De 24/06/2026 a 27/06/2026
São Paulo
https://doi.org/10.67775/k1m24s06

Congresso Brasileiro de Patologia das Construções

QUANTIFICAÇÃO DE DESPLACAMENTO CERÂMICO EM FACHADAS DE EDIFÍCIOS UTILIZANDO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Alcineide Dutra Pessoa de Sousa[1]*, Gean Carlos Lopes de Sousa[2]; Luiz Maurício Furtado Maués[3]
*Autor de contato: alcineide.sousa@uemasul.edu.br

[1] Engenharia Civil, Universidade Estadual da Região Tocantina do Maranhão - UEMASUL, Açailândia-MA, Brasil
[2] Engenharia de Alimentos, Universidade Federal do Maranhão – UFMA, Imperatriz-MA, Brasil
[3] Departamento de Engenharia Civil , Universidade Federal do Pará – UFPA, Belém, Brasil

RESUMO

Os edifícios frequentemente apresentam elementos que representam desafios significativos para inspeção e manutenção, como a fachada. O uso de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) tem contribuído para esse tipo de inspeção, no entanto, ainda há espaço para melhorias. O objetivo deste artigo é apresentar um algoritmo computacional capaz de quantificar a falta de revestimentos cerâmicos em fachadas de edifícios utilizando imagens capturadas por VANTs e técnicas de processamento digital de imagens (PDI) . A metodologia utilizada foi composta por quatro fases: a construção de um conjunto de dados, o pré-processamento das imagens, a aplicação do algoritmo YOLO v4 para a identificação das áreas com revestimento cerâmico e a elaboração de um algoritmo para a contagem do número de revestimentos cerâmicos faltantes nas imagens da fachada. Os resultados da quantificação demonstraram que o erro médio total do algoritmo varia entre 0,3 e 1,5 placas cerâmicas quando aplicado a um grupo de 53 novas imagens e que o tempo de identificação e quantificação das placas cerâmicas faltantes reduzem drasticamente quando o algoritmo proposto é utilizado.
Palavras-chave: Algoritmo; Quantificação; Desplacamento de cerâmica.

ABSTRACT

Buildings often present elements that pose significant challenges for inspection and maintenance, such as the facade. The use of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) has contributed to this type of inspection; however, there is still room for improvement. The objective of this article is to present a computational algorithm capable of quantifying the lack of ceramic cladding on building facades using images captured by UAVs and digital image processing (DIP) techniques. The methodology used consisted of four phases: the construction of a dataset, the pre-processing of the images, the application of the YOLO v4 algorithm for the identification of areas with ceramic cladding, and the development of an algorithm for counting the number of missing ceramic claddings in the facade images. The quantification results revealed that the average total error of the algorithm varies between 0.3 and 1.5 ceramic tiles when applied to a group of 53 new images, and that the time for identifying and quantifying the correct missing tiles is reduced when the proposed algorithm is used.
Keywords: Algorithm; Quantification; Ceramic displacement.

1. INTRODUÇÃO

A manutenção da sustentabilidade, integridade estrutural e garantia de segurança em um edifício depende da realização de inspeções regulares (ZHANG et al., 2022). Alguns locais apresentam dificuldades de inspeção, como, por exemplo, fachadas de edifícios (HALDER e AFSARI, 2023). Para superar isso, imagens de VANT (Veículo Aéreo Não Tripulado) têm sido utilizadas em tarefas de inspeção em altura, especialmente em fachadas (RUIZ et al., 2020).

O processo de inspeção de fachadas utilizando imagens de VANT é mais rápido e economicamente mais viável do que o tradicional (BALESTEROS e LORDSLEEM, 2020). Mesmo quando comparado a técnicas tecnológicas mais recentes, como, por exemplo, modelos tridimensionais e ortomosaicos gerados por fotogrametria digital, a viabilidade técnica e a eficácia das inspeções utilizando imagens de VANT provaram ser mais eficientes para a detecção de manifestações patológicas (RUIZ et al., 2022).

A identificação de manifestações patológicas utilizando imagens capturadas por VANT é, essencialmente, composta por duas fases, começando com o registro fotográfico da fachada e, posteriormente, a elaboração do relatório apontando as manifestações patológicas presentes no edifício (SLOSAKI, 2021). No entanto, apesar da captura de imagens usando VANT, quando realizada por um profissional, ser relativamente rápida, entre uma e três horas, as fases de identificação, quantificação e planilha podem, juntas, levar até oito vezes mais tempo do que o tempo de captura da imagem (MIRALDES, 2020). Os protocolos de condução do registro fotográfico usando VANTs são eficientes; no entanto, o tratamento dos dados e a elaboração do relatório das manifestações patológicas ainda são exaustivos e exigem profissionais especializados (SLOSAKI, 2021).

Para agilizar o processo de identificação de várias manifestações patológicas, diversas técnicas computacionais têm sido empregadas (LAGAROS e PLEVRIS, 2022). A identificação de fissuras usando Redes Neurais Convolucionais (CNNs) é uma aplicação comum encontrada na literatura. Por exemplo, o uso de segmentação semântica híbrida para identificar fissuras no revestimento de túneis (ZHOU et al., 2023) ou o uso de um modelo de CNN para identificar fissuras e determinar sua orientação (QAYYUM, 2023).

Além de fissuras, problemas estruturais também têm sido o foco de aplicações de CNN (ZHU et al., 2023; XIANG et al., 2022). Por exemplo, o emprego de CNNs para a identificação e localização de defeitos em pontes de concreto (ZOUBIR et al., 2022). Outra aplicação da CNN é a identificação de equipamentos de segurança na indústria da construção (ZHANG et al., 2020; LI et al., 2020).

Nesse sentido, estudos como os de Sousa (2022) e Zhang et al., (2023) propõem a identificação automatizada do revestimento cerâmico em imagens capturadas por drones. No entanto, percebe-se que a automatização das tarefas de quantificação e planilhamento dos dados ainda é necessária. É, portanto, nesse contexto que este estudo se insere, pois o objetivo deste artigo é ir além da captura das imagens e da identificação das manifestações patológicas, ou seja, propõe-se aqui um mecanismo computacional, adotando técnicas de processamento digital de imagens (PDI), que após identificar a falha no revestimento, é capaz de quantificar o número de peças cerâmicas faltantes em cada imagem e construir automaticamente um relatório com essas quantidades.

2. MATERIAIS E MÉTODO

O desenvolvimento desta pesquisa obedeceu a quatro fases: a construção de um conjunto de dados, o pré-processamento das imagens, a aplicação do algoritmo YOLO v4 para a identificação das

áreas com revestimento cerâmico e a contagem das peças cerâmicas faltantes. Essa última fase consiste na contribuição metodológica desse trabalho A descrição detalhada de cada fase do método aplicado nesta pesquisa está apresentada nas próximas subseções.

2.1 Construção do conjunto de dados

O objetivo da construção de um conjunto de dados de imagens é realizar o treinamento e teste de uma rede neural convolucional YOLO v4 para a identificação de revestimentos cerâmicos. O banco de imagens utilizado para o treinamento do artefato foi construído da seguinte forma:
a. Imagens de fachadas de edifícios históricos, comerciais e públicos no centro comercial das cidades de Belém, São Luís e Imperatriz foram capturadas por meio de telefone celular;
b. As fachadas de 4 edifícios da cidade de Belém foram filmadas utilizando um drone. Os vídeos obtidos foram processados de forma que os quadros principais fossem removidos para compor o banco de imagens;
c. A formação do grupo de imagens foi concluída após uma avaliação de cada foto para remover aquelas de baixa qualidade.

Ao final da tarefa de coleta de imagens, obteve-se um grupo de dados composto por um total de 670 imagens. Esse número de imagens é relativamente pequeno para o treinamento de um modelo de visão computacional. Para resolver esse tipo de problema, é comum realizar aumento de dados (CHUDASAMA et al., 2024; POZZER et al., 2021). Portanto, foi aplicada a ampliação de dados para evitar o sobreajuste e aumentar o número de imagens por reflexão aleatória (esquerda e direita) e translação aleatória de pixels nos eixos X e Y.
Além dessas, outras 53 imagens foram obtidas para testar o algoritmo de quantificação.

2.2 Pré-processamento das imagens

Antes da aplicação do algoritmo de identificação de objetos YOLO v4, foi necessário rotular as imagens. A rotulagem das imagens de treinamento e teste foi feita manualmente com a ajuda do aplicativo Image LabelImg. O LabelImg é uma ferramenta gratuita escrita em Python, com código aberto, com uma função para rotular imagens graficamente (NELSON, 2023).
Após o processo de rotulagem de todas as imagens, a rede YOLO v4 foi aplicada para identificar as áreas com revestimento cerâmico e medir a taxa de precisão da rede. A aplicação deste algoritmo, bem como os parâmetros utilizados, são descritos no tópico seguinte.

2.3 Identificação das regiões dom desplacamento cerâmico (YOLO v4)

A arquitetura da rede utilizada neste estudo é composta por 150 camadas, sendo 1 camada de entrada, 13 de Adição, 45 de Normalização em Lote, 46 de Convolução, 1 de Max Pooling, 42 de ReLU, 1 de Transformação YOLO v4 e 1 de saída. O algoritmo de otimização utilizado foi o gradiente descendente estocástico com otimizador de momentum. O tamanho do mini-lote foi definido como 10 e a taxa de aprendizado inicial estabelecida como 0,01. A aplicação deste algoritmo consiste em realizar, primeiramente, um treinamento e, posteriormente, um teste.

2.4 Quantificação do revestimento cerâmico desplacando (Algoritmo proposto)

Como o principal objetivo deste artigo é apresentar um algoritmo capaz de realizar a quantificação das cerâmicas faltantes nas imagens capturadas e exportar uma planilha com os valores obtidos, o processo de quantificação começa com o cálculo da proporção de pixels por placa. Para determinar

essa proporção, uma imagem base RGB original (imagem sem o desplacamento cerâmico) é primeiro transformada em preto e branco (Figura 1).

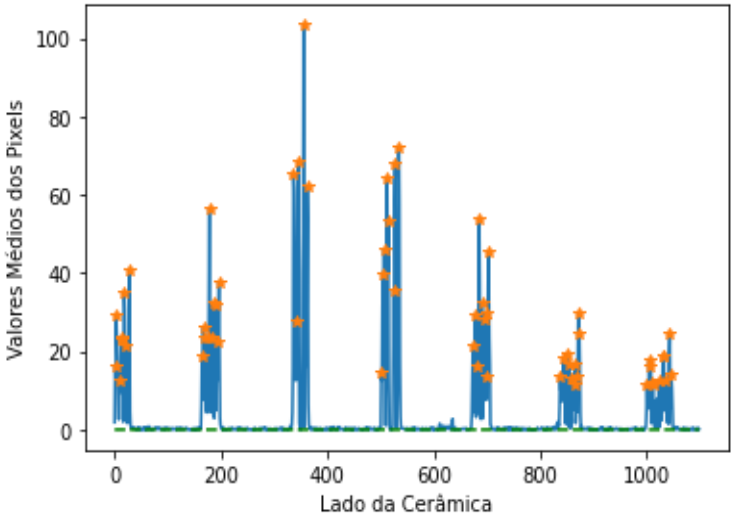
Figura 1 - Imagem base em preto e branco da fachada revestida de azulejos de um edifício.



Fonte: Os autores

Após a transformação mostrada na Figura 1, foi realizado o cálculo da média para cada coluna. Como os pixels de cor preta têm valores iguais a zero e os pixels de cor branca têm valores iguais a 255, o cálculo das médias para cada coluna resulta em uma série numérica com picos nas regiões das linhas brancas, ou seja, nas regiões de rejunte (Figura 2).

Figura 2- Média de pixels da imagem base



Fonte: Os autores

Após o cálculo da média, os picos são identificados e a média das maiores distâncias entre os picos, conforme mostrado na Figura 2, é determinada. Consequentemente, o número de pixels por lado de uma peça é determinado e, ao ser elevado ao quadrado, resulta na área da peça, que constitui a base do algoritmo desta pesquisa.

No Quadro 1, encontra-se uma descrição da metodologia computacional proposta para o algoritmo desenvolvido. O termo “imagem base”, utilizado no algoritmo, refere-se a uma imagem capturada de uma área sem revestimento cerâmico.

Quadro 1. Algoritmo desenvolvido para quantificar a falta de azulejos cerâmicos na fachada

Algoritmo Proposto

Entrada: Pasta contendo as imagens capturadas com UAV (VANT), incluindo a imagem base.

Etapa 1: Determinar o tamanho, em quantidade de pixels, de um lado da cerâmica e consequentemente sua área.

1. Transformar a imagem base de RGB para preto e branco como, por exemplo, na Figura 1 e armazená-la em uma matriz M.
2. Calcular a média de cada coluna da matriz **M** e armazenar os valores em um vetor **x**.
3. Identificar os picos do vetor **x**, como ilustrado na Figura 2.
4. Calcular a variação $V(i) = x(i) - x(i-1)$ com i sendo as posições dos picos encontrados, ou seja, **V** será um vetor de picos.
5. Armazenar as distâncias dos picos de **V** em um vetor $\mathbf{d}_v$.
6. Calcular a média dos valores de $\mathbf{d}_v$ maiores que 50 e armazenar em $\bar{d}$. É possível observar que essas distâncias armazenadas em $\bar{d}$ são uma aproximação para o tamanho do lado de uma cerâmica (Ver Figura 2).
7.

Etapa 2: Cálculo do número de cerâmicas ausentes

Para cada imagem do banco de dados, executar as etapas 7 a 11 (excluindo a imagem base):

8. Aplicar o Algoritmo YOLO, previamente treinado, para identificar as regiões com revestimento cerâmico.
9. Recortar as regiões identificadas pelo algoritmo YOLO. Recorte feito automaticamente considerando as caixas delimitadoras.
10. Aplicar o algoritmo **k-means** com **k = 2**. Esse algoritmo faz o agrupamento dos pixels em dois grupos, pixel de área com cerâmica e pixel de área sem cerâmica.
11. Contar o número n de pixels do grupo referente à classe sem revestimento cerâmico.
12. Calcular o número de placas cerâmicas ausentes por meio da expressão:

$$N = \frac{n}{\bar{d}^2}$$

Observa-se que N é calculado dividindo-se o número total de pixels da área sem cerâmica n, pela área, também em pixel, de uma cerâmica, ou seja, N é, portanto, o número, aproximado, de cerâmicas.

13. Salvar o valor de **N** em um relatório.

Saída: Relatório contendo a quantidade de revestimentos cerâmicos ausentes em cada imagem.

Fonte: Os autores

O algoritmo foi implantado na plataforma Google Colab. A escolha dessa plataforma se deu por ser um ambiente que permite a programação em Python com acesso a uma unidade de processamento gráfico (GPU) da empresa Google, o que "acelera" o processo de treinamento do algoritmo YOLO v4.

2.5 Métricas de Avaliação

A avaliação da identificação das áreas com desplacamento cerâmico foi realizada utilizando as métricas Precision, Recall e F1-Score,definidas matematicamente a partir das Equações 1 a 3, respectivamente.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2)$$

$$F_1 = 2x\left(\frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall}\right), \quad (3)$$

em que Verdadeiro Positivo (VP) são exemplos corretamente rotulados como positivos; Falso Positivo (FP) refere-se a exemplos negativos corretamente rotulados como positivos; Os verdadeiros negativos (VN) correspondem aos negativos corretamente rotulados como negativos e os falsos negativos (FN) são a quantidade de positivos rotulados incorretamente como negativos.

Para avaliar o algoritmo de quantificação, uma contagem visual feita por um especialista (engenheiro) determinou a quantidade de cerâmicas faltantes em cada imagem. Essa contagem foi realizada para fins de comparação com o que o algoritmo apontasse. Nesse sentido, considerou-se então o erro entre o número real de azulejos cerâmicos faltantes em cada imagem contados visualmente pelo engenheiro e o valor calculado pelo algoritmo proposto, de acordo com a Equação 4.

$$E = N_r - N_c \quad (4)$$

em que N_r é a quantidade de cerâmicas faltantes que foram contadas visualmente pelo engenheiro e N_c o número de cerâmicas faltantes calculadas pelo algoritmo.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados de identificação de regiões com desplacamento cerâmico na fase de treinamento da rede yolo foram Precision=0.9991, Recall=0.9981 e F_1= 0.9991. Já para a fase de teste obteve-se Precision=0.9933, Recall=0.9868 e F_1= 0.99. Vale destacar aqui que , apesar dos resultados de identificação serem bastante animadores o algoritmo de quantificação se mostrou bastante sensível a erros na fase de identificação. Essa observação será melhor esplanada na sequência de apresentação dos resultados.

A tarefa de quantificação, de acordo com o algoritmo desenvolvido, é realizada logo após a identificação das regiões com revestimento cerâmico. A área das regiões sem revestimento cerâmico calculado nesta fase é exportada e salva na nuvem como um arquivo de texto com extensão .txt.

As simulações computacionais realizadas para avaliar o algoritmo de quantificação levaram em consideração a variação de dois parâmetros importantes do YOLO v4: o Limiar e a Supressão de Não Máximo do Limiar (Thresh-old-NMS). O Limiar determina a confiança mínima para que uma

caixa delimitadora seja escolhida sobre o objeto, e o Limiar-NMS é introduzido no detector com um filtro que escolhe a melhor caixa delimitadora com base, entre outros critérios, na interseção entre elas.

Como mencionado anteriormente, para avaliar a eficiência do algoritmo proposto para a quantificação, foi calculado o valor do erro entre a quantidade obtida com o algoritmo e a quantidade real de cerâmicas faltantes. Para determinar a quantidade real de azulejos cerâmicos faltantes, foi realizada uma contagem, observando foto por foto.

A primeira observação importante a ser destacada neste processo refere-se ao tempo que levou para contar visualmente os azulejos cerâmicos, que foi de 74 minutos, enquanto o algoritmo realizou a mesma tarefa em 5 minutos. Essa diferença de tempo ratifica a importância da automatização desse processo. Na Tabela 1, apresenta-se um resumo dos principais resultados obtidos no processo de quantificação do revestimento cerâmico.

Tabela 1: Resumo da quantificação

Threshold-NMS	***Threshold***	**Total Error**	**Mean Error**
0.30	0.10	80 revestimentos cerâmicos	1.5 revestimentos cerâmicos
	0.15	80 revestimentos cerâmicos	1.5 revestimentos cerâmicos
	0.20	77 revestimentos cerâmicos	1.4 revestimentos cerâmicos
0.20	**0.10**	**19** revestimentos cerâmicos	**0.3** revestimentos cerâmicos
	0.15	23 revestimentos cerâmicos	0.4 revestimentos cerâmicos
	0.20	20 revestimentos cerâmicos	0.3 revestimentos cerâmicos

Fonte: Os autores

Ao realizar uma observação geral, percebeu-se que a combinação dos valores 0,20 e 0,10 para os parâmetros Limiar e Limiar – NMS, respectivamente, foi a que apresentou os melhores resultados de quantificação (erro médio de 0,3 placas cerâmicas).

Durante as simulações uma combinação de parâmetro chamou atenção, a saber, a que utilizou o Limiar -NMS igual 0,30 e o Limiar = 0,10 (de modo análogo para valores de limiares 0,30 e 0,15 respectivamente). Por esse motivo decidiu-se averiguar imagem por imagem. O resultado dessa averiguação pode ser vista na Tabela 2.

Tabela 2: Quantificação para Limiar=0,10 e Limiar – NMS=0,30

Image	***VR***	***VC***	***Error***	***Image***	***VR****	***VC****	***Error***
1	2	2	0	28	29	27	-2
2	8	13	5	29	28	34	6
3	28	27	-1	30	12	15	3
4	39	44	5	31	38	40	2
5	59	59	0	32	64	55	-9
6	75	81	6	33	24	21	-3
7	29	28	-1	34	42	40	-2
8	47	37	-10	35	60	52	-8
9	37	38	1	**36**	**34**	**59**	**25**
10	50	56	6	37	66	76	10

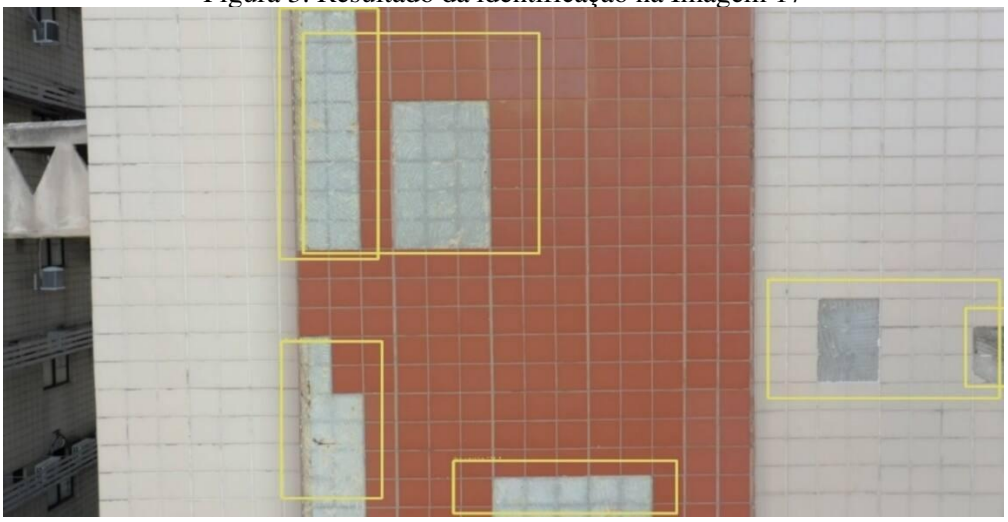
11	31	22	-9	38	57	65	8
12	24	22	-2	39	34	38	4
13	13	14	1	40	12	11	-1
14	65	75	10	41	10	4	-6
15	28	18	-10	42	103	98	-5
16	68	71	3	43	104	97	-7
17	**61**	**88**	**27**	44	98	99	1
18	51	51	0	45	23	19	-4
19	50	51	1	46	62	70	8
20	48	47	-1	47	81	92	11
21	40	32	-8	48	77	82	5
22	29	26	-3	49	50	46	-4
23	39	45	6	50	57	63	6
24	33	38	5	51	42	44	2
25	33	35	2	52	27	28	1
26	4	7	3	53	29	35	6
27	11	8	-3	**TOTAL**	**2265**	**2345**	**80**

Fonte: Os autores

Na Tabela 2, destacam-se dois fatos. O primeiro são os valores dos erros que, excluindo os dois extremos 25 e 27, os erros positivos compensam os negativos de tal forma que, no total, chega-se ao valor de uma peça cerâmica a menos por foto.

A segunda observação a ser feita está relacionada aos valores “críticos” encontrados nas imagens 17 e 36. Para compreender o motivo da obtenção de erros dessa magnitude, observou-se a identificação dos revestimentos, conforme ilustrado nas Figuras 3 e 4.

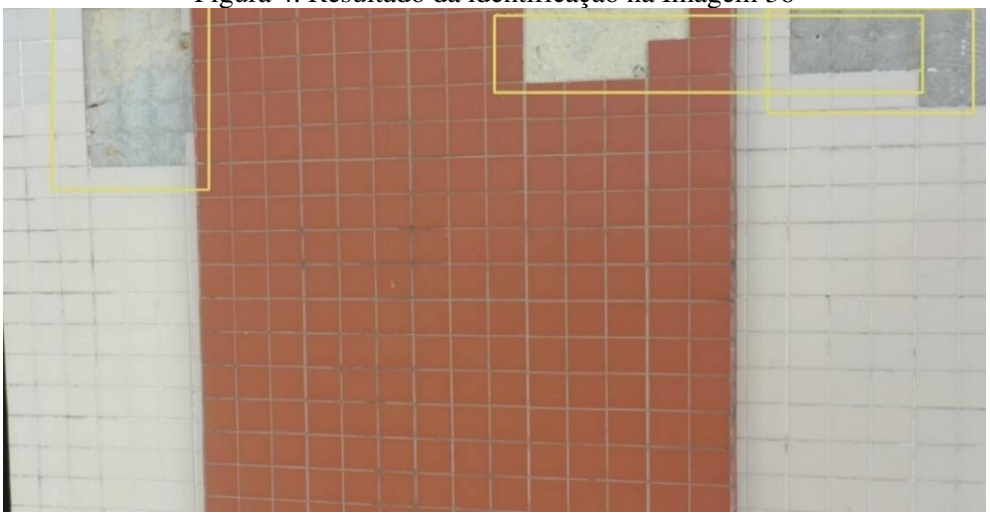
Figura 3. Resultado da identificação na Imagem 17



Fonte: Os autores

Ao observar a Figura 3, percebe-se que em duas regiões há interseções das caixas delimitadoras. Esse fato faz com que a região com revestimento cerâmico seja contada duas vezes, o que explica o elevado valor do erro. A mesma observação mencionada aqui pode ser aplicada à imagem 36 apresentada na Figura 4.

Figura 4. Resultado da identificação na Imagem 36



Fonte: Os autores

Essa análise evidenciou que os resultados indicam erros de grande magnitude, o que evidencia a importância de escolhas adequadas dos parâmetros da rede YOLO, uma vez que essa etapa, embora preliminar, é fundamental para o desempenho do algoritmo de quantificação proposto neste trabalho.

5. CONCLUSÕES

O principal objetivo desta pesquisa foi alcançado, uma vez que foi apresentada uma formulação computacional baseada em uma rede neural convolucional que vai além da identificação da manifestação patológica do revestimento cerâmico, pois o algoritmo proposto é capaz de quantificar o número de cerâmicas faltantes em imagens capturadas por VANT com erro, em média, inferior a uma peça cerâmica por foto.

Além do desenvolvimento do algoritmo, foi construído um banco de dados de imagens utilizando celular e VANT, com o qual foram realizados o treinamento e o teste da rede convolucional YOLO, e dessa forma, com taxas acima de 90%, foi realizada a identificação de áreas/regiões com desplacamento do revestimento cerâmico em fachadas de edifícios.

Ao comparar o tempo gasto pelo engenheiro, que era de aproximadamente 1,5 horas para realizar a identificação, a quantificação e a planilha, com o tempo gasto com o método proposto, que foi de cerca de 5 minutos, percebeu-se que o uso do algoritmo proposto agiliza o trabalho do especialista na identificação da manifestação patológica estudada. Isso demonstra que as redes neurais convolucionais contribuem para a otimização e aprimoramento das interações entre interfaces humanas e de máquinas em canteiros de obras, contribuindo para o desenvolvimento de análises de dados numéricas ou baseadas em imagens, e também podem auxiliar em técnicas automatizadas de inspeção de qualidade em canteiros de obras.

Como sugestão para trabalhos futuros, seria possível treinar a rede YOLO para identificar várias manifestações patológicas simultaneamente. Além disso, é viável criar algoritmos capazes de calcular automaticamente a área de uma mancha na parede ou determinar a espessura de uma rachadura.

REFERÊNCIAS

BALLESTEROS, R. D.; LORDSLEEM JUNIOR, A. C. **Veículos aéreos não tripulados (VANT) para inspeção de manifestações patológicas em fachadas com revestimento cerâmico**. *Ambiente Construído*, Porto Alegre, v. 21, p. 119–137, 2020.

CHUDASAMA, B. *et al.* **Automated mapping of bedrock-fracture traces from UAV-acquired images using U-Net convolutional neural networks**. *Computers & Geosciences*, v. 182, p. 105463, 2024.

HALDER, S.; AFSARI, K. **Robots in inspection and monitoring of buildings and infrastructure: a systematic review**. *Applied Sciences*, v. 13, n. 4, p. 2304, 2023.

LAGAROS, N. D.; PLEVRIS, V. **Artificial intelligence (AI) applied in civil engineering**. *Applied Sciences*, v. 12, n. 15, p. 7595, 2022.

LI, Y. *et al.* **Deep learning-based safety helmet detection in engineering management based on convolutional neural networks**. *Advances in Civil Engineering*, v. 2020, p. 1–10, 2020.

MIRALDES, J. P. N. D. **Inspeção técnica de construções com recurso a drones**. 2020. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal, 2020.

NELSON, J. **LabelImg for labeling object detection data**. Disponível em: https://blog.roboflow.com/labelimg/. Acesso em: 21 dez. 2023.

POZZER, S. *et al.* **Semantic segmentation of defects in infrared thermographic images of highly damaged concrete structures**. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, v. 35, n. 1, p. 04020131, 2021.

QAYYUM, W. *et al.* **Assessment of convolutional neural network pre-trained models for detection and orientation of cracks**. *Materials*, v. 16, n. 2, p. 826, 2023.

RUIZ, R. D. B. *et al.* **Processamento digital de imagens para detecção automática de fissuras em revestimentos cerâmicos de edifícios**. *Ambiente Construído*, Porto Alegre, v. 21, p. 139–147, 2020.

RUIZ, R. D. B.; LORDSLEEM JUNIOR, A. C.; ROCHA, J. H. A.; IRIZARRY, J. **Unmanned aerial vehicles (UAV) as a tool for visual inspection of building facades in AEC+FM industry**. *Construction Innovation*, v. 22, n. 4, p. 1155–1170, 2022.

SLOSASKI, R. L. S. **Quantificação de manifestações patológicas em fachadas utilizando veículo aéreo não tripulado e software de mensuração: comparativo com método tradicional**. 2021. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Construção Civil) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2021.

SOUSA, A. D. P. D.; SOUSA, G. C. L. D.; MAUÉS, L. M. F. **Using digital image processing and unmanned aerial vehicle (UAV) for identifying ceramic cladding detachment in building facades**. *Ambiente Construído*, Porto Alegre, v. 22, p. 199–213, 2022.

XIANG, C. *et al.* **Structural damage identification based on convolutional neural networks and improved hunter–prey optimization algorithm**. *Buildings*, v. 12, n. 9, p. 1324, 2022.

ZHANG, C.; ZOU, Y.; DIMYADI, J. **Integrating UAV and BIM for automated visual building inspection: a systematic review and conceptual framework**. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, v. 1101, n. 6, p. 062030, 2022.

ZHANG, C.; ZOU, Y.; DIMYADI, J.; CHANG, R. **Thermal-textured BIM generation for building energy audit with UAV image fusion and histogram-based enhancement**. *Energy & Buildings*, v. 301, p. 113710, 2023.

ZHANG, J. *et al.* **A deep learning-based approach to enable action recognition for construction equipment**. *Advances in Civil Engineering*, v. 2020, p. 1–14, 2020.

ZHOU, Z.; ZHANG, J.; GONG, C. **Hybrid semantic segmentation for tunnel lining cracks based on Swin Transformer and convolutional neural network**. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2023.

ZOUBIR, H. *et al.* **Concrete bridge defects identification and localization based on classification deep convolutional neural networks and transfer learning**. *Remote Sensing*, v. 14, n. 19, p. 4882, 2022.