O GUIA DEFINITIVO PARA

VISÃO COMPUTACIONAL COM IMAGENS DE SATÉLITES



JOÃO ATAÍDE



JOÃO ATAÍDE

O Guia Definitivo para Visão Computacional com Imagens de Satélites

Versão 2.0

Reedição diagramada em LaTeX, novembro de 2026

Mais informações:
joaoataide.com

Bem-vindo!

Obrigado por adquirir meu ebook, *O Guia Definitivo para Visão Computacional com Imagens de Satélites*. Aqui você descobrirá como combinar duas áreas poderosas da tecnologia: Visão Computacional e Imagens de Satélites, utilizando o potencial máximo das duas.

A Visão Computacional é uma área em constante evolução que permite às máquinas "verem" e interpretarem imagens, enquanto o Sensoriamento Remoto fornece informações valiosas sobre a Terra e seus recursos. Juntas, essas duas áreas têm aplicações incríveis e impactantes em muitos setores, desde agricultura e meio ambiente até segurança e defesa. O objetivo deste livro é fornecer a você um *overview* dessas duas áreas e mostrar como combiná-las para criar soluções incríveis.

> **Novidades da versão 2.0**
>
> Esta edição foi revisada e atualizada para 2026. Além das correções e dos novos satélites, ganhou três capítulos: **dados na nuvem** (COG, STAC e Planetary Computer), **séries temporais de imagens de satélite** (SITS) e **modelos de fundação** para observação da Terra, com ilustrações novas.

Desejo uma boa leitura.

Abraço!
João Ataíde

Sobre o Autor



Olá!
Eu sou João Ataíde, autor deste ebook.
Sou Cientista de Dados com seis anos de experiência em *machine learning*, *deep learning*, visão computacional, GeoAI e sensoriamento remoto. Minha base vem da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), onde cursei Ciência e Tecnologia e Engenharia Civil, participei do projeto de extensão e pesquisa Acesso à Terra Urbanizada, com ênfase em levantamento cartográfico, e fiz a pós-graduação em Geoprocessamento e Georreferenciamento.

Depois vieram a pós-graduação em *Business Intelligence*, *Big Data* e *Analytics* (UNOPAR) e o MBA em Pesquisa Operacional e Tomada de Decisão (EASE Brasil). Hoje curso o Mestrado em Engenharia da Computação na Universidade de Pernambuco (UPE) e a pós-graduação em Visão Computacional do STAR Research Institute.

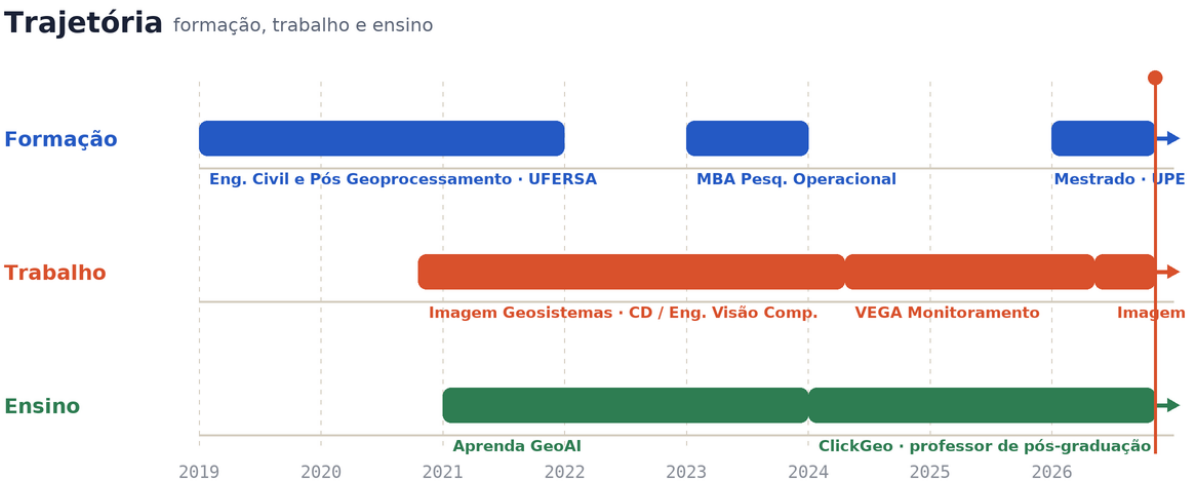
Sou Cientista de Dados na Imagem Geosistemas, onde conduzo soluções de dados, GeoAI e visão computacional com pipelines multissensores (imagens ópticas e SAR, dados vetoriais, meteorológicos e de sensores em campo) integrados ao ecossistema ArcGIS. Na primeira passagem pela empresa, de 2020 a 2024, desenvolvi modelos de detecção, segmentação e classificação com CBERS-4A, Sentinel-1 e 2, ICEYE, Landsat, imagens noturnas e drones. Entre 2024 e 2026, na VEGA Monitoramento, construí pipelines multitemporais em Spark e Databricks, integrados a S3 e STAC, para mapear uso e cobertura da terra e desmatamento em escala nacional e internacional.

Também ensino: sou professor de pós-graduação na ClickGeo (Python e R para Ciência de Dados Geográfica), fui instrutor na Alura e na Aprenda GeoAI e mantenho um blog com artigos práticos sobre GeoAI, séries temporais e IA generativa aplicada a dados geográficos.

Entre no meu site e saiba mais

Trajetória em imagens

Da engenharia à GeoAI: formação, trabalho e ensino ao longo do tempo.



Seis anos em GeoAI, visão computacional e sensoriamento remoto
dados de joaoataide.com, novembro de 2026

** Formação, trabalho e ensino de 2019 a 2026*

Alguns resultados de modelos que desenvolvi em projetos reais com imagens de até 50 cm. Cada projeto usou a métrica adequada à sua tarefa.



Do mapeamento urbano ao monitoramento ambiental
cada projeto usou a métrica adequada à sua tarefa; valores do currículo do autor

** Valores reportados no currículo do autor*

SUMÁRIO

VISÃO COMPUTACIONAL 8

O que é Visão Computacional? 9

Diferença entre PDI e CV 10

Algoritmos e técnicas mais comuns 11

IMAGENS DE SATÉLITES 15

O que são imagens de satélite? 16

Parâmetros das imagens de satélite 19

Satélites mais usados 21

VISÃO COMPUTACIONAL + IMAGENS DE SATÉLITE 24

Conexões entre as duas áreas 25

Cinco benefícios 25

Quatro desafios 26

DADOS NA NUVEM: STAC E PLANETARY COMPUTER 28

Do download para a nuvem 29

Formatos nativos da nuvem 29

STAC: o padrão para encontrar imagens 30

Onde estão os catálogos 31

Mão na massa: NDVI mensal com STAC 32

SÉRIES TEMPORAIS DE IMAGENS DE SATÉLITE 35

Por que olhar para o tempo 36

Cubos de dados 36

O que dá para extrair de uma série 37

Ferramentas 38

Mão na massa 39

MODELOS DE FUNDAÇÃO E GEOAI 40

O que são modelos de fundação 41

Os principais modelos 42

Três formas de usar 42

Cuidados 43

GeoAI generativa 44

ONDE APRENDER? 45

Aprendendo Visão Computacional com Imagens de Satélite 46
Onde aprender? 47
Ferramentas mais importantes para aprender 48
Outras ferramentas 49

DICAS PARA PERSONAL BRANDING 52

Desenvolvendo sua Marca Pessoal 53

APLICAÇÕES 55

Aplicações mais comuns 56

AGRADECIMENTOS 62

VISÃO COMPUTACIONAL



O que é Visão Computacional?

Vamos começar pelo que é a Visão Computacional (CV, sigla em inglês para *Computer Vision*), uma área em constante evolução. Praticamente todo dia existe uma atualização sobre o assunto. Por exemplo, técnicas de aprendizado profundo foram aplicadas à visão computacional em conjunto com técnicas de linguagem natural, permitindo que as máquinas pudessem recriar imagens com base em textos escritos e nos deixando "imaginar" cenas incríveis que aceleram a criação de conteúdo. A capa deste livro, inclusive, foi gerada assim.

Além desses avanços, a visão computacional está sendo usada para solucionar problemas complexos em setores como agricultura, segurança e transporte, ajudando a tornar nossa vida mais fácil e segura.

Para entender um pouco mais a fundo a visão computacional, é necessário compreender alguns termos importantes:

1. Processamento Digital de Imagem (PDI): envolve a manipulação de imagens digitais para extrair informações úteis. Isso inclui tarefas como a filtragem de ruído, a detecção de bordas, a segmentação de imagem, a álgebra de imagens, a normalização de iluminação e outras técnicas. Alguns conceitos que você vai escutar bastante são:

    1.1 Intensidade: em imagens digitais, refere-se ao nível de brilho ou escuridão de cada pixel. Os pixels são representados por valores numéricos que variam, por exemplo, de 0 a 255, onde 0 representa o mínimo de brilho (preto) e 255 o máximo (branco).

    1.2 Brilho: é uma medida da quantidade de luz emitida por uma fonte luminosa ou refletida por um objeto. Em imagens digitais, o brilho é medido como o valor médio de intensidade de todos os pixels da imagem.

    1.3 Gradiente: é uma representação da direção e da intensidade da mudança de cor ou brilho em uma imagem. Em outras palavras, o gradiente mede a inclinação ou variação dos pixels.

    1.4 Contraste: é uma medida da diferença entre as cores mais claras e as mais escuras de uma imagem. É uma característica importante, pois afeta a qualidade da imagem e a facilidade de enxergá-la. Um contraste alto torna as imagens

mais vibrantes e fáceis de distinguir, enquanto um contraste baixo pode resultar em imagens apagadas e com pouca definição.

2. Inteligência Artificial (IA): é o estudo e o desenvolvimento de sistemas computacionais que podem realizar tarefas que geralmente requerem inteligência humana, como reconhecimento de padrões, compreensão da fala, solução de problemas e aprendizado. A IA é alcançada pela combinação de algoritmos avançados, processamento de dados e tecnologias como:

    2.1 Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*): é o processo pelo qual as máquinas aprendem a reconhecer padrões em dados, incluindo imagens. As técnicas de aprendizado de máquina incluem classificação, regressão, *clustering* e outras.

    2.2 Aprendizado Profundo (*Deep Learning*): é uma subárea da inteligência artificial que se concentra em aprender modelos complexos e hierárquicos a partir de grandes quantidades de dados. Baseia-se em uma série de algoritmos de aprendizado de máquina conhecidos como redes neurais artificiais, que imitam a estrutura e a função de neurônios biológicos.

    2.3 Segmentação de Imagem: envolve a separação de diferentes objetos ou regiões de uma imagem em grupos distintos. É extremamente útil para analisar imagens médicas, por exemplo, separando diferentes tecidos em imagens de ressonância magnética, até diagnosticar se a pessoa está ou não com doenças pulmonares.

    2.4 Reconhecimento de Objetos: é uma técnica de visão computacional que envolve a identificação de objetos específicos em imagens, como pessoas, veículos, animais etc.

Diferença entre PDI e CV

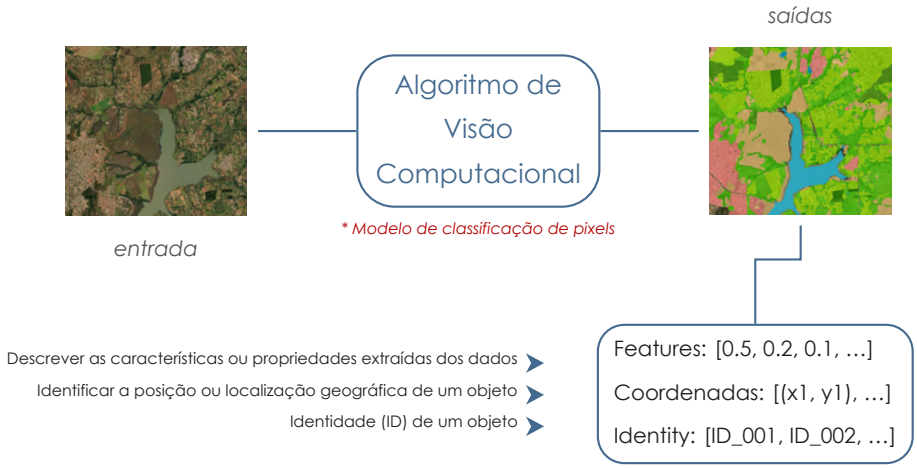
Começando a separar os conceitos, uma diferença importante e muito confundida entre os iniciantes é a diferença entre Processamento Digital de Imagem e Visão Computacional. Essas duas áreas são relacionadas, mas têm diferenças bem distintas.

- O Processamento Digital de Imagem se encarrega de manipular imagens digitais

para melhorar sua qualidade ou extrair informações úteis. Isso inclui tarefas como a correção de distorções, a remoção de ruído, a melhoria de contraste e a segmentação de pixels da imagem.



- A Visão Computacional, por outro lado, é uma área da inteligência artificial que se concentra em permitir que as máquinas interpretem e compreendam imagens, assim como os seres humanos. Além de incluir tarefas do próprio PDI, ela envolve técnicas de aprendizado de máquina e outras tecnologias para simular a capacidade humana de ver e interpretar o mundo ao nosso redor.

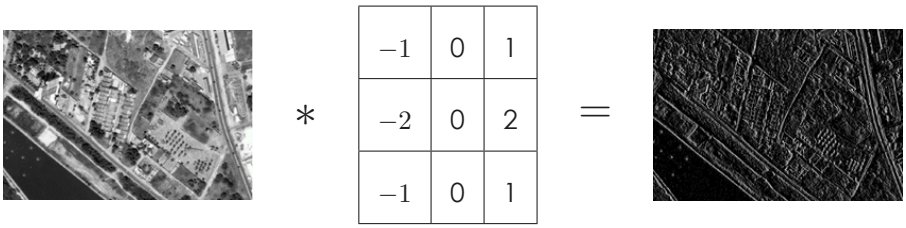


Algoritmos e técnicas mais comuns

Agora, vamos falar um pouco mais sobre os algoritmos e as técnicas mais comuns que usamos quando trabalhamos com Visão Computacional, começando pelos filtros.

- Os Filtros Convolucionais são algoritmos que usam uma matriz conhecida como "filtro" para melhorar a qualidade de uma imagem, remover ruído ou destacar

características específicas. Essa técnica faz uma operação pixel a pixel com base em uma matriz quadrada chamada núcleo ou *kernel* e é a base das Redes Neurais Convolucionais (CNN).



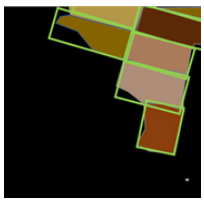
** Kernel (Gradient West filter)*

- A Segmentação de Imagem é a separação de diferentes objetos ou regiões de uma imagem em grupos distintos, mas essa técnica tem variações.

A Segmentação Semântica é um processo de identificação de objetos específicos na imagem, como pessoas, carros, edifícios, entre outros, separando-os do fundo.



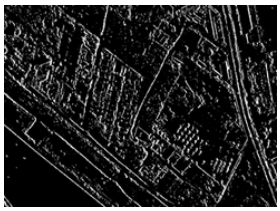
A Segmentação de Instância, diferentemente da segmentação semântica, que classifica pixels em categorias genéricas, busca identificar cada objeto individualmente. Isso é útil em aplicações como análise de tráfego, detecção de objetos em imagens de satélite e análise de segurança.



Já a Segmentação Panóptica combina as duas anteriores: cada pixel recebe uma classe e, nas classes de objetos contáveis, também a identificação da instância a que pertence. O resultado divide a imagem inteira em regiões distintas, cada uma com cor, textura e forma bem definidas.

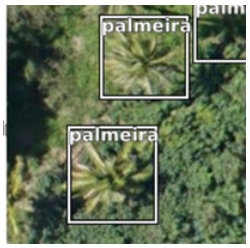


- A técnica de detecção de bordas é importante na Visão Computacional, pois envolve a identificação de mudanças na intensidade de uma imagem. É uma ferramenta valiosa também para a identificação de objetos, o que a torna uma técnica fundamental.



** Modelo de Deep Learning BDCN Edge Detector*

- Uma técnica com grande número de aplicações é a Detecção de Objetos, usada para a identificação de objetos específicos em imagens, como pessoas, veículos, animais, plantas etc.



** Modelo de Deep Learning Faster R-CNN*

- A Análise de Movimento envolve a detecção e o acompanhamento de objetos em movimento em imagens ou séries de imagens. Pode ser usada para acompanhar e conhecer a trajetória de objetos.



** Modelo de Deep Learning RetinaNet*

- A Super-Resolução é uma técnica de processamento de imagens que visa aumentar a resolução espacial de uma imagem. Em outras palavras, é um processo que permite obter uma imagem com mais pixels do que a original, resultando em uma imagem mais nítida e detalhada.



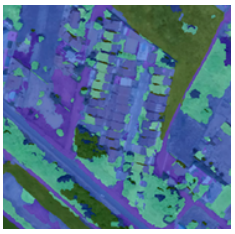
** Modelo de Deep Learning de super-resolução*

- A Classificação de Imagens é uma tarefa de aprendizado de máquina que consiste em categorizar imagens em diferentes classes ou rótulos. Em outras palavras, é o processo de atribuir a cada imagem uma categoria ou etiqueta, com base em suas características e atributos.



>> Casas

- Na Classificação de Pixels, cada pixel da imagem é rotulado com uma categoria específica, como água, grama, floresta etc. Ela é frequentemente usada em aplicações como mapeamento de uso da terra e classificação de tipos de terreno.

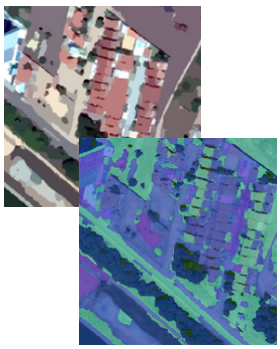


** Classificação por pixel com ISO Clusters*

- A Classificação de Objetos, por sua vez, acontece quando os objetos são identificados e rotulados com uma categoria específica, como carros, pessoas, edifícios etc.

  Os objetos podem ser identificados inicialmente por uma segmentação e pela coleta de outras informações da imagem, como quantidade e valor de pixels, desvio padrão, variação, frequência etc.

** Segmentação de pixels*



** Classificação por objetos com ISO Clusters*

IMAGENS DE SATÉLITES

O que são imagens de satélite?

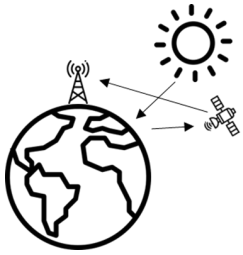


Agora, falaremos sobre Imagens de Satélite. Embora possam ser chamadas informalmente de "fotos", é comum o uso do termo "imagens" entre profissionais da área. É importante lembrar que, exceto quando se tratar de ortofotos, que são imagens georreferenciadas, é recomendável evitar o termo "fotos".

Em geral, as imagens de satélite são capturadas por satélites artificiais equipados com sensores, como câmeras. O uso dessas imagens e a análise de informações sobre a superfície da Terra fazem parte da ciência do Sensoriamento Remoto.

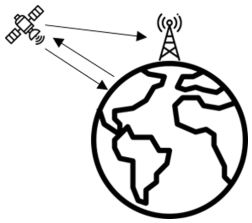
O Sensoriamento Remoto, por sua vez, é mais amplo que as imagens de satélite: é uma ciência interdisciplinar que utiliza sensores e tecnologias para coletar informações sobre o planeta Terra e sua superfície a partir de plataformas remotas, como satélites, aviões, drones etc. Essa ciência permite a pesquisadores e profissionais analisar dados geoespaciais para entender melhor o planeta e suas características, incluindo a cobertura da terra, a geologia, a atividade humana, a mudança climática, entre outros.

Para a captura das imagens, podemos separar os satélites em dois tipos, de acordo com os sensores a bordo:



Satélites **passivos** são aqueles que coletam dados por meio de sensores que captam a radiação naturalmente presente na Terra, como a radiação infravermelha e a luz visível. Esses satélites não precisam de fontes de energia adicionais para coletar informações, mas a resolução das imagens que produzem pode ser limitada.

Satélites **ativos**, por sua vez, são aqueles que usam fontes de energia próprias, como radares, para coletar informações. Eles emitem ondas eletromagnéticas para a superfície da Terra, medem a reflexão dessas ondas e produzem imagens.



Os satélites ativos dependem de mais energia para funcionar e também são mais caros e complexos do que os passivos, mas hoje são os mais falados do mercado por causa de suas vantagens climáticas: o radar enxerga através de nuvens e opera de dia e de noite.

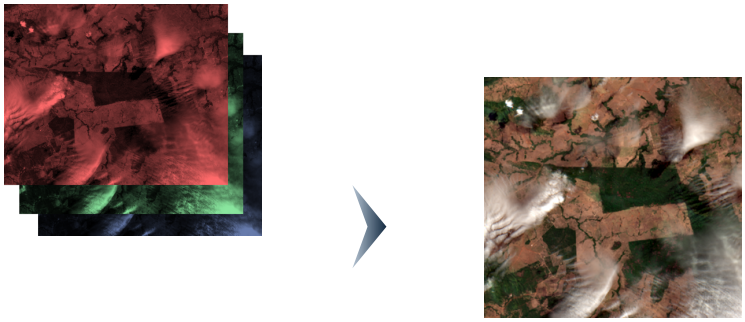
Como você já pode notar, as imagens de satélite são formadas pela combinação de fatores, incluindo a posição do satélite, as condições climáticas e a tecnologia da câmera a bordo. A posição do satélite determina o ângulo de visão da câmera, o que afeta os tipos de informação que podem ser capturados.

As condições climáticas, como nuvens e fumaça, também afetam a qualidade das imagens capturadas. E a tecnologia da câmera, incluindo a resolução e a sensibilidade à luz, também desempenha um papel importante na formação de imagens de satélite.

Por isso existem vários tipos de imagens de satélite, cada um com suas próprias características e aplicações. Alguns dos tipos mais comuns são:

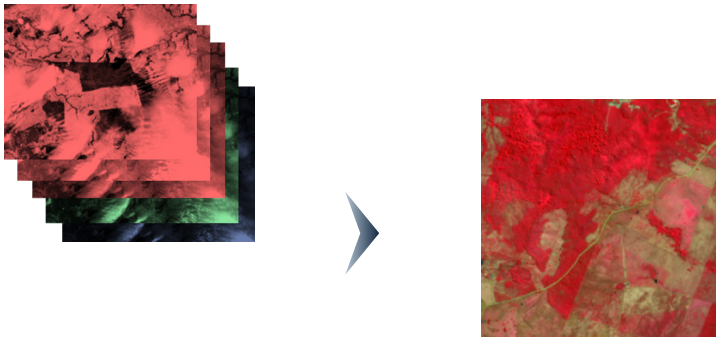
Imagens Ópticas: são obtidas com sensores a bordo de satélites que capturam o espectro de cores visíveis. Essas imagens são valiosas para obter informações sobre

a superfície da Terra, como regiões urbanas, florestas, cidades, entre outras.



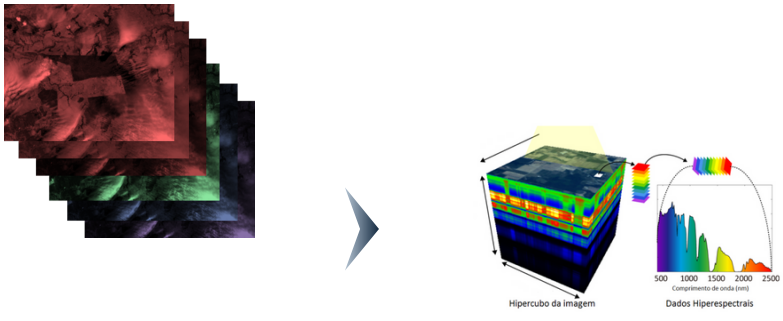
** Composição cor natural*
bandas vermelha, verde e azul

Imagens Multiespectrais: são imagens capturadas em diferentes comprimentos de onda, incluindo bandas como infravermelho próximo, infravermelho térmico, *red edge*, SWIR e outras. Elas fornecem informações detalhadas sobre a superfície da Terra, incluindo dados aprofundados sobre vegetação, água e outros recursos naturais.



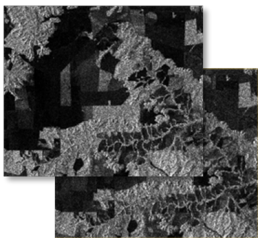
** Composição falsa cor*

Imagens Hiperespectrais: são muito mais complexas do que as outras. Capturam a reflectância da superfície da Terra em centenas de bandas estreitas e contíguas do espectro eletromagnético. Embora ainda sejam relativamente pouco comuns, estamos vendo uma tendência crescente no seu uso.

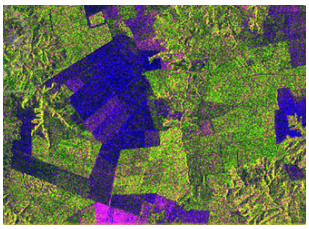


** Hipercubo e espectro de radiância*

Imagens SAR (Radar de Abertura Sintética): são capturadas com tecnologia de radar a bordo de satélites e são úteis para obter informações sobre a superfície da Terra mesmo em condições climáticas adversas, como nuvens ou neblina.



** Sigma0 VV e Sigma0 VH*

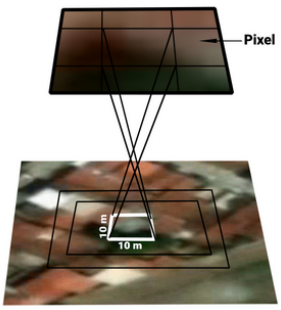


** Composição (Sigma0 VH, Sigma0 VV, Sigma0 VV/VH)*

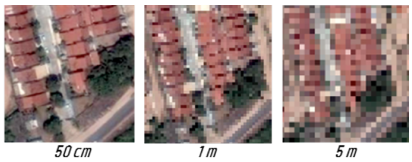
Parâmetros das imagens de satélite

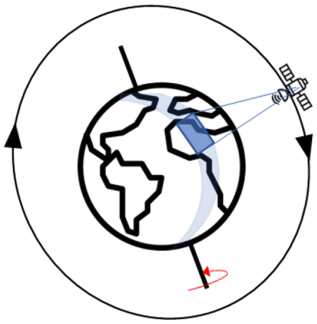
No sensoriamento remoto, é preciso ficar atento a algumas variáveis relacionadas aos tipos de imagens:

A resolução espacial indica o tamanho da menor área da superfície da Terra representada por um pixel. É dada em metros por pixel e varia de acordo com o tipo de sensor e a altitude da plataforma de coleta de dados.



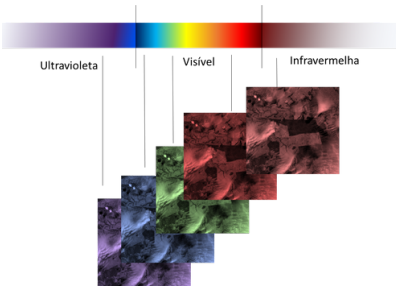
Quanto mais alta a resolução espacial (ou seja, quanto menor o pixel), mais detalhado é o mapeamento da superfície da Terra.



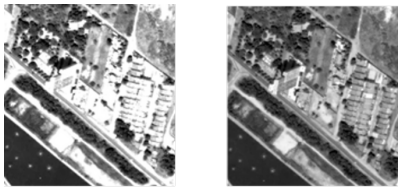


A resolução temporal é a frequência com que as imagens são coletadas para um mesmo local. É medida em dias ou semanas e varia de acordo com a plataforma de coleta e o objetivo do estudo.
Quanto menor a frequência de revisita, menos informação é coletada sobre as mudanças na superfície da Terra ao longo do tempo.

Resolução espectral: é a capacidade de um sensor de distinguir entre diferentes comprimentos de onda. Quanto maior a resolução espectral de uma imagem, mais informações detalhadas sobre a superfície da Terra ela pode fornecer.

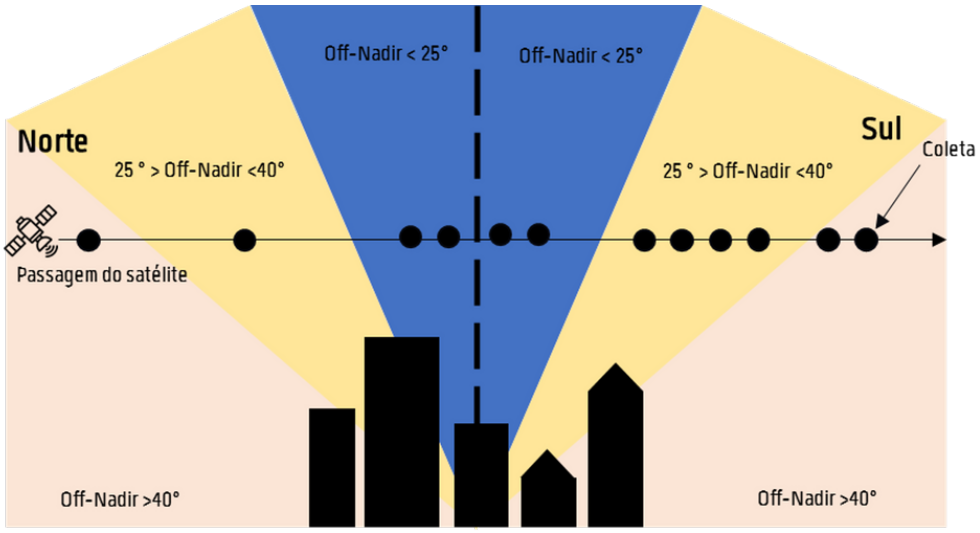


Resolução radiométrica: é a precisão com que a intensidade da radiação eletromagnética é medida (8 bits, 16 bits etc.). Quanto maior a resolução radiométrica de uma imagem, mais níveis de cinza ela distingue e mais detalhado é o contraste entre as áreas claras e escuras.



8 bits *16 bits*

Off-nadir é o ângulo entre a direção em que o sensor aponta e a vertical abaixo do satélite (o nadir). Uma imagem *off-nadir* é adquirida de uma perspectiva oblíqua em relação ao objeto ou área observada, e não diretamente abaixo do satélite, como nas imagens nadir.





0° off-nadir *14° off-nadir*

Isso permite capturar a imagem de uma perspectiva diferente, o que pode ser útil para obter informações adicionais sobre o objeto ou a área, como a inclinação de terrenos e a altura de estruturas. Além disso, apontar o sensor de lado permite revisitar uma área com mais frequência. Em contrapartida, quanto maior o ângulo *off-nadir*, maior a distorção e menor o detalhe efetivo da imagem, o que pesa em regiões urbanas e em áreas com muitos obstáculos.

Satélites mais usados

Agora você vai precisar saber quais são os satélites disponíveis, suas resoluções e o fornecedor de cada um, que podem ser pagos ou gratuitos. Veja só a variedade:

Satélite, missão ou instrumento	Resolução espacial	Resolução temporal	Tipo de imagem	Onde adquirir?
Planet (PlanetScope)	3 m	1 dia	Multiespectral	Planet
RapidEye	5 m	1 dia	Multiespectral	Planet
SkySat	50 cm	< 1 dia	Multiespectral	Planet
Capella Space	Spot 50 cm; Site 80 cm; Strip 1,2 m	< 1 dia	SAR banda X	Capella Space
Sentinel-1C e 1D	5 m	12 dias por satélite	SAR banda C	ESA, gratuito
Sentinel-2B e 2C	10 m	5 dias	Multiespectral	ESA, gratuito

Satélite, missão ou instrumento	Resolução espacial	Resolução temporal	Tipo de imagem	Onde adquirir?
HLS (Landsat + Sentinel-2)	30 m	2 a 3 dias	Multiespectral harmonizado	NASA, gratuito
NISAR	3 a 10 m, conforme o modo	12 dias	SAR bandas L e S	NASA/ASF e ISRO, gratuito
EnMAP	30 m	27 dias (4 com apontamento)	Hiperespectral, mais de 200 bandas	DLR, gratuito para pesquisa
WorldView Legion (6 satélites)	~30 cm	várias vezes ao dia	Multiespectral	Vantor (ex-Maxar)
WorldView-1 e 2	~50 cm	1 dia	Multiespectral	Vantor (ex-Maxar)
GeoEye-1	~50 cm	20 dias	Multiespectral	Vantor (ex-Maxar)
WorldView-3	~30 cm	1 dia	Multiespectral	Vantor (ex-Maxar)
Pléiades Neo	30 cm	1 dia	Multiespectral	Airbus
SPOT-6	1,5 m	5 dias	Multiespectral	Airbus
Satellogic	70 cm	~4 dias	Multiespectral	Satellogic
SuperView	30, 40, 50 cm	2 dias	Multiespectral	SpaceWill
CBERS 1, 2 e 2B	20 m	5 dias	Multiespectral	INPE, gratuito
CBERS-4A	2 m (pan) / 8 m	31 dias	Multiespectral	INPE, gratuito
CBERS 3 e 4	5 m	26 dias	Multiespectral	INPE, gratuito
Amazonia-1	60 m	5 dias	Multiespectral	INPE, gratuito
Landsat 1, 2, 3, 4 e 5	120 m; 100 m; 60 m; 30 m; 15 m	16 a 18 dias	Multiespectral	USGS, gratuito
Landsat 7	60 m; 30 m; 15 m	16 dias	Multiespectral	USGS, gratuito
Landsat 8 e 9	100 m; 30 m; 15 m	16 dias	Multiespectral	USGS, gratuito
MODIS	250 m, 500 m, 1000 m	< 2 dias	Multiespectral	NASA/USGS, gratuito
AxelGlobe	2,5 m	consultar	Multiespectral	Axelspace

Satélite, missão ou instrumento	Resolução espacial	Resolução temporal	Tipo de imagem	Onde adquirir?
ICEYE	Spot 1 m; Scan < 15 m; Strip 3 m	1 dia	SAR banda X	ICEYE
SuperView	30, 40, 50 cm	< 2 dias	Óptica	Onyx Space
JL-1GF04A	30 cm	5 dias	Óptica	Onyx Space
EarthScanner	50 cm	3 a 5 dias	Óptica	Onyx Space
DailyVision	75 cm	15 vezes por dia	Óptica	Onyx Space
NightVision	92 cm	3 vezes por dia	Óptica noturna	Onyx Space
GaoFen-3	1 m	3 dias	SAR banda C	Onyx Space
ZY-1 Hiperespectral	2,5 m; 10 m; 30 m	3 dias	Hiperespectral, 166 bandas	Onyx Space
GaoFen-5	30 m	5 dias	Hiperespectral, 330 bandas	Onyx Space

Além dos satélites listados, existem outras opções, como o Brazil Data Cube. Por isso, é importante estar sempre atento a esses detalhes e pesquisar os catálogos e a documentação dos fornecedores. Tenha em mente que a lista mistura imagens pagas e gratuitas.

O que mudou desde a primeira edição

O Sentinel-2C entrou em operação em janeiro de 2025 e o Sentinel-1D em maio de 2026, enquanto o Sentinel-1A encerrou suas atividades em junho de 2026, depois de 12 anos. A Maxar Intelligence passou a se chamar Vantor em outubro de 2025 e completou a constelação WorldView Legion. O NISAR, missão conjunta da NASA e da ISRO, abriu seus dados em banda L em 2026, com cobertura global a cada 12 dias. Para o futuro, o Landsat Next, com três satélites e muito mais bandas, está previsto para o início da década de 2030.

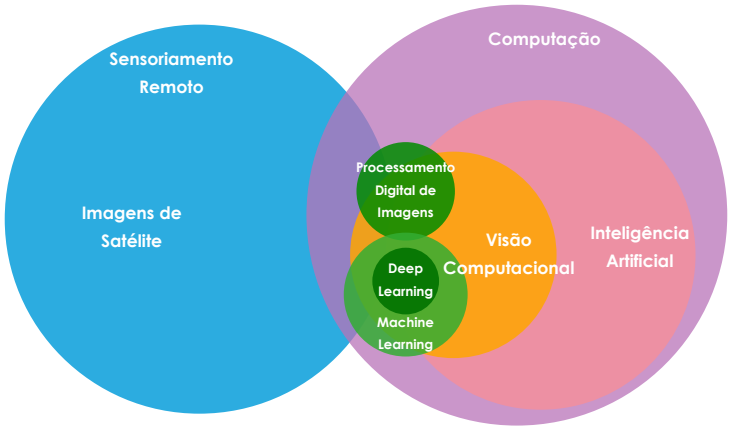
VISÃO COMPUTACIONAL

+

IMAGENS DE SATÉLITES

Conexões entre as duas áreas

A união entre Visão Computacional e Imagens de Satélite pode ser visualizada com um diagrama de Venn. Nele, é possível ver que as duas áreas fazem parte de um conjunto de ciências interligadas, especialmente relacionadas à computação e ao Sensoriamento Remoto.



Dentro do escopo da inteligência artificial está a Visão Computacional, que engloba atividades fundamentais como Processamento Digital de Imagens, *Machine Learning* e *Deep Learning*. Essas áreas têm conexões entre si e vantagens significativas, especialmente, em minha opinião, quando aplicadas ao processamento de imagens de satélite. As vantagens específicas são explicadas a seguir.

Cinco benefícios

Finalmente, vamos fazer a combinação poderosa da Visão Computacional com as Imagens de Satélite. Essa combinação permite a análise de informações detalhadas e precisas sobre a superfície da Terra. Aqui estão cinco razões pelas quais ela é tão valiosa:

1. Maior precisão: a combinação de imagens de satélite com técnicas de visão computacional permite obter informações mais precisas sobre a superfície terrestre.

2 Análise automatizada: os resultados e a própria análise das imagens de satélite podem ser automatizados, aumentando a eficiência e diminuindo a margem de erro humano.

3 Maior cobertura: a junção das duas permite a coleta de dados em grande escala, cobrindo uma área muito maior do que seria possível com técnicas manuais ou mesmo com drones.

4 Melhor compreensão: a visão computacional permite extrair informações valiosas das imagens de satélite, fornecendo uma melhor compreensão dos padrões e das tendências da superfície terrestre.

5 Tomada de decisão baseada em dados: essas técnicas permitem a extração de informações precisas e objetivas para ajudar na tomada de decisão em vários setores, incluindo meio ambiente, agricultura, planejamento urbano e segurança.

Quatro desafios

Apesar dos benefícios da combinação de Visão Computacional e Imagens de Satélite, existem alguns desafios e limitações que precisam ser considerados.

- Complexidade do processamento de dados: processar e analisar imagens de satélite é uma tarefa complexa e demorada, que requer muitos recursos computacionais e especialistas bem treinados. Como pré-requisito computacional, é sempre importante ter uma GPU.
- Interferências climáticas: outro desafio são as condições climáticas, como nuvens e fumaça, que podem interferir na qualidade das imagens de satélite e afetar a precisão das informações obtidas.
- Limitações de resolução: embora as imagens de satélite tenham uma ampla gama

de aplicações, a resolução dessas imagens ainda é limitada, o que pode afetar a precisão das informações obtidas.

- Proteção de dados: algumas imagens de satélite são consideradas sensíveis por motivos de segurança nacional e privacidade e podem estar sujeitas a restrições de acesso e uso.

Tudo isso pode ser superado e seus riscos minimizados, mas é preciso estar sempre atento a esses detalhes.


DADOS NA NUVEM
STAC, COG E PLANETARY COMPUTER

Do download para a nuvem



Até poucos anos atrás, trabalhar com imagens de satélite começava sempre do mesmo jeito: entrar no portal do fornecedor, escolher as cenas, baixar dezenas de gigabytes e só então começar a análise. Esse fluxo não escala. Uma única cena Sentinel-2 tem cerca de 1 GB; um ano de imagens para um estado inteiro passa facilmente de terabytes.

A forma moderna de trabalhar inverte a lógica: **os dados ficam na nuvem e você lê apenas o pedaço de que precisa**, direto do seu código. Isso só é possível graças a três peças que se encaixam:

1. Formatos nativos da nuvem: arquivos organizados para leitura parcial pela internet, como o COG, o Zarr e o GeoParquet.
2. Catálogos STAC: uma forma padronizada de descrever e buscar imagens por local, data, nuvens e outros metadados.
3. Plataformas de dados: serviços que hospedam petabytes de imagens abertas já nesses formatos, como o Microsoft Planetary Computer.

Formatos nativos da nuvem

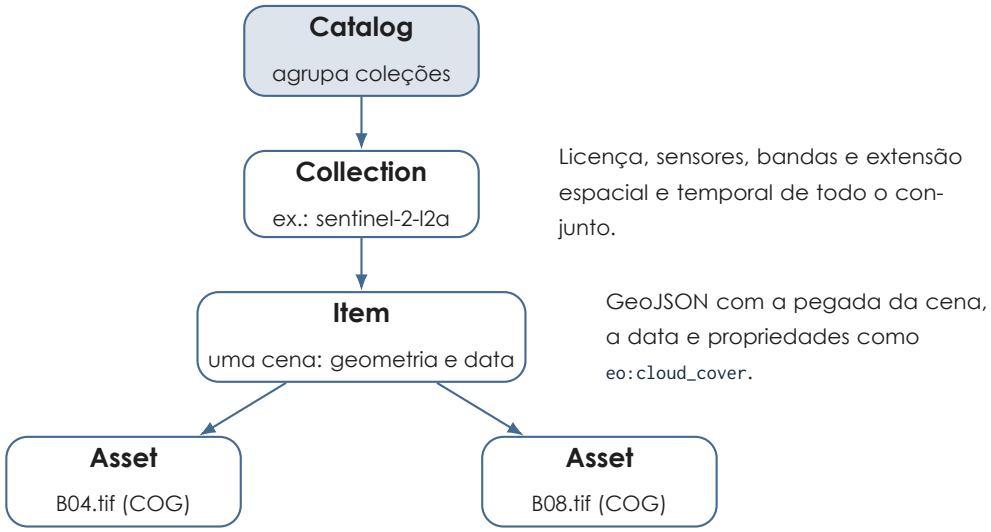
- O COG (*Cloud Optimized GeoTIFF*) é um GeoTIFF comum, organizado em blocos (*tiles*) e com versões reduzidas da imagem (*overviews*) embutidas. Como o índice dos blocos fica no início do arquivo, um programa consegue pedir pela internet só os bytes da área e da resolução de que precisa (requisições HTTP *range*). Qualquer software que lê GeoTIFF também lê um COG.
- O Zarr guarda arrays multidimensionais (por exemplo, banda × tempo × linha × coluna) em pedaços independentes, ideal para cubos de dados e séries temporais longas, como dados climáticos e de reanálise.
- O GeoParquet é o equivalente para dados vetoriais: tabelas colunares e comprimidas com geometria, muito mais rápidas que *shapefiles* para grandes volumes. Vários catálogos STAC exportam seus metadados nesse formato.

> **Na prática**
>
> Se você gera seus próprios rasters, salve-os como COG. Com GDAL 3.1 ou mais recente basta `gdal_translate entrada.tif saida.tif -of COG -co COMPRESS=DEFLATE`.

STAC: o padrão para encontrar imagens

O STAC (*SpatioTemporal Asset Catalog*) é uma especificação aberta, mantida pela comunidade, que define como descrever dados geoespaciais em JSON. A versão estável atual é a 1.1.0, publicada em 2024, e a STAC API 1.0 é alinhada ao padrão OGC API Features. Na prática, isso significa que o mesmo código busca imagens no Planetary Computer, na AWS, no catálogo da ESA ou no Brazil Data Cube.

A especificação tem quatro conceitos:



- Catalog: o ponto de entrada, que aponta para coleções.
- Collection: um conjunto de dados com características comuns (por exemplo, todas as imagens Sentinel-2 nível 2A).
- Item: uma unidade de dado, normalmente uma cena, descrita como um *Feature* GeoJSON com geometria, data e propriedades.

- Asset: os arquivos do item (cada banda, a máscara de nuvens, a miniatura), cada um com seu link, em geral um COG.

Um Item simplificado tem esta cara:

```
{
  "type": "Feature",
  "stac_version": "1.1.0",
  "id": "S2B_MSIL2A_20250712T125309_R138_T25MBN",
  "geometry": { "type": "Polygon", "coordinates": [ ... ] },
  "properties": {
    "datetime": "2025-07-12T12:53:09Z",
    "eo:cloud_cover": 3.2,
    "platform": "sentinel-2b"
  },
  "assets": {
    "B04": {
      "href": "https://.../B04.tif",
      "type": "image/tiff; application=geotiff; profile=cloud-optimized"
    },
    "B08": { "href": "https://.../B08.tif", "type": "..." }
  }
}
```

Extensões oficiais acrescentam campos padronizados para casos específicos: `eo` (bandas ópticas e cobertura de nuvens), `sar` (polarização, frequência), `projection` (EPSG, grade), `view` (ângulo *off-nadir*) e muitas outras. O STAC Index lista os catálogos e ferramentas públicos.

Onde estão os catálogos

Plataforma	O que oferece
Planetary Computer (Microsoft)	Catálogo STAC gratuito com petabytes de dados abertos: Sentinel-1 e 2, Landsat, HLS, MODIS, modelos de elevação, dados climáticos e outros.

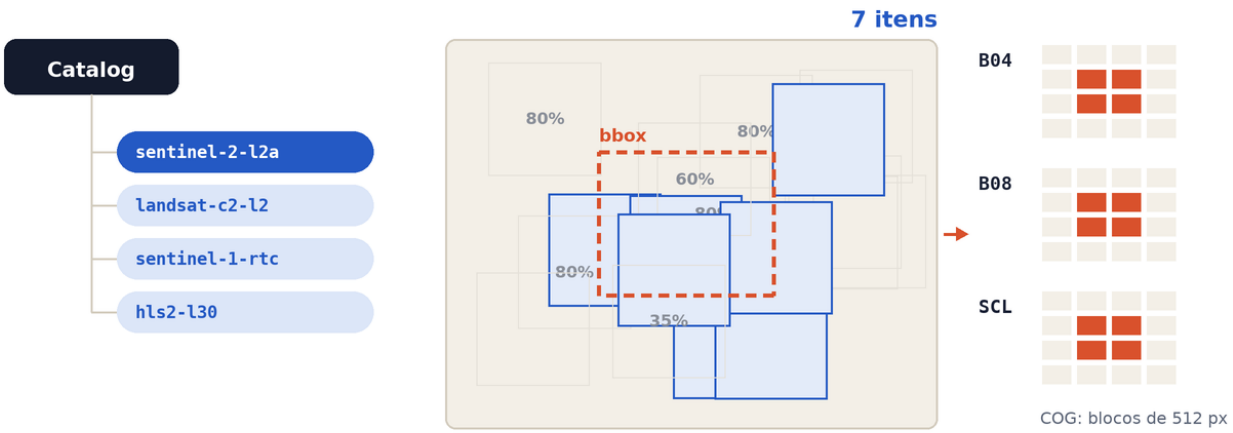
Plataforma	O que oferece
Earth Search (Element 84)	STAC dos dados abertos hospedados na AWS, incluindo a coleção `sentinel-2-c1-l2a`, com valores harmonizados entre versões de processamento.
Copernicus Data Space (ESA)	Acesso oficial e gratuito a todos os Sentinel, com STAC, APIs de processamento e ambiente de *notebooks*. Substituiu o antigo Copernicus Open Access Hub.
NASA Earthdata (CMR-STAC)	Dados da NASA, como HLS, MODIS, NISAR e GEDI, buscáveis via STAC com conta gratuita.
Brazil Data Cube (INPE)	Cubos de dados regulares de CBERS, Sentinel-2 e Landsat para o Brasil, com serviço STAC e cópia na AWS.
Google Earth Engine	Não é um catálogo STAC, mas tem um dos maiores acervos e processamento integrado na nuvem; gratuito para pesquisa, pago para uso comercial.

> **Planetary Computer em 2026**
>
> O Hub de *notebooks* do Planetary Computer foi desativado em junho de 2024, mas o catálogo de dados e a API STAC continuam funcionando. Para organizações, a Microsoft lançou o *Planetary Computer Pro*, um serviço no Azure (em *preview*) para montar catálogos STAC privados com os próprios dados. Para estudar e prototipar, o catálogo público continua sendo um ótimo ponto de partida.

Mão na massa: NDVI mensal com STAC

O exemplo abaixo busca todas as cenas Sentinel-2 de 2025 com menos de 20% de nuvens sobre Recife, carrega só as bandas necessárias como um cubo `xarray` e calcula a mediana mensal do NDVI. Nada é baixado por inteiro: o `odc-stac` lê apenas os blocos da área pedida, e o `dask` só processa no `.compute()`.

Buscando imagens com STAC



Assets: cada banda é um COG

o leitor busca só os blocos que cobrem a área

** Da coleção aos blocos do COG: a busca filtra por área e nuvens, e a leitura traz só os pedaços de cada banda que cobrem a área de interesse*

```
# pip install pystac-client planetary-computer odc-stac dask
import planetary_computer
import pystac_client
import odc.stac

catalogo = pystac_client.Client.open(
    "https://planetarycomputer.microsoft.com/api/stac/v1",
    modifier=planetary_computer.sign_inplace,  # assina os links dos assets
)

busca = catalogo.search(
    collections=["sentinel-2-l2a"],
    bbox=[-35.02, -8.15, -34.86, -7.95],       # Recife (lon/lat)
    datetime="2025-01-01/2025-12-31",
    query={"eo:cloud_cover": {"lt": 20}},
)
itens = busca.item_collection()
print(len(itens), "cenas encontradas")

cubo = odc.stac.load(
    itens,
    bands=["B04", "B08", "SCL"],
    bbox=[-35.02, -8.15, -34.86, -7.95],
    resolution=10,
    groupby="solar_day",
    chunks={},                                 # leitura preguiçosa com dask
)

# SCL: 4 vegetação, 5 solo exposto, 6 água (o resto é nuvem, sombra etc.)
validos = cubo.SCL.isin([4, 5, 6])
# a partir de 25/01/2022 o L2A tem offset de 1000 nos números digitais
red = (cubo.B04.where(validos) - 1000) / 10000
nir = (cubo.B08.where(validos) - 1000) / 10000
```

```
ndvi = (nir - red) / (nir + red)
ndvi_mensal = ndvi.resample(time="1MS").median().compute()
ndvi_mensal.plot(col="time", col_wrap=4, cmap="RdYlGn", vmin=0, vmax=0.9)
```

Trocando a URL do catálogo e o nome da coleção, o mesmo código roda no Earth Search ou em qualquer outra API STAC. Outras bibliotecas fazem o mesmo papel do `odc-stac`: o `stackstac` em Python e o pacote `sits` em R, que veremos no próximo capítulo.



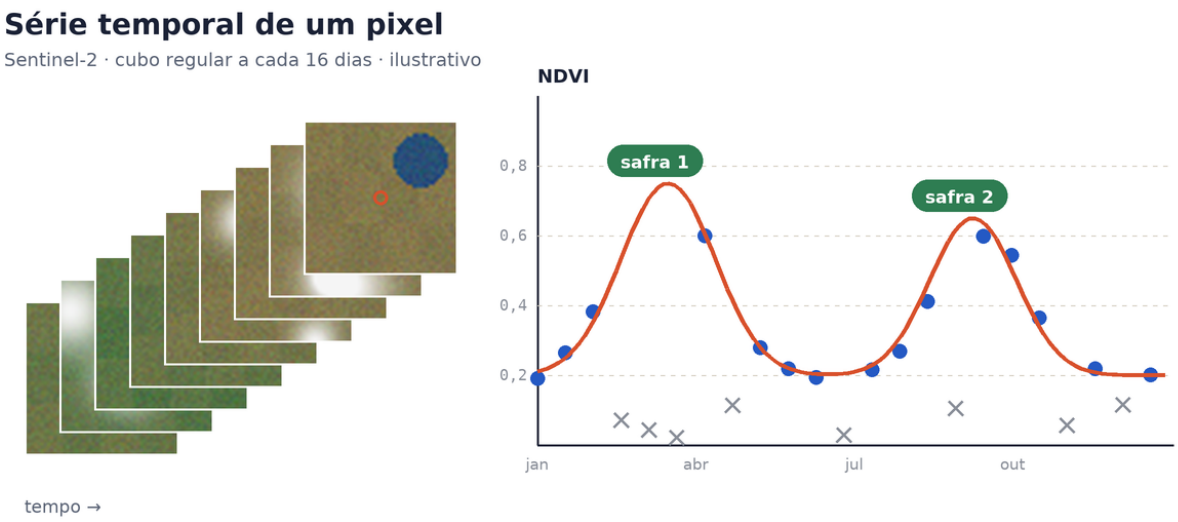
SÉRIES TEMPORAIS

DE IMAGENS DE SATÉLITE (SITS)

Por que olhar para o tempo

Uma única imagem mostra como a superfície estava em um instante. Mas muitos dos problemas que importam são sobre **mudança**: quando a floresta foi cortada, quantas safras um talhão teve no ano, quando o reservatório começou a secar. Para respondê-los, precisamos de séries temporais de imagens de satélite (SITS, do inglês *Satellite Image Time Series*).

Com a revisita de 5 dias do Sentinel-2, de 8 dias combinando Landsat 8 e 9 e de 2 a 3 dias no produto harmonizado HLS (*Harmonized Landsat and Sentinel-2*), cada pixel do planeta tem hoje dezenas de observações por ano. Isso muda a pergunta de "o que há aqui?" para "como este lugar se comporta ao longo do tempo?".

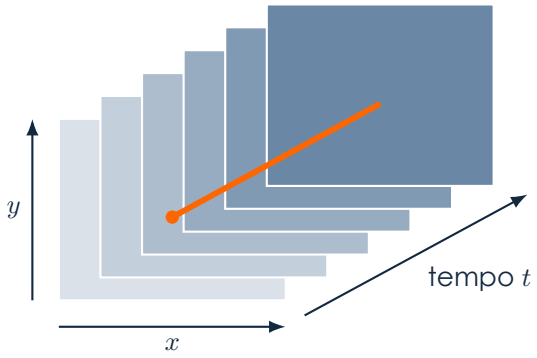


A forma da curva revela o uso: agricultura com duas safras
classificadores como Random Forest, TempCNN ou LTAE

** O mesmo pixel ao longo de um ano: nuvens, máscara, suavização e a curva que revela duas safras (ilustrativo)*

Cubos de dados

A forma natural de organizar uma SITS é o cubo de dados: um array com dimensões de espaço (x, y), tempo (t) e bandas. Cada "fatia" no tempo é uma imagem; cada "coluna" que atravessa o cubo é a série temporal de um pixel.



Série de um pixel: os valores do mesmo lugar em todas as datas, por exemplo o NDVI a cada 16 dias.

Cubo regular: mesma grade, mesma projeção e intervalos de tempo iguais em todo o conjunto.

As imagens brutas não formam um cubo regular: as cenas chegam em datas diferentes, com órbitas, projeções e nuvens diferentes. Por isso o primeiro passo é a regularização:

1. Máscara de nuvens e sombras: remove pixels contaminados, com a banda SCL do Sentinel-2, o Fmask dos Landsat ou modelos como o s2cloudless.
2. Composição temporal: junta as observações em intervalos fixos (por exemplo, 16 dias), usando a mediana ou o melhor pixel sem nuvem do período.
3. Preenchimento de lacunas: interpola os intervalos que ficaram sem nenhuma observação válida.
4. Suavização: reduz o ruído que sobrou, com filtros como Whittaker ou Savitzky-Golay, preservando a forma da curva.

O Brazil Data Cube, do INPE, já entrega cubos regulares de CBERS, Sentinel-2 e Landsat para o Brasil, prontos para análise.

O que dá para extrair de uma série

- Métricas fenológicas: início, pico e fim da estação de crescimento, amplitude e área sob a curva. Distinguem, por exemplo, uma ou duas safras por ano, ou pastagem de agricultura.
- Detecção de mudanças e quebras: algoritmos como BFAST, LandTrendr e CCDC modelam o comportamento "normal" do pixel e apontam quando ele

muda, por exemplo um corte raso de floresta ou a conversão de pasto em lavoura.

- Classificação de uso e cobertura: em vez de classificar uma imagem, o modelo recebe a série inteira de cada pixel. Classificadores clássicos (Random Forest, XGBoost, SVM) funcionam muito bem com as séries como atributos; redes neurais temporais, como TempCNN, LSTM e os modelos de atenção LTAE e U-TAE, aprendem diretamente a dinâmica temporal.
- Radar no tempo: nas regiões tropicais, as nuvens tornam as séries ópticas irregulares. Séries de Sentinel-1 (e agora do NISAR, em banda L) observam através das nuvens e complementam os dados ópticos.

> **SITS no Brasil**
>
> O país é referência no tema. O **PRODES** e o **DETER**, do INPE, monitoram o desmatamento na Amazônia e no Cerrado; o **MapBiomas** publica mapas anuais de uso e cobertura da terra desde 1985, classificando séries Landsat com Random Forest na nuvem; e o pacote **sits**, também do INPE, é uma das ferramentas abertas mais completas para trabalhar com SITS.

Ferramentas

- sits (R): pacote de código aberto do INPE, mantido por Gilberto Câmara e equipe, que cobre o fluxo inteiro: acessa catálogos STAC (Planetary Computer, AWS, Brazil Data Cube, CDSE), regulariza o cubo, avalia amostras, treina modelos de *machine learning* e *deep learning*, classifica e pós-processa os mapas. O livro sitsbook é gratuito e cheio de exemplos.
- Python: `xarray` e `rioxarray` para os cubos, `odc-stac` ou `stackstac` para carregá-los via STAC, `dask` para processar em paralelo e o `xee` para trazer coleções do Earth Engine como `xarray`.
- Google Earth Engine: composições e séries longas direto na nuvem, incluindo implementações de LandTrendr e CCDC.

Mão na massa

Classificação de um ano de Sentinel-2 com o `sits`, do cubo ao mapa final, usando o Planetary Computer como fonte (API da versão 1.5; confira o sitsbook para detalhes):

```
library(sits)

cubo <- sits_cube(
  source     = "MPC",                 # Microsoft Planetary Computer
  collection = "SENTINEL-2-L2A",
  tiles      = "20LKP",               # tile MGRS em Rondônia
  bands      = c("B02", "B8A", "B11", "CLOUD"),
  start_date = "2024-01-01",
  end_date   = "2024-12-31"
)

# cubo regular: composições de 16 dias, sem nuvens, a 40 m
regular <- sits_regularize(cubo, period = "P16D", res = 40,
                           output_dir = "cubo", multicores = 4)

# amostras.csv: longitude, latitude, start_date, end_date, label
amostras <- sits_get_data(regular, samples = "amostras.csv")
modelo   <- sits_train(amostras, ml_method = sits_tempcnn())

probs <- sits_classify(regular, ml_model = modelo,
                       output_dir = "mapa", multicores = 4)
suave <- sits_smooth(probs, output_dir = "mapa")
mapa  <- sits_label_classification(suave, output_dir = "mapa")
plot(mapa)
```

Em Python, partindo do cubo `ndvi` carregado no capítulo anterior, a regularização e a série de um pixel ficam assim:

```
# composição a cada 16 dias, lacunas interpoladas e suavização leve
ndvi_16d = (ndvi.resample(time="16D").median()
                .interpolate_na(dim="time")
                .rolling(time=3, center=True, min_periods=1).mean())

serie = ndvi_16d.isel(x=500, y=500).compute()   # um pixel qualquer
serie.plot(marker="o")
```

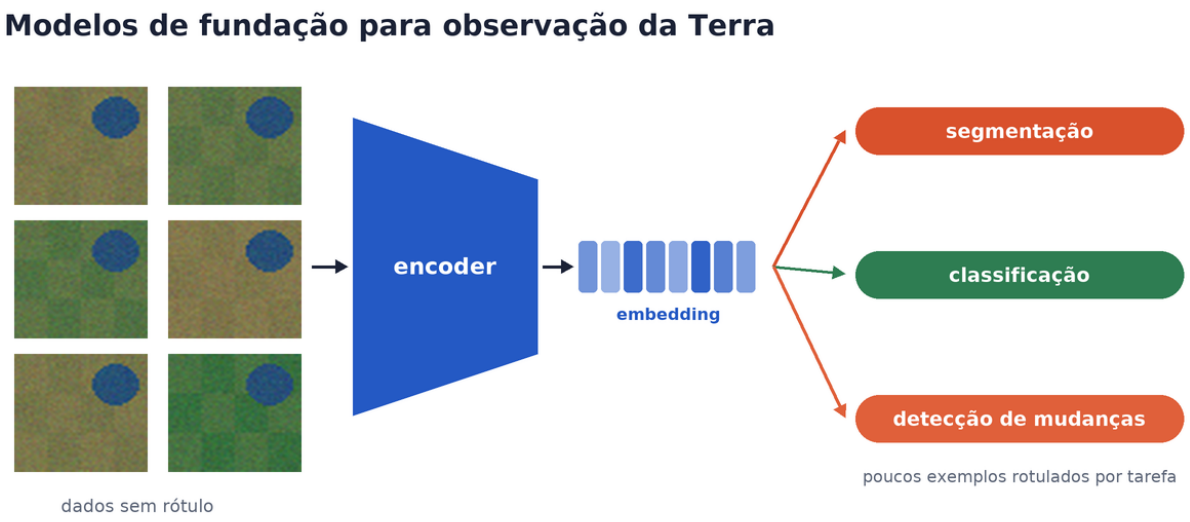

MODELOS DE FUNDAÇÃO
E O FUTURO DA GEOAI

O que são modelos de fundação



Na visão computacional tradicional, cada problema pede um modelo treinado do zero (ou quase) com milhares de exemplos rotulados: um para telhados, outro para estradas, outro para desmatamento. Rotular imagens de satélite é caro e lento, e por isso os rótulos são o gargalo de quase todo projeto.

Os modelos de fundação mudam essa lógica. São redes grandes, quase sempre *Vision Transformers*, pré-treinadas em volumes enormes de imagens **sem rótulo**, com tarefas auto-supervisionadas: esconder pedaços da imagem e pedir ao modelo que os reconstrua (*masked autoencoders*) ou aprender que duas visões do mesmo lugar devem ter representações parecidas (aprendizado contrastivo). O resultado é um *encoder* que já "entende" imagens de satélite e pode ser adaptado a uma nova tarefa com poucos exemplos.



** Pré-treino auto-supervisionado e ajuste fino por tarefa*

Os principais modelos

Modelo	O que é
Família SAM (Meta)	Segmenta "qualquer coisa" a partir de pontos, caixas ou texto. Não foi treinado em imagens de satélite, mas funciona surpreendentemente bem nelas; o pacote segment-geospatial facilita o uso com dados georreferenciados.
Prithvi-EO-2.0 (NASA e IBM, 2024)	Pré-treinado em 4,2 milhões de séries temporais do HLS (30 m), com informação de data e localização. Versões de 300 e 600 milhões de parâmetros, abertas no Hugging Face.
TerraMind (IBM e ESA, 2025)	Modelo multimodal generativo "qualquer-para-qualquer", pré-treinado em nove modalidades (óptico, radar, elevação, uso do solo, texto e outras).
AlphaEarth Foundations (Google DeepMind, 2025)	Combina várias fontes de observação em *embeddings* anuais de 64 dimensões para cada área de 10 m × 10 m do planeta, publicados no Earth Engine como o *Satellite Embedding dataset*.
Clay, SatlasPretrain e outros	Modelos e pesos abertos mantidos por organizações sem fins lucrativos e institutos de pesquisa; a biblioteca TorchGeo também distribui pesos pré-treinados para Sentinel-1, Sentinel-2 e Landsat.

Para adaptar esses modelos, o TerraTorch (IBM) e o TorchGeo oferecem receitas prontas de ajuste fino, e comparações entre modelos são feitas em *benchmarks* como GEO-Bench e PANGAEA.

Três formas de usar

1. Ajuste fino (*fine-tuning*): acopla-se uma cabeça de segmentação, classifi-

cação ou regressão ao *encoder* e treina-se com o seu conjunto rotulado, muitas vezes pequeno.

2. Embeddings como atributos: usa-se o modelo congelado só para gerar vetores e, sobre eles, um classificador simples (kNN, Random Forest, regressão logística). É barato e rápido, ótimo para começar.

3. Busca por similaridade: com os *embeddings*, dá para procurar "lugares parecidos com este" em uma região inteira ou agrupar áreas sem nenhum rótulo.

O exemplo abaixo mostra a segunda forma: *embeddings* já extraídos (por exemplo, do *Satellite Embedding dataset* ou de um *encoder* do TorchGeo) e algumas centenas de pontos rotulados bastam para um primeiro mapa.

```
import numpy as np
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier

# X: embeddings nos pontos de amostra, forma (n_amostras, 64)
# y: rótulos (floresta, pasto, agricultura, água...)
X, y = np.load("embeddings.npy"), np.load("rotulos.npy")

knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5, metric="cosine")
print(cross_val_score(knn, X, y, cv=5).mean())   # compare com um baseline!

knn.fit(X, y)
# depois: aplicar knn.predict aos embeddings de cada pixel da área
```

Cuidados

- Compare com um *baseline*: um Random Forest sobre as bandas e índices espectrais ainda é difícil de bater em muitas tarefas. Só adote o modelo grande se ele ganhar com folga na sua validação.
- Resolução e sensor: um modelo pré-treinado em HLS de 30 m pode não servir para imagens de 50 cm, e um modelo óptico pode não entender radar.
- Validação espacial: separe treino e teste por região, não por pixels vizinhos, para não superestimar o desempenho.

- Custo e licença: confira a licença dos pesos e o custo de inferência em áreas grandes antes de levar para produção.

GeoAI generativa

Os grandes modelos de linguagem (LLMs) também chegaram aos dados geoespaciais: agentes que consultam catálogos STAC e escrevem consultas por você, modelos de visão e linguagem que descrevem imagens de satélite e sistemas de RAG geográfico que respondem perguntas sobre um território a partir de dados vetoriais e rasters. É uma área nova, em que a combinação com as técnicas deste livro faz toda a diferença. Escrevo sobre esse tema com exemplos práticos no blog.


ONDE APRENDER?



Aprendendo Visão Computacional com Imagens de Satélite

Agora sim podemos falar sobre como aprender tudo isso. Integrar a visão computacional e as imagens de satélite às suas habilidades segue um *roadmap* simples, mas longo. Este é o fluxograma básico para criar as habilidades necessárias para trabalhar com essas tecnologias.

Para combinar Visão Computacional e Imagens de Satélite, é importante ter uma compreensão sólida dos princípios básicos, incluindo técnicas de processamento de imagem, aprendizado de máquina e detecção de objetos. Aqui você vai aprender que nem tudo é aprendizado de máquina e que o PDI resolve muitos dos nossos problemas.



É preciso também ter uma compreensão clara dos tipos de imagens de satélite, de como elas são capturadas e processadas e de suas aplicações.

Em seguida vem a prática, usando ferramentas e bibliotecas de Visão Computacional, como OpenCV, TensorFlow, PyTorch etc., para desenvolver habilidades na análise de imagens.

Ao dominar as ferramentas básicas, você pode trabalhar com conjuntos de dados de imagens de satélite reais para desenvolver habilidades na análise dessas imagens. Aqui você pode usar ferramentas como ArcGIS Pro, QGIS, GEE, Rasterio, OpenCV e catálogos STAC na nuvem, e *frameworks* como TorchGeo, TerraTorch e PyTorch.

Trabalhar com Conjuntos de Dados de Imagens de Satélite

Por fim, participar de projetos e competições relacionados à Visão Computacional e às Imagens de Satélite pode ser uma ótima maneira de aplicar seus conhecimentos e desenvolver habilidades práticas. Começar com pequenos projetos fará você ganhar experiência.

Participar de Projetos e Competições

Onde aprender?

Sabendo da trajetória, agora você precisa saber onde encontrar tudo o que foi mencionado.

Indico, naturalmente, o meu curso Aprenda GeoAI, onde preparei uma formação completa sobre o assunto.

Aprenda GeoAI

Livros e tutoriais on-line: há uma ampla gama de livros; eu sempre indico os das editoras Manning e O'Reilly. Outra fonte que pode ajudar são os tutoriais on-line. No GitHub existem vários projetos legais que você pode replicar no começo. Já para cursos com tutoriais gratuitos, você pode procurar no Coursera ou no edX.

www.manning.com
O'REILLY www.oreilly.com
coursera www.coursera.org
edX www.edx.org

Você também pode usar um buscador de cursos como o Class Central, que vai te ajudar a encontrar aquele de que você precisa.



Materiais gratuitos e atuais: o livro do `sits` (séries temporais), os exemplos do Planetary Computer (STAC na prática), os tutoriais do TorchGeo (*deep learning* geoespacial), o STAC Index e a comunidade do Cloud-Native Geospatial Forum (formatos e catálogos na nuvem), além dos treinamentos ARSET, da NASA, e do EO College, da ESA.

sitsbook
Planetary Computer Docs
TorchGeo
STAC Index
Cloud-Native Geospatial
NASA ARSET
EO College

Uma forma interessante de pôr em prática é participar de competições e projetos práticos, como Kaggle, Zindi, AIcrowd e Omdena, ou buscar desafios no ML Contests. São ótimas maneiras de aplicar seus conhecimentos e desenvolver habilidades práticas.



Uma boa forma de fazer projetos reais é replicar artigos e trabalhos já feitos por outros pesquisadores. A Papers with Code foi por anos a referência para isso e hoje vive no Hugging Face Papers, que reúne artigos e código. E, claro, o próprio GitHub.



Mas não esqueça de cuidar da sua marca pessoal e de se conectar com comunidades on-line, como Stack Overflow, Reddit, LinkedIn, Telegram e Facebook. É uma ótima maneira de aprender com outros especialistas, compartilhar conhecimento, desenvolver habilidades práticas e aumentar sua autoridade no assunto.

Ferramentas mais importantes para aprender

Existem muitas ferramentas, a começar pelas linguagens de programação. No meu caso, indico o Python e suas bibliotecas para você dar início.



Bibliotecas Importantes

Computação Científica

NumPy

SciPy pandas

Machine Learning

learn TensorFlow

PyTorch

Visão Computacional

OpenCV scikit-image

Machine Learning e Dados Geoespaciais

TorchGeo GeoTorchAI

rastervision STAC CUBO

Outras bibliotecas de dados geoespaciais

Rasterio	ArcPy
Spectral Python	snappy (SNAP)
RSGISLib	Py6S
GeoPandas	Rio Tiler

Nuvem, séries temporais e modelos de fundação

pystac-client	odc-stac	stackstac
xarray	rioxarray	Dask
sits (R)	TerraTorch	segment-geospatial
geemap	leafmap	Xee

Outras ferramentas

Outras ferramentas importantes para quem vai unir Visão Computacional e Imagens de Satélite são os softwares que trabalham com dados espaciais, como:



ArcGIS Pro é um SIG *desktop* desenvolvido pela Esri. Ele permite a criação, edição, visualização e análise de dados geográficos e de mapas, bem como a realização de projetos GIS.
O software tem ferramentas de modelagem para inteligência artificial e uma gama de algoritmos de processamento de imagens, além de armazenar dados e imagens em um banco de dados próprio que garante a integridade espacial do dado, o *geodatabase*.



SNAP (Sentinel Application Platform) é um software desenvolvido pela Agência Espacial Europeia (ESA) que permite processar, analisar e visualizar dados de satélite de forma rápida e fácil.
Ele oferece uma ampla gama de ferramentas de processamento, incluindo correção atmosférica, processamento de dados de radar, processamento de imagens multiespectrais e muito mais.



QGIS é um software livre e de código aberto de SIG (Sistema de Informação Geográfica) que permite a visualização, edição, análise e gerenciamento de dados geoespaciais, trabalhando em conjunto com outros softwares como SAGA, GRASS, GDAL, Orfeo ToolBox e outros.



ENVI é um software de processamento de imagens de sensoriamento remoto criado pela Harris Geospatial Solutions (hoje NV5 Geospatial). É amplamente utilizado para a análise de imagens de satélites, aviões e sensores terrestres, incluindo o processamento de dados multiespectrais, hiperespectrais e pancromáticos.



Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma em nuvem que permite explorar, analisar e visualizar grandes quantidades de imagens de satélite em escala global. Tem uma interface programável e versátil para aplicações em várias áreas da indústria. O uso acadêmico e de pesquisa é gratuito; o uso comercial é pago.

Outras ferramentas interessantes são as que nos ajudam a criar as bases de dados para trabalhar com modelos de inteligência artificial, facilitando, por exemplo, a

anotação de classes.



Roboflow é uma plataforma para facilitar o desenvolvimento de modelos de visão computacional. Ela oferece uma série de ferramentas para selecionar, processar e preparar dados, além de uma interface fácil de usar para treinar e testar modelos de aprendizado profundo.



CVAT (Computer Vision Annotation Tool) é uma ferramenta de anotação de imagens de código aberto para marcar e rotular dados que alimentam modelos de aprendizado de máquina.



Label Studio é uma alternativa de código aberto para rotulagem de dados que permite criar tarefas de anotação e classificação de dados para o treinamento de modelos de aprendizado de máquina.

DICAS PARA PERSONAL BRANDING

Desenvolvendo sua Marca Pessoal



Se você quer se destacar como referência em visão computacional e imagens de satélite, é importante ter projetos reais no portfólio. Para isso, você pode replicar artigos e trabalhos já feitos por outros pesquisadores, ou criar seus próprios projetos e compartilhá-los em forma de artigos. A seguir, uma estrutura básica que você pode tomar como referência:

- **Identifique problemas:** A primeira etapa é identificar problemas que possam ser resolvidos com imagens de satélite e visão computacional. Por exemplo, detecção de mudanças na paisagem, classificação de tipos de terreno etc.
- **Defina objetivos claros:** Defina objetivos claros para o seu projeto, incluindo quais são os resultados esperados e como eles serão medidos.
- **Colete dados:** Colete as imagens de satélite necessárias para o seu projeto. Certifique-se de que tenham boa qualidade e resolução adequada ao seu propósito e documente de onde elas vieram.
- **Prepare os dados:** Prepare os dados coletados, realizando tarefas como pré-processamento, normalização, divisão em treinamento e teste etc.

Selecione o modelo: Selecione o modelo de visão computacional que melhor se adapte ao seu problema. É importante considerar fatores como acurácia, velocidade de processamento e escalabilidade.

Treine o modelo: Treine o modelo selecionado com os dados preparados. Verifique se ele está aprendendo de maneira adequada e ajuste os hiperparâmetros se necessário.

Valide o modelo: Valide o modelo treinado com os dados de teste e avalie seu desempenho. Se necessário, ajuste o modelo para melhorá-lo.

Aplique o modelo: Aplique o modelo treinado a novos dados e verifique seu desempenho.

Documente: Documente o seu projeto, incluindo todas as etapas do processo, os resultados obtidos, as dificuldades encontradas etc. Isso será útil em projetos futuros e para a equipe de desenvolvimento.



Compartilhe o conhecimento: por fim, compartilhe o que aprendeu com outras pessoas interessadas em visão computacional com imagens de satélite. Isso pode incluir publicações em fóruns, redes sociais ou conferências especializadas, contribuições em projetos *open source* etc.

Esse modelo básico de projeto é uma boa referência, mas nem todo projeto de Visão Computacional envolve inteligência artificial; nesses casos, não há etapas de treinamento, validação e aplicação de modelos. É importante destacar que a identificação correta do problema, dos objetivos e dos dados é fundamental para o sucesso do projeto.

APLICAÇÕES

Aplicações mais comuns

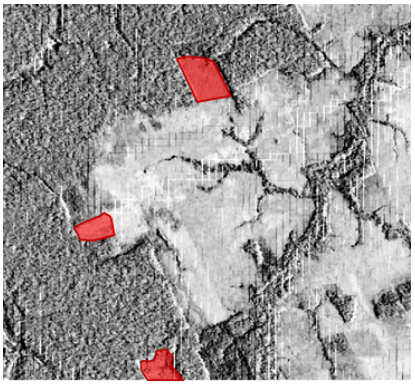
A visão computacional em imagens de satélite é uma área em constante evolução, aplicada em diversas indústrias, como já discutimos.

Com ela, é possível analisar e interpretar grandes quantidades de informações captadas por satélites, permitindo monitorar diversos aspectos do ambiente em larga escala.

A capacidade de interpretar essas informações pode ser usada para resolver diversos problemas, desde a conservação ambiental e a detecção de desastres naturais até o planejamento urbano e o monitoramento de atividades humanas.

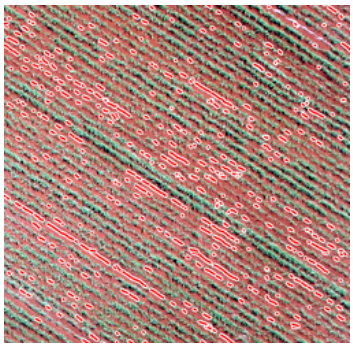
Neste capítulo, apresento exemplos concretos de aplicações da Visão Computacional em imagens de satélite, destacando os algoritmos utilizados, as indústrias impactadas e os problemas resolvidos por cada aplicação, a maioria das quais já tive a chance de desenvolver.

1. Detecção de desmatamento: algoritmos de segmentação ou de detecção de objetos podem ser usados para identificar áreas de desmatamento em imagens de satélite. Essas aplicações são importantes para monitorar e combater a degradação da floresta, que afeta diversos setores, como o agronegócio e o turismo, e podem ser associadas também à avaliação da pegada de carbono.



** Modelo de detecção de desmatamento com imagem SAR StripMap ICEYE*

2. Análise de colheitas: o processamento de imagens de satélite pode ser usado para identificar áreas de cultivo, monitorar o crescimento das plantas, avaliar a saúde das lavouras e, em conjunto com outros algoritmos, chegar até a análise de falhas nas linhas de plantio.



** Modelo de detecção de falhas nas linhas de plantio com imagem de drone Phantom 4 Pro. Não é uma imagem de satélite, mas foi usada para ilustrar a aplicação.*

3. Monitoramento de desastres naturais: usando algoritmos de detecção de objetos, é possível identificar áreas afetadas por terremotos, inundações, incêndios, deslizamentos e outras catástrofes. Isso é útil para planejar resgates e avaliar os danos causados, além de apoiar a resposta a emergências.



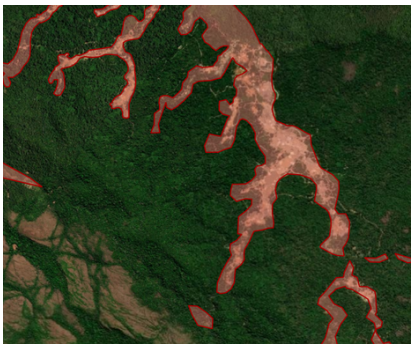
** Modelo de detecção de cicatrizes de deslizamento com imagem AxelGlobe*

4. Monitoramento de atividades humanas: algoritmos de rastreamento e movimento de objetos podem ser usados para monitorar o tráfego de veículos, a movimentação de navios em portos e as atividades em áreas urbanas. Isso é valioso para empresas de logística e transporte, autoridades de trânsito e planejamento urbano.



** Modelo de contagem e rastreamento de veículos com imagem de drone Phantom 4 Pro. Não é uma imagem de satélite, mas foi usada para ilustrar a aplicação.*

5 Monitoramento de áreas de garimpo: algoritmos de detecção de objetos podem ser usados para identificar áreas onde ocorre garimpo. Cruzando esses dados com informações externas, é possível identificar se essas atividades são ilegais ou não, auxiliando as autoridades na fiscalização e no combate à exploração ilegal de recursos minerais.



** Modelo de detecção de garimpos ilegais com imagem Sentinel-2*

6 Planejamento urbano: algoritmos de detecção de objetos podem ser usados na identificação de telhados, piscinas, placas solares, terrenos, praças, campos de futebol e outros objetos, permitindo uma visualização detalhada do ambiente construído de um município. Essa aplicação é valiosa para as autoridades no planejamento e na execução de políticas públicas, no monitoramento do crescimento urbano e no desenvolvimento de infraestrutura, além de servir de base para outras indústrias, como telecomunicações e *utilities*.



** Modelo de detecção de telhados com imagem WorldView-3*

7 Monitoramento de segurança: algoritmos de detecção de objetos, em conjunto com a detecção de anomalias, podem ser usados para identificar atividades suspeitas em áreas críticas, como aeroportos, instalações militares e usinas de energia. Isso ajuda a prevenir ameaças à segurança.



** Modelo de detecção de aviões com imagem CBERS-4A*

8 Análise de cobertura vegetal: algoritmos de classificação de imagens podem ser usados para identificar e mapear diferentes tipos de cobertura vegetal, como florestas, savanas e campos. Isso é importante para monitorar a biodiversidade e apoiar a conservação ambiental.



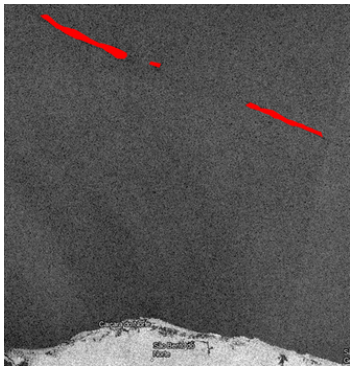
** Modelo de classificação de vegetação com imagem Sentinel-2*

9 Identificação de rotas de transporte: algoritmos de segmentação de imagem podem ser usados para identificar novas vias rurais e vicinais, aceiros e outros caminhos que auxiliem no planejamento de rotas de transporte, além de classificá-los como pavimentados ou não.



** Modelo de segmentação de vias e classificação de tipos de pavimento com imagem Sentinel-2*

10 Monitoramento de oceanos: a visão computacional pode ser usada para monitorar a temperatura da água, as correntes e a presença de algas e de outras substâncias, como manchas de óleo. Isso é importante para a pesca, a navegação e a conservação de todo o ambiente marinho.



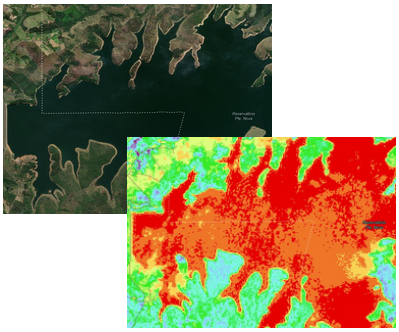
** Modelo de detecção de manchas de óleo (SAR) com imagem Sentinel-1*

11 Análise de temperatura: imagens termais permitem mapear a temperatura da superfície e identificar ilhas de calor em áreas urbanas. Essa aplicação é importante para o planejamento urbanístico, a saúde pública e a adaptação das cidades às mudanças climáticas.



** Modelo de detecção de ilhas de calor com imagem Landsat 8*

12 Monitoramento de corpos d'água: algoritmos de segmentação e outras técnicas podem ser usados para identificar e mapear mudanças na superfície de corpos d'água, como lagos, rios e lagoas. Isso é importante para monitorar a qualidade da água e identificar áreas que precisam de atenção para a conservação ambiental.



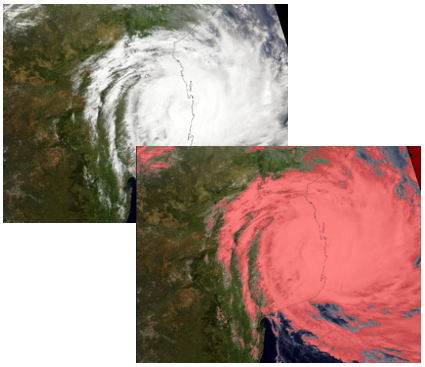
** Modelo de detecção de macrófitas com imagem Sentinel-2*

13 Análise de uso do solo: algoritmos de classificação de imagens podem ser usados para identificar e mapear diferentes tipos de uso do solo, como áreas urbanas, agrícolas, florestas e outros. Isso é importante para o planejamento urbano, a conservação ambiental e a gestão de recursos naturais.



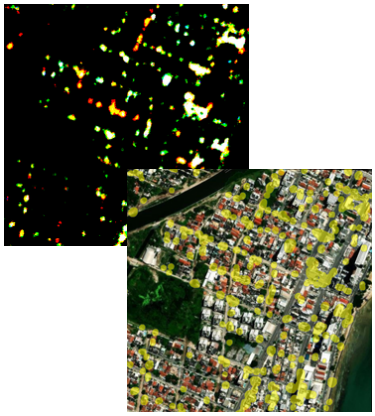
** Modelo de classificação de uso e ocupação do solo com imagem Sentinel-2*

14 Análise de eventos climáticos extremos: modelos de segmentação e detecção acompanham eventos extremos, como tempestades, ciclones e tufões, identificando sua direção e tendência. Isso auxilia na gestão de emergências e na proteção de vidas e propriedades.



** Modelo de detecção de eventos climáticos extremos com imagem Landsat 5*

15 Análise de padrões de luz: algoritmos de processamento de imagem podem ser usados para analisar padrões de luz em imagens de satélite noturnas e identificar áreas de atividade humana, como cidades iluminadas. Isso é importante para o planejamento urbano e outras aplicações.



** Modelo de detecção e contagem de focos luminosos com imagem Jilin-1 Luminous*

Agradecimentos

Queridos leitores,

É com muita gratidão que escrevo as palavras finais deste livro. Gostaria de agradecer à minha família e aos colegas que sempre me apoiaram e me inspiraram a continuar escrevendo. Em especial, agradeço a Vitor Zanetti, Diogo Rosanelli, Andre Emidio, Gustavo Ferreira e Iago Mendes por compartilharem suas ideias e conhecimentos comigo, o que foi fundamental para o desenvolvimento deste livro.

Agradeço também à Valéria Ramos e à sua empresa de design, VP Studium, pelo lindo design da primeira edição, que serviu de base para esta versão.

Espero que este livro tenha sido útil e que tenha ajudado você a compreender a importância da Visão Computacional e das Imagens de Satélite. Agradeço mais uma vez por ter lido e espero que você tenha encontrado as informações que procurava.



Com gratidão,
João Ataíde