ESTUDO DA UTILIZAÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA VERIFICAÇÃO DE PROJETOS ELÉTRICOS

Gustavo Deliberali do Couto[1], Pedro Henrique Gonçalves[2] e Renato Sellaro Dorighello[3]

RESUMO

O objetivo desta pesquisa consiste em investigar a integração de agentes de Inteligência Artificial (IA) e redes neurais para a verificação automática de diagramas elétricos, visando garantir a integridade técnica e a segurança operacional em ambientes industriais complexos . A metodologia baseia-se em uma revisão bibliográfica narrativa de obras clássicas e artigos recentes, com foco em Redes Neurais Convolucionais (CNN) para o reconhecimento de símbolos e em Reconhecimento Óptico de Caracteres (OCR) para a interpretação semântica de etiquetas. Os resultados evidenciam que tecnologias como o framework SINA e a arquitetura Mask R-CNN permitem a automação de processos de verificação (checklists), detectando precocemente falhas críticas como componentes desconectados e erros na fiação ou na numeração de tags, com precisões de 96,47% e 94% na análise de esquemas. O uso de OCR atinge até 99,6% de eficácia na extração de labels, assegurando a rastreabilidade e a correta identificação técnica dos componentes. Conclui-se que a aplicação de IA na engenharia elétrica otimiza a produtividade e reduz custos operacionais, consolidando-se como uma ferramenta estratégica indispensável para a tomada de decisões seguras e rentáveis na indústria

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Redes Neurais; Diagramas Elétricos; Deep Learning; OCR.

[1]Centro Universitário SENAI Paraná - UniSENAI/PR. gustavo.d.couto@aluno.senai.br
[2]Centro Universitário SENAI Paraná - UniSENAI/PR. pedro.hg0915@gmail.com
[3]Centro Universitário SENAI Paraná - UniSENAI/PR renato.dorighello@sistemafiep.org.br (Autor correspondente)

A Study of Artificial Intelligence for the Verification of Electrical Designs

ABSTRACT

The objective of this research is to investigate the integration of Artificial Intelligence (AI) agents and neural networks for the automatic verification of electrical diagrams, aiming to ensure technical integrity and operational safety in complex industrial environments. The methodology is based on a narrative literature review of classic works and recent articles, focusing on Convolutional Neural Networks (CNN) for symbol recognition and Optical Character Recognition (OCR) for the semantic interpretation of labels. The results demonstrate that technologies such as the SINA framework and the Mask R-CNN architecture enable the automation of verification processes (checklists), detecting early critical failures like disconnected components and errors in wiring or tag numbering, with accuracies of 96.47% and 94& in schematic analysis, respectively. The use of OCR achieves up to 99.6% efficacy in label extraction, ensuring traceability and the correct technical identification of components. It is concluded that the application of AI in electrical engineering optimizes productivity and reduces operational costs, establishing itself as an indispensable strategic tool for safe and profitable decision-making in the industry.

Key words: Artificial Intelligence; Neural Networks; Electrical Diagrams; Deep Learning; OCR.

1 INTRODUÇÃO

O que se inicia como um croqui ou anotação visual estabelece o fluxo constante entre o mundo ideal (o pensamento e a teoria) e o mundo real (a realização física), criando uma "arena"onde as soluções de projeto são confrontadas e estruturadas antes de sua execução. Os comandos elétricos se dividem fundamentalmente entre circuitos de potência, comando e controle, e representam o alicerce da automação industrial, estruturando-se através de lógicas de controle que permitem o acionamento inteligente e seguro de máquinas, painéis e motores (Simões; Alegria, 2023). Embora a complexidade de um diagrama elétrico varie de acordo com o porte da máquina ou painel, ele constitui a principal ferramenta de comunicação técnica entre projetistas, montadores e mantenedores de instalações industriais. Essa padronização permite que qualquer profissional, mesmo sem ter participado do projeto original, compreenda o funcionamento do circuito, localize fisicamente cada componente e realize manutenções de forma segura. Para que essa comunicação seja eficaz, os diagramas seguem convenções normativas que abrangem desde a identificação de cada componente até a numeração dos condutores que os interligam.

Por outro lado, o impacto de um projeto mal elaborado reflete-se em paradas não previstas durante a montagem do quadro. Quando surgem divergências, o processo precisa ser interrompido e reportado ao setor de projetos para esclarecer as dúvidas do montador. Após a revisão, o documento é encaminhado à engenharia de processos, que o redistribui ao setor de montagem. Entre os erros mais frequentes estão a numeração equivocada de fios e a identificação errônea de componentes por meio de tags (sequências alfanuméricas de identificação). Essas falhas geram retrabalho generalizado — impactando a montagem, a gestão de processos e o Planejamento e Controle da Produção (PCP) —, além de potencialmente ocasionarem a aplicação de componentes incorretos.

Diante desse cenário, a Inteligência Artificial (IA) aplicada a projetos de engenharia tem se mostrado altamente relevante, pois auxilia na elaboração e na tomada de decisões estratégicas, fornecendo insights precisos que ajudam os gestores a mitigar riscos e identificar falhas precocemente (Ferreira et al., 2025). Alinhada a essa tendência, a presente pesquisa investiga a integração de Machine Learning na verificação automatizada de tags de componentes e na numeração de condutores em diagramas elétricos. O objetivo é assegurar a integridade das convenções normativas, otimizando a produtividade e a segurança em ambientes industriais complexos.

O presente trabalho está organizado em cinco seções principais para garantir uma compreensão progressiva do tema. A primeira seção apresenta a introdução, contex-

tualizando a relevância e o impacto da Inteligência Artificial na verificação de projetos elétricos em ambientes industriais. A segunda seção aborda a fundamentação teórica, detalhando conceitos de comandos elétricos, arquiteturas de redes neurais e a tecnologia de OCR. A terceira seção descreve a metodologia de revisão bibliográfica narrativa adotada para a seleção e análise da literatura. A quarta seção dedica-se à discussão dos resultados, analisando o estado da arte e a eficácia de sistemas contemporâneos como o framework SINA e a arquitetura Mask R-CNN. Por fim, as considerações finais sintetizam as conclusões do estudo e propõem diretrizes para trabalhos futuros, como a exploração aprofundada dos Vision Transformers

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Projetos e Comando Elétricos

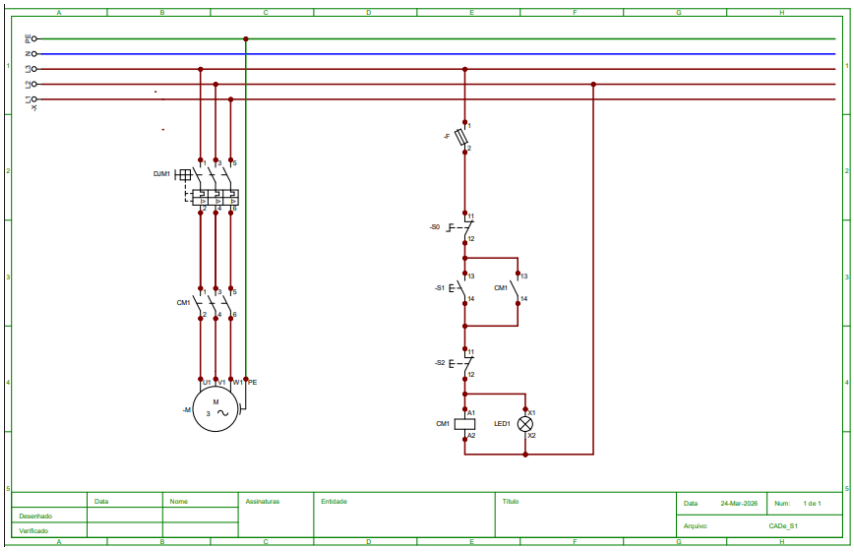
O desenho técnico e os diagramas elétricos constituem a "língua franca"da engenharia, funcionando como o principal instrumento de comunicação que permite traduzir diálogos e imagens mentais em registros gráficos objetivos.(Simões; Alegria, 2023)

Os comando elétricos representam o alicerce da automação industrial estruturando-se através de lógicas de controle que permitem o acionamento inteligente e seguro de máquinas e motores trifásicos, divide-se fundamentalmente entre circuito de potência, comando e controle. Nesse cenário, o uso de softwares como por exemplo CadeSimu, SolidWorks Electrical entre outros. Para elaboração do projeto e à simulação destaca-se como uma etapa indispensável, permitindo a materialização de diagramas técnicos onde se pode testar lógica funcional e corrigir possíveis erros de projeto antes de sua execução física. Assim, a aplicação prática dessas ferramentas computacionais não apenas facilita a compreensão teórica, mas otimiza a produtividade e a segurança em ambientes industriais complexos. (Moreira; Silva; Fonseca, 2024)

O CADeSIMU é um software gratuito. Ele conta com uma biblioteca de símbolos padrão. O programa permite a simulação de diagramas de força, controle e comando. Abaixo está a Figura 1, com a imagem do diagrama desenvolvido na plataforma gratuita. Existem também softwares profissionais e pagos. Esses programas são utilizados em empresas de engenharia e indústrias. Um exemplo é o SolidWorks Electrical. Essa plataforma possui uma grande diversidade de componentes. Ela permite a geração de diagramas, a montagem de peças e de quadros elétricos, além de desenhos em 2D e 3D. Diversos fabricantes fornecem arquivos específicos para o uso dessas

ferramentas.

Figura 1: Diagrama Elétrico



Fonte: Autoria própria (2026).

2.2 Redes Neurais

2.2.1 Introdução às RNAs e CNNs

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico. A ideia central é que um grande número de unidades simples de processamento, quando conectadas em rede, pode alcançar um comportamento inteligente. Elas aprendem representações complexas combinando conceitos mais simples (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

A arquitetura de Redes Neurais Convolucionais (CNNs) são um tipo especializado de rede neural projetado para processar dados que possuem uma topologia de grade conhecida, como imagens (grade 2D de pixels) ou séries temporais (grade 1D). Elas utilizam uma operação matemática chamada convolução em vez da multiplicação de matrizes geral em pelo menos uma de suas camadas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

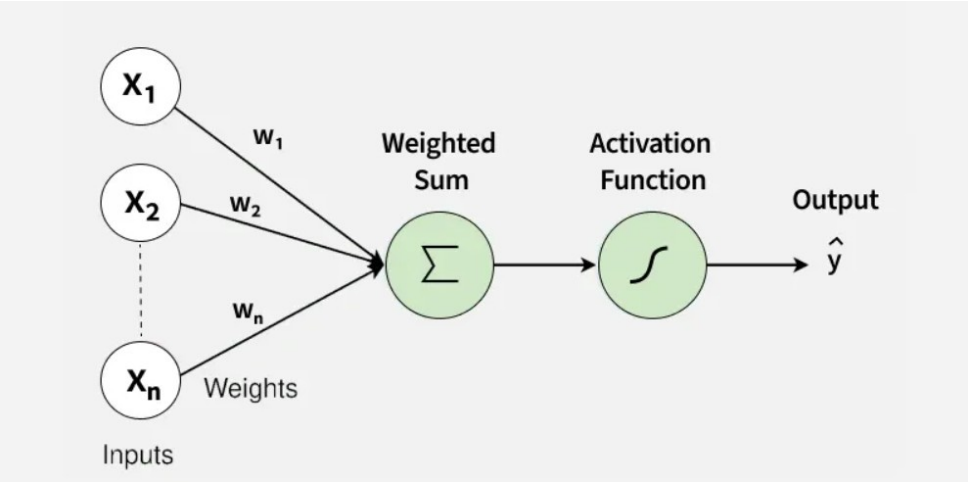
2.2.2 O Perceptron

Desenvolvido por Frank Rosenblatt na década de 1950, o perceptron foi o primeiro modelo capaz de aprender pesos que definem categorias a partir de exemplos de entrada (NIELSEN, 2015).

Como mostrado na Figura 2 um perceptron recebe várias entradas binárias, aplica pesos (que expressam a importância de cada entrada) e produz uma única saída binária (0 ou 1). A saída é determinada pelo fato de a soma ponderada das entradas ser maior ou menor que um valor de limiar (*threshold*) (NIELSEN, 2015).

Embora poderosos para sua época, perceptrons de camada única só conseguem representar funções que sejam linearmente separáveis. Eles não conseguem aprender funções simples como o XOR (OU exclusivo) (RUSSELL; NORVIG, 2013).

Figura 2: Perceptron



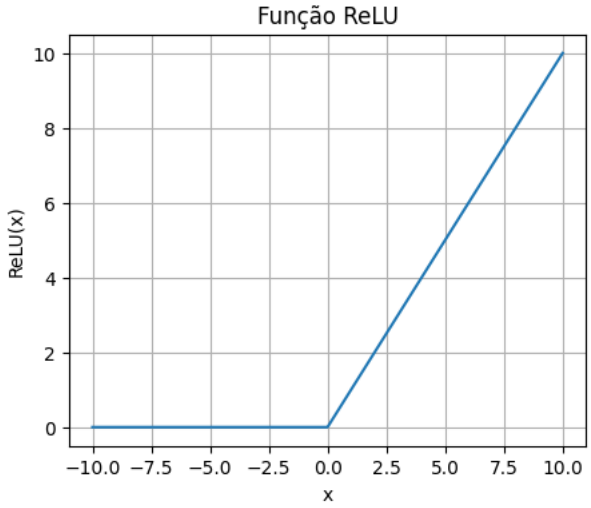
Fonte: GeeksforGeeks (2025).

2.2.3 Funções de Ativação

As funções de ativação decidem se um neurônio deve ser ativado ou não, calculando a soma ponderada e adicionando um bias. São operadores diferenciados por transformar sinais de entradas em saídas, enquanto a maioria adiciona não linearidade ao modelo (ZHANG et al., 2023).

A Figura 3 representa a função ReLU (Unidade Linear Retificada) sendo ela a mais popular atualmente em redes profundas. É preferida por ser computacionalmente simples e por mitigar o problema do desaparecimento do gradiente, permitindo que a rede aprenda mais rápido (ZHANG et al., 2023).

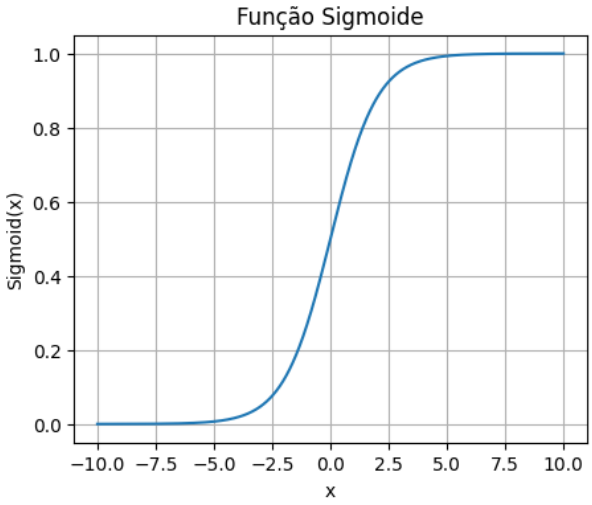
Figura 3: Gráfico Função ReLU



Fonte: Autoria própria (2026).

A Figura 4 representa a função Sigmoide que transforma a entrada em um valor entre 0 e 1, sendo útil para interpretar saídas como probabilidades. O principal problema é que ela pode causar a interrupção do aprendizado quando a função satura (saídas próximas de 0 ou 1), onde o gradiente se torna quase zero (ZHANG et al., 2023).

Figura 4: Gráfico Função Sigmoide



Fonte: Autoria própria (2026).

2.2.4 Arquiteturas das Redes Neurais

As Multilayers Perceptrons (MLPs) são conhecidas como redes profundas alimentadas para frente (feedforward) e são compostas por uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. Cada camada é composta por funções matemáticas simples que, sobrepostas, permitem aproximar funções complexas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

As Redes Neurais Convolucionais (CNNs) diferenciam-se das MLPs por utilizar interações esparsas (kernels menores que a entrada) e compartilhamento de parâmetros (os mesmos pesos são usados em diferentes partes da imagem). Isso a torna extremamente eficiente para visão computacional, pois aproveita a invariância de translação das imagens (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

As Redes Neurais Recorrentes (RNNs) são especializada no processamento de sequências de dados, como fala ou texto. Diferente das redes feedforward, as RNNs possuem conexões cíclicas que permitem que a informação flua através de passos de tempo, mantendo um "estado oculto"que serve como memória do que já foi processado (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

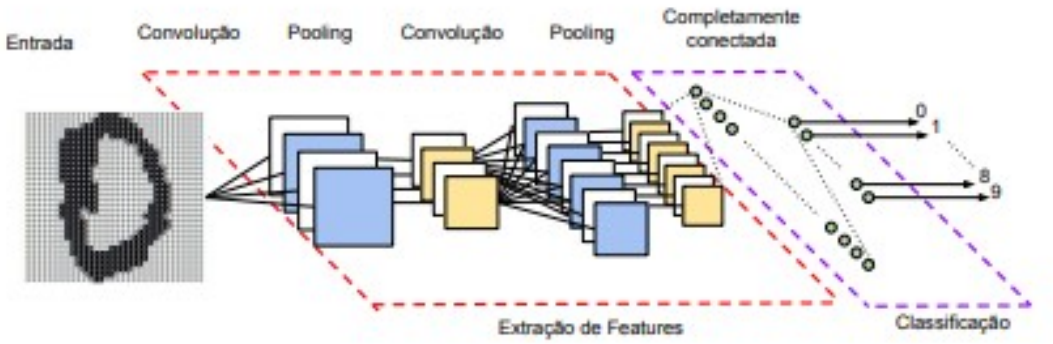
O Vision Transformer (ViT) diferencia-se das arquiteturas tradicionais por ser um modelo puramente baseado em mecanismos de auto-atenção, dispensando o uso de camadas de convolução típicas das CNNs. O processo consiste em dividir a imagem em pequenos blocos chamados patches, que são "achatados"em sequências unidimensionais e tratados como tokens. Para preservar a estrutura espacial da imagem, são adicionados positional embeddings a esses tokens antes de serem processados por um Transformer Encoder, que analisa as relações entre todas as partes da imagem simultaneamente. Sua principal vantagem é a capacidade de capturar o contexto global e dependências de longo alcance entre diferentes regiões da imagem, permitindo um desempenho superior em tarefas complexas e grandes volumes de dados (SUDARSHAN et al., 2025).

2.2.5 Camadas das CNNs

Segundo a Figura 5, uma CNN típica é segmentada em camadas com funções distintas. A Camada Convolucional realiza várias convoluções em paralelo usando filtros (kernels) para extrair mapas de características da entrada, detectando padrões locais como bordas ou texturas. Em seguida, a Camada de Agrupamento (Pooling) simplifica a saída da camada convolucional, reduzindo as dimensões espaciais e tornando a representação aproximadamente invariante a pequenas translações do objeto. Por fim, as Camadas Totalmente Conectadas (FC), geralmente inseridas ao final da rede,

utilizam as características extraídas e simplificadas pelas camadas anteriores para realizar a classificação final (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

Figura 5: Representação da estrutura de uma CNN



Fonte: Vargas, Paes e Vasconcelos (2016).

2.3 Optical Character Recognition

Segundo Edison Oliveira de Jesus, o OCR é definido como uma tecnologia que permite a interpretação automática de informação visual contida em imagens (2D), compreendendo misturas de textos, gráficos e figuras. Seu principal objetivo é converter caracteres de uma fonte analógica (como papel ou imagem digitalizada) para uma forma eletrônica digital.

O principal benefício desta tecnologia é a eliminação da necessidade de redigitação manual, o que economiza tempo e minimiza erros na entrada de dados, permitindo a modificação rápida, transmissão veloz e armazenamento compacto de informações (JESUS, 1997).

2.3.1 OCR em diagramas elétricos

Em diagramas elétricos, o OCR não é apenas uma ferramenta de transcrição, mas um componente essencial para a interpretação semântica do desenho (JESUS, 1997). Sua função primordial é a identificação e descodificação de *labels*, que são os nomes, valores e unidades associados aos componentes, nós ou conexões (BARBOSA, 2022).

2.3.2 Fases de processamento do OCR

O reconhecimento de caracteres geralmente ocorre após fases de pré-processamento e segmentação da imagem. O processo inicia-se com a aquisição e binarização, capturando a imagem via *scanner* ou câmera e convertendo-a para preto e branco (JESUS, 1997). Em seguida, ocorre a separação de elementos, onde o sistema isola os caracteres através da identificação de Regiões de Interesse (ROI) ou *bounding boxes* que circundam cada caractere ou palavra (BARBOSA, 2022; JESUS, 1997). O tratamento morfológico, utilizando transformações como dilatação e erosão, melhora a conectividade e a clareza dos caracteres antes do reconhecimento (BARBOSA, 2022). Por fim, no fluxo de dados, as cadeias extraídas são armazenadas em estruturas específicas para que o software de OCR as processe automaticamente (JESUS, 1997).

2.3.3 Extração de características e segmentação

A eficiência de um sistema de OCR em diagramas depende de uma boa segmentação. Na detecção de *labels*, as etiquetas são isoladas removendo-se os outros elementos segmentados do circuito, como componentes, conexões e nós (JESUS, 1997). Através da análise de proximidade, o sistema associa a *label* ao elemento gráfico mais próximo, calculando a distância entre as *bounding boxes* do texto e dos componentes (BARBOSA, 2022). Por fim, o tratamento de ruído, que inclui filtros de suavização (*smoothing*) e operações morfológicas, é crucial para limpar a imagem e garantir que os caracteres não sejam confundidos com partes dos símbolos elétricos ou ruídos de digitalização (BARBOSA, 2022; JESUS, 1997).

3 METODOLOGIA

Esta pesquisa caracteriza-se como uma revisão bibliográfica, desenvolvida para identificar, analisar e discutir as principais aplicações da Inteligência Artificial na verificação de projetos elétricos. A pesquisa fundamenta-se na análise das publicações científicas e técnicas relacionadas ao tema, as tecnologias utilizadas, suas aplicações e limitações, bem como as perspectivas de uso dentro da engenharia.

A busca foi feita a partir das palavras-chave, utilizando os termos "Inteligência Artificial", "Redes Neurais", "Deep Learning", “Diagramas Elétricos”, “Projetos Elétricos”, assim como os seus equivalentes em inglês. As buscas foram realizadas com o uso desses termos de maneira individual e em diferentes combinações entre eles, buscando ampliar os resultados e encontrar estudos diretamente relacionados ao reconhecimento, interpretação e verificação automática de diagramas elétricos.

Ao longo da pesquisa, foram utilizadas as bases de dados Periódicos CAPES e IEEE Xplore, reunindo publicações com boa qualidade acadêmica. Além disso, foram utilizadas ainda obras clássicas, livros técnicos, teses e dissertações relacionadas aos conceitos fundamentais de redes neurais artificiais, processamento digital de imagens e de visão computacional.

Os critérios de inclusão consistiram em artigos científicos, livros, teses e dissertações publicados em português e inglês, priorizando trabalhos recentes, dada a rápida evolução da Inteligência Artificial e do Deep Learning. Foram excluídos resumos simples, editoriais, blogs sem fundamentação científica e trabalhos que não eram diretamente relacionados ao tema da pesquisa.

Após a etapa da busca, foi feita uma primeira análise dos títulos, palavras-chave e resumos das publicações encontradas, selecionando os artigos correspondentes aos objetivos do estudo. Em seguida, os artigos selecionados foram lidos integralmente, permitindo identificar as principais técnicas, as arquiteturas das redes neurais, os métodos de visão computacional, as bases de dados utilizados para treinamento, a validação e os resultados encontrados.

Essa análise permitiu a construção da discussão apresentada neste artigo, demonstrando o potencial das técnicas atuais para automatizar os processos de inspeção, reduzir erros em projetos e aumentar a eficiência das atividades de engenharia. Como limitação, destaca-se que a pesquisa foi realizada com base nas bases de dados selecionadas, somente trabalhos de acesso aberto, podendo não incluir estudos publicados exclusivamente em outras bases científicas.

4 DISCUSSÃO

Esta seção apresenta uma revisão da literatura sobre o estado da arte e a evolução das técnicas para a digitalização e o reconhecimento automático de diagramas elétricos. São analisadas abordagens que abrangem desde métodos clássicos de vetorização e gramática sintática, como o sistema SRIDE desenvolvido por Jesus (1997), até o uso contemporâneo de redes neurais profundas para segmentação de instâncias em desenhos manuscritos e pipelines integradas com Modelos de Linguagem de Visão (VLM) para a criação automatizada de netlists. O objetivo é destacar as contribuições de diferentes pesquisadores no tratamento de desafios fundamentais da área, como a extração precisa de conectividade e topologia de rede, a remoção de ruídos em imagens digitalizadas e a aplicação de modelos avançados de visão computacional para a interpretação semântica de esquemas complexos.

Jesus (1997) apresenta o SRIDE (Sistema Reconhecedor de Imagens de Diagramas Elétricos), um sistema desenvolvido em linguagem C para ambientes MS-DOS e UNIX, focado na conversão automática de diagramas de circuitos para formatos digitais. A metodologia introduz um processo de vetorização inovador que dispensa o afinamento clássico ou a extração de esqueleto, baseando-se na identificação de pontos característicos da imagem para gerar os vetores representativos. Para a interpretação dos componentes, o autor utiliza uma abordagem híbrida de classificação de símbolos: regras de gramática sintática para símbolos abertos e um método estatístico para símbolos fechados, permitindo o reconhecimento preciso de elementos como resistores, capacitores e transistores.

O sistema SRIDE destaca-se por sua integração com ferramentas comerciais, empregando o SPICE (Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis) para análise topológica, o TurboCAD para edição do desenho resultante e o OCR para a extração automática de caracteres. Os resultados demonstram que esta abordagem proporciona um processamento mais rápido, sendo independente da largura das linhas e altamente resistente a ruídos ou pequenas interrupções no desenho original. Na discussão dos resultados, o autor enfatiza que o uso de pontos característicos minimiza o custo computacional e garante precisão na detecção de vetores em imagens binárias. Além disso, a arquitetura modular do sistema permite que ele seja adaptado para outros domínios de desenhos técnicos, bastando a atualização do banco de dados de conhecimentos específicos do novo domínio.

Jamieson et al. (2023) realizam uma revisão crítica abrangente da literatura re-

cente sobre o uso de métodos de aprendizado profundo para a digitalização de diagramas de engenharia complexos. O estudo categoriza os avanços tecnológicos dos últimos cinco anos, focando na extração de símbolos, texto e informações de conectividade em domínios como P&IDs (Piping and Instrumentation Diagram) e plantas arquitetônicas. Os autores observam que, enquanto a detecção de símbolos utiliza predominantemente modelos como YOLO e Faster R-CNN, as técnicas para extração automática de conectividade ainda são menos exploradas, aparecendo em apenas 21% dos trabalhos revisados. Na discussão, os autores apontam que os principais desafios da área residem na escassez de conjuntos de dados públicos, na complexidade da anotação e no desequilíbrio de classes. Além disso, ressaltam o potencial futuro do aprendizado semi-supervisionado e do few-shot learning para lidar com símbolos raros e reduzir a dependência de grandes volumes de dados rotulados.

Bayer et al. (2023) descrevem uma abordagem focada em diagramas de circuitos manuscritos, utilizando segmentação de instâncias e extração de pontos-chave para reconstruir o grafo elétrico. A metodologia baseia-se na arquitetura Mask R-CNN para identificar simultaneamente componentes, terminais, textos descritivos e conexões estruturais, como junções e saltos de fio. O diferencial desta proposta é a simplificação do processo em duas etapas: inferência do modelo e correspondência geométrica trivial de pontos-chave. Utilizando o conjunto de dados público CGHD, o sistema atingiu uma precisão de máscara de treino de 94%, demonstrando a viabilidade de converter esboços manuais em representações digitais analisáveis por ferramentas de engenharia auxiliada por computador. Na discussão, os autores enfatizam que a técnica estabelece um padrão flexível para pesquisas sobre extração de grafos, embora reconheçam que o sistema ainda precisa evoluir na diferenciação de tipos de conectores para permitir simulações elétricas precisas.

Kelly e Cole (2024) apresentam uma metodologia para a digitalização automática de imagens de esquemas elétricos fundamentada em um fluxo de trabalho que integra processamento de imagem e reconhecimento de padrões. O processo inicia-se com a binarização de Otsu (1979) para separar o circuito do fundo, seguida pela esqueletonização de Zhang e Suen (1984), o que permite que a detecção de fios seja realizada por meio da Transformada de Hough Probabilística Progressiva (PPHT). Para a identificação da natureza operacional de cada componente, os autores desenvolveram um modelo de OCR customizado baseado no Tesseract, que trata cada símbolo elétrico como uma "letra"de um alfabeto técnico específico.

O sistema destaca-se por traduzir a conectividade detectada em grafos de rede, que são posteriormente convertidos em equações matriciais e netlists compatíveis com simuladores SPICE, como o LTspice. Os resultados demonstram que a etapa de

reconhecimento de padrões atingiu uma taxa de sucesso de 86,4%, enquanto o modelo de OCR obteve 99,6% de eficácia em dados sintéticos. Na discussão, os autores ressaltam que esta abordagem é pioneira ao automatizar a conversão de diagramas sem impor restrições ao tamanho dos componentes ou à espessura das linhas, superando as limitações de sistemas baseados em regras rígidas.

Fuchs et al. (2025) propõem uma pipeline integrada para a extração da estrutura de grafos de diagramas de circuitos impressos, capaz de processar arquivos PDF, imagens rasterizadas e fotografias. O fluxo de trabalho utiliza uma rede U-Net dedicada à remoção de ruídos e textos irrelevantes, seguida por uma técnica de casamento de padrões baseada no coeficiente de correlação de Pearson para classificar dispositivos como transistores, capacitores e resistores. Para a detecção da fiação, os autores empregam operações morfológicas, integrando os resultados em um passo final de extração de conectividade. Os resultados experimentais em diagramas com distorções de digitalização mostram uma precisão de 88,46% na detecção de dispositivos, sem a ocorrência de falsos positivos, e 94,7% de eficácia na detecção de linhas. Na discussão, destaca-se que o uso de modelos de referência oferece alta interpretabilidade, permitindo rastrear falhas de reconhecimento diretamente a discrepâncias nos templates, embora o sistema atual foque em componentes elementares e necessite de expansão para circuitos integrados complexos.

Aldowaish et al. (2026) introduzem o SINA (Circuit Schematic Image-to-Netlist Generator Using Artificial Intelligence), um framework de código aberto focado na geração automatizada de netlists a partir de imagens de circuitos, utilizando tecnologias avançadas de Inteligência Artificial. A arquitetura do sistema é dividida em quatro estágios principais: detecção de componentes via YOLOv11, inferência de conectividade através de CCL (Connected-Component Labeling), extração de rótulos textuais e geração final do netlist. Um diferencial significativo desta proposta é o uso de um Modelo de Linguagem de Visão (VLM), especificamente o GPT-4o, para verificar as detecções do YOLO e realizar a interpretação semântica dos designadores de referência extraídos pelo EasyOCR. Os experimentos realizados mostram que o SINA alcançou uma precisão geral de 96,47% na geração de netlists. Na discussão dos resultados, os autores enfatizam que a combinação de detecção de objetos com VLMs para raciocínio contextual permite que o sistema opere com robustez em diversos estilos de esquemas, desde desenhos manuais até diagramas de livros didáticos. Além disso, a capacidade do CCL em filtrar artefatos e ruídos na fiação garante uma extração de topologia mais precisa do que métodos puramente geométricos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo cumpriu seu objetivo ao investigar a viabilidade da integração de agentes de inteligência artificial para a verificação automática de diagramas elétricos. A revisão bibliográfica demonstrou que a transição de processos manuais para sistemas automatizados é capaz de mitigar diretamente impactos negativos, como paradas não previstas e o ciclo de retrabalho que sobrecarrega os setores de planejamento e controle da produção.

As evidências discutidas ao longo do texto comprovam a eficácia das Redes Neurais Convolucionais (CNNs) e do OCR na interpretação técnica. Como exemplos práticos, o sistema SINA atingiu uma precisão de 96,47% na geração de netlists a partir de imagens, enquanto a arquitetura Mask R-CNN demonstrou 94% de precisão na conversão de esquemas manuscritos em grafos digitais. Além disso, a literatura destacou que o OCR alcança até 99,6% de eficácia na extração de etiquetas textuais, permitindo que o sistema valide não apenas a simbologia, mas também a semântica das especificações técnicas e a rastreabilidade dos componentes.

Contudo, ressalta-se que este trabalho é de caráter bibliográfico e não sistemático, o que significa que, embora forneça uma fundamentação teórica sólida, ela não seguiu um protocolo rígido de busca, o que pode influenciar na coleta de dados.

Dessa forma, conclui-se que a inteligência artificial fornece insights precisos que transformam a verificação de projetos em uma etapa estratégica para a rentabilidade industrial. Para o aprimoramento e aprofundamento desta pesquisa, sugere-se a investigação mais detalhada dos Vision Transformers (ViT). Conforme apresentado na fundamentação teórica, o ViT utiliza mecanismos de auto-atenção que permitem capturar o contexto global e dependências de longo alcance em imagens complexas, o que pode oferecer um desempenho superior às CNNs tradicionais no tratamento de diagramas com alta densidade de conexões.

Para os próximos passos do trabalhos, planeja-se a criação de um protótipo funcional que realize a varredura automática em arquivos PDF gerados por softwares de simulação, além da expansão do treinamento das redes neurais para reconhecer uma gama maior de simbologias técnicas internacionais, elevando ainda mais o padrão de confiabilidade dos projetos elétricos.

REFERÊNCIAS

ALDOWAISH, S.; KARUMANCHI, Y.; CHIANG, K.-C.; NOORZAD, S.; FAYAZI, M. **SINA: a circuit schematic image-to-netlist generator using artificial intelligence.** In: DESIGN, AUTOMATION & TEST IN EUROPE CONFERENCE (DATE), 2026, Verona. Proceedings [...] Verona: IEEE, 2026. p. 1–3. DOI: 10.23919/DATE69613.2026.11539285.

BARBOSA, Hugo Miguel Ribeiro. **Interpretação e modelação de esquemas elétricos com recurso a algoritmos de visão computacional**. 2022. Dissertação (Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores – Área de Especialização em Automação e Sistemas) – Instituto Superior de Engenharia do Porto, Politécnico do Porto, Porto, 2022.

BAYER, Johannes; ROY, Amit Kumar; DENGEL, Andreas. **Instance segmentation based graph extraction for handwritten circuit diagram images.** arXiv, Ithaca, 2023. Disponível em: https://arxiv.org/abs/2301.03155.

CADE SIMU. **CADe SIMU – Comandos Elétricos.** Disponível em: https://www.cadesimu.net/. Acesso em: 1 jun. 2026.

FERREIRA, G. G. de S.; PEREIRA, K. R. de O.; SANTOS, R. R. dos; JAHNKE, J. F.; NASCIMENTO, H. B. do; CABRAL, M. M.; PANTOJA, C. dos S.; FERRARI, T. C.; FARIAS, M. M.; SARMENTO, C. F.; FONSECA, K. P. da S.; PAVANI, R. M.; NASCIMENTO, L. F. F. de Q. C.; SILVA, C. da; MELO, M. J. A. de; BUSS, M. A. da S. **Engenharias e inteligência artificial: arquiteturas cognitivas para projetos, tomada de decisão, gestão de riscos e soluções sistêmicas.** Observatório de la Economía Latinoamericana, v. 23, n. 7, e10699, 2025. DOI: 10.55905/oelv23n7-097.

FUCHS, L.; DIESSE, M.; WEBER, M.; RASIM, A.; FEINAUER, J.; SCHMIDT, V. **Using convolutional neural networks and pattern matching for digitization of printed circuit diagrams.** Electronics, Basel, v. 14, n. 14, art. 2889, 2025. DOI: 10.3390/electronics14142889.

GEEKSFORGEEKS. **What is Perceptron – The Simplest Artificial Neural Network?** GeeksforGeeks, 2025. Disponível em: https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/what-

is-perceptron-the-simplest-artificial-neural-network/. Acesso em: 1 jun. 2026.

GOODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua; COURVILLE, Aaron. **Deep Learning**. Cambridge: MIT Press, 2016.

JAMIESON, Laura; MORENO-GARCÍA, Carlos Francisco; ELYAN, Eyad. **A review of deep learning methods for digitisation of complex documents and engineering diagrams.** Artificial Intelligence Review, Cham, v. 57, art. 136, 2024. DOI: 10.1007/s10462-024-10779-2.

JESUS, Edison Oliveira de. **SRIDE sistema reconhecedor de imagens de diagramas eletricos.** 1997. 214f Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Eletrica e de Computação, Campinas, SP. Disponível em: 20.500.12733/1585357.

KELLY, Charles R.; COLE, Jacqueline M. **Digitizing images of electrical-circuit schematics.** APL Machine Learning, Melville, v. 2, n. 1, art. 016109, 2024. DOI: 10.1063/5.0177755.

MOREIRA, Alexandre Moises Silva; SILVA, Isabela Nogueira da; FONSECA, Juraci Emidio. **Comandos elétricos e aplicação do CADe SIMU**, 2024. Trabalho de conclusão de curso (Curso Técnico em Eletrotécnica) - ETEC Professor Armando José Farinazzo, Fernandópolis, 2024.

NIELSEN, Michael A. **Neural networks and deep learning**. San Francisco, CA, USA: Determination press, 2015.

OSÓRIO, Fernando Santos; BITTENCOURT, João Ricardo. **Sistemas inteligentes baseados em redes neurais artificiais aplicados ao processamento de imagens**. In: I Workshop de Inteligência Artificial, 2000, Santa Cruz do Sul. Seminário. Santa Cruz do Sul: Universidade de Santa Cruz do Sul, 2000.

OTSU, Nobuyuki. **A threshold selection method from gray-level histograms.** IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, New York, v. 9, n. 1, p. 62–66, jan. 1979. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.

RUSSELL, Stuart; NORVIG, Peter. **Inteligência artificial**. Tradução de Regina

Célia Simille. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. ISBN 978-85-352-3701-6.

SIMÕES, Sílvia; ALEGRIA, Pedro. **Desenho, criatividade e comunicação: a importância do desenho na engenharia**. [S. l.: s. n.], 2023. cap. 7, p. 85-168. Acesso em: 5 de maio de 2026.

SOLIDWORKS. **SOLIDWORKS Electrical Professional: software de projetos e esquemas 3D**. Disponível em: https://www.solidworks.com/pt-br/product/solidworks-electrical-professional. Acesso em: 1 jun. 2026.

SUDARSHAN S.; MOHANA; AMBIKA G.; KAVITHA A.; NATARAJ K.; SUDHANGOWDA B. S. **Object detection using vision transformer and deep learning for computer vision applications.** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SUSTAINABLE SYSTEMS (ICISS), 7., 2025, India. Proceedings [...] Piscataway: IEEE, 2025. p. 1524–1529. DOI: 10.1109/ICISS63372.2025.11076364.

VARGAS, A. C. G.; PAES, A.; VASCONCELOS, C. N. **Um estudo sobre redes neurais convolucionais e sua aplicação em detecção de pedestres**. In: CONFERENCE ON GRAPHICS, PATTERNS AND IMAGES – WORKSHOP OF UNDERGRADUATE WORKS (SIBGRAPI-WUW), 29., 2016, São José dos Campos, SP. Proceedings [...]. São José dos Campos: SBC, 2016. Disponível em: SIBGRAPI 2016 Proceedings. Acesso em: 1 jun. 2026.

ZHANG, Aston; LIPTON, Zachary C.; LI, Mu; SMOLA, Alexander J. **Dive into Deep Learning**. Cambridge: Cambridge University Press, 2023. Disponível em: https://d2l.ai. Acesso em: 31 maio 2026.

ZHANG, T. Y.; SUEN, C. Y. **A fast parallel algorithm for thinning digital patterns.** Communications of the ACM, New York, v. 27, n. 3, p. 236–239, mar. 1984. DOI: 10.1145/357994.358023.

Esta obra está licenciada com Licença Creative Commons Atribuição-Não Comercial 4.0 Internacional.