



# Identificação de padrões de consumo e áreas de irregularidade por meio denúncias e segmentação semântica de imagens de satélite - Estudo de caso em Sabará, Minas Gerais

**Tema:** Recuperação de energia - Perdas não-técnicas

**Autores:** Arino Sulita Barbosa (CEMIG), Endreus Cezar Rodrigues Bezerra Silva (CEMIG), Saad do Carmo Pereira Habib (CEMIG), Álisson de Oliveira Alves (Instituto SENAI-RN), Luiz Eduardo Nunes Cho Luck (Instituto SENAI-RN),

**Co-Autores:** Luisa Christina de Souza (Instituto SENAI-RN), Wesley José dos Santos Marinho (Instituto SENAI-RN), Rafael de Medeiros Mariz Capuano (Instituto SENAI-RN), Bruno Cesar Pereira da Costa (Instituto SENAI-RN), Marina de Siqueira (Instituto SENAI-RN), Jesaias Carvalho Pereira Silva (Instituto SENAI-RN), Raniere Rodrigues Melo de Lima (Instituto SENAI-RN), Carlos Augusto Teixeira (Instituto SENAI-RN)

**Empresa:** CEMIG Distribuição S.A

---

## Resumo

Este estudo analisa padrões de consumo e irregularidades na rede elétrica em Sabará, Minas Gerais, com foco na redução de perdas não técnicas (PNT). Utilizando dados da Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG), denúncias de irregularidades e segmentação semântica de imagens de satélite Landsat 8, foi desenvolvido um modelo para identificar fraudes e avaliar a ocupação do solo. Dados georreferenciados da infraestrutura elétrica foram integrados a registros de consumo e denúncias para gerar mapas detalhados, destacando áreas críticas. A segmentação semântica, implementada com a arquitetura D-LinkNet50, alcançou métricas de acurácia de 94% e IoU de 88%. Os resultados indicaram que alimentadores com altos índices de PNT coincidem com áreas densamente ocupadas, mas sem cobertura elétrica formal. Este trabalho destaca a relevância da análise integrada de dados georreferenciados para otimizar a operação da rede elétrica, reduzir perdas e embasar políticas de regularização urbana.

## 1. Introdução

As transformações tecnológicas vêm revolucionando o setor de energia elétrica em escala global, abrangendo áreas como comunicação, sensoriamento, cibersegurança e monitoramento de ativos (Passagem, 2023; Souza Júnior, 2023). O avanço tecnológico acelerado em diversos setores da sociedade não apenas melhorou a qualidade de vida, como também facilitou o acesso a informações e superou barreiras de comunicação nas esferas sociais e organizacionais. Nesse contexto, é esperado que tais inovações sejam integradas tanto ao panorama global do setor elétrico quanto à realidade brasileira.

No Brasil, segundo projeções da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), o consumo de energia elétrica deve alcançar 787,5 TWh até 2032 (Pires and Magri, 2023). Para atender a essa crescente demanda, o governo tem intensificado investimentos na geração de energia de qualidade, visando suprir as necessidades industriais e da população (Miranda, 2023). Como resultado, surgem iniciativas como redes elétri-

cas e medidores inteligentes, eletrificação dos transportes e o uso de inteligência artificial para prever a demanda energética (Lins and Rodrigues, 2023; Mendonça et al., 2023; Brangioni, 2023).

Paralelamente, a evolução tecnológica impulsiona não apenas a implementação de novas soluções, mas também a avaliação contínua da eficiência energética. Essa abordagem, que busca o uso racional da energia (Pires and Magri, 2023), contribui para otimizar os processos de geração e distribuição de energia e para promover práticas urbanas mais igualitárias e sustentáveis.

A eficiência energética e a mitigação das perdas de energia despontam como pilares desse cenário dinâmico. Enquanto a eficiência propõe formas racionais de utilização da energia, a redução de perdas busca minimizar desperdícios durante a geração, transmissão e distribuição (Soares, 2023). Essas perdas, divididas em técnicas e comerciais, impactam diretamente os custos operacionais das distribuidoras e, consequentemente, as tarifas dos consumidores.

As perdas técnicas decorrem de fenômenos físicos, como o efeito *Joule*, e processos como transporte e conversão de tensão (Lins and Rodrigues, 2023). Já as perdas comerciais, frequentemente associadas a fraudes e furtos – como adulterações em medidores e redes clandestinas –, representam um desafio significativo. Em 2022, essas perdas comerciais custaram ao Brasil cerca de R\$ 8,69 bilhões, de acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), ou aproximadamente 3,1% da receita requerida pelas distribuidoras (ANEEL, 2023). A mitigação dessas perdas, portanto, é crucial para reduzir custos, proteger investimentos e promover a sustentabilidade ambiental. A identificação de diferentes tipos de construções no uso e ocupação do solo é essencial para áreas como planejamento urbano, gestão de riscos, infraestrutura e estudos ambientais, dessa forma, métodos precisos ajudam no entendimento das cidades e no apoio a decisões para seu desenvolvimento sustentável (de Sousa Coelho et al., 2024). Nesse contexto, a segmentação semântica, técnica que classifica cada ponto de uma imagem em categorias como edifícios, vegetação e água, tem se destacado com o uso de modelos baseados em redes neurais convolucionais (CNNs), que superam abordagens tradicionais em precisão e eficiência (Jiwani et al., 2021).

Estudos recentes mostram avanços nesse campo. Por exemplo, o trabalho de (Jiwani et al., 2021) adaptou o modelo *DeeplabV3+* para segmentar edifícios em imagens de satélite, alcançando resultados com alta precisão (IoU entre 70% e 92%). O estudo de (Li et al., 2019) utilizou a arquitetura U-Net combinada com dados de mapas públicos e imagens de alta resolução, atingindo um F1-score de 70%. Essas pesquisas destacam a importância da integração de dados e estratégias para melhorar os resultados em segmentação de imagens de satélite.

A relevância do tema é amplamente reconhecida por concessionárias e órgãos reguladores, que buscam soluções tecnológicas para mitigar as perdas de energia, especialmente no Brasil, onde os impactos socioeconômicos dessas perdas são relevantes. Diante desse panorama, este trabalho propõe uma análise da série histórica de monitoramento da rede elétrica da região de Sabará, Minas Gerais, utilizando dados fornecidos pela Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG) e órgãos reguladores, como a ANEEL. A proposta busca identificar anomalias no padrão de consumo de energia, correlacioná-las a denúncias recebidas pela CEMIG e gerar uma análise da ocupação do solo utilizando métodos de segmentação semântica de imagens de satélite. Essa abordagem visa aprimorar a detecção de fraudes e a compreensão do comportamento de consumo, contribuindo para a eficiência do sistema elétrico como um todo.

## 2. Desenvolvimento

A análise detalhada dos padrões de consumo de energia elétrica é fundamental para identificar possíveis anomalias que possam resultar em perdas não técnicas (PNT). Nesse contexto, este estudo apresenta uma metodologia que utiliza dados de monitoramento da rede elétrica, dados georreferenciados de infraestrutura e informações de denúncias recebidas pela CEMIG. A integração de dados georreferenciados permite uma compreensão mais espacializada e abrangente dos padrões de consumo em diferentes localidades, enquanto as técnicas de geoprocessamento fornecem percepções sobre o comportamento do consumo de energia em áreas específicas.

Inicialmente foi realizado um processo de Extração, Transformação e Carregamento (ETL) das diferentes fontes de dados. Nessa etapa, é importante destacar que o resultado da ETL de um dado influencia diretamente na ETL do dado subsequente. A análise teve início com os dados de monitoramento da rede, aqui chamados de dados do *Framework*, partindo das informações de perdas não técnicas (PNT) foi possível selecionar subestações com maiores valores de PNT. Em seguida, analisou-se a infraestrutura da rede elétrica, disponibilizada pela Base de Dados Geográfica da Distribuidora (BDGD). Por fim, ocorreu a utilização dos registros de denúncias para a área atendida pela subestação escolhida no primeiro passo.

## 2.1 Conjuntos de dados da CEMIG

Os dados de monitoramento da rede são informações de grande importância para a identificação de perdas e irregularidades por partes dos clientes, esses dados apresentam uma atualização trimestral. A CEMIG recebe informações de *datalakers* e sistemas de automação internos, os quais concentram dados de todas as subestações e alimentadores. Diversos dados são fornecidos, como geração (MWh), consumo (MWh), perdas técnicas e PNT por alimentador (MWh), número de clientes de média e baixa tensão, entre outras.

As informações de geolocalização dos ativos da empresa podem ser obtidas por meio da BDGD, acessadas através do repositório web da ANEEL. A base de dados é atualizada anualmente pela ANEEL, que recebe informações de todas as distribuidoras do Brasil. Essa fonte de dados complementa a análise de monitoramento da rede, fornecendo informações detalhadas sobre a infraestrutura ligada a subestação, como seus alimentadores média e baixa tensão (MT e BT, respectivamente), transformadores e pontos de iluminação pública (PONNOT). Esses dados foram importados para o software de informações geográficas QGIS (Moyroud and Portet, 2018). Em seguida, o *plugin* de *basemaps* foi utilizado para sobrepor os detalhes de infraestrutura no mapa, enriquecendo a representação visual dos dados.

Por fim, a última base de dados analisada foram as denúncias de irregularidades. Essas informações demandam um processo de pré-processamento mais profundo antes da utilização final. A companhia recebe a denúncia por parte de clientes, após o registro uma equipe vai a campo para averiguar o fato. A partir dessa inspeção é atribuído um *status* a essa notificação:

- **Procedente:** Refere-se ao serviço no qual identificou-se irregularidades;
- **Improcedente:** Indica que não foram identificadas irregularidades no local denunciado durante a intervenção da equipe;
- **Impedido:** Indica que houve algum tipo de impedimento durante a ação da empresa, como por exemplo: área de risco, área de difícil acesso ou ausência do proprietário do imóvel ou região.

Neste trabalho foram consideradas apenas denúncias de cunho Procedente. A partir disso, foram analisadas outras duas colunas da base de denúncias, uma para o endereço e outra para o número do edifício. Observou-se que a rua e o número são registrados separadamente, então foi feita a unificação desses dados para criar uma informação de geolocalização, devido a ausência de latitude e longitude do local inspecionado. Assim, desenvolveu-se um *script* em linguagem de programação Python com o propósito de consumir o serviço da *Geocoding API* da *Google*, utilizando os dados de endereço obtidos. O processo de geocodificação tem a função de converter endereços em coordenadas geográficas, permitindo assim a marcação dos locais indicados em um mapa (Goldstein, 2014). Dessa forma obtivemos um conjunto de coordenadas para cada serviço Procedente.

Após o tratamento de todos os dados disponíveis, essas informações foram relacionadas com um mapa de ocupação do solo obtido por meio da segmentação semântica de imagens de satélite.

## 2.2 Imagens de satélite (Landsat 8)

O Landsat 8 (Avdan and Jovanovska, 2016) integra o Programa Landsat de observação da Terra, gerenciado pela NASA e pelo USGS. Este satélite conta com dois instrumentos principais: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). O OLI registra imagens em nove bandas espectrais, abrangendo o visível, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas, enquanto o TIRS mede a radiação emitida pela Terra em duas bandas do infravermelho termal. As imagens apresentam resolução espacial de 30 metros por pixel nas bandas multiespectrais, exceto a banda pancromática (15 metros) e as bandas termais (100 metros).

Para acessar os dados disponibilizados pelo USGS, utilizou-se um script em Python. Inicialmente, identificaram-se os pontos centrais das áreas de interesse no *Google Earth Pro* (Wuthrich, 2006), coletando suas coordenadas (latitude e longitude). Implementou-se uma função para baixar imagens centradas nesses pontos, com dimensões de 384 x 384 pixels e resolução espacial de 30 metros por pixel, e armazená-las. Adicionalmente, incluiu-se um raio em torno dos pontos de interesse para formar uma caixa delimitadora compatível com o tamanho especificado, possibilitando o recorte das imagens na coleção do Landsat 8.

Uma função foi desenvolvida para gerar uma composição média das imagens de uma área específica em períodos definidos (2014, 2016, 2018, 2020 e 2022). Após obter as bandas RGB separadamente, criou-se uma composição de cores naturais por meio do empilhamento das bandas. Por fim, aplicou-se uma máscara de *pixels* utilizando a função *cloud\_mask* do pacote *geetools* <https://pypi.org/project/geetools/>, que elimina *pixels* afetados por nuvens ou outras interferências. Ao final, foram obtidos 510 imagens para o treinamento do modelo de aprendizagem profunda.

*Dados de uso e ocupação de solo (Mapbiomas):* A utilização da classe de urbanização, proveniente dos mapas anuais de cobertura e uso da terra gerados pelo MapBiomasSouza and Azevedo (2017), como máscaras de referência (*groundtruth*) para a classificação supervisionada de imagens de satélite do Landsat, apresenta fundamentação sólida e alinhada aos objetivos do projeto. O MapBiomas, ao gerar uma série histórica consistente desde 1985, utilizando imagens Landsat e técnicas de processamento em nuvem, permite o acesso a dados espacialmente detalhados e temporalmente robustos sobre a dinâmica do uso e ocupação do solo nos biomas brasileiros (ROSA et al.,

2019).

A classe de urbanização (classe 24) reflete áreas urbanizadas com alta confiabilidade, resultado de uma metodologia padronizada e validada por especialistas em biomas brasileiros. Isso torna essa classe particularmente adequada para a criação de máscaras de referência, uma vez que oferece dados precisos e representativos para treinar modelos de aprendizagem de máquinas. Além disso, a resolução espacial de 30 metros por pixel do MapBiomas é compatível com a resolução das imagens Landsat 8, assegurando a consistência espacial das informações utilizadas. Os mapas de classificação correspondentes aos anos de 2014, 2016, 2018, 2020 e 2022 foram selecionados e baixados. Em seguida, a classe 24 foi extraída e, com o auxílio do software QGIS (Moyroud and Portet, 2018), as áreas correspondentes às imagens do Landsat 8 foram delimitadas e recortadas a partir desses mapas.

### 2.3 Detecção de área de ocupação urbana com aprendizagem de máquina

*Arquitetura de Aprendizado de Máquina:* A rede neural convolucional profunda de segmentação semântica *D-LinkNet* (Zhou et al., 2018a), foi inicialmente projetada para segmentação de estradas em imagens de satélite de alta resolução. Porém, sua aplicação para outro domínio de conhecimento pode ser realizada através de ajustes nos parâmetros de treinamento e dos rótulos alimentados à rede neural. Esta arquitetura foi selecionada pois faz uso de convoluções dilatadas, o que torna a extração de detalhes finos observados em imagens de satélite mais eficiente.

No contexto de segmentação semântica, o codificador, ou *backbone*, desempenha um papel fundamental, pois ele é responsável pela extração de características da imagem de entrada. Sua escolha afeta diretamente o desempenho do modelo em termos de precisão, generalização e até mesmo tempo de inferência. O ResNet50 foi utilizado como codificador. Se trata de uma rede neural profunda que utiliza blocos residuais para facilitar o treinamento e capturar características em diferentes escalas, sendo inicializada com os pesos de um pré-treinamento da arquitetura com bases de dados robustas, o que acelera a convergência e melhora a capacidade do modelo em tarefas específicas, como segmentação (Li and Liu, 2022).

*Configuração dos Parâmetros de Treinamento:* Os parâmetros de treinamento do modelo foram definidos com base em estudos da literatura (Zhou et al., 2018b; Akyel and Ar1c1, 2022) e em experimentos preliminares. A taxa de aprendizado inicial foi fixada em 0,001 para assegurar um ajuste gradual do modelo durante o treinamento.

O limiar para binarização foi definido em 0,3, visando melhorar a precisão na separação entre as áreas de interesse e o restante da imagem. O tamanho do lote (número de imagens processadas simultaneamente) foi configurado como 8, garantindo um equilíbrio entre eficiência computacional e qualidade do treinamento. Para avaliar os erros e ajustar os pesos do modelo, foi utilizada a função de perda *Binary Cross Entropy*



*Intersection over Union* (BCEIoU), que combina critérios de similaridade e sobreposição espacial para otimizar a segmentação.

*Ambiente Experimental:* Os algoritmos foram desenvolvidos em Python utilizando a biblioteca PyTorch e executados em um sistema equipado com CPU AMD Ryzen Threadripper 3970X x64. Para acelerar o treinamento dos modelos, foi empregado o *toolkit* CUDA, que aproveita o alto desempenho da GPU NVIDIA GeForce RTX 4090 com 24 GB de memória dedicada, em conjunto com 256 GB de memória RAM do sistema.

## 2.4 Resultados e Discussões

Para a seleção da área de estudo foi necessário que a região atendesse aos critérios elencados na metodologia, ou seja: ser uma região com altos valores de PNT, apresentar infraestrutura elétrica (de preferência urbana) e conter denúncias Procedentes. Após esses filtros, a região escolhida foi o município de Sabará, região metropolitana de Belo Horizonte, atendido em grande parte pela subestação SBAU.

A subestação SBAU, que atende cerca de 30 mil clientes em baixa e média tensão (BT e MT), é composta por quatro alimentadores: SBAU02, SBAU03, SBAU04 e SBAU05. Em 2023, a subestação apresentou uma PNT média de 26%. A Figura 1 apresenta a evolução do consumo esperado, medição e PNT desses alimentadores ao longo dos anos de 2020 a 2023.

Dentre os alimentadores, o SBAU05 (Figura 1 d) se destaca por registrar o maior índice de PNT, alcançando 47,5% no final da série histórica. Além disso, o comportamento dos dados desse alimentador não exhibe valores discrepantes ao longo do período analisado, sugerindo consistência nas medições e tornando-o um exemplo para estudos relacionados à identificação e mitigação de perdas comerciais.

Os demais alimentadores também apresentam características importantes. O SBAU02 (Figura 1 a) demonstra o menor nível de PNT, com 6% em 2023, enquanto o SBAU03 (Figura 1 b) apresenta um comportamento mais estável em termos de medição e perdas. Já o SBAU04 (Figura 1 c) exhibe variações mais acentuadas em alguns períodos, refletindo possíveis manobras operacionais ou irregularidades a serem investigadas.

Entre os anos de 2023 e 2024, foram identificadas 58 denúncias procedentes, das quais 20 ocorreram na área atendida pelos alimentadores da subestação SBAU. A combinação dessas bases de dados permitiu mapear os pontos de irregularidades e associá-los aos respectivos alimentadores, possibilitando uma análise detalhada do impacto das perdas comerciais em cada segmento da rede elétrica. A Figura 2 apresenta a extensão dos alimentadores da SBAU, os PONNOTs e a distribuição das denúncias procedentes na área de cobertura da subestação.

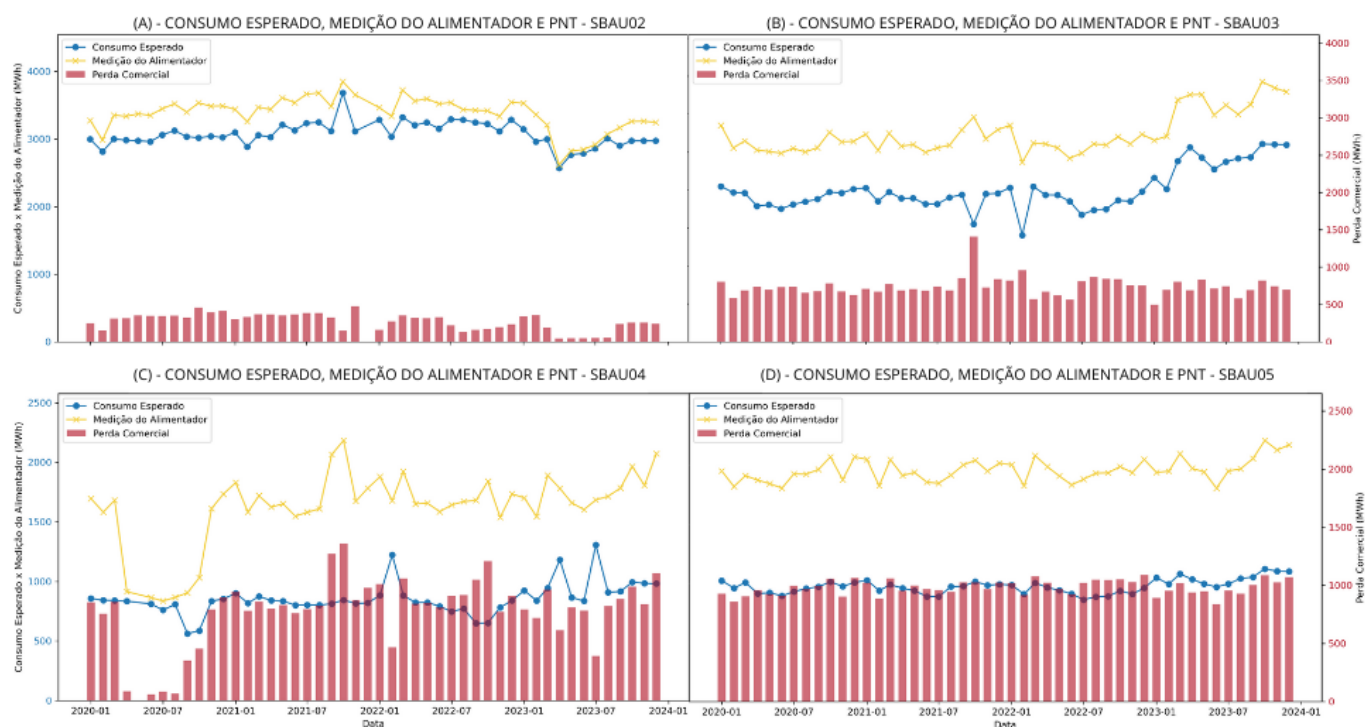


Figura 1. Série histórica da medição do alimentador, consumo esperado e perdas não técnicas para a subestação SBAU. Fonte: Elaboração própria

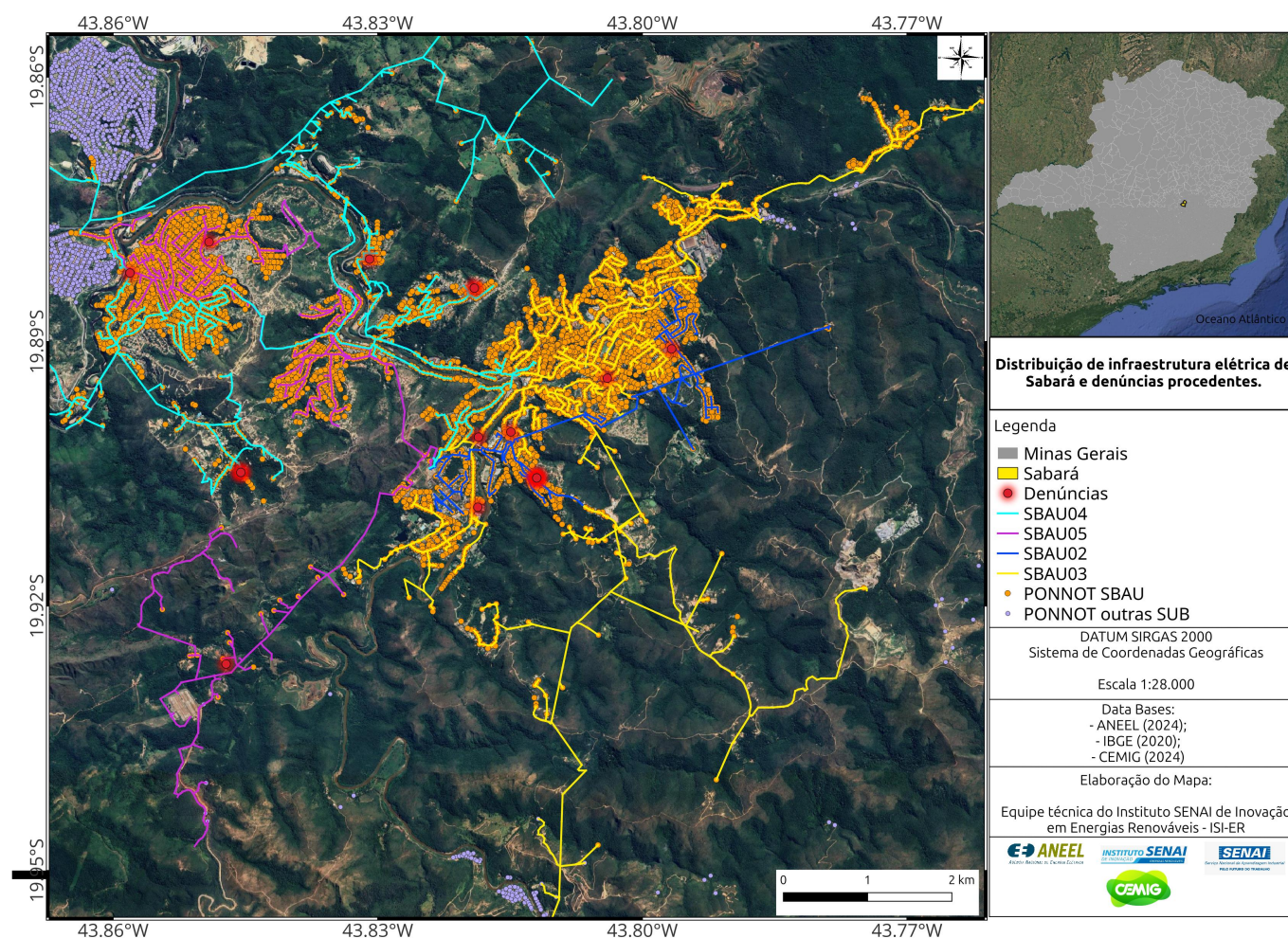


Figura 2. Extensão dos alimentadores na região em estudo e geolocalização das denúncias. Fonte: Elaboração própria

Observa-se que a região atendida pelo alimentador SBAU03 concentra o maior número de pontos vermelhos, correspondentes às denúncias. A análise da Figura 1 b, relativa ao alimentador SBAU03, revela também uma variação nos índices de PNT ao longo de 2023, sugerindo que essa área pode estar sofrendo com um aumento no número de irregularidades.

Após a análise do número de denúncias, surgiu a questão de por que o alimentador SBAU05, que atende uma área menor e apresenta menos denúncias, registra um percentual de PNT duas vezes maior que o SBAU03. Essa discrepância sugere que outros fatores podem estar contribuindo para as perdas comerciais na região. Foi nesse contexto que a segmentação semântica, baseada em imagens de satélite, demonstrou seu potencial como uma ferramenta importante para investigar o uso e ocupação do solo, auxiliando na identificação de possíveis áreas de ligações clandestinas.

A segmentação semântica, ao permitir a classificação detalhada de diferentes tipos de uso do solo, como áreas residenciais, comerciais ou industriais, fornece informações adicionais sobre a relação entre a infraestrutura elétrica e a ocupação urbana. Com essa abordagem, foi possível analisar se áreas aparentemente sem infraestrutura formal, mas com ocupação urbana evidente, poderiam estar associadas a ligações irregulares.



Após o treinamento e validação do modelo de segmentação de imagens de satélite para detecção de uso e ocupação do solo, foram avaliadas as métricas de desempenho de acurácia, *f1-score* e IoU, obtendo 94%, 92% e 88%, respectivamente. A acurácia indica o quanto a máscara predita se aproxima do conjunto de *pixels* de referência. A métrica *IoU* (ou *Jaccard*) mede a sobreposição entre a máscara predita e a de referência, enquanto o *F1-Score* combina precisão e sensibilidade em uma única medida, usando a média harmônica (Huyen, 2022).

A Figura 3 apresenta o resultado da segmentação semântica realizada pelo modelo D-LinkNet50. Na imagem (a), observa-se a cena original obtida pelo satélite Landsat 8. Na imagem (b), é exibida a predição do modelo sobreposta à cena original, destacando as áreas identificadas. A imagem (c) ilustra a máscara de referência utilizada para treinamento e validação, fornecida pelo MapBiomias. Por fim, na imagem (d), é mostrado o resultado final da predição do modelo, evidenciando a segmentação gerada a partir dos dados processados.

A partir da detecção do uso e ocupação do solo por meio da segmentação semântica, associada aos dados de infraestrutura elétrica, foi gerado um mapa apresentado na Figura 4. Este mapa sintetiza as informações analisadas, permitindo visualizar a ocupação urbana sobreposta pela presença (ou ausência) de infraestrutura elétrica. As áreas urbanas detectadas são destacadas, evidenciando regiões densamente ocupadas, especialmente em áreas não atendidas pela rede elétrica.

A análise do mapa aponta para duas constatações principais. Primeiramente, observa-se que áreas como as atendidas pelo alimentador SBAU03, que concentram um maior número de denúncias, coincidem com zonas urbanizadas densas e bem cobertas pela infraestrutura elétrica. Indicando que nesse tipo de região, existe uma maior mobilização popular em alertar sobre irregularidades. Em contrapartida, regiões próximas ao alimentador SBAU05 apresentam ocupação urbana evidente, porém não apresentam infraestrutura nos dados oficiais. Essa ausência, combinada com o elevado percentual de PNT registrado no alimentador, sugere que tais áreas podem ser locais de ocupações irregulares ou ligações clandestinas.

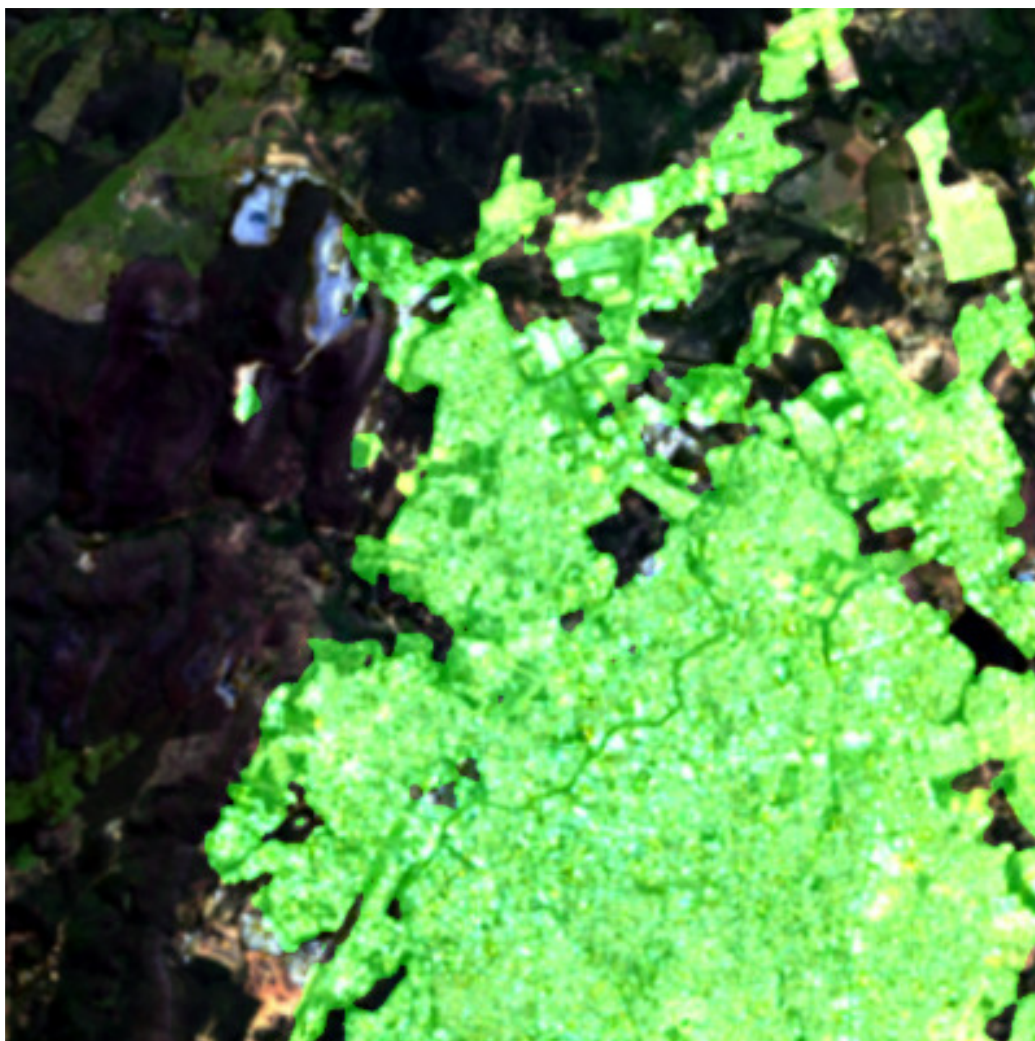
Além disso, o detalhamento espacial oferecido pela segmentação possibilitou identificar de forma precisa as áreas de ocupação urbana, complementando os dados de infraestrutura elétrica. Esse tipo de análise integrada pode ser de grande valia para direcionar inspeções de campo, planejar expansões da rede elétrica e propor políticas públicas para regularização do fornecimento de energia em regiões irregulares.

### 3. Conclusão

O estudo realizado proporcionou uma visão abrangente sobre as PNT de energia elétrica, com foco no município de Sabará, atendido pela subestação SBAU. Foram identificadas os alimentadores com maiores índices de PNT, maior incidência de denúncias e áreas potencialmente associadas a ocupações irregulares e ligações clandestinas. A análise evidenciou uma ligação entre as regiões com elevadas perdas comerciais e a concentração de denúncias, reforçando o impacto do furto de energia sobre o monitoramento da rede elétrica.



(a) Imagem Original do satélite Landsat 8.



(b) Predição sobreposta à imagem original.



(c) Máscara de referência obtida pelo MapBiomias.





(d) Resultado da predição do modelo.

Figura 3. Resultados da segmentação semântica utilizando o modelo D-LinkNet50. (a) Imagem original capturada pelo satélite Landsat 8; (b) predição do modelo sobreposta à imagem original; (c) máscara de referência obtida pelo MapBiomas, utilizada para validação e (d) resultado final da predição do modelo D-LinkNet50. Fonte: Elaboração própria

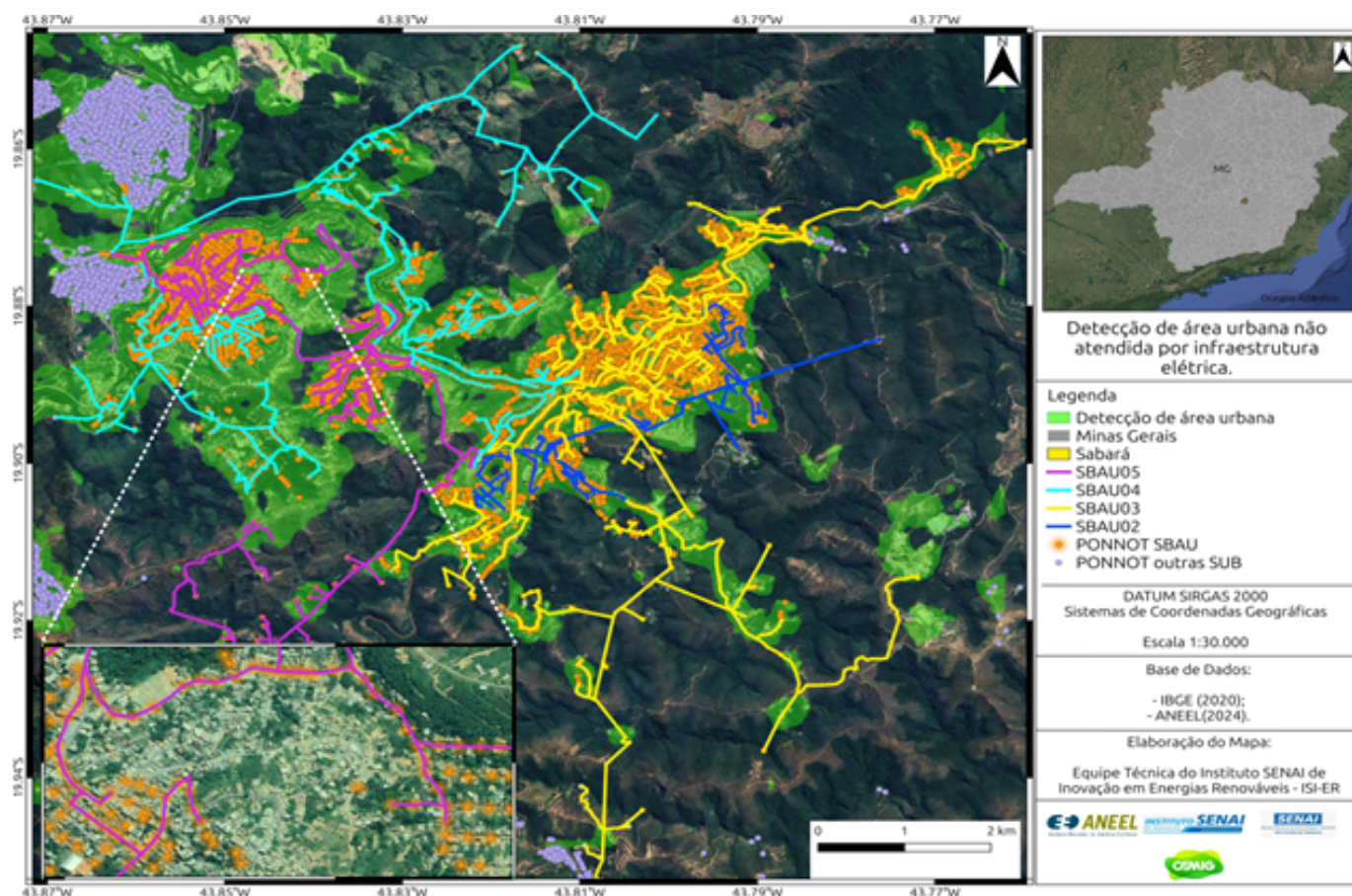


Figura 4. Detecção de áreas urbanas e análise da cobertura de infraestrutura elétrica na região de Sabará, destacando possíveis focos de irregularidades e ocupações não atendidas pela rede elétrica.

A integração dos dados georreferenciados da infraestrutura elétrica e denúncias com as informações de perdas permitiu uma análise mais detalhada e contextualizada. A visualização desses dados em mapas facilitou a identificação de áreas críticas, o que poderá subsidiar a tomada de decisões para mitigar as perdas e melhorar a eficiência operacional. Além disso, a análise das perdas comerciais ao longo dos tempos permitiu identificar tendências e padrões de comportamento, contribuindo para futuras estratégias da gestão da rede elétrica.

Em suma, os resultados deste trabalho destacam a importância da análise integrada de dados georreferenciados e dados de perdas comerciais para o monitoramento e aprimoramento do sistema elétrico. A utilização de ferramentas de visualização, como mapas georreferenciados, proporcionou uma compreensão clara e acessível das informações.

#### *Agradecimentos*

Os autores e co-autores agradecem à CEMIG e ANEEL (PD-04950- 0664/2023) pelo apoio financeiro e colaboração, essenciais para este estudo e para o avanço da pesquisa, desenvolvimento e inovação (PD&I) no setor elétrico.

## 4. Referências bibliográficas

•

Akyel, C. and Ar1c1, N. (2022). Linknet-b7: noise removal and lesion segmentation in images of skin cancer. *Mathematics*, 10(5), 736.

- ANEEL (2023). Relatório anual de perdas de energia elétrica na distribuição. (Acessado em 23/06/2023).
- Avdan, U. and Jovanovska, G. (2016). Algorithm for automated mapping of land surface temperature using landsat 8 satellite data. *Journal of sensors*, 2016(1), 1480307.
- Brangioni, G.B. (2023). Análise e previsão de carga elétrica via redes neurais convolucionais.
- de Sousa Coelho, G., Liá, S.d.L.S., Liá, F.S., de Almeida, L.R., de Brito, L.G., Santos, I.B., da Silva, W.A., and da Silva, C.M. (2024). Análise do uso e ocupação do solo em diferentes períodos no município de cidelândia-ma. *CONTRIBUCIONES A LAS CIENCIAS SOCIALES*, 17(1), 8077–8093.
- Goldstein, S. (2014). *Criação de plataforma de geocoding baseada em serviços Google Maps*. Ph.D. thesis.
- Huyen, C. (2022). *Designing machine learning systems*. "O'Reilly Media, Inc."
- Jiwani, A., Ganguly, S., Ding, C., Zhou, N., and Chan, D.M. (2021). A semantic segmentation network for urban-scale building footprint extraction using rgb satellite imagery. *arXiv preprint arXiv:2104.01263*.
- Li, S. and Liu, X. (2022). Multi-type road extraction and analysis of high-resolution images with d-linknet50. In *2022 3rd International Conference on Geology, Mapping and Remote Sensing (ICGMRS)*, 244–248. IEEE.
- Li, W., He, C., Fang, J., Zheng, J., Fu, H., and Yu, L. (2019). Semantic segmentation-based building footprint extraction using very high-resolution satellite images and multi-source gis data. *Remote Sensing*, 11(4), 403.
- Lins, F.H.F. and Rodrigues, S.A. (2023). Smart grids como alternativa para combate às perdas não técnicas na distribuição de energia elétrica. *Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação*, 9(5), 788–799.
- Mendonça, M., Finocchio, M.A.F., Nicolau, C.F., de Souza, R.d.A.M., de Oliveira, T.A., Palcacios, R.H.C., and dos Santos, M.R.P. (2023). Veículos elétricos no brasil: O potencial brasileiro para a transição de modelos de locomoção. *Revista Técnico-Científica*, (32).
- Miranda, L.M.D. (2023). Impacto das energias renováveis no crescimento económico.

- Moyroud, N. and Portet, F. (2018). Introduction to qgis. *QGIS and generic tools*, 1, 1–17.
- Passagem, M.A.V. (2023). *ROTEIRO DE CAPACIDADES MINÍMAS DE CIBERSEGURANÇA NO SETOR ENERGÉTICO*. Ph.D. thesis.
- Pires, D.M.G. and Magri, L.P. (2023). Eficiência energética na indústria. *Caderno de Estudos em Engenharia Elétrica*, 4(2).
- ROSA, M., SHIMBO, J.Z., and AZEVEDO, T. (2019). Mapbiomas-mapeando as transformações do território brasileiro nas últimas três décadas. *VIII Simpósio de Restauração Ecológica*, 95–100.
- Soares, G.V.A. (2023). Formas básicas de identificação presencial das perdas não técnicas no sistema elétrico brasileiro.
- Souza, C. and Azevedo, T. (2017). Mapbiomas general handbook. *MapBiomas: São Paulo, Brazil*, 1–23.
- Souza Júnior, S.C.d. (2023). Monitoramento de cargas residências utilizando tecnologias de internet das coisas com aplicação no gerenciamento de resposta à demanda. Wuthrich, D. (2006). Google earth pro. *Geospatial Solutions*, 16(2).
- Zhou, L., Zhang, C., and Wu, M. (2018a). D-linknet: Linknet with pretrained encoder and dilated convolution for high resolution satellite imagery road extraction. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 182–186.
- Zhou, L., Zhang, C., and Wu, M. (2018b). D-linknet: Linknet with pretrained encoder and dilated convolution for high resolution satellite imagery road extraction. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 182–186.