturing*. **Micromachines**, Basel, v. 14, n. 3, art. 570, 27 fev. 2023. DOI: 10.3390/mi14030570. Disponível em: https://doi.org/10.3390/mi14030570 . Acesso em: 29 jul. 2025

32. BHAGAT, Suraj Kumar; PYRGAKI, Konstantina; SALIH, Sinan Q.; TIYASHA, Tiyasha; BEYAZTAŞ, Ufuk; SHAHID, Shamsuddin; YASEEN, Zaher Mundher. Prediction of copper ions adsorption by attapulgite

adsorbent using tuned-artificial intelligence model. *Chemosphere*, v. 276, art. 130162, 2021. DOI: 10.1016/j.chemosphere.2021.130162.

33. RAY, Saikat Sinha; VERMA, Rohit Kumar; SINGH, Ashutosh; GANESAPILLAI, Mahesh; KWON, Young-Nam. Artificial Intelligence Applications in Water Treatment and Desalination: A Comprehensive Review. Desalination, v. 546, art. 116221, jan. 2023. DOI: 10.1016/j.desal.2022.116221. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.desal.2022.116221