




 **INOVAÇÃO NA GESTÃO DE ESTOQUE:
TECNOLOGIA DE VISÃO COMPUTACIONAL APLICADA AO CONTROLE DE
FLUXO DE MATERIAIS E INVENTÁRIO DO ALMOXARIFADO¹**

*INNOVATION IN STOCK MANAGEMENT:
COMPUTER VISION TECHNOLOGY APPLIED TO WAREHOUSE MATERIALS
FLOW AND INVENTORY CONTROL*

 **Claiton da Silva Mattos**

Mestre em Desenvolvimento de Tecnologia

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC 
Curitiba, Paraná – Brasil.
csmattos@gmail.com


 **Laércio Pereira de Jesus**

Mestre em Desenvolvimento de Tecnologia

Copel Distribuição S/A – Copel DIS
Curitiba, Paraná – Brasil.
lalozinho@hotmail.com


 **Eduardo Massashi Yamao**

Mestre em Desenvolvimento de Tecnologia

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento - LACTEC 
Curitiba, Paraná – Brasil.
eduardo.yamao@lactec.com.br

 **Renato de Arruda Penteadó Neto**

Doutor em Engenharia de Materiais

Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC 
Curitiba, Paraná – Brasil.
renato@pkconsult.com.br

Cite como

American Psychological Association (APA)

Mattos, C. da S., Jesus, L. P. de, Yamao, E. M., & Penteadó Neto, R. de A. (2024, jul./dez.). Inovação na gestão de estoque: Tecnologia de visão computacional aplicada ao controle de fluxo de materiais e inventário do almoxarifado. *Revista Inovação, Projetos e Tecnologias - IPTEC*, São Paulo, 12(2), 1-21, 26314. <https://doi.org/10.5585/iptec.v12i2.26314>

¹ Este artigo resulta da dissertação do egresso Claiton da Silva Mattos no curso de Mestrado Profissional em Desenvolvimento de Tecnologia, do Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento – LACTEC, em Curitiba – PR.

Resumo: Vivemos tempos de mudanças rápidas, com o desenvolvimento contínuo de novas tecnologias em diversas áreas, especialmente em sistemas de informação e inteligência artificial. Torna-se crescente a exigência por maior rapidez na resposta e na qualidade dos serviços prestados, e as empresas precisam se adequar rapidamente, sob o risco de perderem competitividade. O gerenciamento de almoxarifados, particularmente o controle de fluxo de materiais, tem grande importância para a saúde operacional das empresas. Apesar disso, as empresas frequentemente optam por focar em seu negócio principal, eventualmente negligenciando, em algum nível, suas áreas de apoio, resultando em processos mal ajustados e sujeitos a falhas. Neste contexto, surgem oportunidades de melhorias com a implantação de novas tecnologias para auxiliar ou suprimir tarefas executadas de forma manual, as maiores fontes de erros. Este artigo apresenta a avaliação do uso de inteligência artificial por meio da aplicação de visão computacional integrada ao sistema de planejamento de recursos empresariais (ERP) do almoxarifado central de uma concessionária de energia, em Curitiba. A proposta consiste em um sistema de portais instrumentados e um mecanismo de inspeção de nichos para uso nas etapas de verificação e registro de entrada e saída de materiais, e inspeção de inventário, respectivamente, em possível substituição à execução manual das tarefas. Os resultados do estudo apontam um grande potencial no uso do novo sistema integrado, mas também evidenciam a necessidade de ajustes de arranjo físico e processos para viabilizar o uso da tecnologia de visão computacional, fornecendo amparo técnico para um futuro trabalho de implantação.

Palavras-chave: Gestão de almoxarifado. Visão computacional. Inteligência artificial.

Abstract: We live in a time of rapid changes, with the continuous development of new technologies in several areas, especially in information systems and artificial intelligence. There is a growing demand for fast response and better-quality services, so companies must adapt quickly, at the risk of losing competitiveness. Warehouse management, particularly material flow control, is fundamental for the operational health of companies. Despite this, companies frequently tend to focus on their core business, eventually neglecting their support areas to some level. That may result in ill-adjusted and failure-prone processes. In this context, opportunities for improvement arise, with the introduction of new technologies to support or suppress tasks performed manually. Those usually are major sources of errors. This paper presents the assessment of artificial intelligence use through the application of computer vision for object recognition, and its integration into the enterprise resource planning system (ERP) of a power company's central warehouse, in Curitiba. The proposed solution is a system of instrumented portals for use in the stages of verification and registration of the inbound and outbound flow of materials, and an automated inspection device for Inventory verification, both intended to possibly replace manual tasks. The study results suggest great potential for the new integrated system but also highlight the need for physical arrangement and process adjustments to enable computer vision technology usage, providing technical support for future implementation work.

Keywords: Warehouse management. Computer vision. Artificial intelligence.

Introdução

Os armazéns, ou almoxarifados, são considerados peças fundamentais na cadeia de suprimentos, e possuem algumas funções de grande importância neste processo, como absorver variações de fornecimento, acumular produtos para posterior transporte, dentre tantas outras. O mercado cada vez mais competitivo exige a melhoria contínua nas operações das redes de produção e distribuição, e, por conseguinte, maior eficiência dos almoxarifados (Gu et al., 2007; Tiwari, 2023; Kaynov et al., 2024).

A logística está constantemente enfrentando novos desafios e mudando mais rápido do que nunca. As mudanças mais óbvias podem ser vistas no uso crescente de novas tecnologias. A inovação é observada em cada estágio: identificação eletrônica de pacotes, rastreamento via satélite de veículos, veículos autônomos. Uma das áreas afetadas pelas novas tendências logísticas é a armazenagem. Ao longo da história, os armazéns passaram por muitas mudanças e receberam diversas novas tecnologias (Zavadskas et al., 2018).

Uma solução já implementada e consolidada em grande parte das empresas de grande e médio porte é a utilização de sistemas de gerenciamento de almoxarifado (WMS) e de planejamento de recursos (ERP) (Berg & Zijm, 1999; Davarzani & Norrman, 2015; Kembro et al., 2017), ferramentas valiosas na melhoria da gestão da cadeia de suprimentos.

Com o rápido desenvolvimento da ciência e tecnologia, e o crescimento dos custos de mão de obra, os sistemas de armazenamento inteligente estão no foco das grandes empresas de logística e comércio online. As tentativas de pesquisa nesta área são focadas na substituição de mão de obra humana por robôs inteligentes em sistemas de armazenagem (Zheng et al., 2018).

O elo mais suscetível a falhas, que podem ter causas diversas, ainda é o trabalho manual presente em algumas etapas do processo de armazenagem (Nalgozhina & Uskenbayeva, 2024). Neste contexto, surge a tendência atual de automação das etapas do processo, desde o registro de entrada e saída de materiais, monitoramento e contagem de itens do estoque, e todas as movimentações que possam gerar alterações no registro informatizado do estoque.

O inventário, ou balanço (linguagem comercial), é o processo de verificação dos estoques de produtos, mercadorias e materiais da empresa. Esta verificação é feita “in loco”, através da contagem dos itens (Pozo, 2010).

Dentro de toda cadeia logística, a gestão de inventário é um processo de alta responsabilidade e custo, que também pode sofrer com divergências de informações. Comumente é um processo periódico no qual se realiza a verificação e quantificação de itens

disponíveis no estoque de uma empresa ou área. É visto como uma fonte potencial de problemas de planejamento e geração de custos para uma empresa (Berg & Zijm, 1999).

Para Pozo (2010), o tipo de inventário rotativo consiste em esforços de uma quantidade de pessoas que se dedicam a esta atividade, durante o ano. Nesta modalidade de inventário, a contagem de itens é realizada de forma contínua, com intervalos curtos. O modelo de contagem cíclica (inventário rotativo) fornece uma vantagem em relação ao inventário físico anual (Paoleschi, 2014), pois permite o controle constante do estoque e a rápida identificação de divergências, possibilitando a aplicação de medidas corretivas de forma mais imediata.

Segundo TOTVS (2023), a acuracidade de estoque indica o nível de qualidade e confiabilidade das informações registradas nos sistemas de controle em relação à existência física dos itens. Quando as informações não conferem o saldo real, diminui-se a acuracidade do inventário.

Neste estágio de desenvolvimento fica clara, também, a necessidade de as etapas de automatização estabelecerem comunicação eficiente com os sistemas de gerenciamento citados anteriormente, criando um circuito fechado de informação, atualizado em tempo real (Gu et al., 2007).

Automação de almoxarifados (do inglês, Warehouse Automation) é uma temática em alta na última década, com evidências como a realização de desafios anuais na área organizados pela gigante do segmento de comércio eletrônico, e umas das maiores e mais valiosas empresas da atualidade, a Amazon (Singh et al., 2018). As conquistas atingidas durante estes desafios trouxeram valioso aprendizado no tema (Zheng et al., 2018). Os sistemas de almoxarifado vêm, consistentemente, estimulando o desenvolvimento de tecnologias de automação, com olhos voltados à operação autônoma, de forma a reduzir tempo de operação e custos. Diversas tecnologias têm se beneficiado desta tendência, tais como sistemas de escaneamento de produtos novos, veículos autônomos, realidade virtual, dentre outras. No entanto, a tarefa de integrar estas tecnologias em ambientes grandes e operacionalmente complexos representa um grande desafio (Ridolfi et al., 2019).

A utilização da tecnologia de visão computacional vem continuamente ganhando força e encontrando aplicações nas mais diversas áreas (Hussien et al., 2021). Sua introdução aos processos industriais é, frequentemente, motivada por um desejo de reduzir custos melhorando a eficiência (e, assim, a produtividade), reduzir erros (e melhorar a qualidade) ou reunir dados. De forma igualmente importante, a tecnologia pode suplantiar a ausência de mão de obra qualificada, ou liberar pessoas de tarefas perigosas, cansativas, ou que demandam muito trabalho (Smith et al., 2021).

A ênfase na união entre visão computacional e aprendizado de máquina, que revolucionou a disciplina a partir de 2014, se tornou possível pelos desenvolvimentos transformacionais no campo da inteligência artificial, e serviu para aproximar certas capacidades de visão de máquina às da visão humana – uma ambição que existe desde os primórdios da visão computacional, nos anos 1960. Hoje, *Deep Learning* é reconhecidamente o estado da arte em aprendizado de máquina voltado à visão computacional, e a técnica está sendo inserida de forma explosiva em uma série de aplicações industriais (Smith et al., 2021; Azevedo, 2022; Amjoud & Amrouch, 2023; Kaur & Singh, 2023; Boesch, 2023).

Nos últimos dez anos, aplicações práticas das tecnologias de visão computacional e aprendizado de máquina no setor elétrico foram estudadas por diversos autores. Alguns exemplos são citados a seguir:

Xia et al. (2018) propuseram um modelo de reconhecimento por imagem para utilização em inspeção de equipamentos elétricos. O modelo, baseado em redes neurais, processa imagens adquiridas por robôs e veículos aéreos não tripulados, e gera sentenças que refletem o estado dos equipamentos fotografados.

Yao & Cheng (2021) apresentaram um modelo para reconhecimento de equipamentos elétricos que combina Confrontation Network e Deep Forest e se provou adequado para aprendizado com poucas amostras.

Patel & Chowdhury (2022) propuseram um método de classificação de objetos por visão computacional utilizando Rede Neural Convolutiva Profunda (do inglês, Deep Convolutional Neural Network), para identificar itens armazenados em um almoxarifado, com o objetivo de oferecer suporte ao gerenciamento de estoque.

Este trabalho, apresentado na forma de relato técnico, tem por objetivo a avaliação do uso de visão computacional para reconhecimento e contagem de objetos no contexto de gestão de estoque de um almoxarifado, como forma de reduzir divergências de contagem de itens (inventário) e potencialmente reduzir o tempo dispendido nas tarefas de admissão e expedição de materiais, bem como a indisponibilidade do almoxarifado na ocasião do inventário físico anual (Mattos, 2022).

Aplicação e justificativa

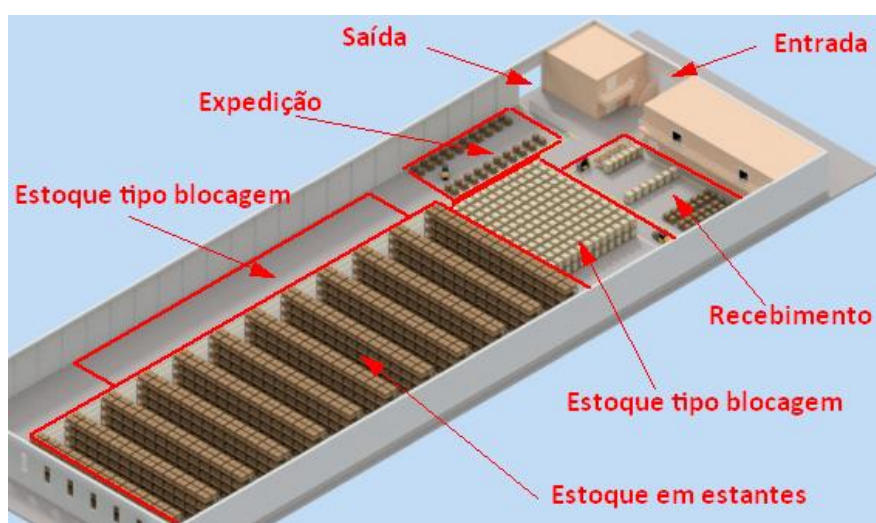
A solução proposta neste trabalho foi formatada para aplicação no almoxarifado central de uma concessionária de energia, na cidade de Curitiba. O almoxarifado está instalado em um

barracão com área interna de 6430 m², 140 m de comprimento e 48 m de largura úteis. O arranjo físico do almoxarifado, mostrado na

Figura 1, foi modelado a partir da planta baixa do prédio e medições realizadas no local. No modelo, destacam-se as principais áreas de interesse, do ponto de vista de fluxo de materiais, quais sejam: portas de entrada e saída, área de inspeção de entrada, ou recebimento, área de blocagem, o estoque em estantes metálicas e a área de expedição.

Figura 1.

Arranjo Atual do Almoxarifado



Fonte: Autores.

O estoque abriga cerca de 3200 produtos (materiais) diferentes, todos identificados e endereçados no sistema ERP da companhia. Uma vez admitidos no sistema ERP, os materiais dão entrada no estoque e são alocados em estantes de armazenamento metálicas distribuídas na área de estocagem. As estantes são distribuídas em seções, e codificadas com arranjos de letras e números. O armazenamento de materiais no estoque é realizado sobre pallets, em grupos de caixas fechadas, fardos de itens ou mesmo itens individuais. A Figura 2 mostra o aspecto geral do sistema de armazenamento.

Figura 2.*Estrutura do Estoque***Fonte:** Autores.

O fluxo de materiais no estoque apresenta algumas características próprias que constituem um grande desafio em termos de gestão, como o consumo fracionado de itens. Alguns dos produtos que adentram o estoque em fardos ou caixas fechadas contendo, por vezes, centenas ou milhares de unidades, saem do estoque em pequenas quantidades para consumo.

Ambos os processos, entrada e saída de materiais, exigem etapas de verificação dos pedidos, com identificação e contagem realizadas de forma visual, e registros lançados manualmente pelos operadores. Algumas lacunas de desempenho são observadas, hoje, nestes processos, como índices de erros de contagem, evidenciados na realização do inventário anual, e uma demanda relativamente alta de mão de obra nas inspeções. Uma vez que os processos apontados fazem parte da rotina diária do almoxarifado, as falhas geram um impacto operacional e financeiro significativo ao longo do ano. Um dos grandes desafios do departamento de logística da companhia é o resultado obtido na acuracidade de seus estoques no processo de inventário físico de materiais, que consiste em apurar a realidade dos estoques de materiais existentes em seus almoxarifados para fins de atendimento à legislação e suporte às demonstrações financeiras.

As dificuldades na gestão destes processos justificam a proposta de implantação de um sistema automatizado, baseado em visão computacional, para registro de entrada e saída de materiais no estoque, e para a apuração do inventário, pois o uso da tecnologia resulta em processos mais precisos, melhores ferramentas e inovação. A união de automação, visão computacional e aprendizado profundo tem como alvo a melhoria do gerenciamento do almoxarifado. Análises avançadas e algoritmos inteligentes combinados com inteligência

humana são fundamentais para um impacto positivo para a organização. Avanços como esse podem determinar o sucesso de uma empresa, e as melhorias esperadas no médio ou longo prazo podem ser consideráveis.

Metodologia

A metodologia utilizada no desenvolvimento deste trabalho de pesquisa aplicada foi o DSR (*Design Science Research*), dado o modelo de pesquisa com validação de conceito por construção e testes com protótipo funcional. O primeiro estágio foi a compreensão do problema, com base em interações com a equipe do almoxarifado e cuidadosa análise de documentos e fluxogramas dos processos correntes, com foco nas divergências identificadas na fase inicial do estudo. No segundo estágio, a sugestão da aplicação da tecnologia expoente de visão computacional como alternativa às tarefas de classificação e contagem de objetos realizadas de forma manual. Na sequência, o desenvolvimento de modelos de aplicação projetados especificamente para atender as necessidades e particularidades do cliente, culminando na construção de protótipos funcionais, ou artefatos, para validação do conceito proposto. Finalmente, a realização dos testes de desempenho possibilitou a avaliação dos resultados e o confronto com o processo original, bem como com os achados bibliográficos preliminares.

O método é análogo ao apresentado de forma mais extensiva e estruturada por Canaparro et al. (2021).

A sequência do texto é direcionada ao relato dos estágios de desenvolvimento da solução e avaliação qualitativa dos resultados obtidos.

Desenvolvimento

A proposta para automatização das tarefas de inspeção e registro de fluxo de materiais é baseada na utilização de portais e esteiras, dois conjuntos, um de entrada e um de saída, enquanto a inspeção do estoque é realizada por uma empilhadeira, todos eles instrumentados com câmeras e sensores auxiliares. O desenvolvimento pode ser agrupado em três macro etapas: o projeto e modelamento dos conjuntos, a produção da biblioteca de imagens dos materiais do almoxarifado e treinamento das redes neurais responsáveis pelo reconhecimento de objetos, e os testes práticos para validação de conceito.

Na primeira etapa, os modelos foram concebidos a partir do estudo do fluxo logístico praticado no almoxarifado, desde as aquisições de novos materiais até a expedição de produtos para o cliente final, e das características de movimentação de materiais no interior do barracão,

como a rota, modo de transporte, espaço físico disponível para instalação de equipamentos, dimensões das estantes e empilhadeiras, dentre outros.

Os portais foram idealizados como estruturas montadas com módulos treliçados, comercializados sob o termo *boxtruss*, de alumínio, com largura e altura úteis de 2,5 m e 3,0 m, respectivamente. Nos portais são embarcadas as câmeras do sistema de visão e uma série de acessórios auxiliares de operação e de segurança.

O conceito prevê que a inspeção dos materiais seja realizada no momento da passagem da empilhadeira sob o portal, com os itens dispostos sobre um pallet. Este é o caso geral, no qual os materiais são embalagens fechadas, objetos de maior porte ou múltiplas unidades de produtos diversos. Outra situação é a movimentação de materiais ou embalagens menores, geralmente unitárias. Para esta situação, foi prevista a instalação de esteiras auxiliares, integradas aos portais, que funcionam de maneira semelhante, baseada em visão computacional.

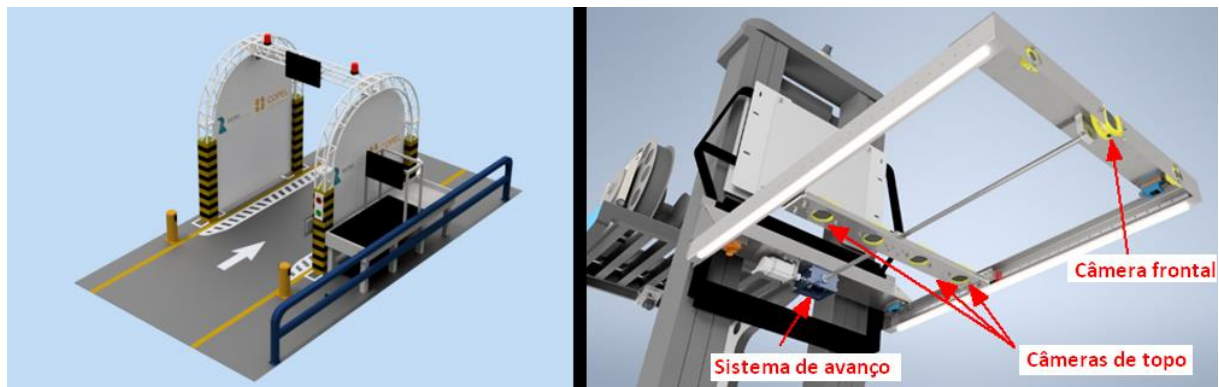
O mecanismo de inspeção de nicho, fixado em uma empilhadeira retrátil, consiste em uma matriz contendo quatro câmeras para visão de topo e uma câmera para visão frontal, além de um mecanismo robotizado de avanço das câmeras para varredura e reconstrução de imagem. A proposta, neste caso, é a inspeção realizada diretamente nas estantes do estoque, seguindo rota e horários definidos em estudo dedicado.

A

Figura 3 ilustra, à esquerda, a modelagem dos portais com esteiras integradas, e, à direita, o mecanismo embarcado no AGV.

Figura 3.

Modelagem do Conjunto Portal-Esteira e do Mecanismo de Inspeção de Nichos



Fonte: Autores.

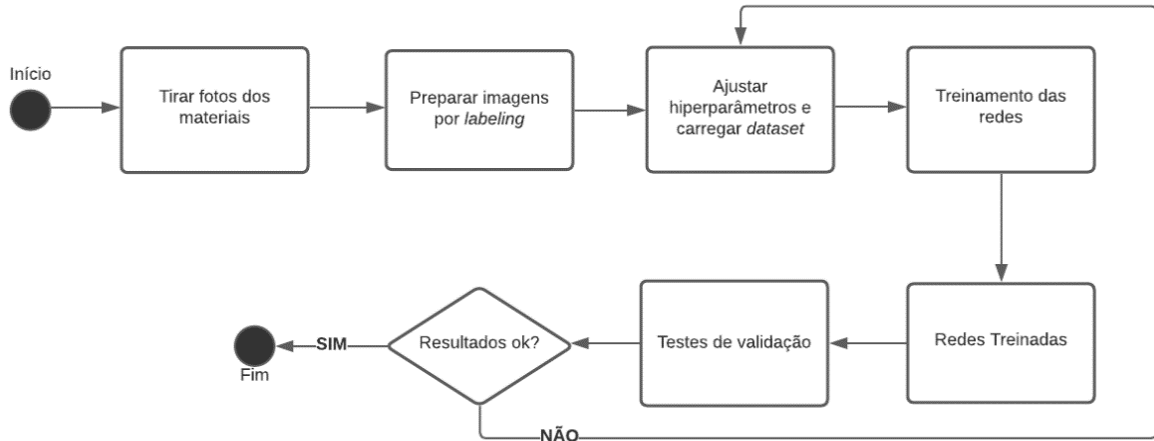
A Figura 4 ilustra o processo de inspeção de materiais no portal, à esquerda, e na esteira, à direita.

Figura 4.*Modelagem do Processo de Inspeção Por Visão Computacional***Fonte:** Autores.

A segunda etapa trata do treinamento de redes neurais para o trabalho de identificação e classificação dos materiais do almoxarifado. Alguns passos são necessários para viabilizar este estágio. O primeiro deles é a produção de um banco de imagens dos objetos de interesse, chamado de *dataset*. Após a coleta das imagens, existe um trabalho intermediário de preparação delas, no qual se realiza a marcação dos locais exatos das imagens onde aparecem os objetos, e a rotulagem (*labeling*) destes locais com o tipo de objeto ali observado. Este processo é necessário no tipo de aprendizado assistido. Com as imagens preparadas, alimenta-se a rede neural convolucional com estas imagens, realiza-se o ajuste de parâmetros de rede, e finalmente realiza-se o treinamento da rede. Ao longo do processo, são realizados testes de validação para se avaliar a acurácia da rede treinada. Quando a rede alcança um nível aceitável de acerto na classificação de objetos, ela é dada como apta para realizar a tarefa. O processo de preparação da rede neural é resumido no fluxograma da Figura 5.

Figura 5.

Fluxograma do Processo de Treinamento da Rede Neural

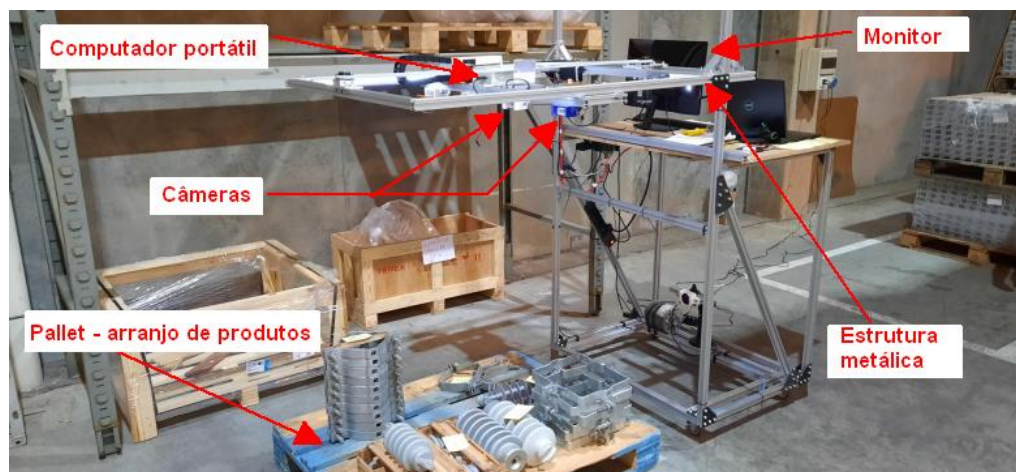


Fonte: Autores.

Para a fase de produção do *dataset*, um dispositivo foi projetado e construído para realizar os registros fotográficos dos produtos do almoxarifado. O dispositivo consiste em uma estrutura metálica ajustável contendo um arranjo de câmeras, sob a qual foram posicionados pallets contendo grupos de materiais dispostos nas mais variadas formas. A Figura 6 mostra a estrutura utilizada e o processo de registro das imagens para geração do *dataset*. Considerado o universo de produtos disponíveis no almoxarifado, e a grande quantidade de imagens de cada produto necessárias para um treinamento eficiente da rede neural, o *dataset* completo é estimado em cerca de 520 mil fotos.

Figura 6.

Sistema Para Geração das Imagens do Dataset



Fonte: Autores.

Para fins de testes de validação do conceito, uma amostragem reduzida de produtos foi selecionada a partir do *dataset* completo. Seis tipos de materiais diferentes, isolador, cinta, suporte, parafuso, caixa e grampo, cada um constituindo uma classe, foram escolhidos para o treinamento de uma rede YOLO. A rede foi treinada com o *dataset* de seis classes, porém, com o uso do recurso de *data augmentation*, um total de 28955 imagens compôs o treinamento. Destas, 19185 foram efetivamente utilizadas no treinamento, enquanto 9770 para os processos computacionais de validação e teste. Os principais parâmetros foram configurados da seguinte forma: número de épocas de treinamento (*epochs*, ou, no caso da rede YOLO, *batches*) igual a 36000, *batch size* igual a 64 e taxa de aprendizado (*learning rate*) igual a 0,001. O treinamento foi realizado em um servidor Dell Poweredge, e o tempo total de treinamento foi de aproximadamente 3 dias.

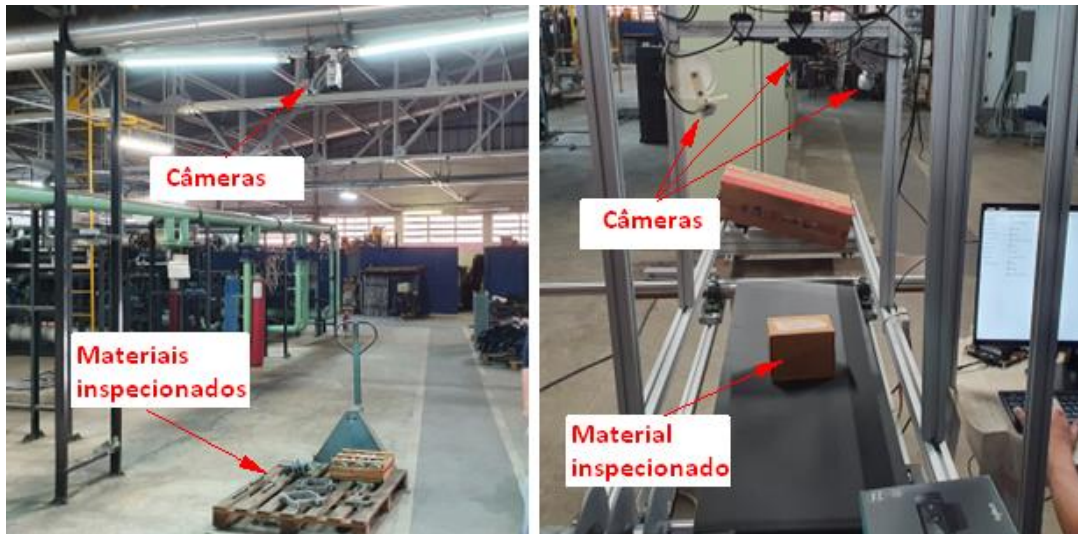
A terceira etapa foi a montagem de testes práticos para validar a solução em condições próximas àquelas encontradas no próprio almoxarifado, e em situação de reconhecimento de objetos em tempo real. Para tanto, preparou-se uma estrutura com dimensões semelhantes às dimensões de projeto dos portais, com um piso e nível de iluminação também semelhantes aos encontrados no almoxarifado. O conjunto experimental foi equipado com uma câmera IP da Intelbras, modelo VIP 5450Z, e luminárias LED lineares para possibilitar variações de luminosidade. Os testes de classificação foram baseados na montagem de diferentes arranjos de materiais sobre um *pallet* e na exposição deste sob o portal experimental para que a câmera realizasse a identificação e classificação dos itens em tempo real.

O mesmo procedimento foi adotado para validação do reconhecimento por visão computacional nas esteiras auxiliares. Um protótipo de esteira foi construído com perfis de alumínio padronizados, equipado com um motor elétrico controlado por inversor de frequência, e automatizado com o uso de duas câmeras Intel D435 e uma webcam full HD Logitech C920. Neste caso, além da identificação e classificação de objetos, o sistema de visão ainda era responsável pelo rastreamento do objeto em tempo real, e como acionamento de parada da esteira quando o objeto se enquadrava sob a câmera, na região de inspeção.

A Figura 7 mostra, à esquerda, o processo de inspeção de materiais no portal experimental, e, à direita, o processo de inspeção no protótipo da esteira.

Figura 7.

Arranjos Experimentais do Portal e Esteira

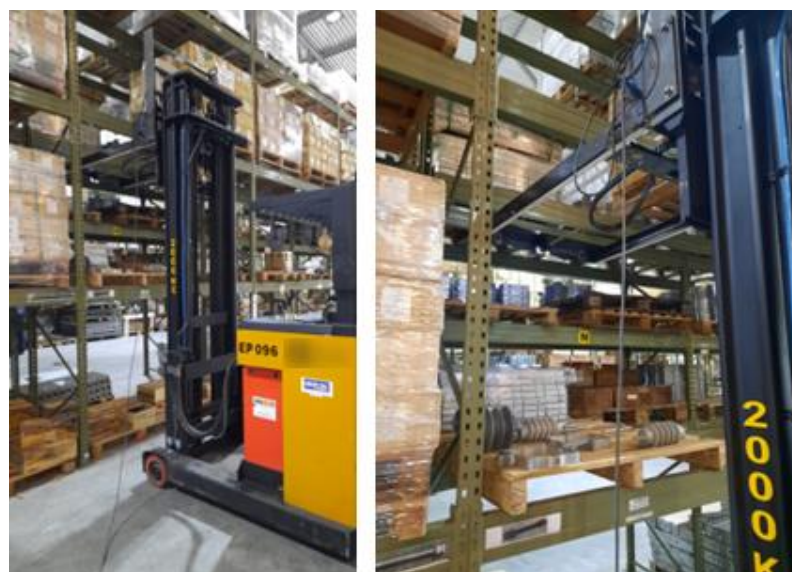


Fonte: Autores.

Testes de validação também foram conduzidos para o mecanismo de inspeção do estoque. Neste caso, os testes iniciais foram realizados em laboratório, com um mecanismo instalado em uma estrutura fixa. Posteriormente, foram realizados testes com o mecanismo já instalado em uma paleteira elétrica, como mostra a Figura 8.

Figura 8.

Teste de Inspeção no Estoque Com o Mecanismo



Fonte: Autores.

Resultados e análise

De forma geral, os resultados obtidos dos portais nos testes de reconhecimento por imagem, foram satisfatórios, principalmente quando tomados os cenários mais controlados de distribuição de materiais sobre o pallet e a esteira. A

Figura 9 exemplifica um resultado de classificação de objeto na esteira, no qual o item é classificado como cinta com um nível de confiança de 99,9%. Esta acurácia foi mantida nos testes de classificação com itens singulares sobre a esteira, e mesmo com múltiplos itens, desde que espaçados entre si e distribuídos de forma organizada.

Figura 9.

Exemplo De Reconhecimento De Objeto Na Esteira



Fonte: Autores.

A

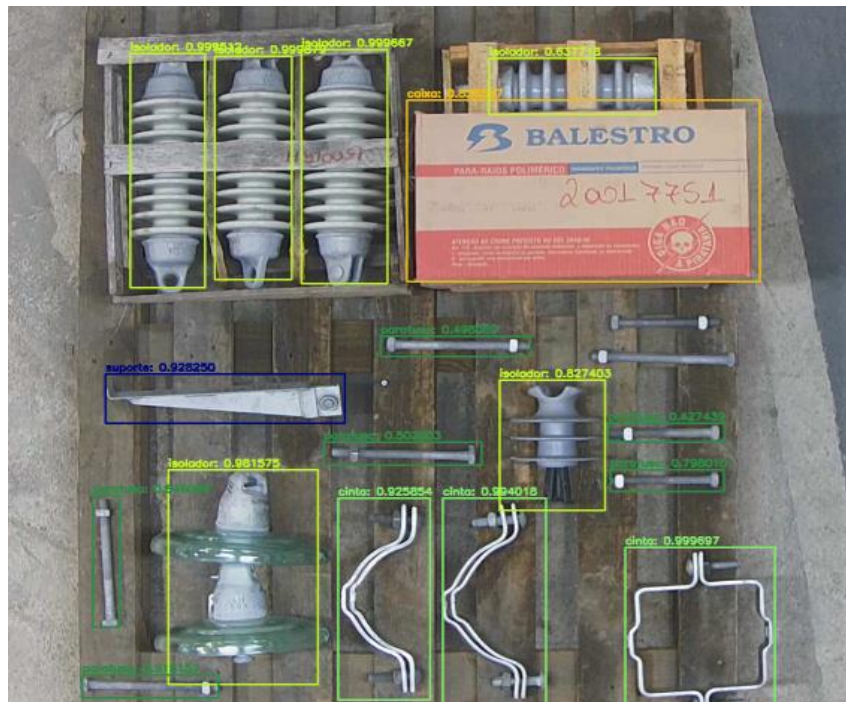
Figura 10 mostra um exemplo de classificação de objetos pelo portal, na qual o sistema de visão foi capaz de reconhecer e classificar corretamente a maior parte dos objetos dispostos sobre o pallet, mas com variados níveis de confiança. Os itens maiores e com melhor contraste com o plano de fundo (texturas do *pallet* e do piso) atingiram melhores níveis de confiança, enquanto itens menores como os parafusos alcançaram níveis mais baixos, ou mesmo tiveram unidades não reconhecidas neste quadro.

Nos casos em que foram explorados cenários mais complexos de distribuição de materiais, como sobreposição de itens com oclusão parcial ou total de objetos, tanto a esteira quanto o portal produziram resultados pouco confiáveis, com problemas de identificação, classificação e, conseqüentemente, contagem de objetos. Na Figura 11 observa-se um exemplo no qual a sobreposição de materiais comprometeu o resultado de classificação. Uma caixa de

papelão posicionada sobre o fardo de isoladores levou à identificação de 5 isoladores em uma região onde havia apenas 3. A própria caixa de papelão não foi identificada neste quadro.

Figura 10.

Resultados de Reconhecimento de Objetos no Portal



Fonte: Autores.

Figura 11.

Exemplo de Oclusão Parcial



Fonte: Autores.

Os resultados obtidos nos testes com o mecanismo de inspeção de nichos também mostraram um cenário desafiador devido às condições de iluminação e variações de espaço disponível, impactando a distância focal das câmeras durante a aquisição das imagens.

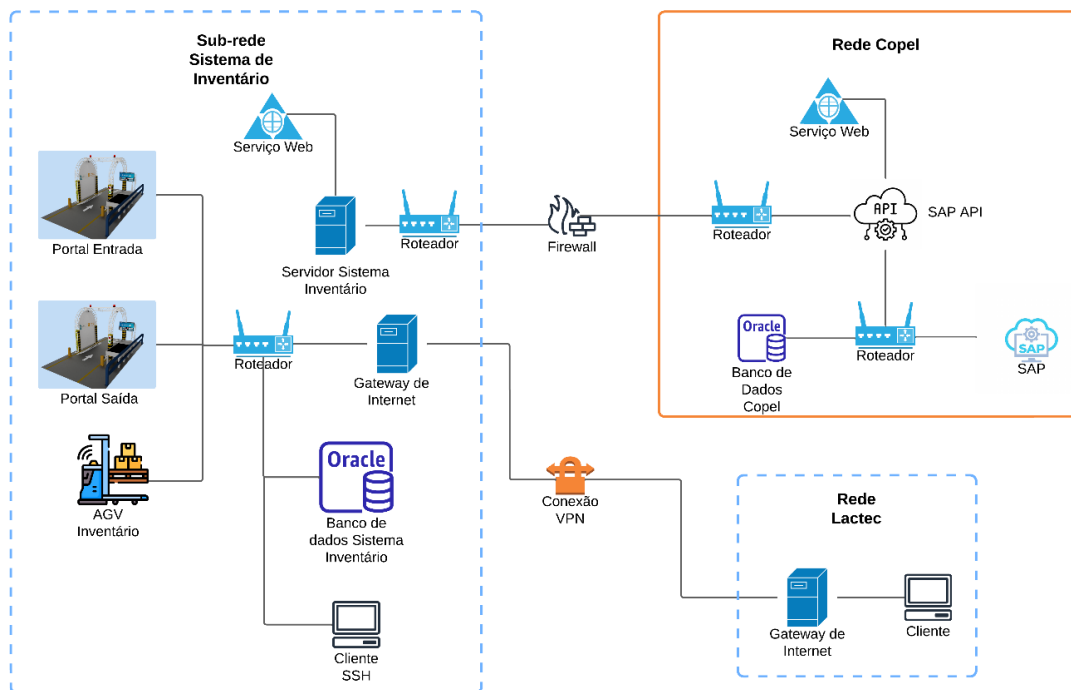
Embora os resultados obtidos nestas condições não sejam os mais favoráveis para aplicação do método de forma ampla e irrestrita, eles dão importantes indicativos das limitações da tecnologia e das eventuais medidas a serem tomadas para a implantação bem-sucedida da tecnologia de visão computacional.

Face às limitações observadas, foi proposto um ajuste de *layout* no qual a posição do portal de saída leva à criação de uma área intermediária de consolidação dos materiais do almoxarifado antes da expedição. Neste arranjo, os materiais são preparados nos pallets, durante a coleta no estoque (*picking*), de forma organizada, com os objetos espaçados e evitando condições que prejudicam o reconhecimento por imagem. Os pallets assim preparados passam pelo portal de saída, possibilitando o reconhecimento e contagem de objetos, e o registro do fluxo de materiais no sistema ERP da empresa. A adoção deste novo layout no almoxarifado demanda ajustes tanto físicos, com a readequação de espaços, quanto de processo logístico, impactando desde o *picking*, inspeção de saída e de eventual retorno de materiais, e todos os registros de movimentação no sistema ERP.

Por fim, para que o sistema de portais, esteiras e veículo de inspeção possa operar de forma integrada ao sistema ERP da empresa, é necessária uma estrutura de redes que permita a comunicação em tempo real entre as partes. O diagrama da Figura 12 apresenta uma proposta de estrutura.

Figura 12.

Configuração de Sistema Sugerido Para Implantação no Almoxarifado



Fonte: Autores.

A rede existente da companhia, delimitada no retângulo alaranjado, é o ambiente que hospeda o sistema ERP (SAP), com acesso ao banco de dados do estoque do almoxarifado, e contém informações sobre os produtos e o status de cada item. A sub-rede Sistema de Inventário efetivamente insere os elementos de automatização de processos. A sub-rede Lactec é uma rede temporária com acesso para fins de desenvolvimento e testes. A conexão das redes é a garantia de operação integrada de sistemas, com possibilidade de identificação e contagem de itens, e atualização do sistema ERP em tempo real, respeitando questões de segurança cibernética e confidencialidade de dados.

Conclusões

Os resultados dos testes apontam como viável a implantação de um sistema de reconhecimento e classificação de objetos por imagem no almoxarifado. Para tanto, é necessário um trabalho extensivo na geração de um *dataset* amplo e representativo das condições operacionais de movimentação e estocagem de materiais, como já esperado para arquiteturas de visão computacional baseadas em aprendizado profundo.

Ainda, de acordo com os estudos iniciais, reforçados pelos resultados práticos obtidos nos testes, observou-se a necessidade de um ajuste de layout e de processos para viabilizar a aplicação da tecnologia de visão computacional para reconhecimento eficiente de objetos no almoxarifado. O processo de entrada ganha praticidade e assertividade com a utilização de etiquetas QR Code, uma vez que trata exclusivamente de materiais novos que adentram o estoque em embalagens fechadas. O processo de saída demanda um ajuste com a inserção de um processo intermediário de consolidação, permitindo a inspeção de materiais dispostos de forma otimizada em *pallets* antes da compactação para expedição, evitando problemas de sobreposição que dificultam a detecção e classificação de objetos, similar ao observado por Zhang et al. (2021).

Na inspeção do estoque (processo de inventário), ajustes no mecanismo e parâmetros das câmeras são vitais para o sucesso na classificação e contagem. O principal desafio técnico da solução proposta foi o desenvolvimento do mecanismo de inspeção, devido à limitação da distância focal. Apesar de o mecanismo adquirir 21 fotos por inspeção (20 superiores e 1 frontal), há uma distância mínima de 30 cm entre as câmeras e os objetos, que deve ser respeitada para que se tenha um resultado satisfatório na reconstrução da imagem. Outra limitação é o fato de o mecanismo ter sido projetado para as dimensões do pallet e prateleiras do almoxarifado central da concessionária, as quais apresentam variações de até 10 cm. Neste caso, foi necessário um sistema de ajuste da altura do mecanismo experimental de aquisição de imagens para adentrar os nichos e realizar a captura das fotos dos objetos. Dificuldades relacionadas a variações dimensionais também foram apontadas por Daios et al. (2024).

Adaptações operacionais relativas à interação entre novas tecnologias e a equipe do almoxarifado também se tornam indispensáveis, de forma que treinamentos para capacitação de pessoal devem ser planejados, em consonância com observações de Nalgozhina & Uskenbayeva (2024).

A proposta de implementação do sistema na forma de redes integradas possibilita a troca de informação entre o conjunto de portais e o sistema ERP em tempo real. Quando respeitadas as limitações da tecnologia de visão computacional, com as medidas apontadas anteriormente, as inspeções de materiais passam a ser realizadas em poucos segundos, oferecendo um potencial enorme de economia de tempo e mão de obra, em linha com o sugerido por Daios et al. (2024).

Referências

- Amjoud, A. B., & Amrouch, M. (2023). Object Detection Using Deep Learning, CNNs and Vision Transformers: A Review. *IEEE Access*, 11(March), 35479–35516. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3266093>
- Azevedo, P. (2022). *Object Detection State of the Art 2022*. <https://medium.com/@pedroazevedo6/object-detection-state-of-the-art-2022-ad750e0f6003>
- Berg, J. P. van den, & Zijm, W. H. M. (1999). Models for warehouse management: Classification and examples. *International Journal of Production Economics*, 59(1–3), 519–528. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(98\)00114-5](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(98)00114-5)
- Boesch, G. (2023). *Object Detection in 2024: The Definitive Guide*. Viso.Ai. <https://viso.ai/deep-learning/object-detection/>
- Canaparro, A., Da Rocha, A. D., Machado, M. A., & Silva Freitas Júnior, J. C. (2021). Transformação digital na indústria de alimentos: proposta de framework aplicado. *Revista Inovação Projetos e Tecnologias*, 9(2), 289–308. <https://doi.org/10.5585/iptec.v9i2.20819>
- Daios, A., Xanthopoulos, A., Folinas, D., & Kostavelis, I. (2024). Towards automating stocktaking in warehouses: Challenges, trends, and reliable approaches. *Procedia Computer Science*, 232(2023), 1437–1445. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.01.142>
- Davarzani, H., & Norrman, A. (2015). Toward a relevant agenda for warehousing research: literature review and practitioners' input. *Logistics Research*, 8(1). <https://doi.org/10.1007/s12159-014-0120-1>
- Gu, J., Goetschalckx, M., & McGinnis, L. F. (2007). Research on warehouse operation: A comprehensive review. *European Journal of Operational Research*, 177(1), 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.02.025>
- Hussien, R. M., Al-Jubouri, K. Q., Gburi, M. Al, Hussein Qahtan, A. G., & Duaa Jaafar, A. H. (2021). Computer Vision and Image Processing the Challenges and Opportunities for new technologies approach: A paper review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1973(1), 012002. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1973/1/012002>
- Kaur, R., & Singh, S. (2023). A comprehensive review of object detection with deep learning. *Digital Signal Processing*, 132, 103812. <https://doi.org/10.1016/J.DSP.2022.103812>
- Kaynov, I., van Knippenberg, M., Menkovski, V., van Breemen, A., & van Jaarsveld, W. (2024). Deep Reinforcement Learning for One-Warehouse Multi-Retailer inventory management. *International Journal of Production Economics*, 267(October 2022). <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109088>
- Kembro, J. H., Danielsson, V., & Smajli, G. (2017). Network video technology: Exploring an innovative approach to improving warehouse operations. *International Journal of*

Physical Distribution and Logistics Management, 47(7), 623–645.
<https://doi.org/10.1108/IJPDLM-02-2017-0112>

- Mattos, C. da S. (2022). *Desenvolvimento de metodologia baseada em visão computacional para registro automatizado de entrada e saída de materiais em almoxarifado*.
https://mestrado.lactec.org.br/wp-content/uploads/2022/12/358_pt.pdf
- Nalgozhina, N., & Uskenbayeva, R. (2024). Automating hybrid business processes with RPA : optimizing warehouse management. *Procedia Computer Science*, 231(2023), 391–396. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.223>
- Paoleschi, B. (2014). *Estoques e Armazenagem* (Erica (ed.); 1a ed.).
- Patel, A. D., & Chowdhury, A. R. (2022). Vision-Based Object Classification Using Deep Learning for Mixed Palletizing Operation in an Automated Warehouse Environment. In *Lecture Notes in Mechanical Engineering* (Issue Iccas, pp. 991–1011).
https://doi.org/10.1007/978-981-16-7787-8_79
- Pozo, H. (2010). *Administração de Recursos Materiais e Patrimoniais: Uma Abordagem Logística* (Atlas (ed.); 4a ed.).
- Ridolfi, M., Macoir, N., Gerwen, J. V.-V., Rossey, J., Hoebeke, J., & de Poorter, E. (2019). Testbed for warehouse automation experiments using mobile AGVs and drones. *IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, 919–920. <https://doi.org/10.1109/INFOCOMW.2019.8845218>
- Singh, C. K., Majumder, A., Kumar, S., & Behera, L. (2018). Deep Network based Automatic Annotation for Warehouse Automation. *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2018*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2018.8489424>
- Smith, M. L., Smith, L. N., & Hansen, M. F. (2021). The quiet revolution in machine vision - a state-of-the-art survey paper, including historical review, perspectives, and future directions. *Computers in Industry*, 130, 103472.
<https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103472>
- Tiwari, S. (2023). Smart warehouse: A bibliometric analysis and future research direction. *Sustainable Manufacturing and Service Economics*, 2(July 2022), 100014.
<https://doi.org/10.1016/j.smse.2023.100014>
- TOTVS. (2023). *Acuracidade de estoque: reduza custos de armazenagem sem perder qualidade nas entregas*. [https://www.totvs.com/blog/gestao-para-rotas/acuracidade/#:~:text=A acuracidade de estoque indica,a confiabilidade das informações diminui](https://www.totvs.com/blog/gestao-para-rotas/acuracidade/#:~:text=A%20acuracidade%20de%20estoque%20indica,a%20confiabilidade%20das%20informa%C3%A7%C3%B5es%20diminui).
- Xia, Y., Lu, J., Li, H., & Xu, H. (2018). A Deep Learning Based Image Recognition and Processing Model for Electric Equipment Inspection. *2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, 1–6.
<https://doi.org/10.1109/EI2.2018.8582593>
- Yao, N., & Cheng, K. (2021). Electric Power Equipment Image Recognition Based on Deep

Forest Learning Model with Few Samples. *Journal of Physics: Conference Series*, 1732(1), 012025. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1732/1/012025>

Zavadskas, E. K., Nunić, Z., Stjepanović, Ž., & Prentkovskis, O. (2018). A Novel Rough Range of Value Method (R-ROV) for Selecting Automatically Guided Vehicles (AGVs). *Studies in Informatics and Control*, 27(4), 385–394. <https://doi.org/10.24846/v27i4y201802>

Zhang, Q., Chang, X., Meng, Z., & Li, Y. (2021). Equipment detection and recognition in electric power room based on faster R-CNN. *Procedia Computer Science*, 183, 324–330. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.02.066>

Zheng, Y., Jiang, X., Yang, S., Lyu, C., Zhou, W., & Liu, Y. (2018). Picking and Recognizing System in Cluttered Environment. *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, 1089–1094. <https://doi.org/10.1109/ICInfA.2018.8812327>