Climate Change AI

Climate Change AI Virtual Summer School 2026





Climate Change AI

MINISTRY OF
SCIENCE, TECHNOLOGY
AND INNOVATION

L'IA per le foreste

I contributi dell'IA al monitoraggio della vegetazione

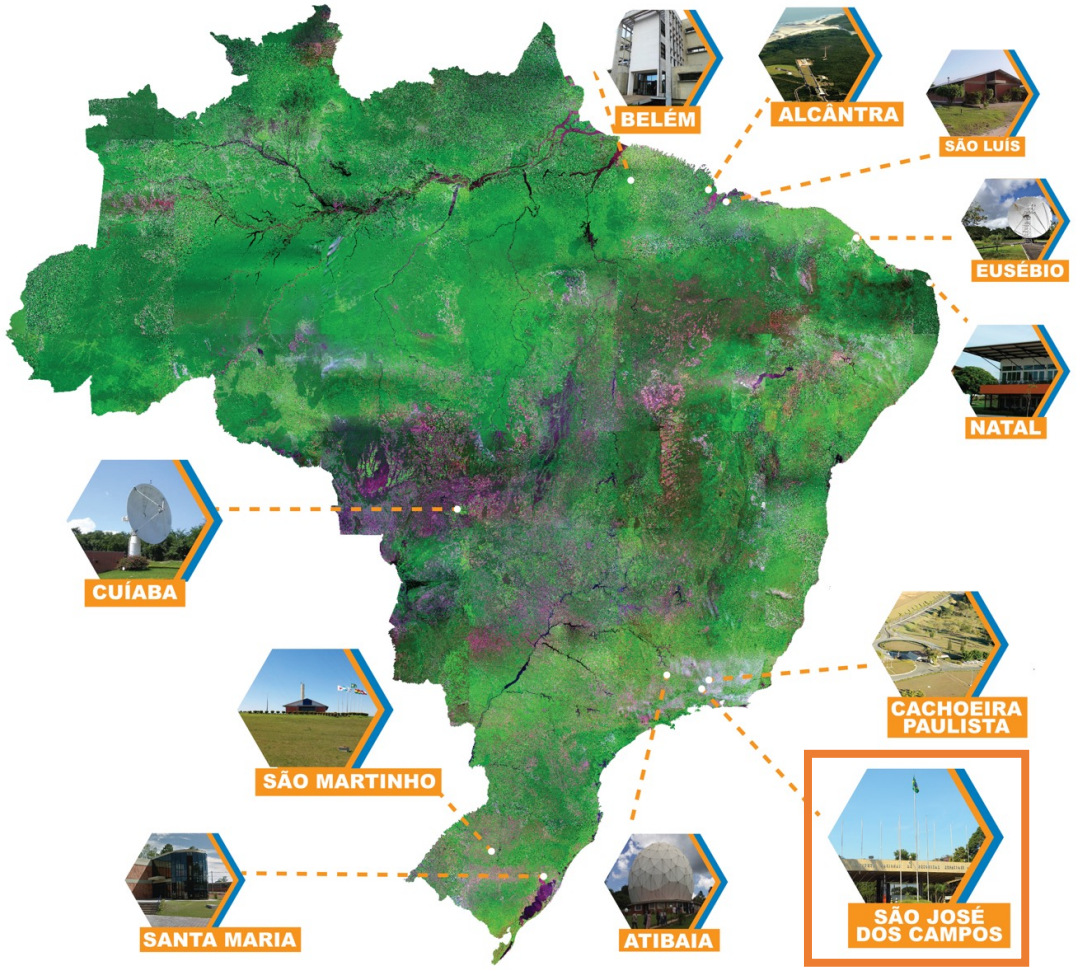
Silvana Amaral

Coordinatrice aggiunta della Divisione Progetti strategici 1 – DIPE 1
Divisione Osservazione della Terra e Geoinformatica – DIOTG
Istituto nazionale di ricerche spaziali – INPE

São José dos Campos, SP, 4 agosto 2026



Da dove vengo...



627 dipendenti pubblici, ~360 studenti, ~460 collaboratori esterni

Scienze spaziali e atmosferiche



Meteo e clima



Tecnologia spaziale



Scienze del sistema Terra



Tracciamento e controllo satellitare



Osservazione della Terra



Laboratori associati



Laboratorio di integrazione e test

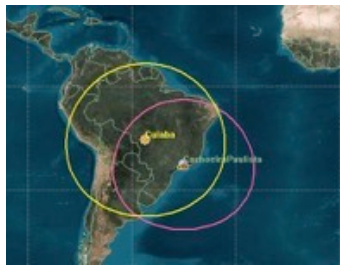


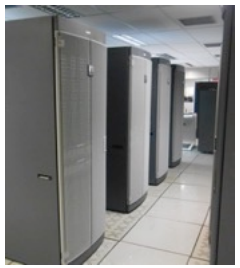
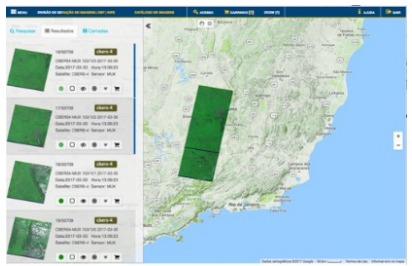
Slide: Kampel (2025)

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO

Che cosa facciamo






SPRING · TerraLib · TerraView · TerraME · GeoDMA · TerraHidro · TerraAmazon · TerraMA²



SBSR
XXI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto

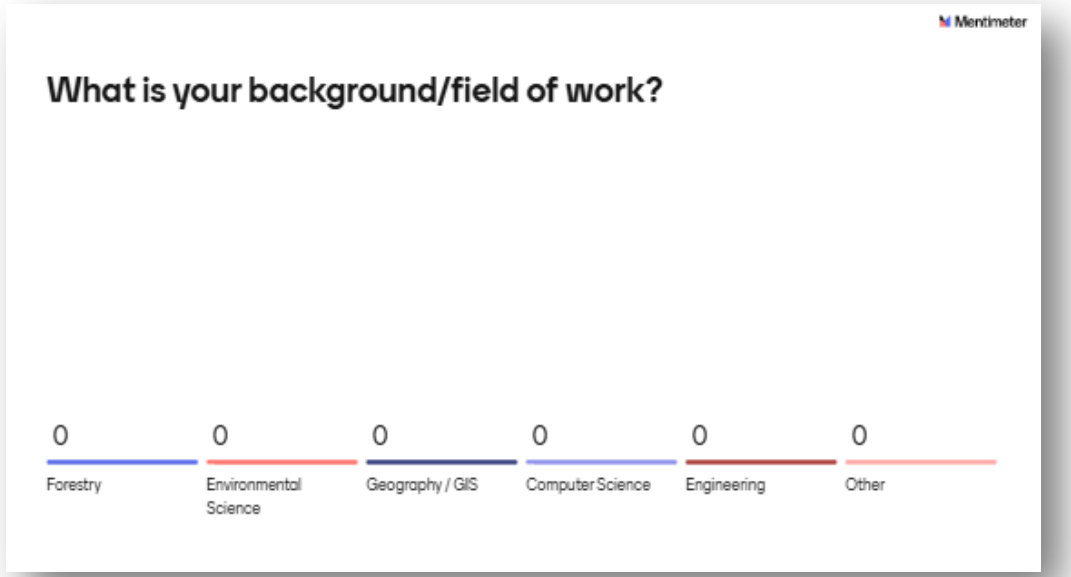
GEOINFO
May 19 to 21, 2025
INPE, São José dos Campos, SP, Brazil

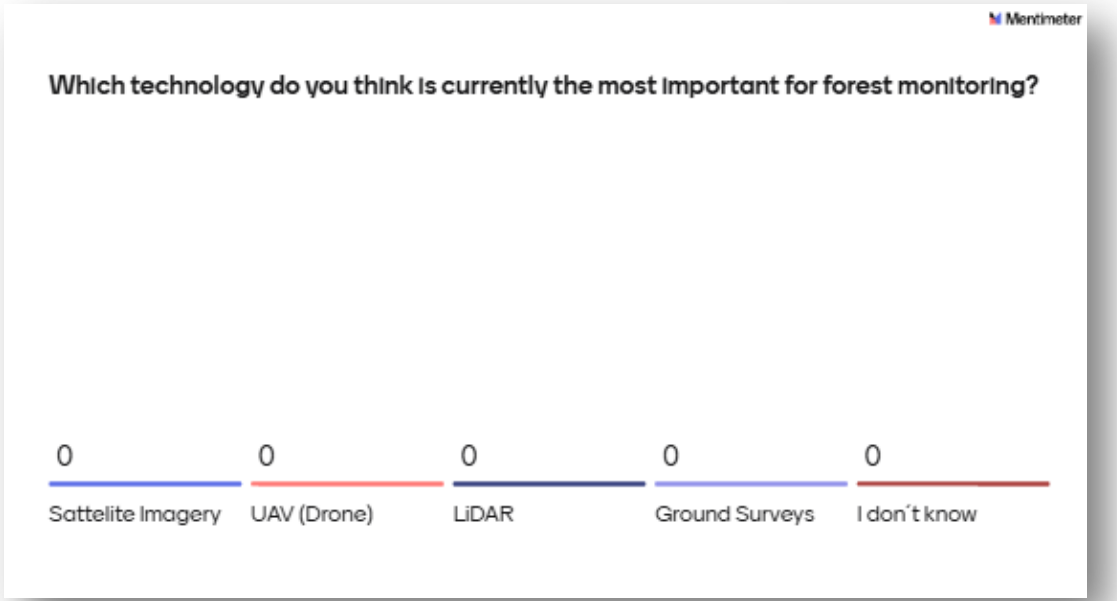
8º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal
8º GeoPantanal

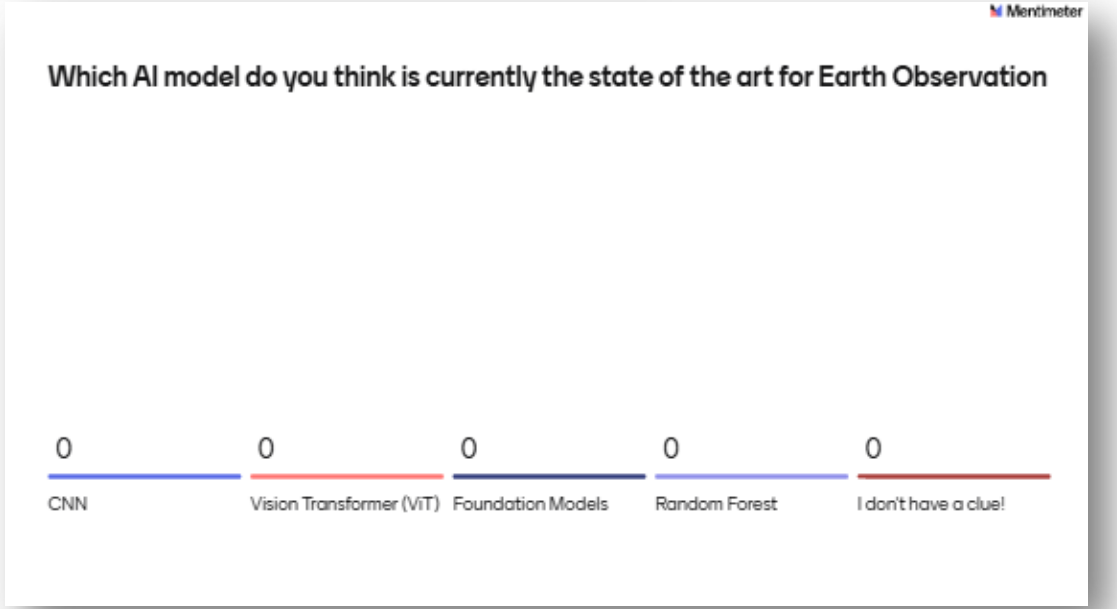
Slide: Kampel (2025)

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO

menti.com
5859 8794









Perché il monitoraggio delle foreste è importante?

Come è stata usata l'IA nelle applicazioni forestali?

Evoluzione dell'IA per il monitoraggio forestale

Le basi (concetti) dei modelli di IA più usati

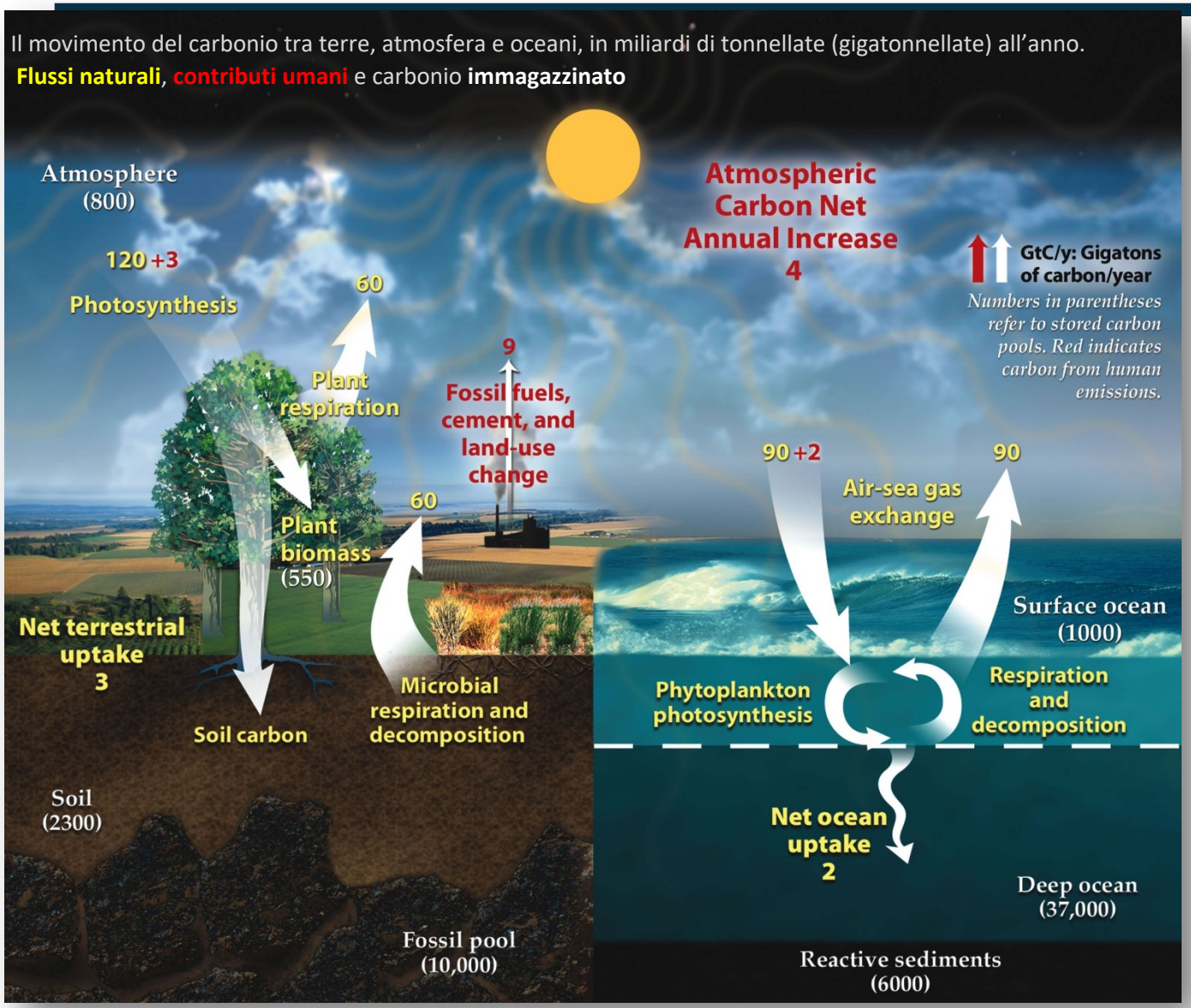
Esempi: classificazione delle specie arboree, valutazione degli incendi boschivi, stima di biomassa e carbonio

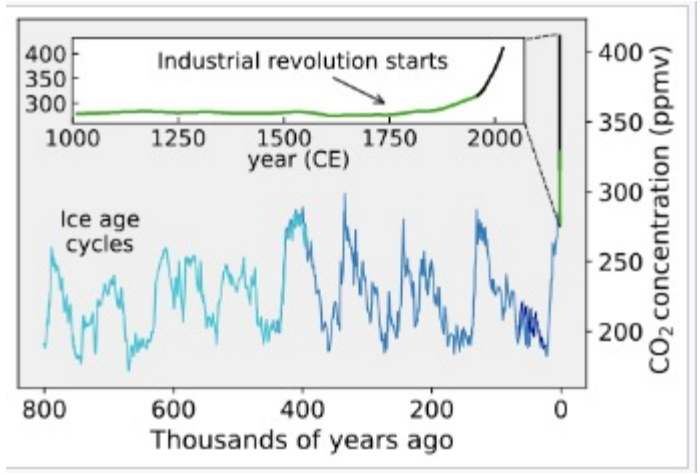
L'evoluzione dell'uso dell'IA per il monitoraggio della vegetazione nei biomi brasiliani

«Il ciclo del carbonio»

https://earthobservatory.nasa.gov/features/CarbonCycle

Il movimento del carbonio tra terre, atmosfera e oceani, in miliardi di tonnellate (gigatonnellate) all'anno.
Flussi naturali, **contributi umani** e carbonio **immagazzinato**

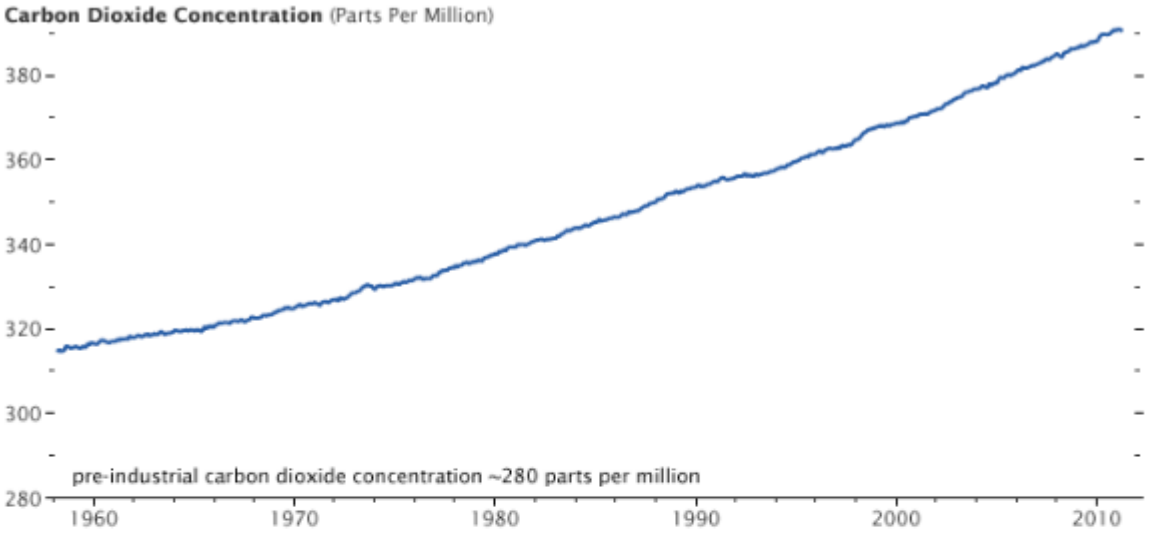


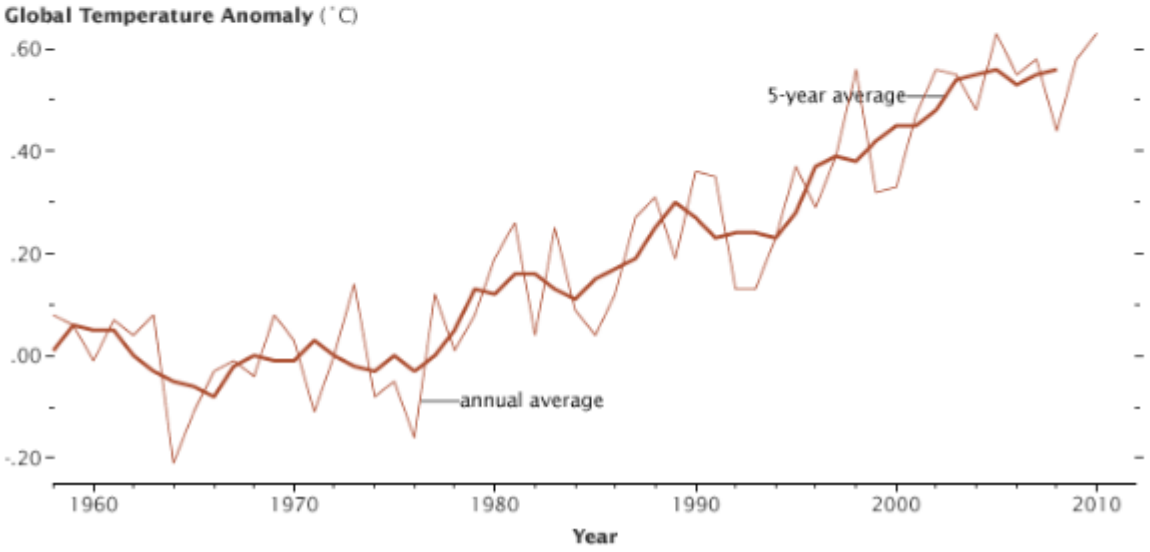


Concentrazioni di CO_2 negli ultimi 800.000 anni, misurate nelle carote di ghiaccio (blu/verde) e direttamente (nero)

«Il ciclo del carbonio»

https://earthobservatory.nasa.gov/features/CarbonCycle



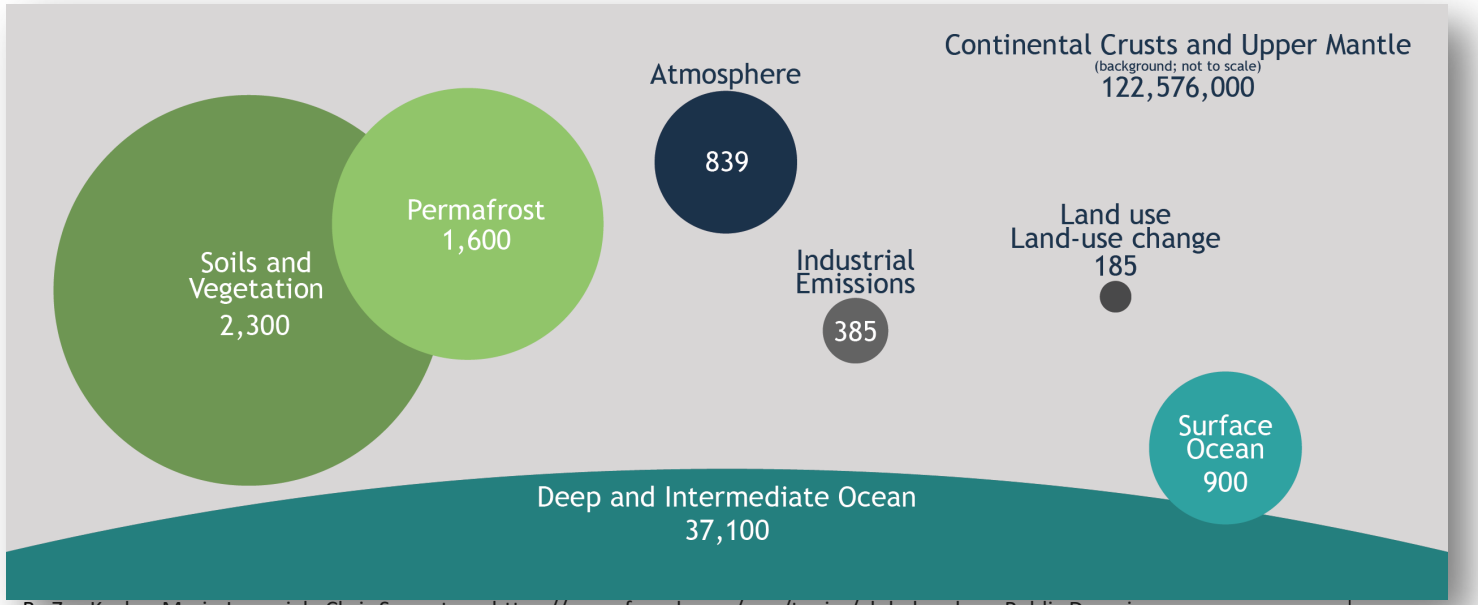


L'anidride carbonica è il gas che fissa la temperatura.

L'anidride carbonica controlla la quantità di vapore acqueo nell'atmosfera e quindi l'entità dell'effetto serra.

Siamo fatti di carbonio (e ne abbiamo bisogno)!
Ma…
questo bisogno è anche strettamente legato a uno dei problemi più gravi che affrontiamo oggi:
il cambiamento climatico globale.

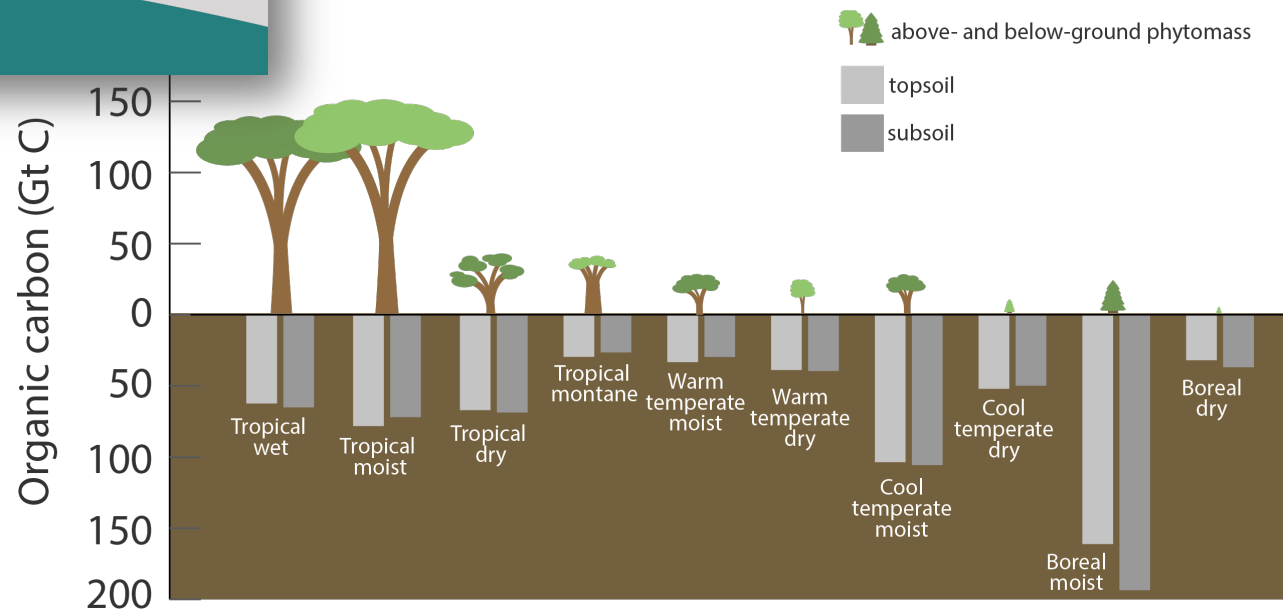
Lo stock di carbonio



By Zac Kayler, Maria Janowiak, Chris Swanston - https://www.fs.usda.gov/ccrc/topics/global-carbon, Public Domain, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=95324208

Dimensioni relative (in gigatonnellate) dei principali serbatoi di carbonio della Terra.

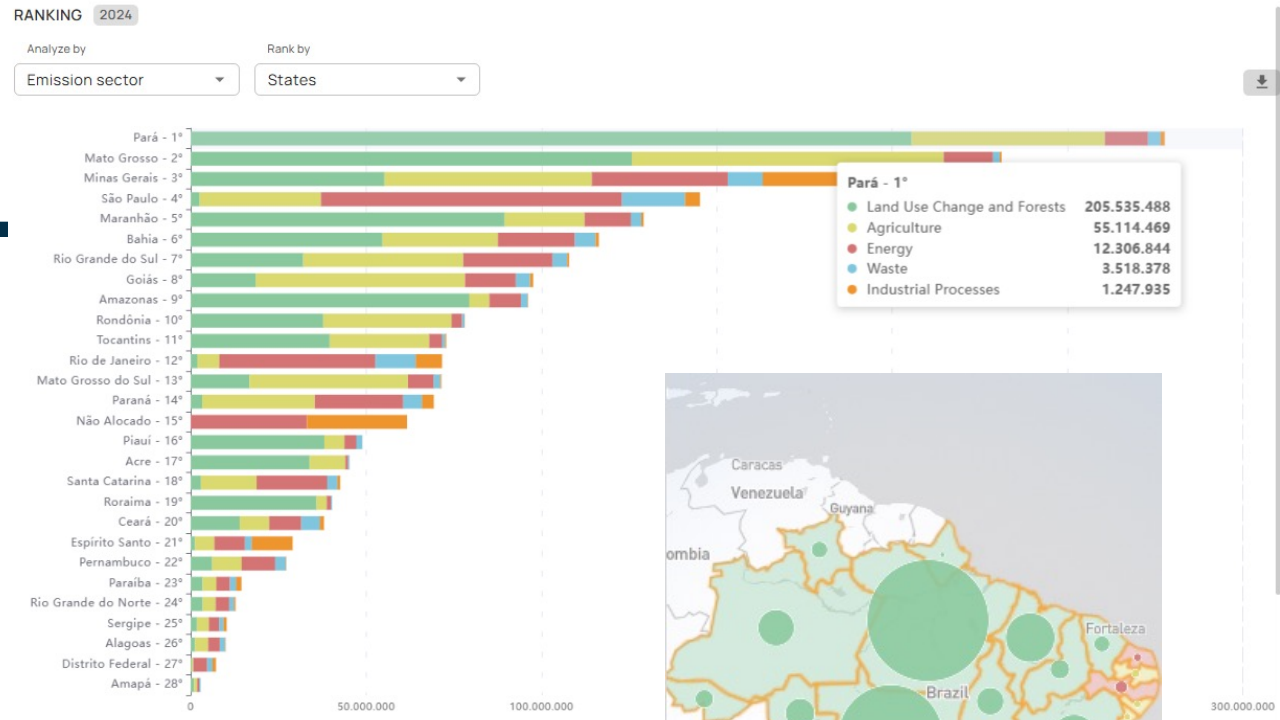
Quantità di carbonio immagazzinata nei vari ecosistemi terrestri (in gigatonnellate).

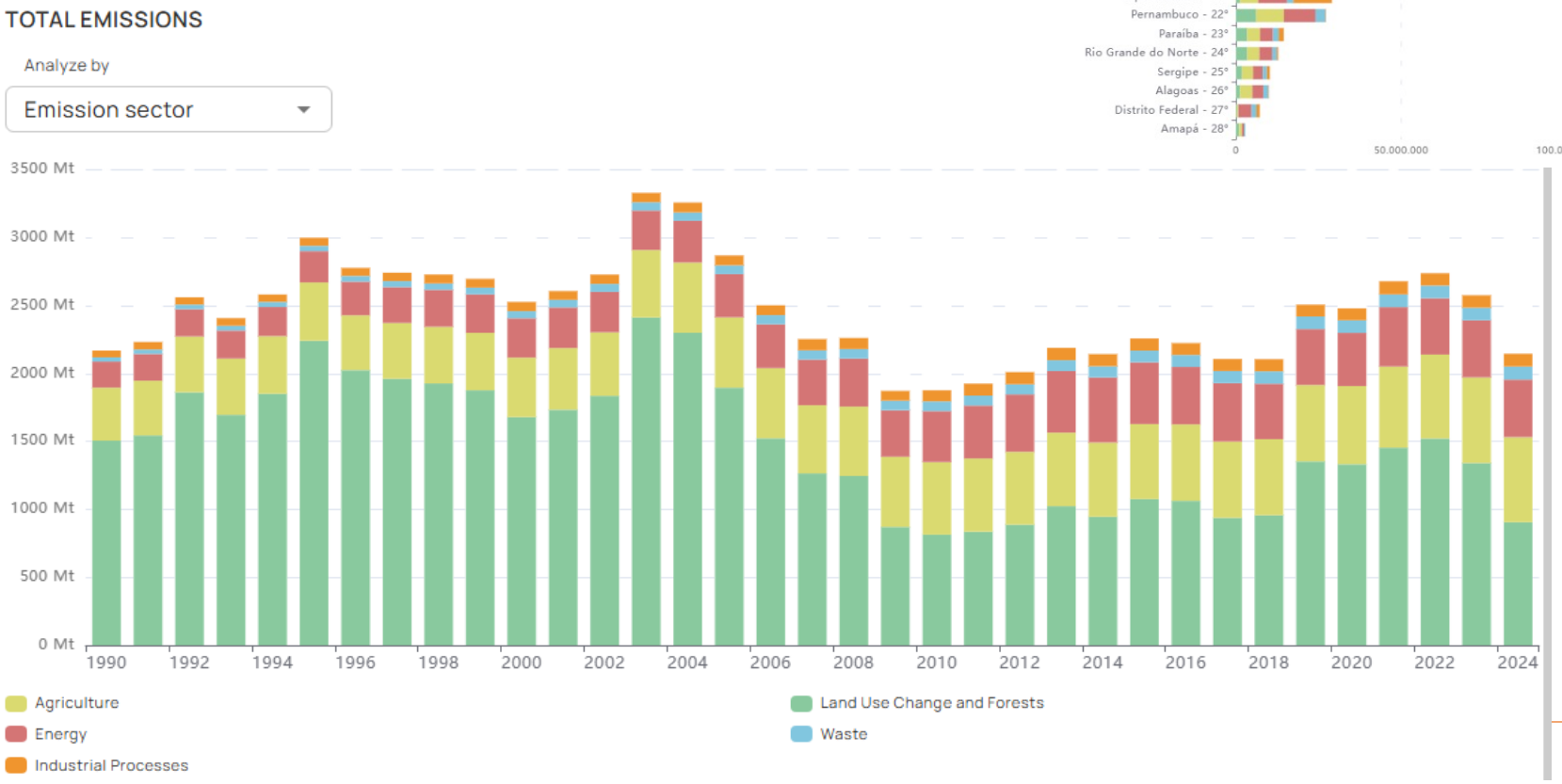


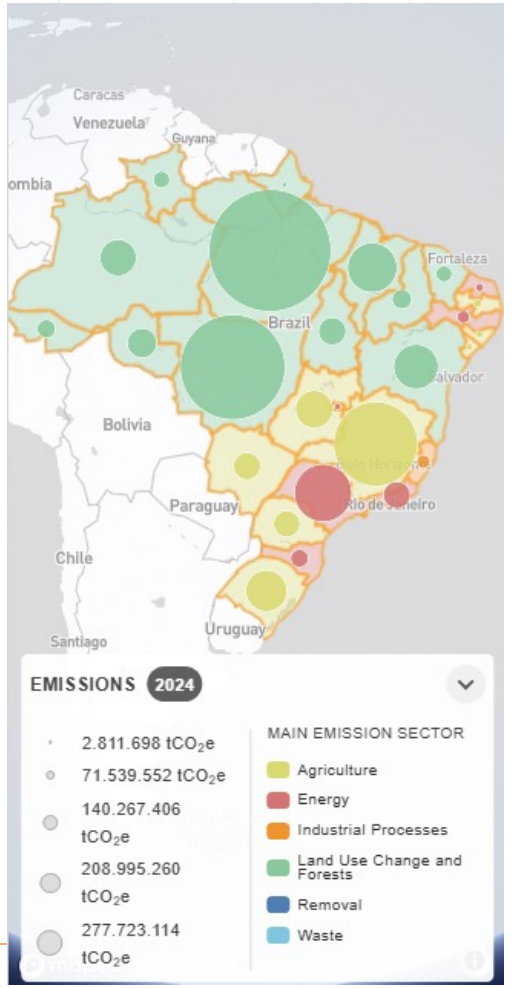
By Zac Kayler, Maria Janowiak, Chris Swanston - https://www.fs.usda.gov/ccrc/topics/global-carbon, Public Domain, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=95677627

Emissioni lorde del Brasile per settore

https://plataforma.seeg.eco.br/

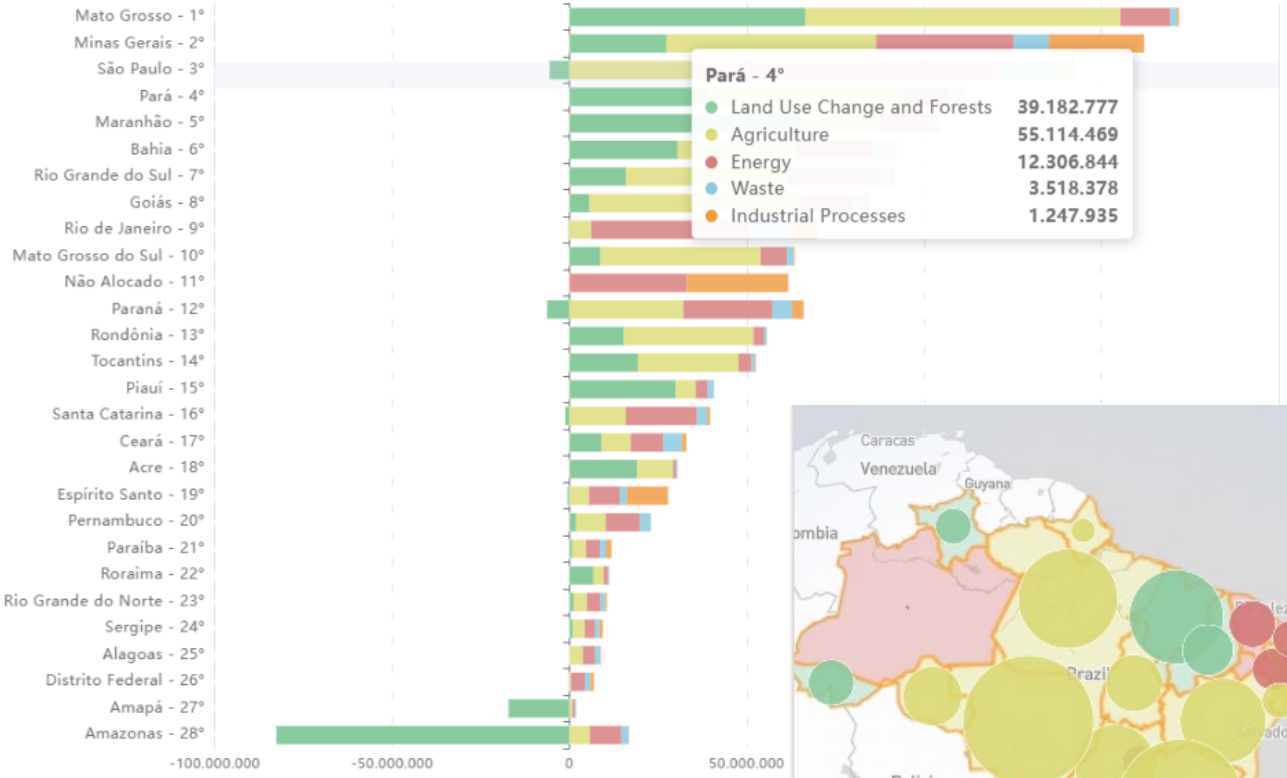


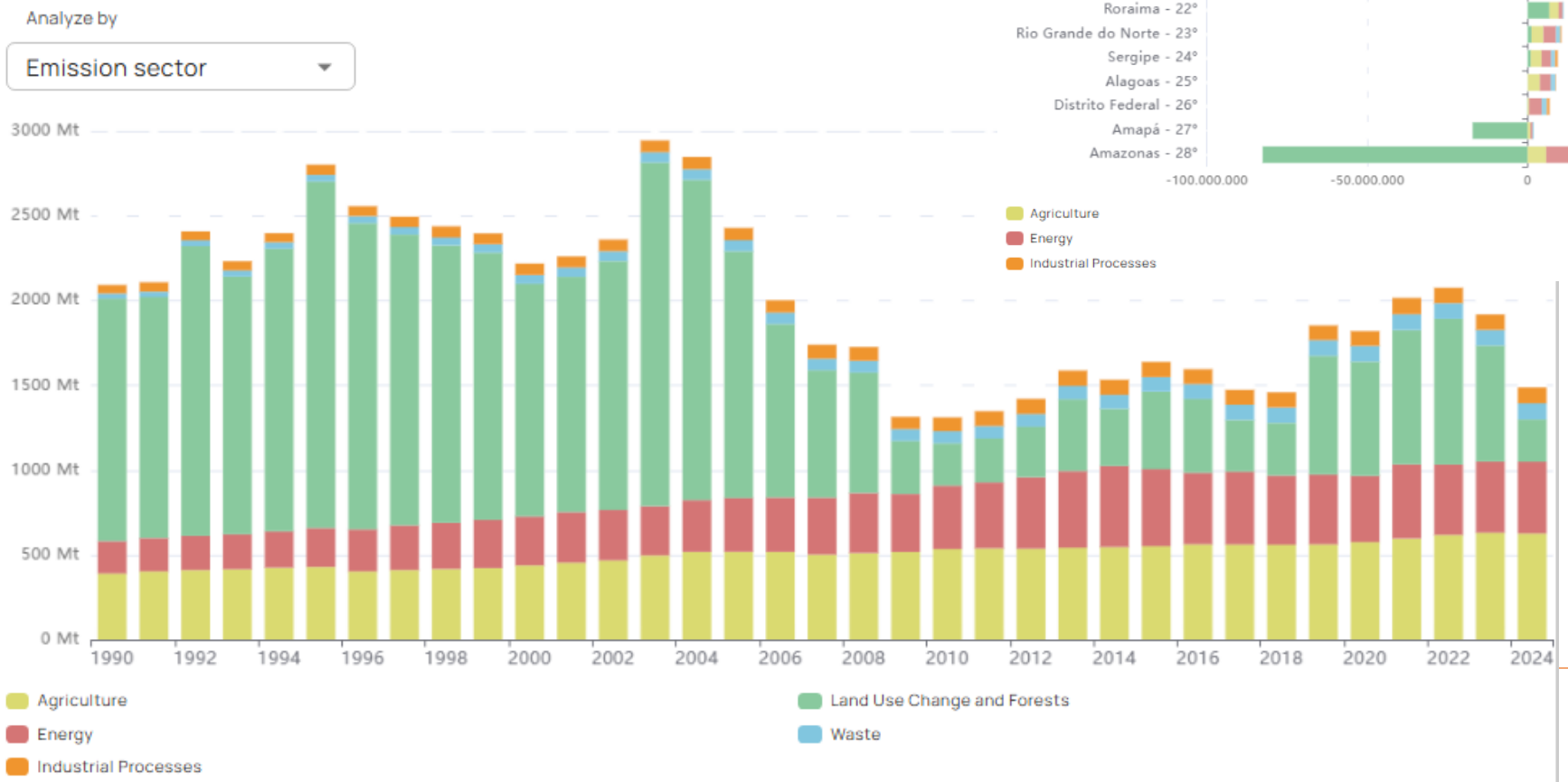


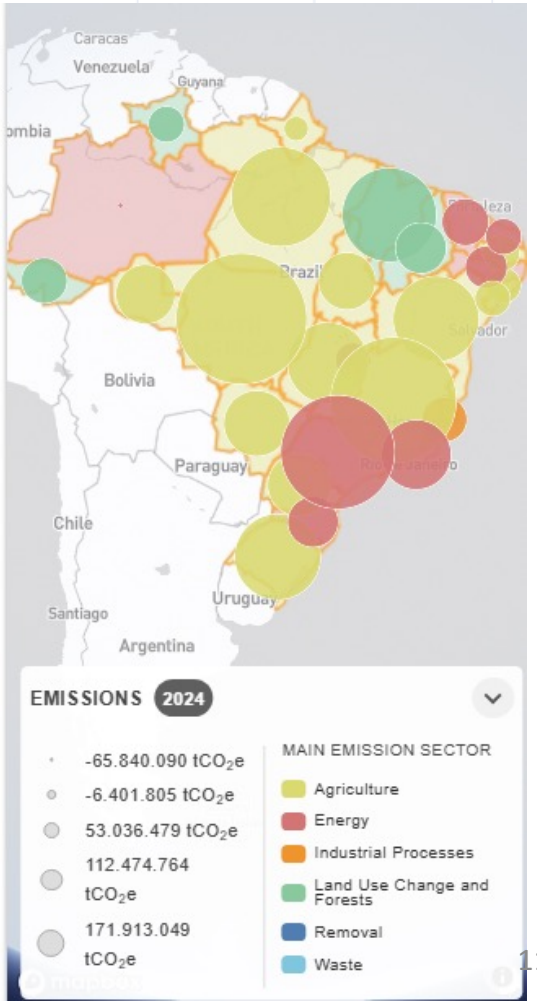


Emissioni nette del Brasile p

https://plataforma.seeg.eco.br/







Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability

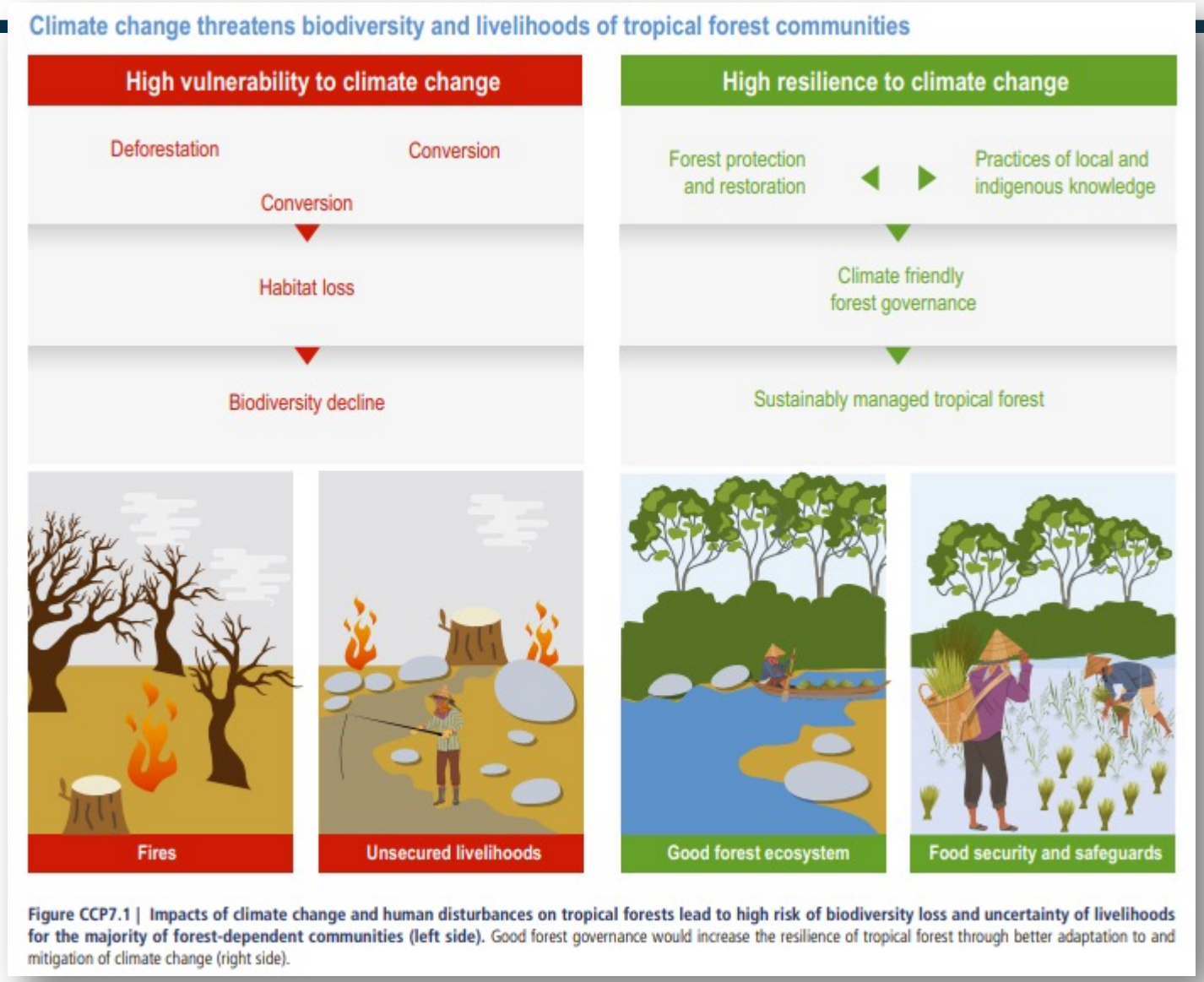


Figure CCP7.1 | Impacts of climate change and human disturbances on tropical forests lead to high risk of biodiversity loss and uncertainty of livelihoods for the majority of forest-dependent communities (left side). Good forest governance would increase the resilience of tropical forest through better adaptation to and mitigation of climate change (right side).

Oltre 420 milioni di ettari di foresta sono andati persi per deforestazione tra il 1990 e il 2020;

Oltre il 90% di questa perdita è avvenuto nelle aree tropicali,

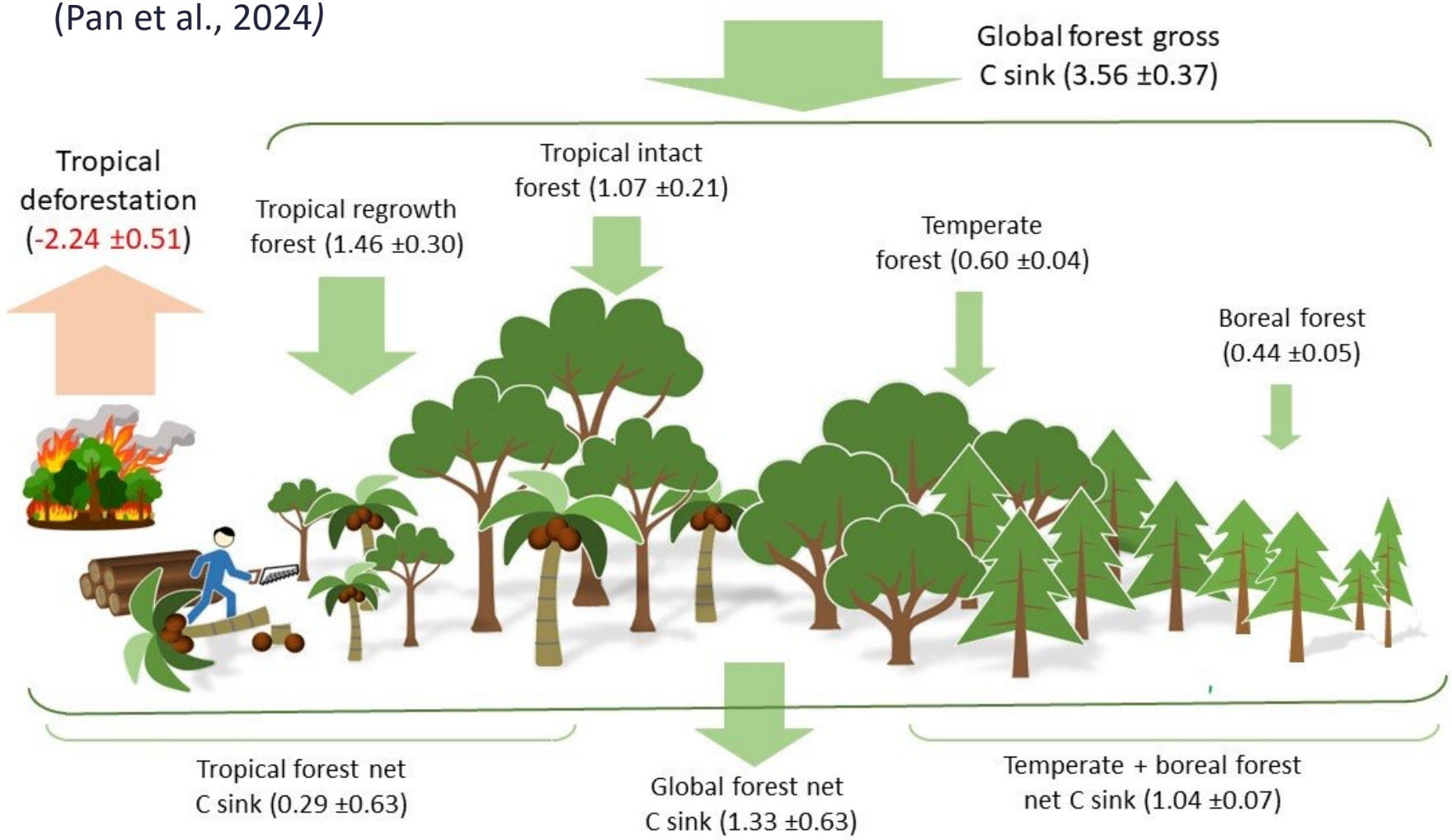
Minacciando biodiversità, servizi ambientali, mezzi di sussistenza delle comunità forestali e resilienza agli shock climatici

(Ometto et al., 2022)
IPCC AR6, CCP7 sulle [foreste tropicali]

https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/downloads/report/IPCC_AR6_WGII_CCP7.pdf

Perché monitorare deforestazione e vegetazione?

Il persistente pozzo di carbonio forestale mondiale
(Pan et al., 2024*)*



Per proteggere il pozzo di carbonio **servono politiche di gestione del territorio che limitino la deforestazione,** promuovano il ripristino forestale e migliorino le pratiche di utilizzazione del legname

Pozzi e fonti di carbonio delle foreste mondiali (Pg C anno^{-1}), tasso medio annuo dal 1990 al 2019.

Perché monitorare deforestazione e vegetazione?

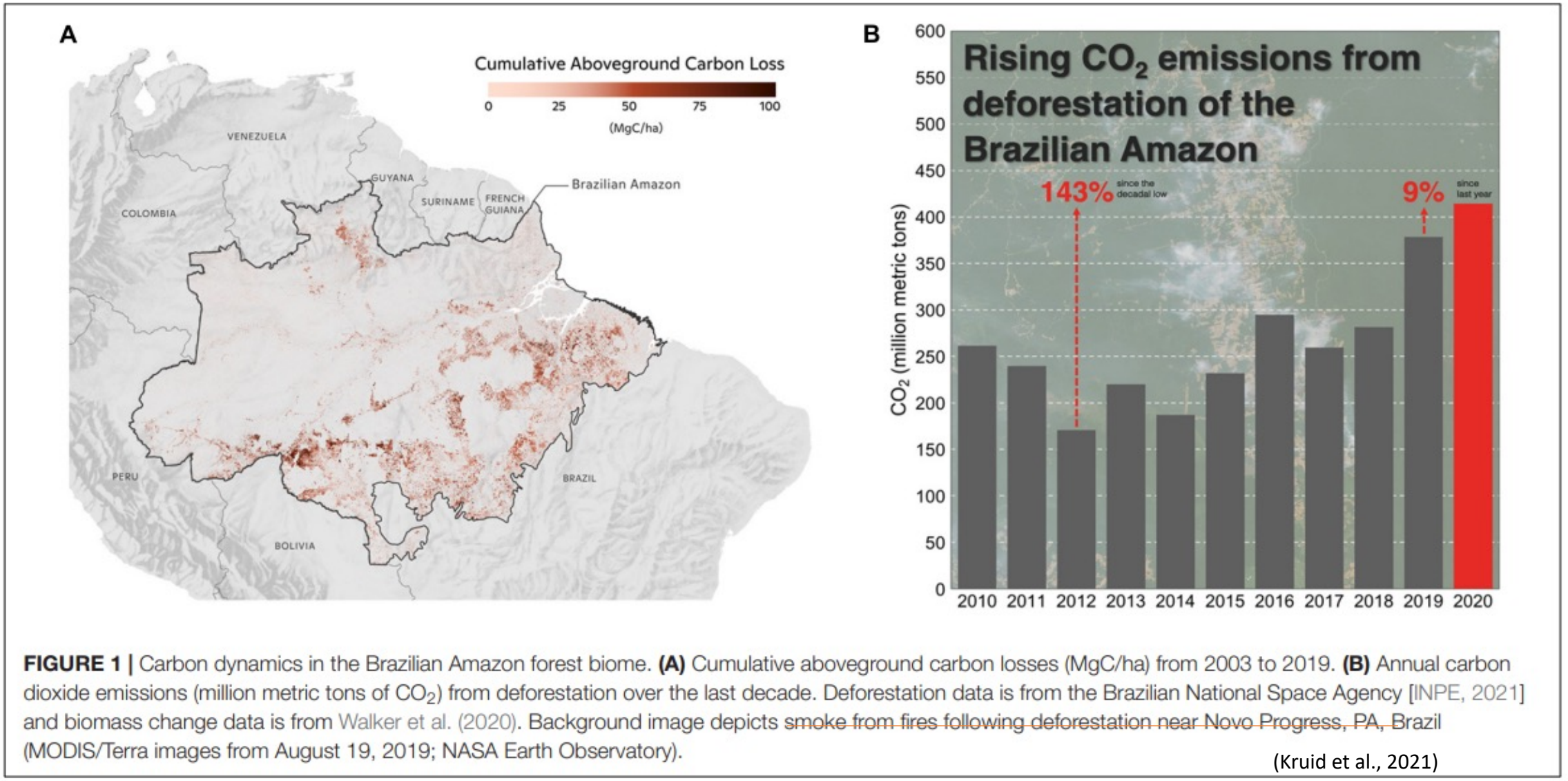


FIGURE 1 | Carbon dynamics in the Brazilian Amazon forest biome. **(A)** Cumulative aboveground carbon losses (MgC/ha) from 2003 to 2019. **(B)** Annual carbon dioxide emissions (million metric tons of CO_2) from deforestation over the last decade. Deforestation data is from the Brazilian National Space Agency [INPE, 2021] and biomass change data is from Walker et al. (2020). Background image depicts smoke from fires following deforestation near Novo Progress, PA, Brazil (MODIS/Terra images from August 19, 2019; NASA Earth Observatory).

(Kruid et al., 2021)

Perché monitorare deforestazione e vegetazione?

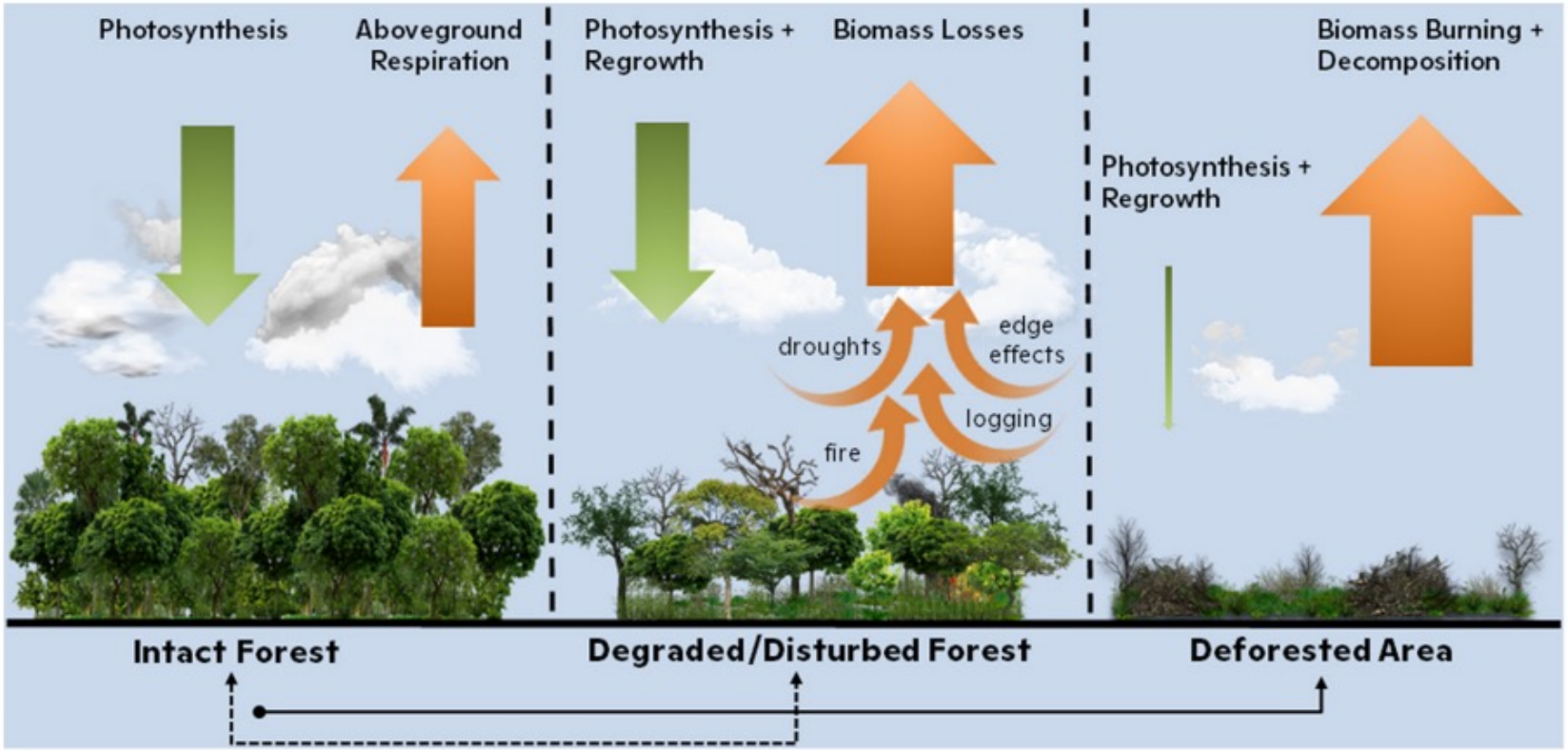


FIGURE 2 | Conceptual diagram showing above-ground carbon fluxes typical of healthy forests (left), degraded/disturbed forests (middle), and newly defo areas (right) in the Amazon. In each panel, carbon stocks are represented by the standing vegetation, losses by the orange upward arrows, and gains by downward arrows. Sources contributing to degradation and disturbance include direct (logging, fire) and indirect (droughts, edge effects) anthropogenic d one-way, solid black arrow represents forest clearing (deforestation) and conversion to another land use/cover— once deforested, these areas are unlikely regenerate to an intact forest. The two-way, dashed line reflects degradation/disturbance of intact forests. Depending on the intensity and frequency of disturbances, degraded/disturbed forests may regenerate into intact forests.

(Kruid et al., 2021)

Capire i **fattori e gli schemi delle perdite di carbonio forestale**

Primo passo per progettare **strategie di mitigazione efficaci**

Fondamentale per gli impegni del Brasile e dei paesi tropicali nell'ambito dell'**Accordo di Parigi**.

Conservazione delle foreste tropicali

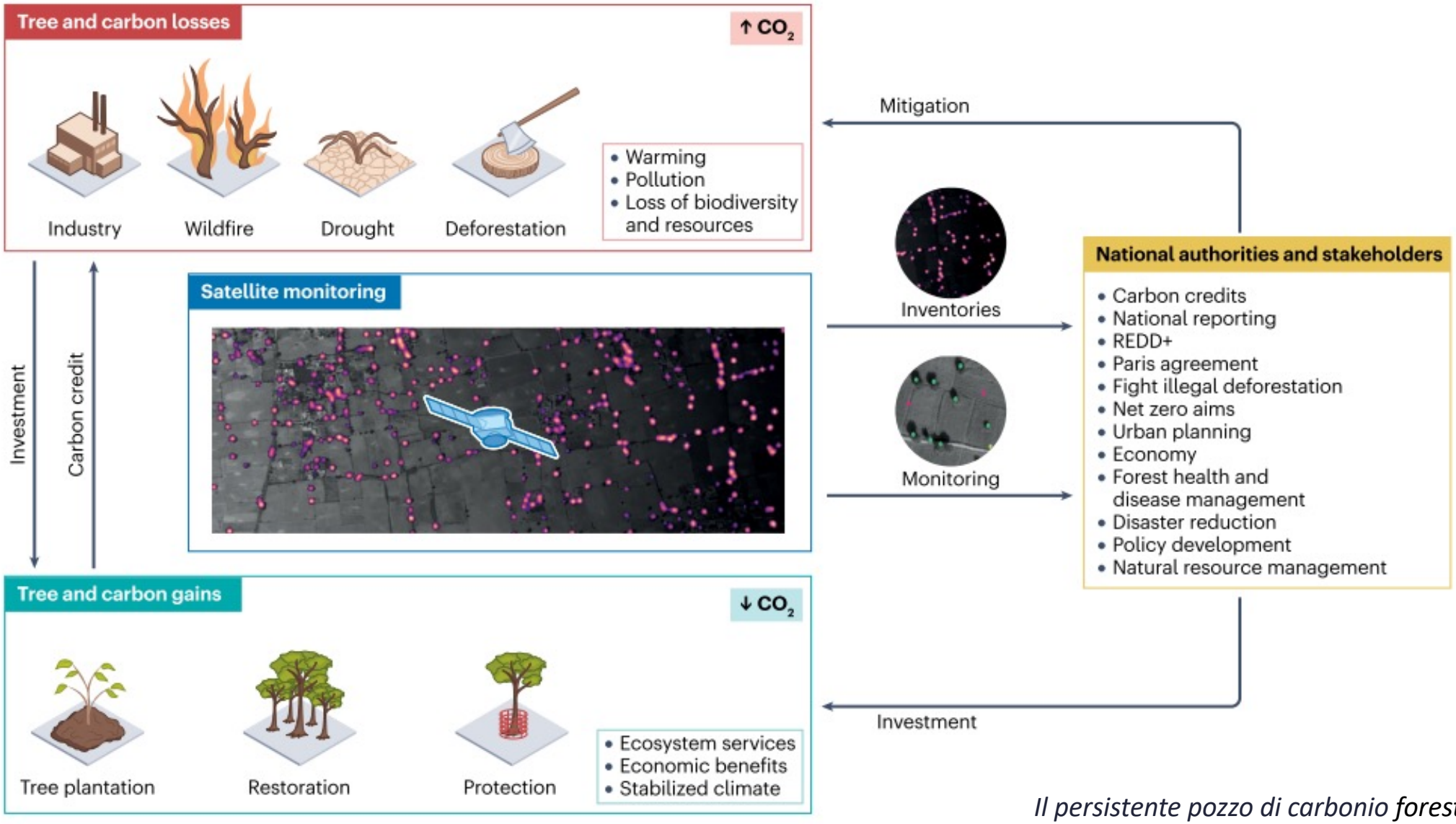


Fig. 1 | The importance of tree resource monitoring.

Il persistente pozzo di carbonio forestale mondiale
(Brandt et al., 2024*)*



IA – *un promemoria….*

L'intelligenza artificiale (IA) è un campo dell'informatica che sviluppa sistemi computazionali in grado di simulare processi cognitivi umani come apprendimento, ragionamento e decisione (Russell & Norvig, 2010).

Metodi di IA?

- Machine learning (**supervisionato**, **non supervisionato** e per rinforzo);
- Deep learning e reti neurali;
- Elaborazione del linguaggio naturale (NLP);
- Computer vision;
- IA simbolica (inclusi sistemi esperti e modellazione a regole);
- Calcolo evolutivo;
- Logica fuzzy



L’IA per le foreste: tendenze attuali

Dal machine learning al deep learning

Periodo	Metodi di IA prevalenti
~2010–2017	Foreste casuali, macchine a vettori di supporto (SVM)
~2017–2022	Reti neurali convoluzionali (CNN) e architetture U-Net
~2022–2024	Vision Transformer e modelli temporali di deep learning
~2024–oggi	Modelli fondazionali, IA multimodale e apprendimento auto-supervisionato

Classificazione della copertura del suolo e stima della biomassa

Robustezza e scarso bisogno di dati di addestramento



L’IA per le foreste: tendenze attuali

Dal machine learning al deep learning

Periodo	Metodi di IA prevalenti
~2010–2017	Foreste casuali, macchine a vettori di supporto (SVM)
~2017–2022	Reti neurali convoluzionali (CNN) e architetture U-Net
~2022–2024	Vision Transformer e modelli temporali di deep learning
~2024–oggi	Modelli fondazionali, IA multimodale e apprendimento auto-supervisionato

Mappatura forestale, rilevamento della deforestazione e caratterizzazione della chioma.

Capacità di cogliere schemi spaziali complessi.



L’IA per le foreste: tendenze attuali

Dal machine learning al deep learning

Periodo	Metodi di IA prevalenti
~2010–2017	Foreste casuali, macchine a vettori di supporto (SVM)
~2017–2022	Reti neurali convoluzionali (CNN) e architetture U-Net
~2022–2024	Vision Transformer (ViT) e modelli temporali di deep learning
~2024–oggi	Modelli fondazionali, IA multimodale e apprendimento auto-supervisionato

Estrazione di **dipendenze spaziali** a lungo raggio e

Sfruttamento di **serie temporali di immagini** satellitari dense per monitorare la dinamica forestale.



L’IA per le foreste: tendenze attuali

Dal machine learning al deep learning

Periodo	Metodi di IA prevalenti
~2010–2017	Foreste casuali, macchine a vettori di supporto (SVM)
~2017–2022	Reti neurali convoluzionali (CNN) e architetture U-Net
~2022–2024	Vision Transformer (ViT) e modelli temporali di deep learning
~2024–oggi	Modelli fondazionali, IA multimodale e apprendimento auto-supervisionato

Enormi dati OT non etichettati

Integrazione di fonti (ottico, SAR, LiDAR, clima, topografia)

Trasferibilità tra regioni e sensori

Minore dipendenza dai dati etichettati,

Supporto a più compiti a valle con un fine-tuning minimo.



L’IA per le foreste: tendenze attuali

Dal machine learning al deep learning

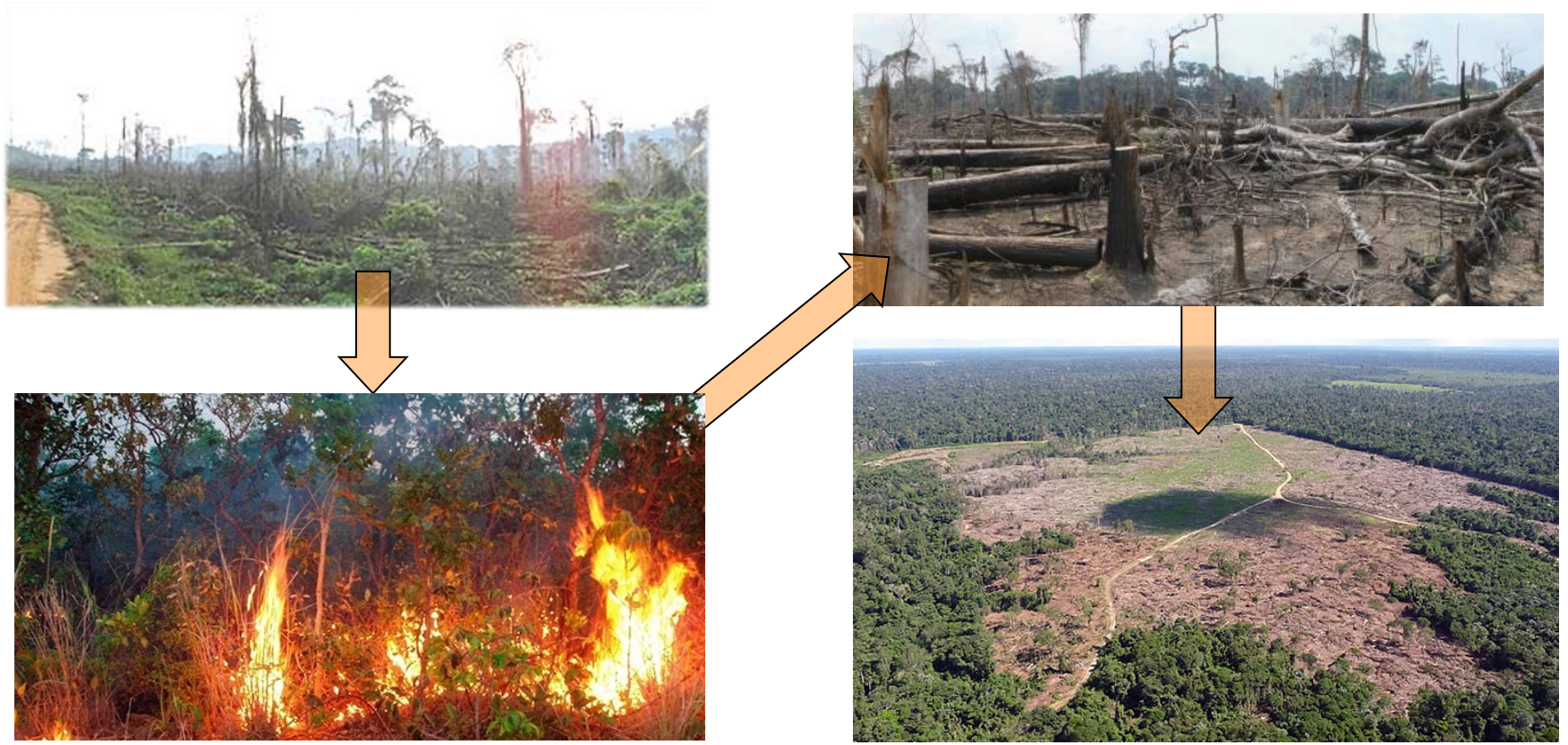
Periodo	Metodi di IA prevalenti
~2010–2017	Foreste casuali, macchine a vettori di supporto (SVM)
~2017–2022	Reti neurali convoluzionali (CNN) e architetture U-Net
~2022–2024	Vision Transformer (ViT) e modelli temporali di deep learning
~2024–oggi	Modelli fondazionali, IA multimodale e apprendimento auto-supervisionato

Copertura del suolo, biomassa e applicazioni con pochi dati etichettati

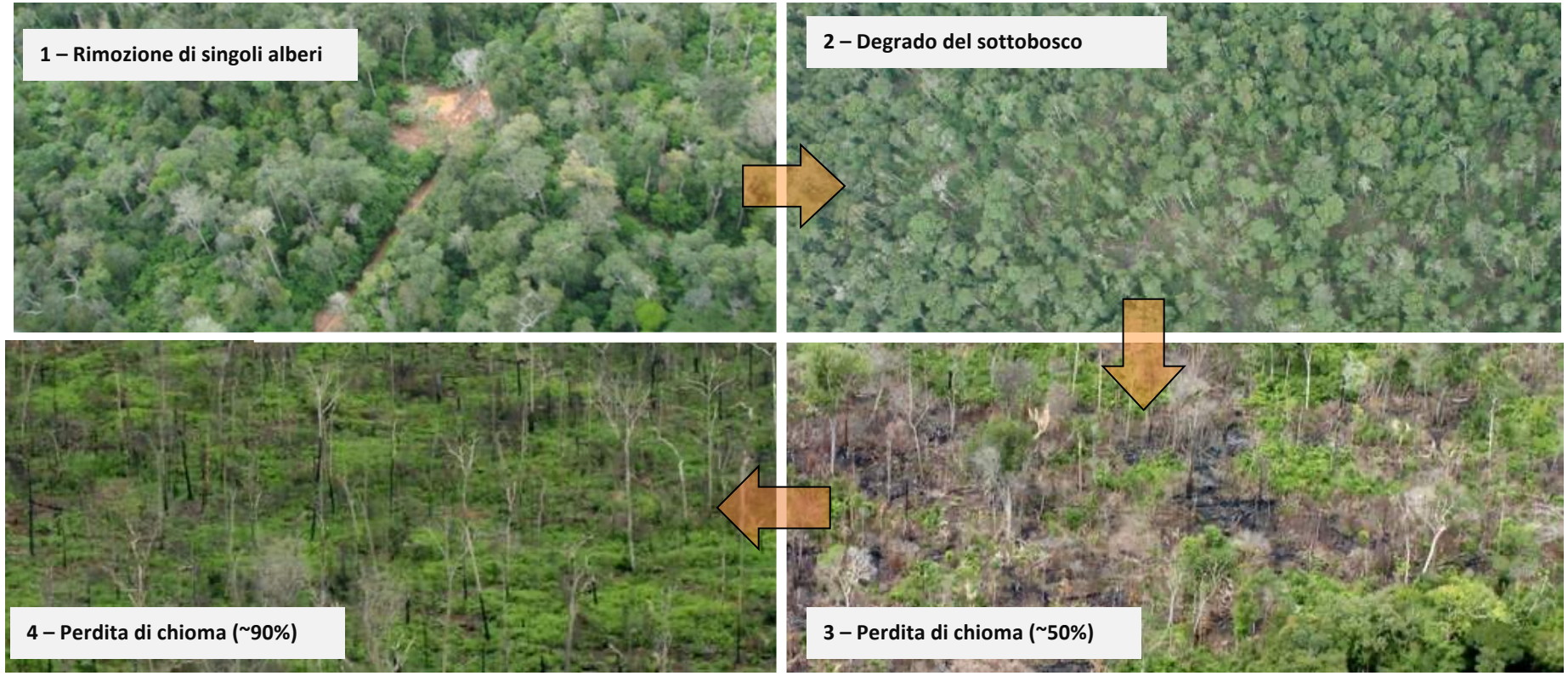
Degrado forestale, mappatura dei disturbi, monitoraggio continuo e analisi su larga scala

Deforestazione, incendi boschivi, taglio raso

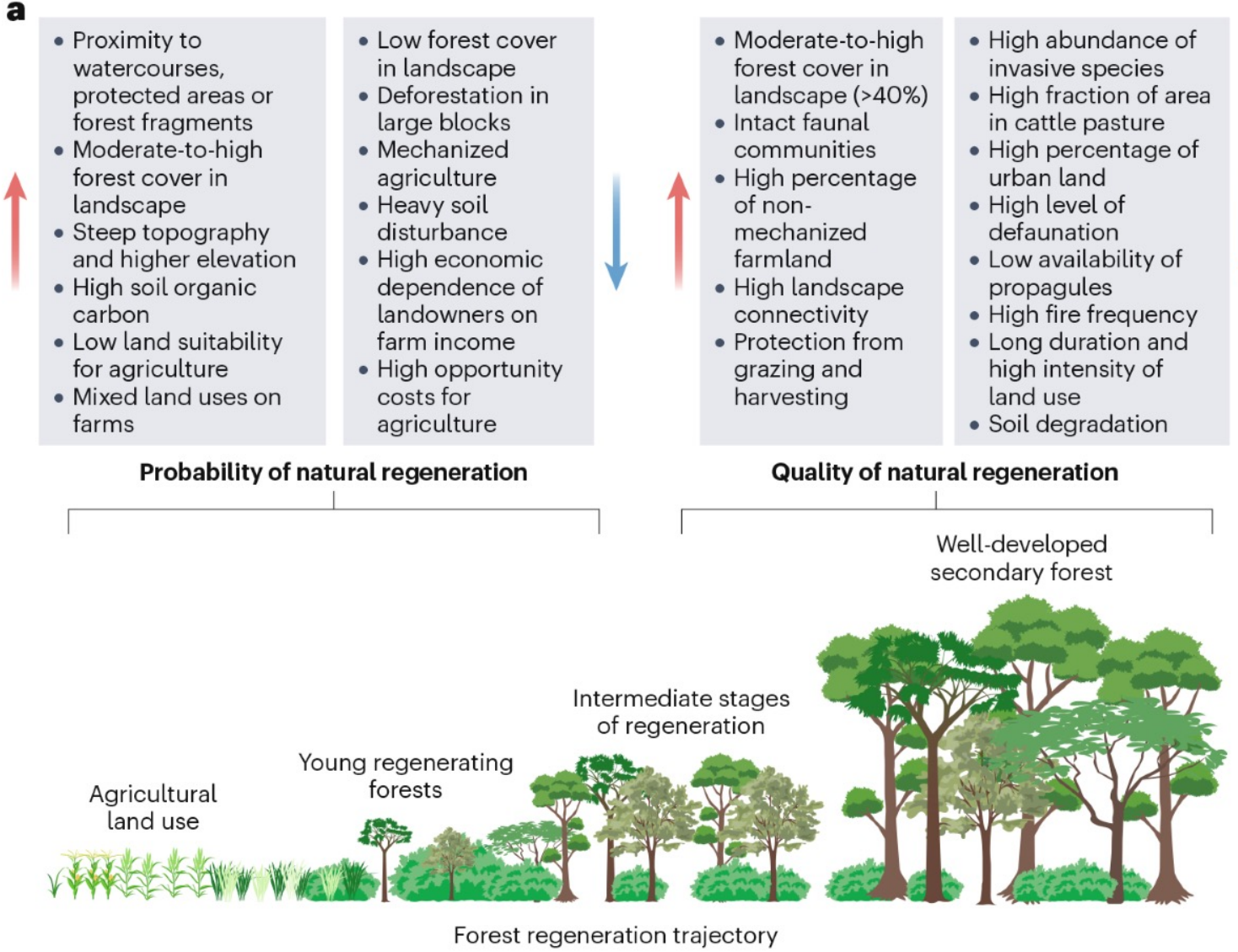
Taglia e brucia in Amazzonia

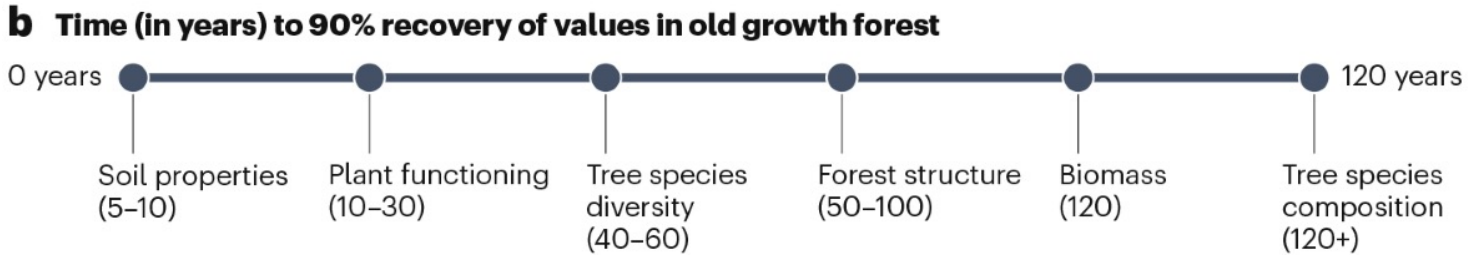


Degrado forestale



Biomas Br





Fattori e benefici della rigenerazione naturale nelle foreste tropicali

Chazdon et al. (2025)



Telerilevamento e IA per le foreste

Compito	Applicazioni rappresentative	Riferimenti chiave
Mappatura forestale e classificazione della copertura del suolo	Mappatura foresta/non foresta, classificazione dei tipi forestali, inventari delle foreste tropicali	Belgiu & Drăguț (2016); Mountrakis et al. (2011); Ma et al. (2019)
Rilevamento della deforestazione	Rilevamento dei tagli rasi, disboscamento illegale, monitoraggio quasi in tempo reale	Zhu et al. (2017); Chen et al. (2021); Bandara & Patel (2022)
Monitoraggio del degrado forestale	Taglio selettivo, disturbo del sottobosco, degrado della chioma	Rußwurm & Körner (2018); Pelletier et al. (2019)
Recupero e rigenerazione forestale	Successione della foresta secondaria, monitoraggio del ripristino, recupero della vegetazione	Pelletier et al. (2019); Ma et al. (2019)
Stima di biomassa e carbonio	Biomassa epigea, stock di carbonio, monitoraggio REDD+	Belgiu & Drăguț (2016); Maxwell et al. (2018)
Rilevamento di singoli alberi e caratterizzazione della chioma	Delimitazione delle chiome, riconoscimento delle specie, radure nella chioma	Ma et al. (2019); Zhu et al. (2017)
Disturbi forestali e rilevamento dei cambiamenti	Cicatrici da incendio, tempeste, infestazioni di insetti, cambio d'uso del suolo	Chen et al. (2021); Bandara & Patel (2022)
Valutazione degli incendi boschivi	Mappatura delle aree bruciate, gravità del fuoco, recupero post-incendio	Ma et al. (2019); Zhu et al. (2017)
Monitoraggio forestale quasi in tempo reale	Sistemi di allerta operativi, sorveglianza forestale continua	Ayush et al. (2021); Jakubik et al. (2024)
Analisi geospaziale generalista	Apprendimento multi-task, transfer learning, monitoraggio forestale continentale e globale	Robinson et al. (2024); Jakubik et al. (2024)



Telerilevamento e IA per le foreste

Compito	Principali metodi di IA
Mappatura forestale e classificazione della copertura del suolo	Foreste casuali, SVM, CNN, Vision Transformer
Rilevamento della deforestazione	CNN, U-Net, reti siamesi, Transformer
Monitoraggio del degrado forestale	CNN, CNN temporali, LSTM, Vision Transformer
Recupero e rigenerazione forestale	LSTM, GRU, Transformer temporali
Stima di biomassa e carbonio	Foreste casuali, gradient boosting, reti neurali profonde
Rilevamento di singoli alberi e caratterizzazione della chioma	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Disturbi forestali e rilevamento dei cambiamenti	CNN siamesi, BIT, ChangeStar, Vision Transformer
Valutazione degli incendi boschivi	CNN, DeepLab, Transformer
Monitoraggio forestale quasi in tempo reale	Transformer temporali, apprendimento auto-supervisionato, modelli fondazionali
Analisi geospaziale generalista	Modelli fondazionali, IA multimodale



L’IA per i compiti di monitoraggio forestale

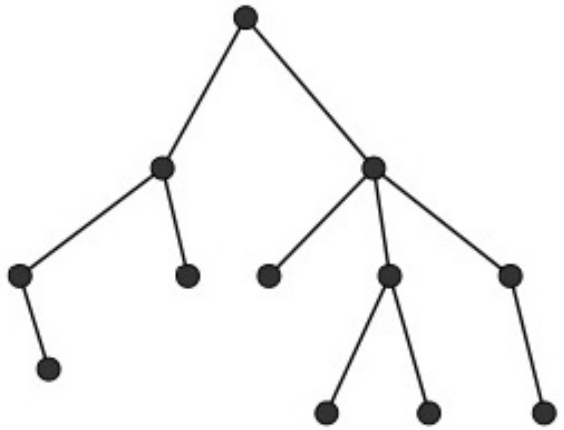
Compito	Principali metodi di IA
Mappatura forestale e classificazione della copertura del suolo	Foreste casuali, SVM, CNN, Vision Transformer
Rilevamento della deforestazione	CNN, U-Net, reti siamesi, Transformer
Monitoraggio del degrado forestale	CNN, CNN temporali, LSTM, Vision Transformer
Recupero e rigenerazione forestale	LSTM, GRU, Transformer temporali
Stima di biomassa e carbonio	Foreste casuali, gradient boosting, reti neurali profonde
Rilevamento di singoli alberi e caratterizzazione della chioma	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Disturbi forestali e rilevamento dei cambiamenti	CNN siamesi, BIT, ChangeStar, Vision Transformer
Valutazione degli incendi boschivi	CNNs, DeepLab, Transformers
Monitoraggio forestale quasi in tempo reale	Transformer temporali, apprendimento auto-supervisionato, modelli fondazionali
Analisi geospaziale generalista	Modelli fondazionali, IA multimodale

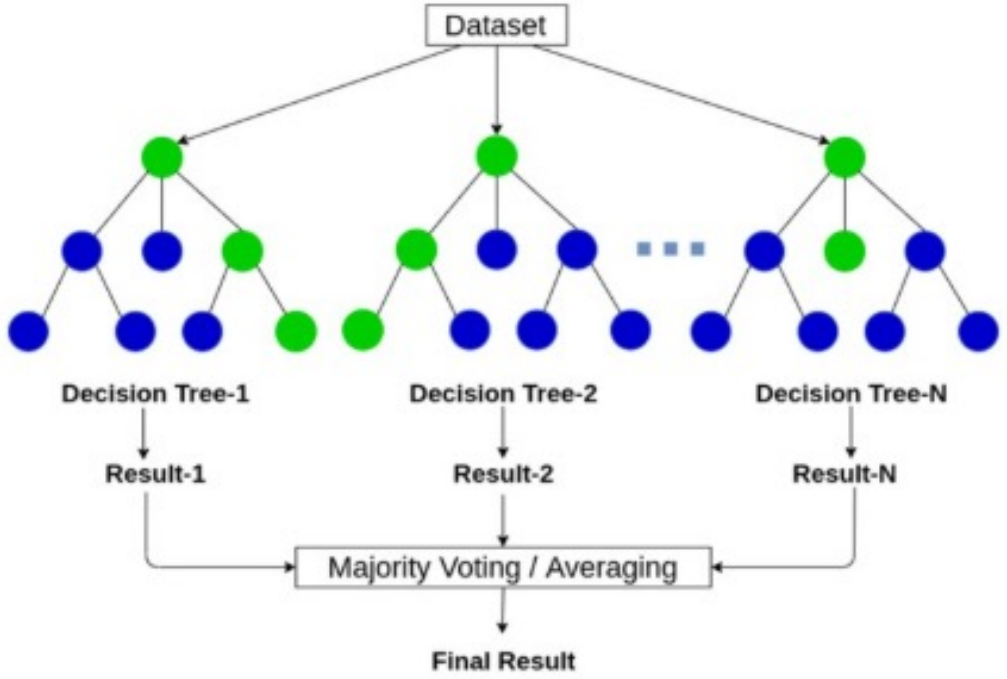
Foreste casuali

Alberi decisionali: **algoritmi** di machine learning

Punto di decisione = «nodi» dell'albero, che decidono quale percorso seguire
Percorso = «rami»
La variabile con il maggior guadagno di informazione si trova nel primo nodo dell'albero.







Foresta casuale - un insieme di alberi decisionali - per classificazione e regressione

Entropia / indice di Gini – per definire l'influenza delle variabili

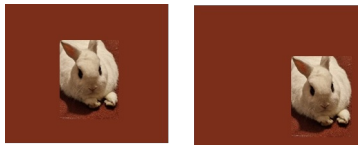
https://pt.stackoverflow.com/questions/216885/o-que-seria-uma-%C3%A1rvore-e-uma-floresta

https://www.linkedin.com/pulse/entendendo-o-algoritmo-random-forest-e-suas-aplica%C3%A7%C3%B5es-julio-rena-aa1yc/

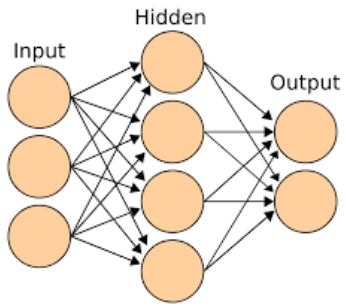


CNN Rete neurale convoluzionale

I modelli di deep learning usano dati tridimensionali per la classificazione di *immagini* e il riconoscimento di oggetti (**elaborazione di dati con topologia a griglia)**



Convoluzioni matematiche: per **preservare la struttura spaziale ed estrarre automaticamente caratteristiche** come bordi, texture e forme



Rete neurale artificiale (RNA)

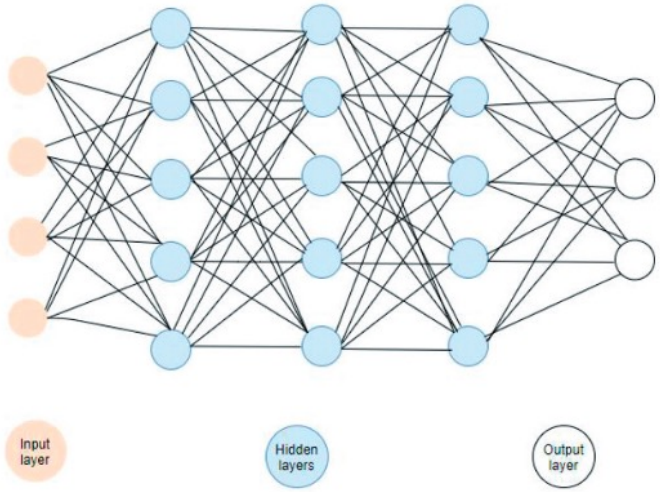
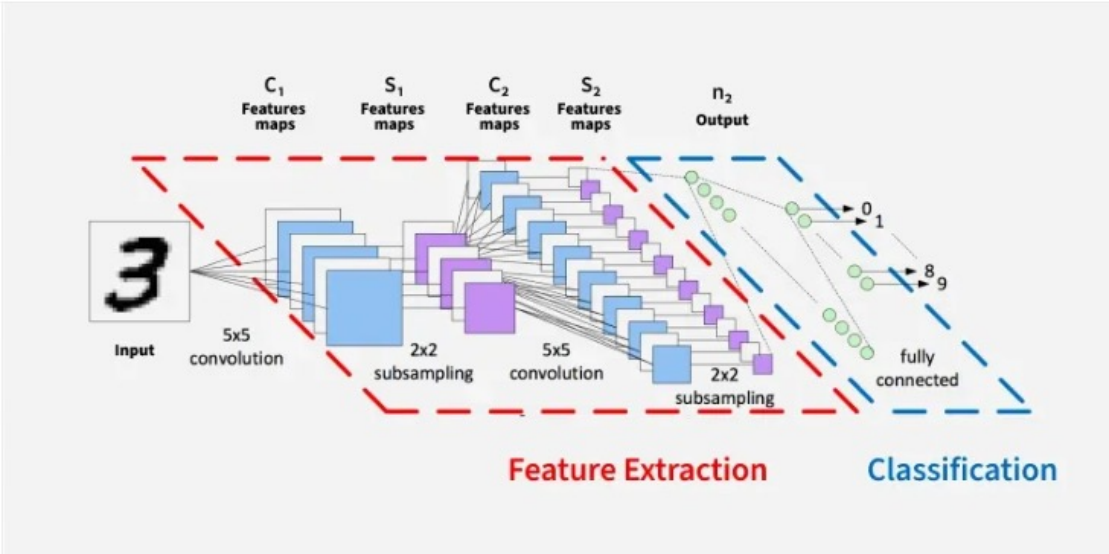


Figure 2.
Deep neural network.

Advancements in Deep Learning Theory and Applications: Perspective in 2020 and beyond
DOI: http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.92271



Rete neurale convoluzionale

Una rete neurale con molti strati nascosti si chiama deep learning

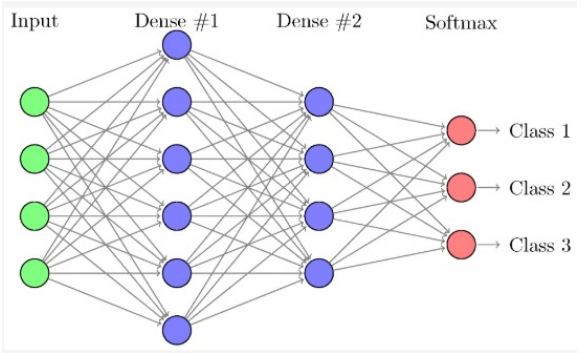
https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/convolutional-neural-network-cnn-in-machine-learning/

TempCNN

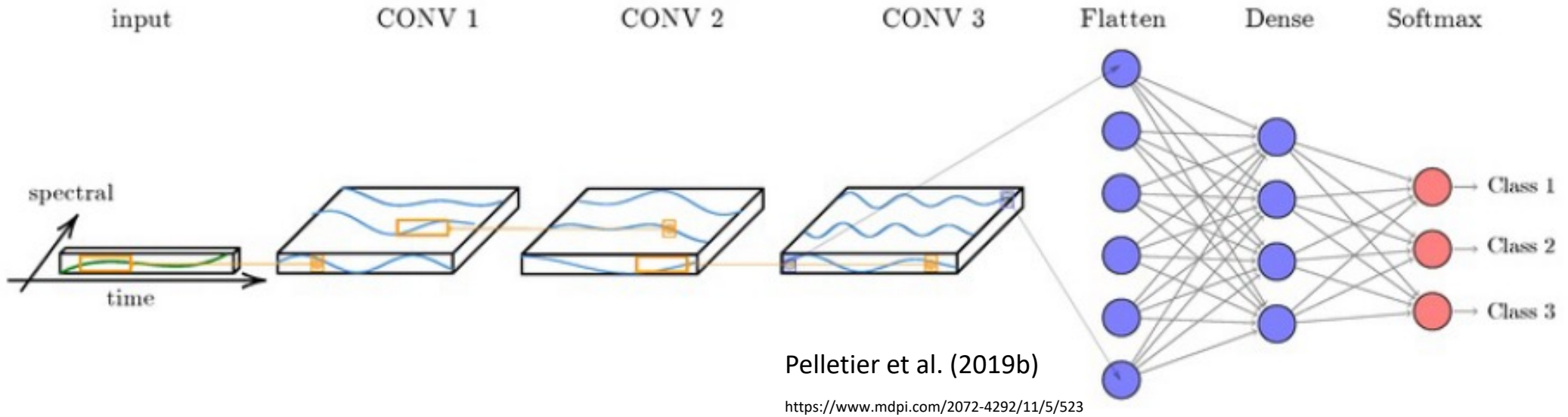
Rete neurale convoluzionale temporale

L'**input** della rete è una serie temporale multivariata.
Si applicano in sequenza tre **filtri** convoluzionali, poi uno strato denso,
e infine lo strato Softmax, che fornisce la distribuzione delle classi prevista.

Rete neurale completamente connessa



Architettura TempCNN per un compito di classificazione.



Pelletier et al. (2019b)

https://www.mdpi.com/2072-4292/11/5/523



Transformers

Attention Is All You Need

Vaswani et al. (2017)

Architettura
Basata solo su meccanismi di attenzione, senza alcuna ricorrenza né convoluzione

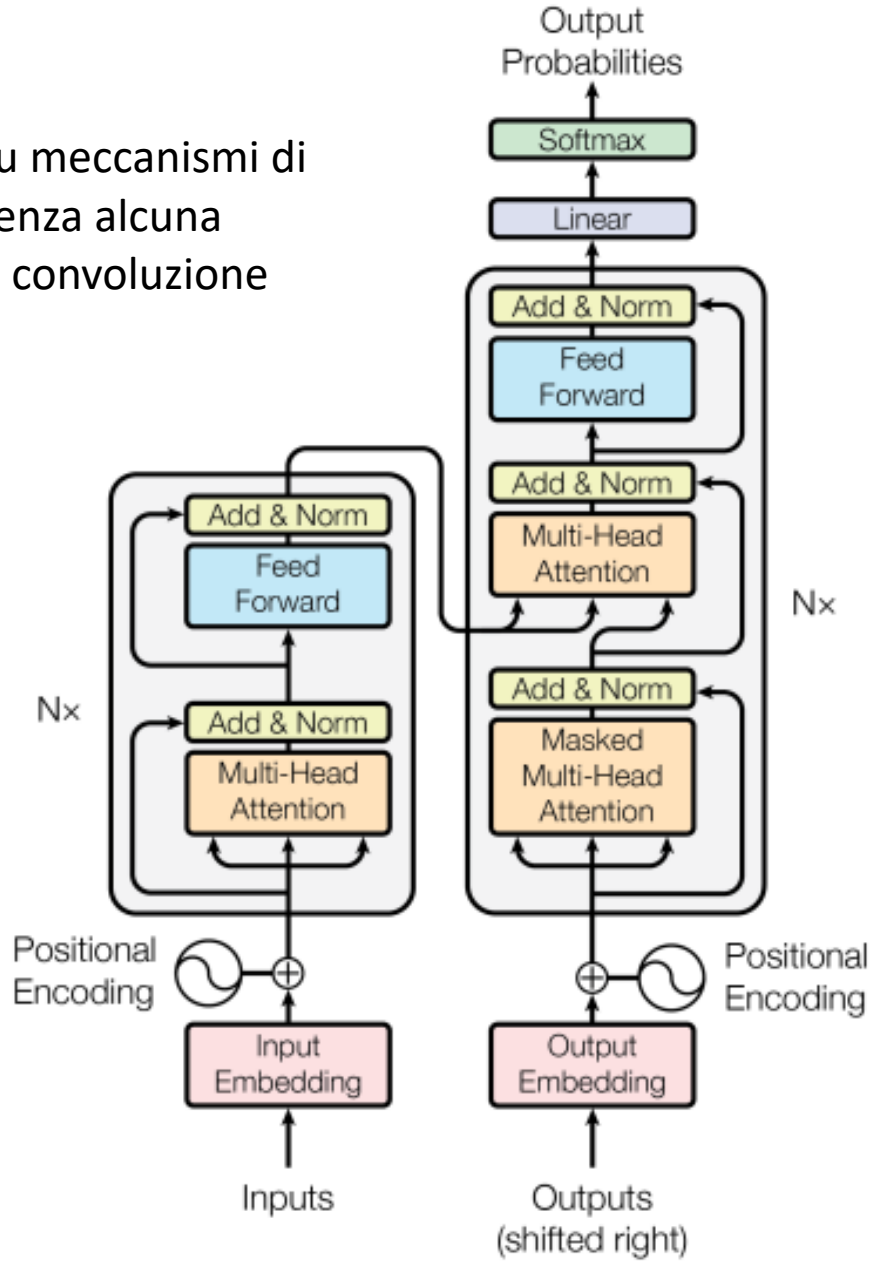


Figure 1: The Transformer - model architecture.

Nati dall'NLP (elaborazione del linguaggio naturale)
– traduzione automatica invece che parola per parola e frase per frase
– l'intero libro, con attenzione (segnalibri)
– ritrovare facilmente un paragrafo (come in una conversazione: che cosa è interessante?)

Auto-attenzione: modella le relazioni tra tutti gli elementi dell'input;
Attenzione multi-testa : apprendimento simultaneo di diversi tipi di relazione;
Eliminazione delle reti ricorrenti;
Elaborazione parallela;
Architettura Transformer.

Transformers

Vision Transformer (ViT)
Masked Autoencoder (MAE)
SatMAE
Prithvi
Clay
DOFA

Meccanismi di auto-attenzione per modellare sia le relazioni spaziali sia le traiettorie temporali su vasti paesaggi

Vegetazione secondaria individuata non solo dalla sua firma spettrale, ma anche perché:
- si trova in un'area già disboscata,
- è vicina ad altri frammenti in rigenerazione,
- evolve in modo coerente lungo una serie temporale di immagini.



È l'**integrazione del contesto spaziale e temporale** a rendere i Transformer particolarmente promettenti per il telerilevamento.

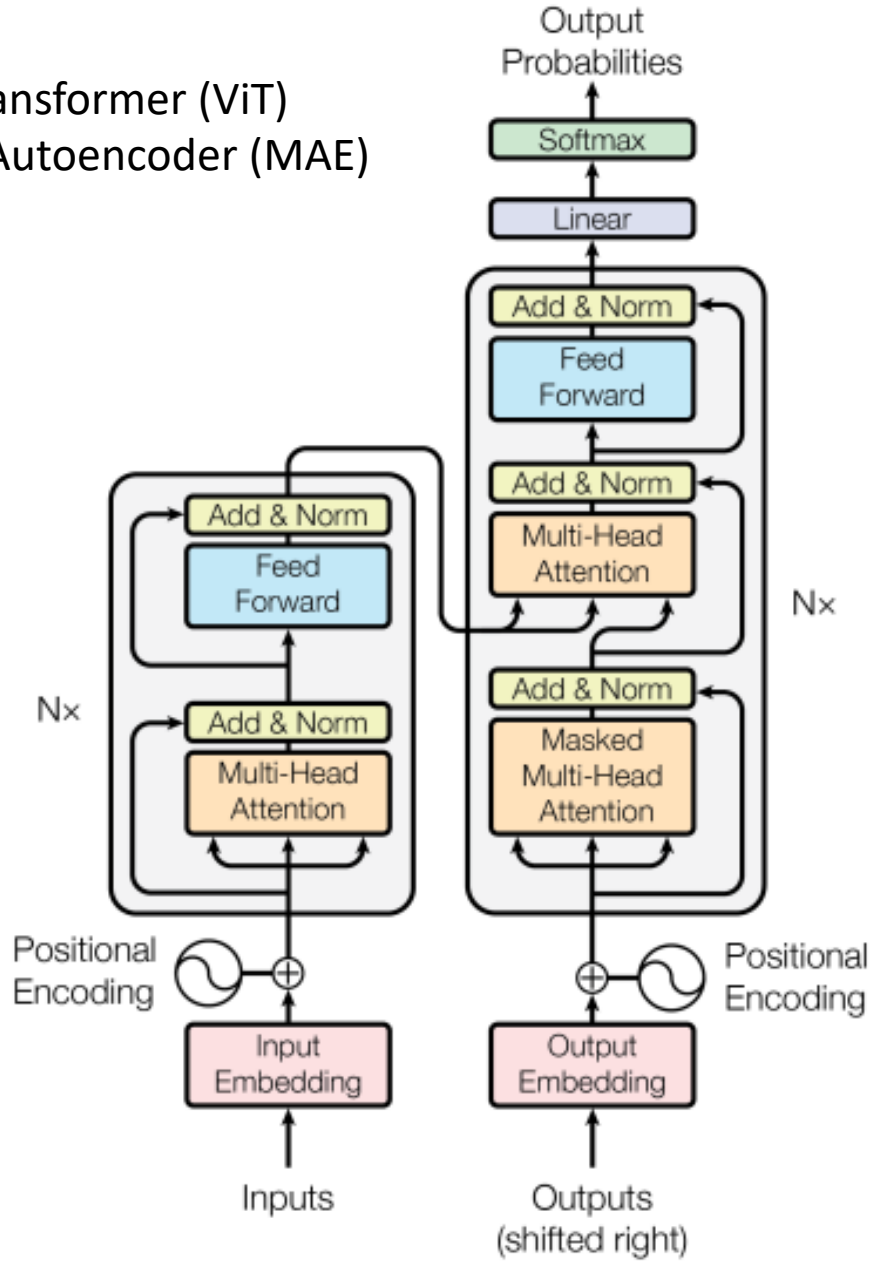
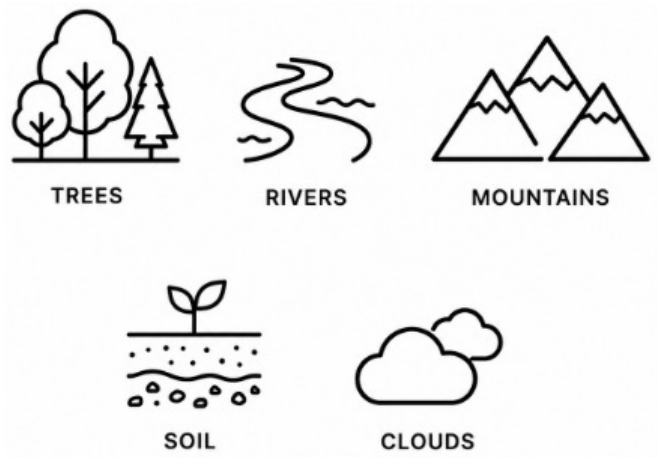


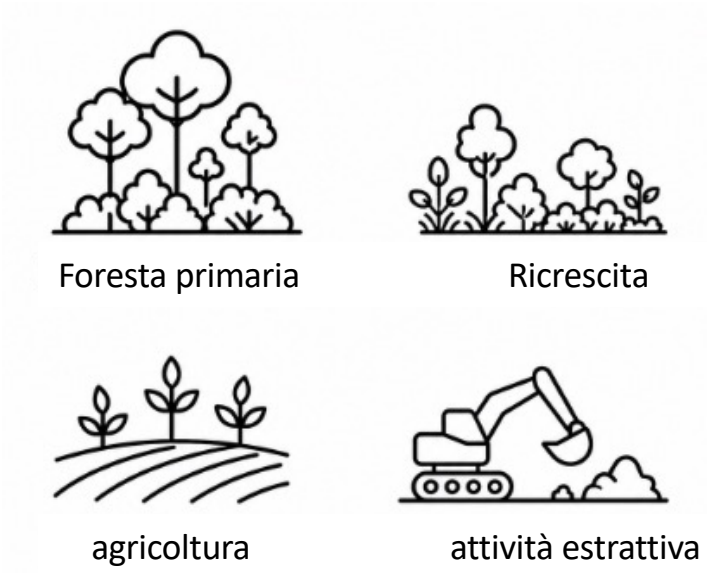
Figure 1: The Transformer - model architecture.

Modelli fondazionali

Università di Stanford:
On the Opportunities and Risks of Foundation Models
(Bommasani et al., 2021).

Un **Transformer** è un'**architettura** di rete neurale (il «motore»).
Un modello fondazionale (MF) è un **paradigma di addestramento** (un modo di costruire modelli generalisti adattabili a molti compiti a valle)



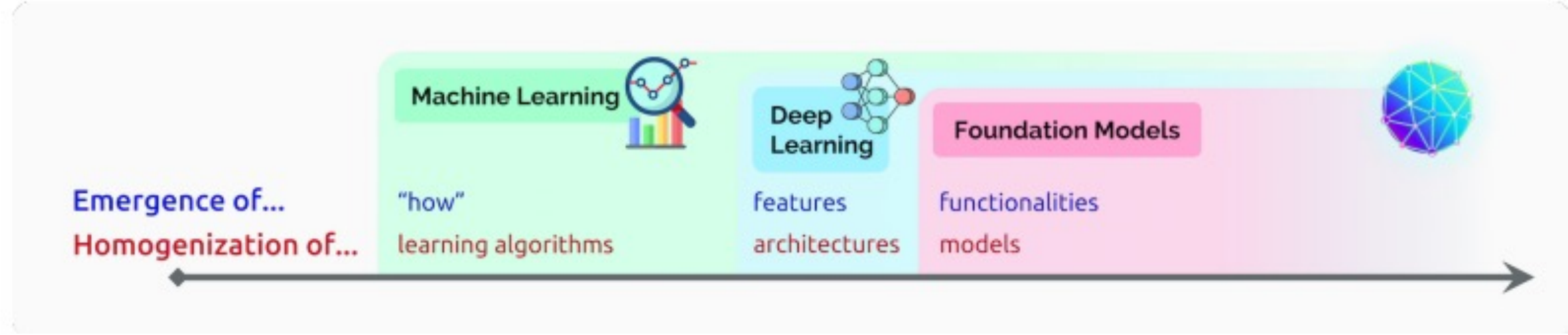


Pre-addestramento
Invece di insegnare direttamente al modello che «**questa è una foresta**»,
il modello apprende prima **concetti più fondamentali** come texture, schemi spaziali, relazioni spettrali, dinamiche temporali, forme degli oggetti e informazioni di contesto.
Poi il modello può essere specializzato per un'applicazione specifica.



Modelli fondazionali

Università di Stanford:
On the Opportunities and Risks of Foundation Models
(Bommasani et al., 2021).



«Come costruire un modello migliore per questo compito?»

«Come adattare al meglio un modello generalista per risolvere questo compito?»

Un cambio di paradigma nel modo di sviluppare i sistemi di IA

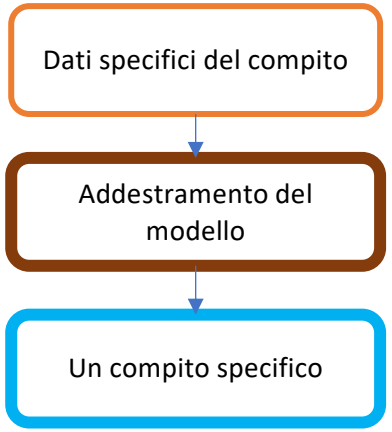


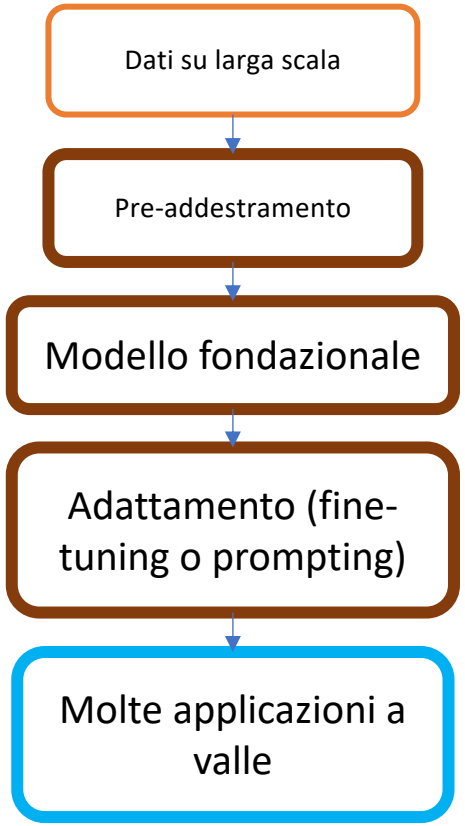
Modelli fondazionali

Università di Stanford:
On the Opportunities and Risks of Foundation Models
(Bommasani et al., 2021).

Un modello addestrato su dati vasti e diversificati, di solito tramite apprendimento auto-supervisionato su larga scala, adattabile a un'ampia varietà di compiti a valle.

Apprendimento auto-supervisionato





Vantaggi:

- Riutilizzo della conoscenza: un solo modello per diverse applicazioni.
- Minore dipendenza dai dati etichettati, grazie al pre-addestramento auto-supervisionato su larga scala.
- Prestazioni migliori rispetto ai modelli addestrati su dati specifici del compito.
- Trasferimento di conoscenza tra domini e applicazioni.

- Innovazione accelerata: i ricercatori possono concentrarsi sull'adattamento di modelli pre-addestrati invece di sviluppare nuovi modelli da zero.



Modelli fondazionali

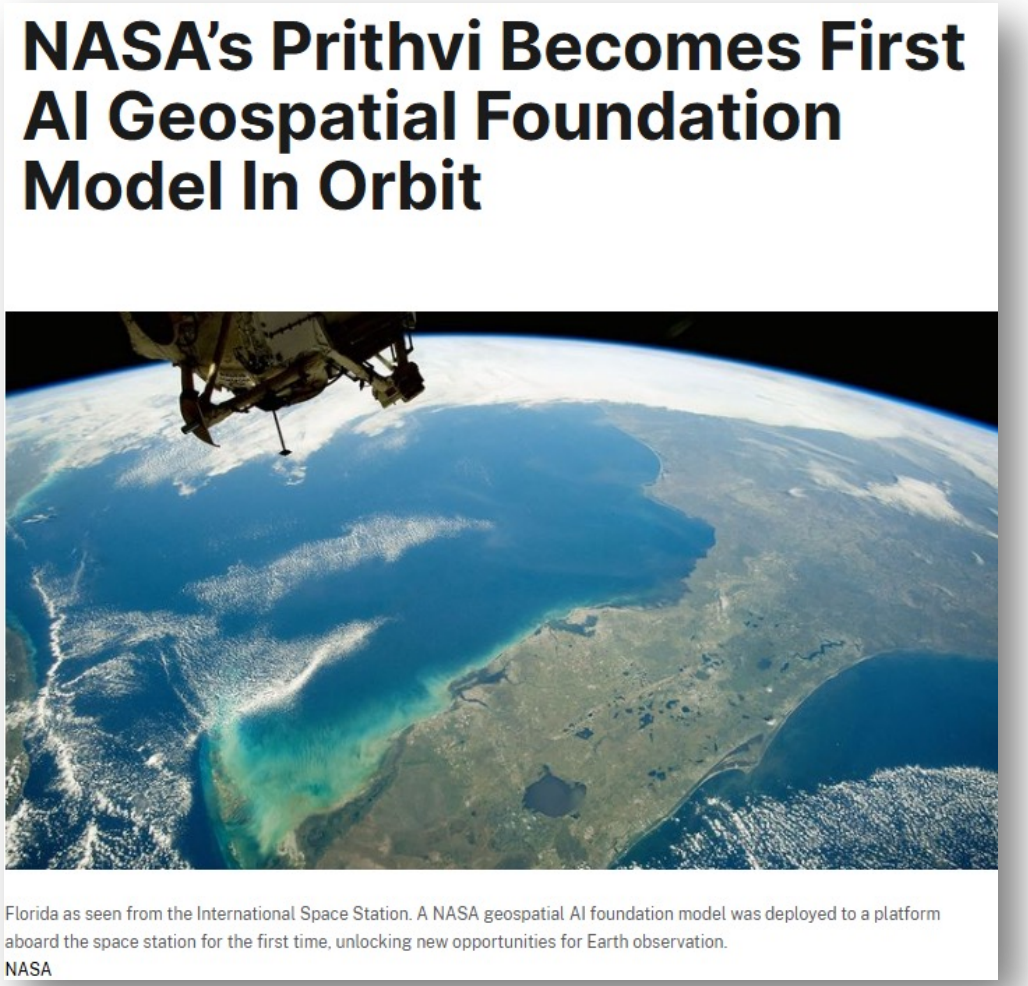
Sfide

1. **Elevato fabbisogno di dati e di calcolo**
   Addestramento

   Da milioni a miliardi di immagini
   Centinaia di milioni (o persino miliardi) di parametri
   Migliaia di GPU in funzione per settimane o mesi

   Poche istituzioni di ricerca possono addestrare un modello fondazionale da zero
   La maggior parte degli utenti usa modelli pre-addestrati pubblici e li affina per le proprie applicazioni.

Prithvi (NASA/IBM)
Modello fondazionale Clay
SatMAE
CROMA
DOFA
AnySat



https://science.nasa.gov/science-research/ai-foundation-model-in-orbit/

Modelli fondazionali

Sfide

2. Generalizzazione limitata - Non generalizzano perfettamente



Un modello pre-addestrato su
- paesaggi agricoli statunitensi,
- città europee,
- foreste boreali,



può funzionare male se applicato a
Amazzonia,
savana africana,
foreste della Nuova Zelanda

Gli ecosistemi differiscono per:
composizione d
specie,
clima,
caratteristiche
sensori,
fenologia,
struttura della vegetazione.

Per questo, buone prestazioni richiedono spesso ancora
- fine-tuning,
- adattamento di dominio,
- dati di addestramento raccolti localmente.



Modelli fondazionali

Sfide

3. Dipendenza dai dati di pre-addestramento - dipende dalla diversità del dataset di pre-addestramento.

Oggi i dataset pubblici contengono relativamente poche informazioni su:

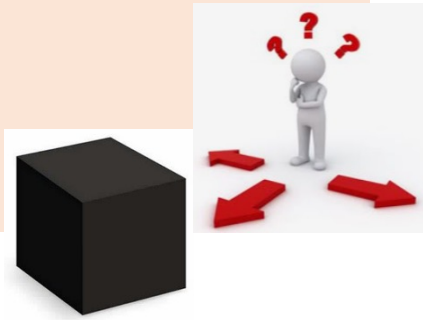
foreste tropicali,
foreste secondarie,
degrado forestale,
gestione forestale,
danni da incendio nelle diverse fasi di recupero.

4. Interpretabilità limitata – «scatole nere».

Non sanno rispondere a domande sul contributo o sull'importanza delle variabili

Questa mancanza di trasparenza complica

- la validazione scientifica,
- la spiegabilità dei modelli,
- la fiducia operativa.





Modelli fondazionali

Sfide

5. Elevato costo computazionale in inferenza - esigenti dal punto di vista del calcolo, anche dopo l'addestramento.

Limiti:

Elevato fabbisogno di memoria GPU,
inferenza lenta,
costi elevati di cloud computing,
scalabilità limitata per i sistemi operativi.

Alcuni modelli attuali hanno centinaia di milioni di parametri, il che rende costosa la messa in opera a livello nazionale.

6. Generalizzazione tra sensori – pre-addestramento di base

Molti modelli fondazionali sono pre-addestrati su

- Sentinel-2,
- Landsat,
- immagini RGB.

Il monitoraggio forestale si basa su

- Sentinel-1 SAR,
- LiDAR,
- GEDI,
- immagini Planet,
- CBERS,
- immagini iperspettrali.

6. La modellazione delle serie temporali resta difficile

Pochi modelli fondazionali sfruttano oggi efficacemente le lunghe serie temporali di immagini satellitari (AnySat, Prithvi)

Serve uno sviluppo attivo.

Frontiere della ricerca nel monitoraggio forestale con l'IA



L’IA per i compiti di monitoraggio forestale

Compito	Principali metodi di IA
Mappatura forestale e classificazione della copertura del suolo	Foreste casuali, SVM, CNN, Vision Transformer
Rilevamento della deforestazione	CNN, U-Net, reti siamesi, Transformer
Monitoraggio del degrado forestale	CNN, CNN temporali, LSTM, Vision Transformer
Recupero e rigenerazione forestale	LSTM, GRU, Transformer temporali
Stima di biomassa e carbonio	Foreste casuali, gradient boosting, reti neurali profonde
Rilevamento di singoli alberi e caratterizzazione della chioma	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Disturbi forestali e rilevamento dei cambiamenti	CNN siamesi, BIT, ChangeStar, Vision Transformer
Valutazione degli incendi boschivi	CNNs, DeepLab, Transformers
Monitoraggio forestale quasi in tempo reale	Transformer temporali, apprendimento auto-supervisionato, modelli fondazionali
Analisi geospaziale generalista	Modelli fondazionali, IA multimodale

Classificazione delle specie arboree

scientific reports

Manacá da Serra

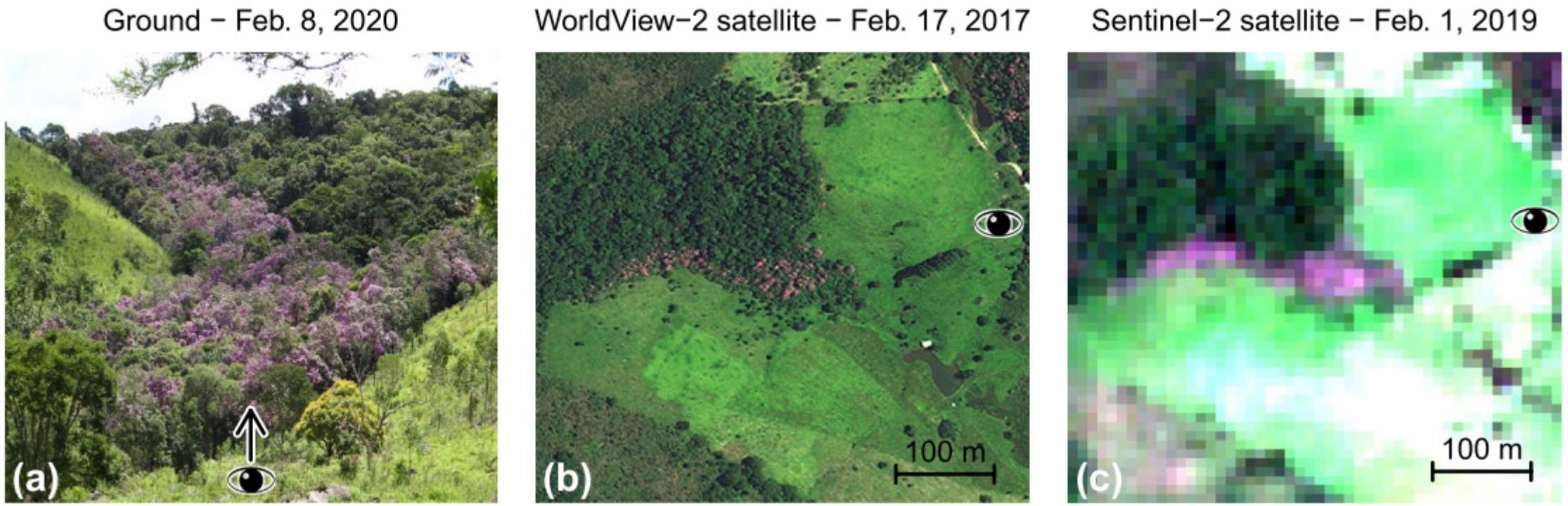


OPEN

The flowering of Atlantic Forest *Pleroma* trees

Fabien H. Wagner

Wagner (2021)



https://agencia.fapesp.br/biologist-uses-satellite-imagery-and-ai-to-map-glory-trees-in-brazils-atlantic-rainforest/37886

https://doi.org/10.1038/s41598-021-99304-x

scientific reports Wagner (2021)



OPEN

The flowering of Atlantic Forest *Pleroma* trees

Fabien H. Wagner

Il deep learning (CNN) con serie temporali Sentinel-2 (33.798 immagini) può mappare i generi di alberi in fiore su scala di bioma.

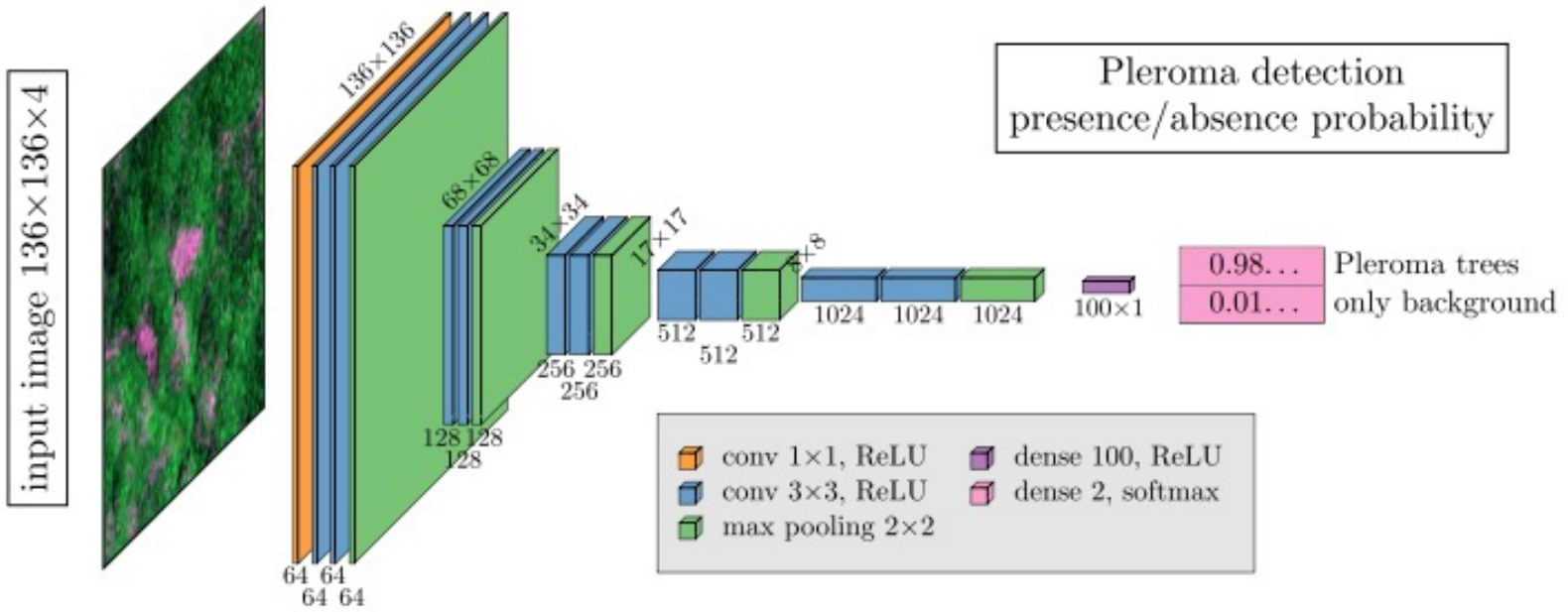


Figure 13. Architecture of the *Pleroma* blossom detection model.

https://agencia.fapesp.br/biologist-uses-satellite-imagery-and-ai-to-map-glory-trees-in-brazils-atlantic-rainforest/37886

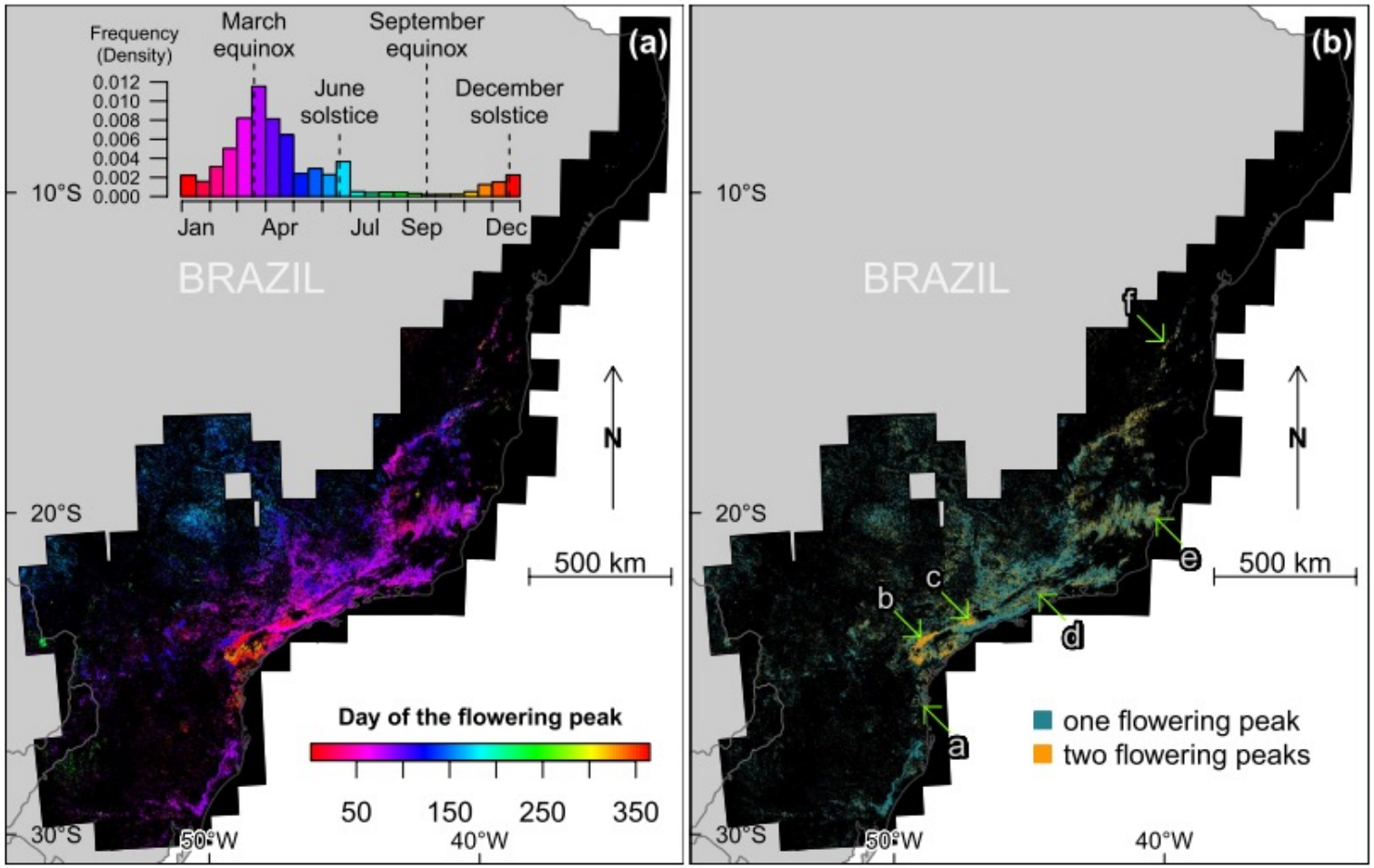
https://doi.org/10.1038/s41598-021-99304-x

scientific reports Wagner (2021)

OPEN

The flowering of Atlantic Forest *Pleroma* trees

Fabien H. Wagner



comportamento biologico stagionale



eventi fenologici (fioritura)

caratteristiche molto discriminanti per la mappatura delle specie con il deep learning

usando immagini Sentinel-2 gratuite

https://doi.org/10.1038/s41598-021-99304-x

Taher et al. (2026)

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 233 (2026) 278–309

Contents lists available at ScienceDirect

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

journal homepage: www.elsevier.com/locate/isprsjprs

Multispectral airborne laser scanning for tree species classification: A benchmark of machine learning and deep learning algorithms



Fig. 1. (a) The Espoonlahti study area is located in southern Finland. (b) Orthophoto of the Espoonlahti study area together with collected tree segments colored by the species in the reference dataset. The coverage of the HeliALS data is shown with the light blue line. Areas A and B are separated by the orange line. (c) A close-up of the orthophoto shown in (b). (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

Classificazione delle specie arboree

Creare il **più grande benchmark** per la classificazione delle **specie arboree** con **laser scanning aereo (ALS)** multispettrale e valutare le prestazioni di algoritmi di **ML** e **DL** all'avanguardia.

Dataset

- 6.326 alberi etichettati singolarmente
- 9 specie arboree
- Due dataset ALS multispettrali con diverse densità di punti

Algoritmi confrontati

- **Machine learning:** Random Forest, XGBoost, LightGBM, MLP
- **Deep learning:** PointNet++, PointMLP, **Point Transformer**, DetailView

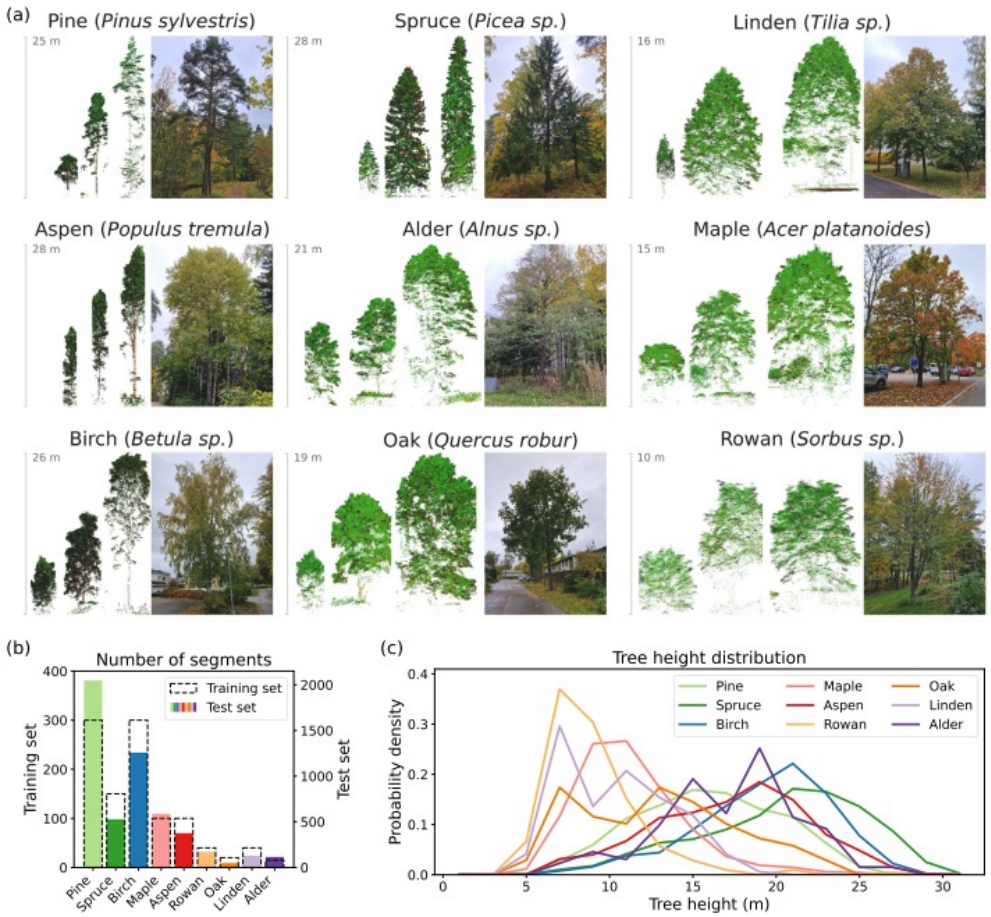
Taher et al. (2026)

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 233 (2026) 278–309

Contents lists available at ScienceDirect

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

journal homepage: www.elsevier.com/locate/isprsjprs



Confronto delle prestazioni

- **Point Transformer** ha ottenuto la migliore accuratezza di classificazione (**~92% di accuratezza complessiva**).
- Il deep learning ha superato sistematicamente il machine learning tradizionale.
- L'informazione multispettrale ha migliorato nettamente l'accuratezza rispetto alla sola geometria.
- I guadagni sono stati particolarmente evidenti per:
  - nuvole di punti rade
  - dataset di addestramento più grandi
  - specie difficili da distinguere

Taher et al. (2026)

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 233 (2026) 278–309

Contents lists available at ScienceDirect

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

journal homepage: www.elsevier.com/locate/isprsjprs

Multispectral airborne laser scanning for tree species classification: A benchmark of machine learning and deep learning algorithms

Classificazione delle specie arboree

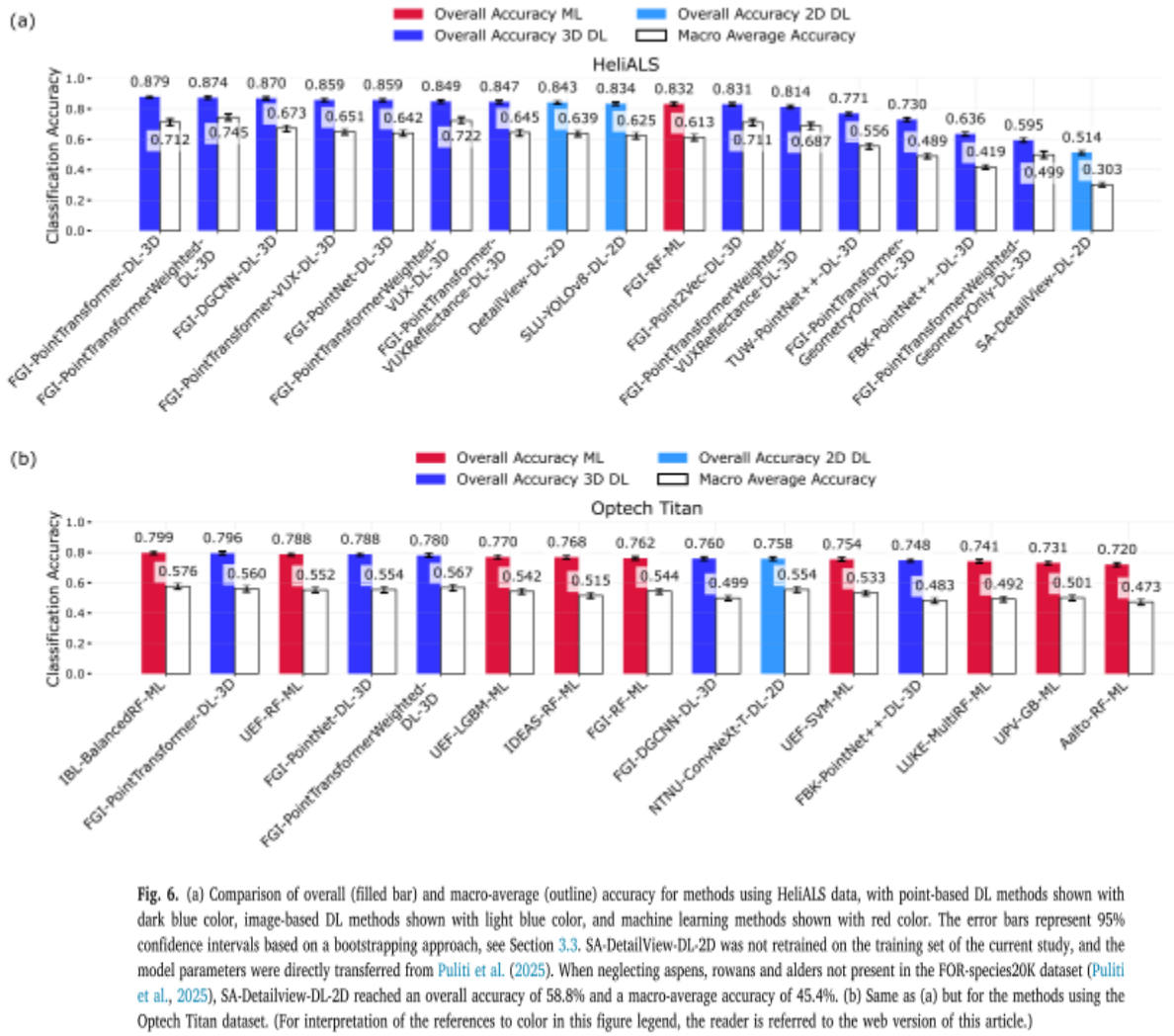


Fig. 6. (a) Comparison of overall (filled bar) and macro-average (outline) accuracy for methods using HeliALS data, with point-based DL methods shown with dark blue color, image-based DL methods shown with light blue color, and machine learning methods shown with red color. The error bars represent 95% confidence intervals based on a bootstrapping approach, see Section 3.3. SA-DetailView-DL-2D was not retrained on the training set of the current study, and the model parameters were directly transferred from Puliti et al. (2025). When neglecting aspens, rowans and alders not present in the FOR-species20K dataset (Puliti et al., 2025), SA-Detailview-DL-2D reached an overall accuracy of 58.8% and a macro-average accuracy of 45.4%. (b) Same as (a) but for the methods using the Optech Titan dataset. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

Contributi principali

- Primo benchmark completo che confronta ML e DL per la classificazione delle specie arboree con ALS multispettrale.
- Ha dimostrato la superiorità dei **modelli basati su Transformer** rispetto agli approcci tradizionali.
- Ha confermato l'importanza di combinare informazioni **strutturali 3D** e **spettrali** (per l'addestramento).
- Fornisce un **dataset di benchmark aperto**, a supporto della ricerca riproducibile e dello sviluppo di metodi di IA di nuova generazione per il monitoraggio forestale.

Valutazione degli incendi boschivi

Valutazione degli incendi boschivi

Article

Explainable AI-Driven Wildfire Prediction in Australia: SHAP and Feature Importance to Identify Environmental Drivers in the Age of Climate Change

Zina Abohaia [1,*], Abeer Elkhouly [2,*], May El Barachi [1] and Obada Al-Khatib [2]

Obiettivo

- Sviluppare un **framework di machine learning interpretabile** per prevedere le caratteristiche degli incendi nelle diverse regioni climatiche dell'Australia.
- Individuare i **fattori ambientali** del comportamento del fuoco con l'**IA spiegabile (XAI)**.

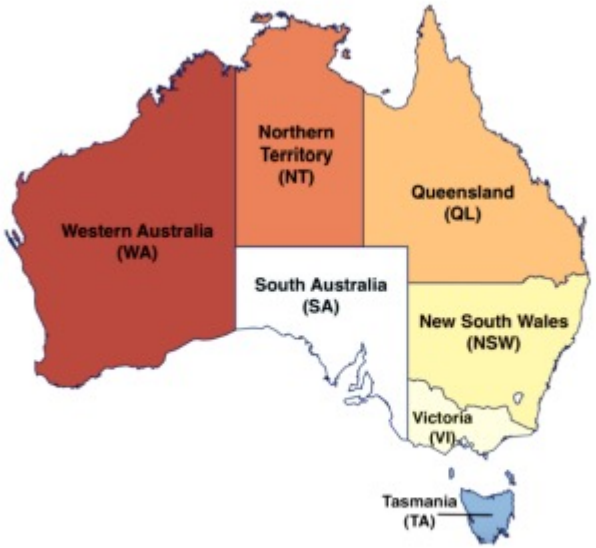


Figure 1. Study area: the seven Australian regions.

Metodologia

Area di studio: sette regioni australiane (2005-2021).

Dati di input:

- Variabili climatiche ERA5 (temperatura, precipitazioni, umidità, velocità del vento, umidità del suolo, radiazione solare)
- Prodotti MODIS sui fuochi attivi

Variabili di incendio previste:

- Area dell'incendio (FA)
- Temperatura di brillanza dell'incendio (FBT)
- Potenza radiativa del fuoco (FRP)

Modelli di machine learning:

- Regressione Lasso
- Random Forest
- LightGBM
- XGBoost

Spiegabilità:

- SHAP (SHapley Additive e
- Analisi dell'importanza d
  ciascuna.

Innovazione

Elevate prestazioni predittive con **interpretabilità del modello** individuazione dei processi fisici che controllano l'insorgenza e l'intensità degli incendi.

Valutazione degli incendi boschivi

Article

Explainable AI-Driven Wildfire Prediction in Australia: SHAP and Feature Importance to Identify Environmental Drivers in the Age of Climate Change

Risultati principali
Umidità del suolo, radiazione solare, precipitazioni e umidità relativa sono i principali predittori degli incendi.

La variabilità climatica e le condizioni estreme (varianza, minimi e massimi) sono **più informative delle medie di lungo periodo**.

L'importanza dei predittori varia tra le zone climatiche australiane:

- **Regioni aride:** il Lasso coglie bene le relazioni lineari.
- **Regioni tropicali:** gli ensemble di alberi (LightGBM, Random Forest, XGBoost) rappresentano meglio le interazioni non lineari complesse.

Migliori prestazioni predittive:

- **Area dell'incendio:** Tasmania (LightGBM)
- **Potenza radiativa del fuoco:** Queensland (Lasso)

Potenza radiativa del fuoco

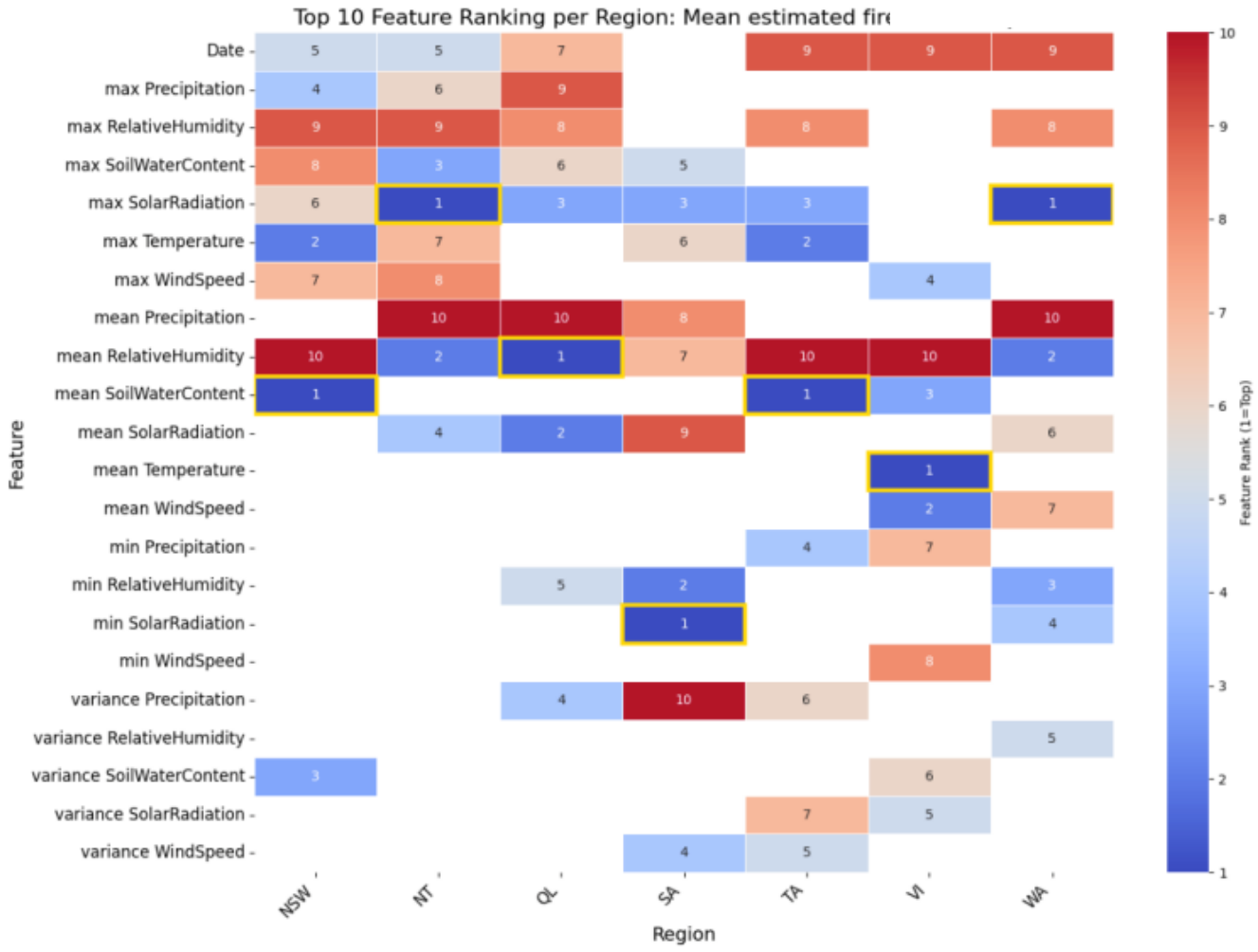


Figure 5. Top 10 features for each region's best model in predicting FRP, with 1 = Most Important to 10 = Least Important, and the yellow outline highlighting the top feature for that region.

fire Abohaia et al. (2023) MDPI

Article

Explainable AI-Driven Wildfire Prediction in Australia: SHAP and Feature Importance to Identify Environmental Drivers in the Age of Climate Change



Conclusioni chiave

Il comportamento del fuoco segue un processo gerarchico:

- **Lo stress ambientale di lungo periodo** (esaurimento dell'umidità del suolo + radiazione solare) determina il potenziale d'incendio.

- **La variabilità meteorologica di breve periodo** (umidità, temperatura, vento) controlla innesco e propagazione.

L'IA spiegabile fornisce informazioni trasparenti per una **gestione degli incendi adattata a ogni regione**, a supporto dell'adattamento climatico e delle decisioni operative.

I lavori futuri dovrebbero integrare **modelli fondazionali, transformer, IA generativa e fusione di dati multi-fonte** per la previsione degli incendi in tempo reale.

forests Shahid et al. (2023) MDPI

Article

Forest Fire Segmentation via Temporal Transformer from Aerial Images

Mohammad Shahid [1], Shang-Fu Chen [1], Yu-Ling Hsu [2], Yung-Yao Chen [3], Yi-Ling Chen [1] and Kai-Lung Hua [1,*]

Obiettivo

Sviluppare un **modello efficiente di segmentazione degli incendi in tempo reale** per la sorveglianza video da drone.

Superare i limiti dei metodi basati su **CNN**, che spesso non colgono l'informazione **temporale** né localizzano con precisione i **confini del fuoco**.

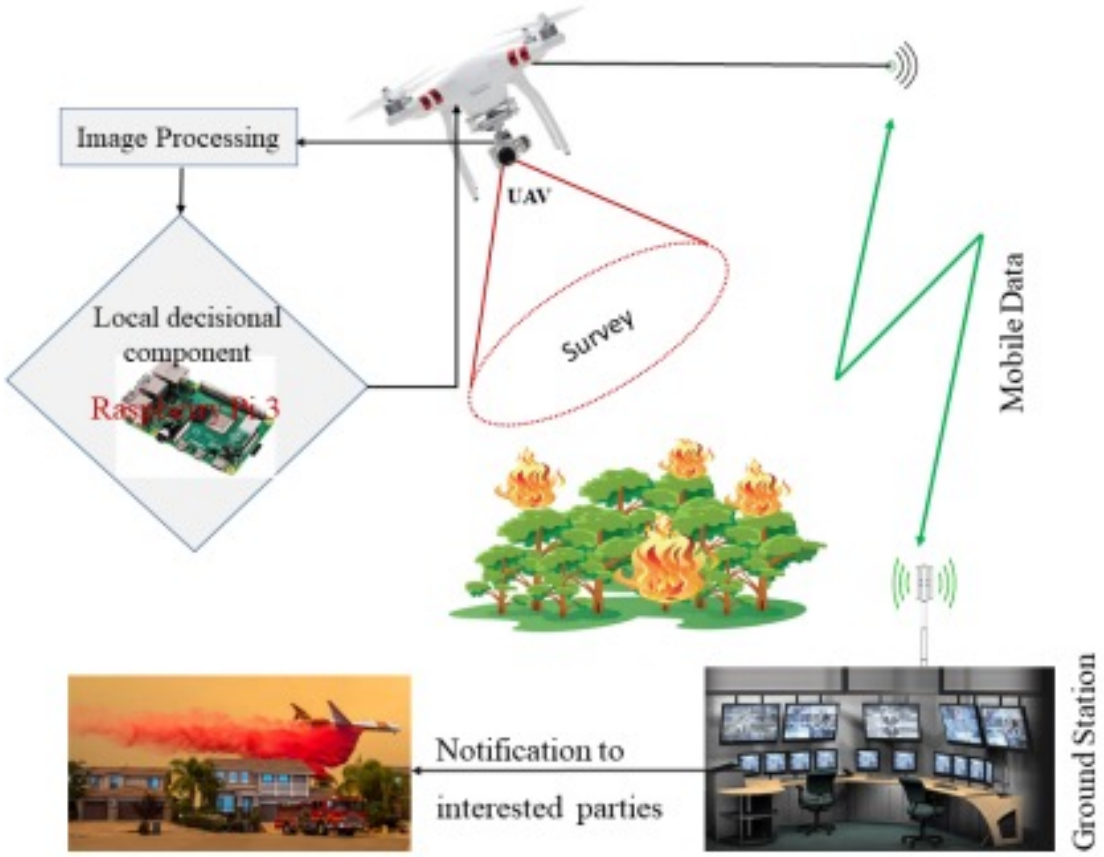


Figure 1. A conceptual model for early forest fire detection.

forests Shahid et al. (2023) MDPI

Article

Forest Fire Segmentation via Temporal Transformer from Aerial Images

Mohammad Shahid [1], Shang-Fu Chen [1], Yu-Ling Hsu [2], Yung-Yao Chen [3], Yi-Ling Chen [1] and Kai-Lung Hua [1,*]

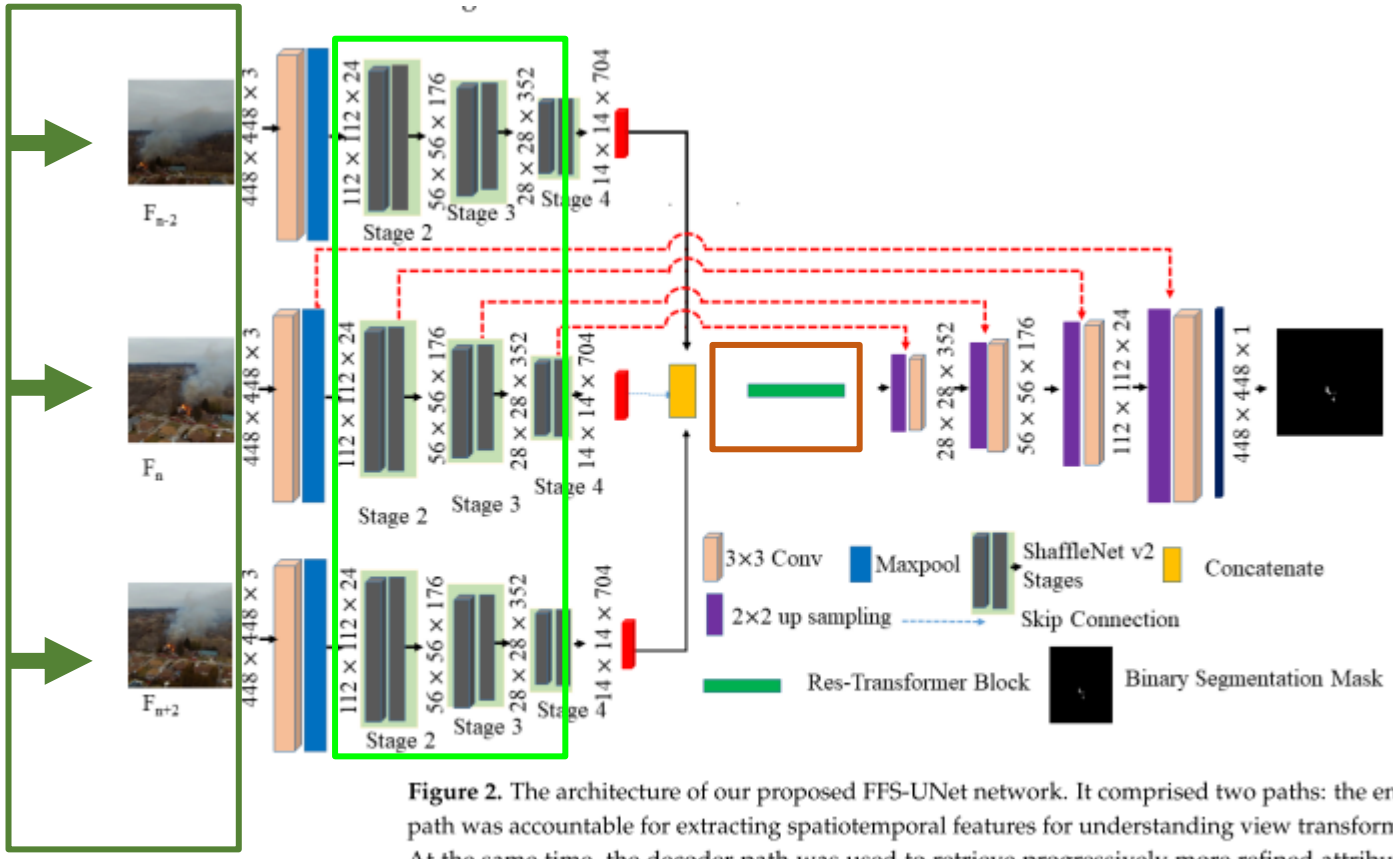


Figure 2. The architecture of our proposed FFS-UNet network. It comprised two paths: the encoder path was accountable for extracting spatiotemporal features for understanding view transformation. At the same time, the decoder path was used to retrieve progressively more refined attributes by combining information from the peer-encoder path.

Metodo proposto: FFS-UNet

Nuova architettura **UNet + Vision Transformer (ViT)** per la segmentazione semantica del fuoco.

Tre rami di encoder in parallelo elaborano tre fotogrammi consecutivi del drone (Fn−2, Fn, Fn+2) per apprendere **informazioni spaziali e temporali**.

Il modulo Transformer modella **dipendenze temporali a lungo raggio**, distinguendo meglio il fuoco da oggetti visivamente simili.

Una backbone leggera **ShuffleNetV2** riduce il costo di calcolo, rendendo il modello adatto a **dispositivi edge e droni**.

Una loss combinata **Dice + entropia incrociata binaria** migliora la segmentazione con classi sbilanciate.

forests Shahid et al. (2023) MDPI

Article

Forest Fire Segmentation via Temporal Transformer from Aerial Images

Mohammad Shahid [1], Shang-Fu Chen [1], Yu-Ling Hsu [2], Yung-Yao Chen [3],



Risultati e contributi principali

Prestazioni

Ha raggiunto **prestazioni allo stato dell'arte** sui dataset di incendi ripresi da drone:
(**IoU:** 86,8%; **precisione:** 96,3%, **recall:** 94,0%, **F1:** 95,1%, **accuratezza:** 97,9%)

Vantaggi

Ha superato **UNet, DeepLabV3+, TransUNet, Swin-UNet, SegFormer e STNet+DenseFire**.

Localizzazione del fuoco più precisa e con meno falsi positivi, soprattutto in scene difficili (fumo, ombre, sfondi affollati).

Ha mostrato una forte **generalizzazione** sul dataset indipendente Corsican Fire.

Robusto rispetto al degrado delle immagini (nebbia, rumore gaussiano e mosso).

Implementazione leggera (**14,2 milioni di parametri**) a **66 FPS**, che consente il **funzionamento in tempo reale su drone**.

L'informazione temporale è cruciale per rilevare gli incendi.

Integrare i **Vision Transformer** con **UNet** rende la segmentazion del fuoco più affidabile delle CNN su immagine singola, offrend una soluzione pratica per la **sorveglianza degli incendi in tempo reale e l'allerta precoce**.

Uno dei primi esempi che combinano **Vision Transformer** e **segmentazione semantica** per il **rilevamento degli incendi**

Innovazione: l'uso del **contesto temporale dei video da drone**, invece della classificazione o segmentazione di immagini singole.

INPE Programa Queimadas

Il PROGRAMMA QUEIMADAS dell'INPE studia, sviluppa, gestisce e diffonde sistemi di dati e informazione per il monitoraggio degli incendi della vegetazione via satellite.

FOCOLAI ATTIVI

Mostra dove si trovano i fuochi attivi quasi in tempo reale con le immagini satellitari.

AREA BRUCIATA

Determina l'estensione della vegetazione colpita dal fuoco.

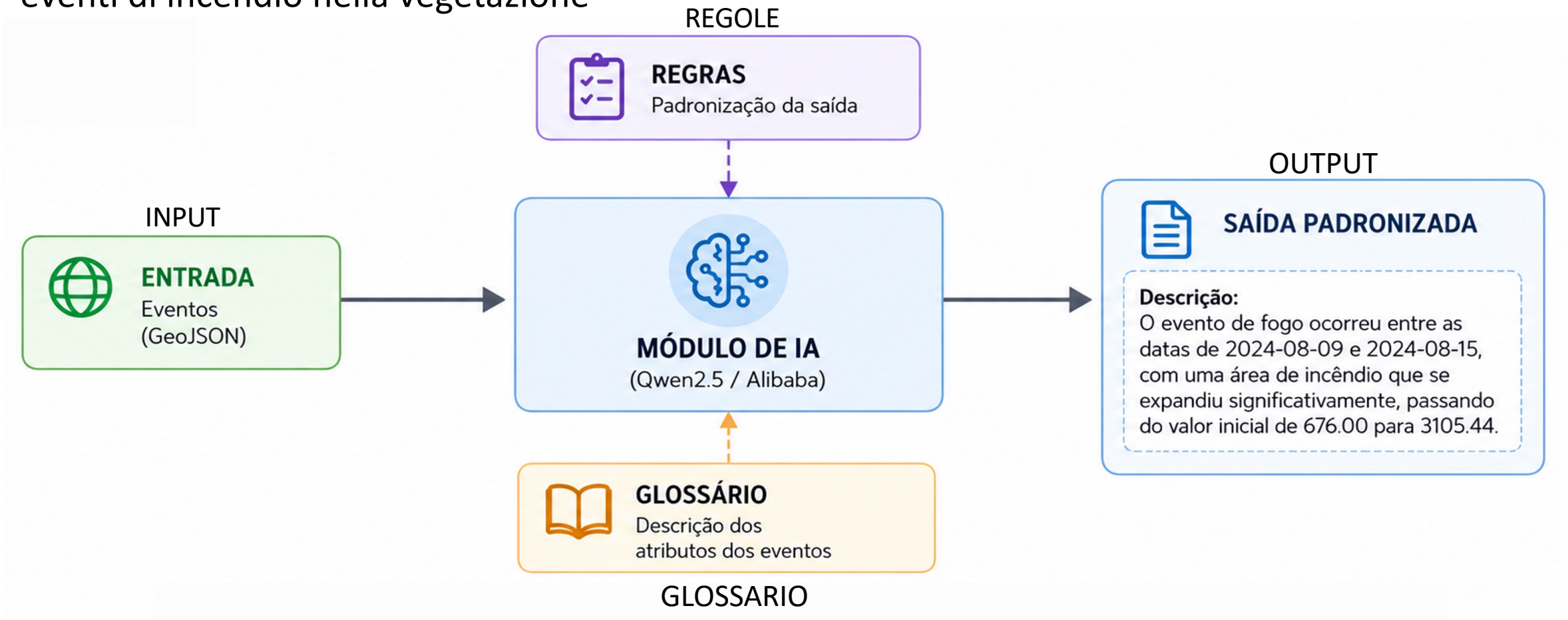
RISCHIO DI INCENDIO

Previsione del rischio di incendio della vegetazione sulla base di dati meteorologici.



L'IA per caratterizzare gli incendi: **Descreve Fogo**

Generazione di un testo consolidato che integra i dati per descrivere regioni o eventi di incendio nella vegetazione



L'IA per caratterizzare gli incendi: **Descreve Fogo**

Esempi di informazioni generate da **DescrEVE**

Descrição situação atual do município de CAXIAS-MA

Na data de **15/10/2025**, o município de Caxias obteve **7 eventos** de fogo, sendo o **1º maior registrado** para o histórico do período, representando **1,4%** dos eventos do Maranhão, que teve **503 eventos**. A média FRP foi de **51,71 MW**. O maior evento em área de Caxias teve um acumulado de **12.427,93 hectares**.

Descrição do evento mais significativo do município

Local:	Classificação:	Período:	Área acumulada afetada:
Assentamento Pa Engenho Dgua	**Incêndio**	**17/08/2025 a 15/10/2025 (60 dias)**	**12.427,93 ha**

- É registrada uma sequência de **19 dias** sem precipitação, contribuindo para a senescência/envelhecimento da vegetação e aumentando a probabilidade de continuidade do evento.
- O evento apresenta **91 frentes** de fogo ativas ao longo do período monitorado.
- A análise da progressão do evento demonstra que a área afetada apresenta um acréscimo de **1.791,35 hectares** desde a última atualização.
- Comparando-se com a amplitude histórica de expansão da área para este evento, observa-se que a variação permanece dentro da faixa de **99,97 a 12.427,93 hectares**.
- O evento é o maior evento em quantidade de frente, maior evento em duração e maior evento em área acumulada para a data de **17/08/2025** no Assentamento Pa Engenho Dgua.

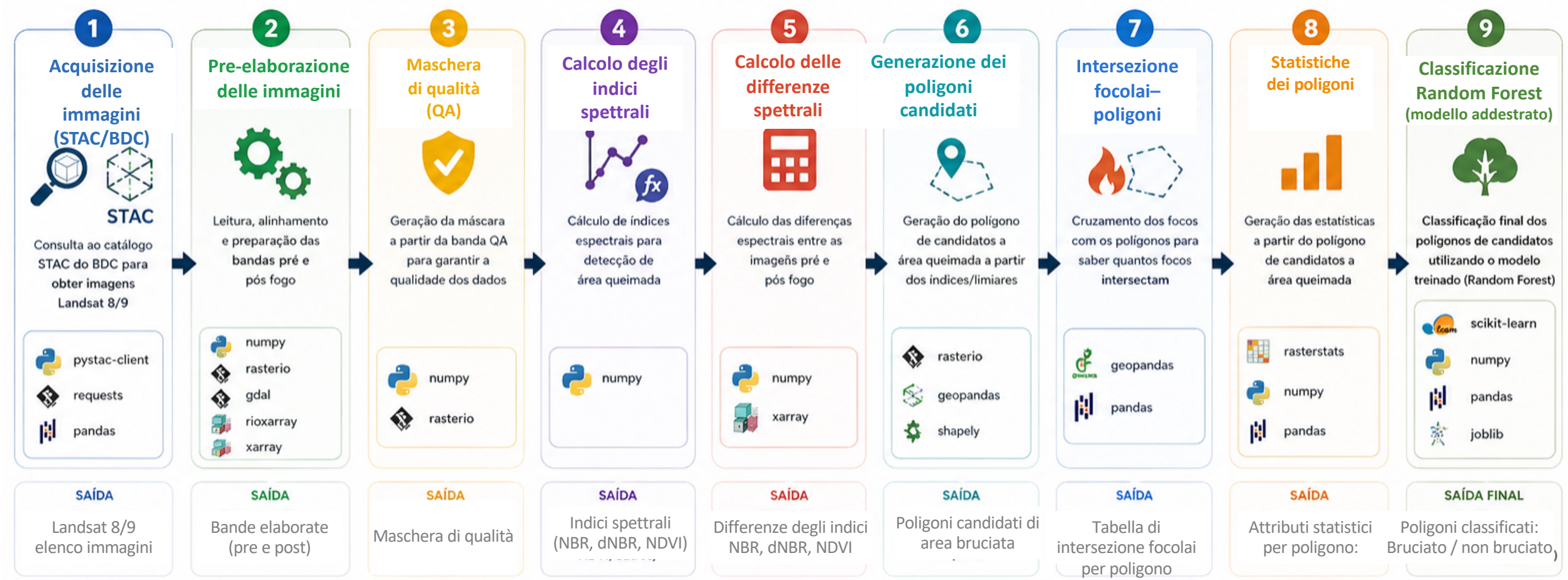
Quantidade de frentes
91 frentes
Média na região: **48** frentes
Posicionado entre os **100%** maiores

Duração do evento
60 dias
Média na região: **32** dias
Posicionado entre os **100%** que duram mais tempo

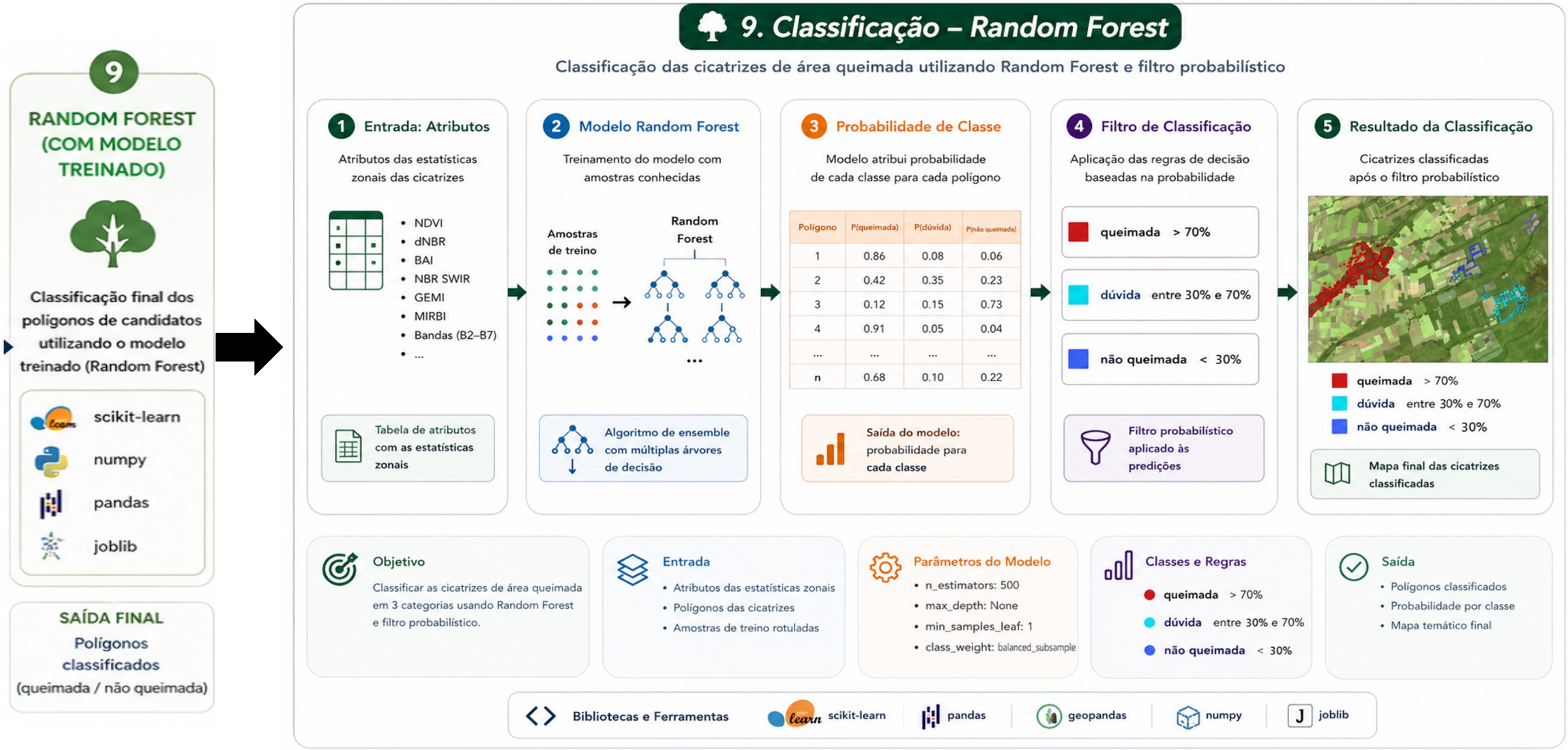
Área afetada
12.427,93 ha
Média na região: **7.177,11** ha
Posicionado entre os **100,0%** que afetam as maiores áreas

Resumo geral
Este evento apresenta atividade acima do normal para a região em todos os aspectos analisados, destacando-se como um evento extremo em frentes de fogo, duração e área afetada.

MAPIA30M – Aree bruciate nel BDC



Metodologia di controllo qualità dei dati messi a disposizione degli utenti.





IA-FogoBio

Instituto Federal do Amazonas (IFAM)



Foto: CARL DE SOUZA/AFP

Reti neurali LSTM (Long Short-Term Memory), reti convoluzionali e Random Forest

Storico degli incendi degli ultimi 20 anni, vegetazione, tipo di suolo e condizioni ambientali aree a maggior rischio di incendio.

Aree a rischio (7-14 giorni) e allerte (6 ore)

Ibama / ICMBio Tempo per pianificare l'impiego di squadre antincendio, attrezzature e percorsi di prevenzione

Monitora il 100% delle terre indigene, unità di conservazione e territori quilombola del bioma amazzonico

Finanziato da Google.org con 1,9 milioni di reais

Polo di innovazione dell'IFAM / Centro di gestione e operazioni del Sistema di protezione dell'Amazzonia (Censipam)

https://18horas.com.br/noticias/ia-desenvolvida-no-instituto-federal-do-amazonas-promete-prever-queimadas-na-amazonia-com-ate-14-dias-de-antecedencia/

Stima di biomassa e carbonio

Biomassa e carbonio: evoluzione

La biomassa epigea (AGB), variabile climatica essenziale

La stima della biomassa forestale è passata da modelli empirici locali ad approcci globali basati sull'IA che integrano telerilevamento e osservazioni sul campo.

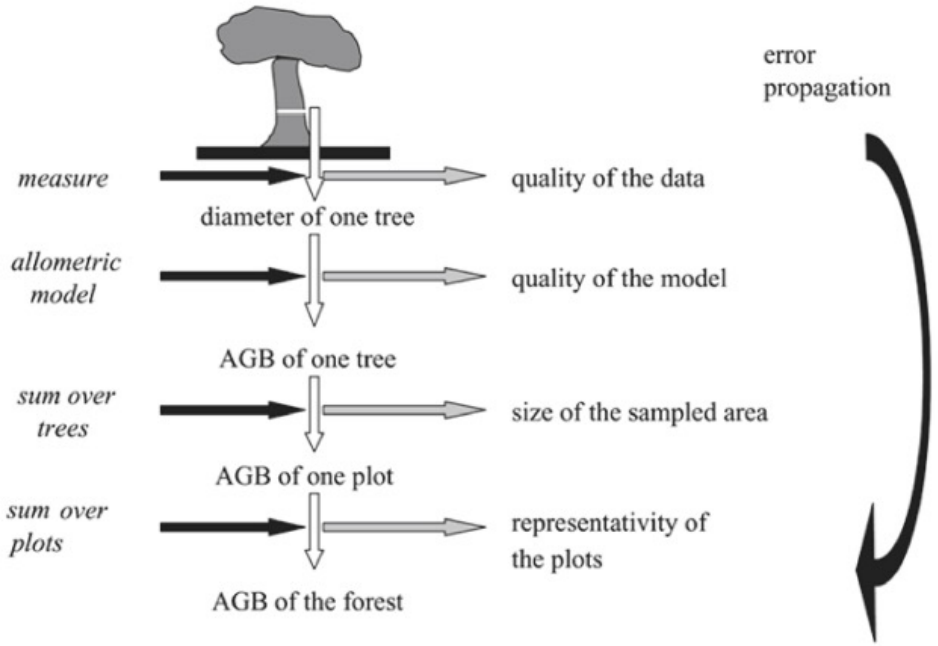


Fig. 1. Procedure for biomass estimation in plots and its error propagation (Rodríguez et al., 2017).

Trees, Forests and People 22 (2025) 101057

Contents lists available at ScienceDirect

Trees, Forests and People

journal homepage: www.sciencedirect.com/journal/trees-forests-and-people

Quantifying forest above ground biomass: a critical review of methods, challenges, and opportunities

Fortunate Kemigyisha [a,*], Evet Naturinda [b], Emmanuel Omia [a], Jackline Aboth [a], Denis Mutiibwa [c], Isa Kabenge [a], Anthony Gidudu [b], Nicholas Kiggundu [a]

[a] Department of Agricultural and Biosystems Engineering, Makerere University, P.O. Box 7062, Kampala, Uganda
[b] Department of Geomatics and Land Management, Makerere University, P.O. Box 7062, Kampala, Uganda
[c] 1410 Montello Ave NE #2 Washington DC, 20002, USA

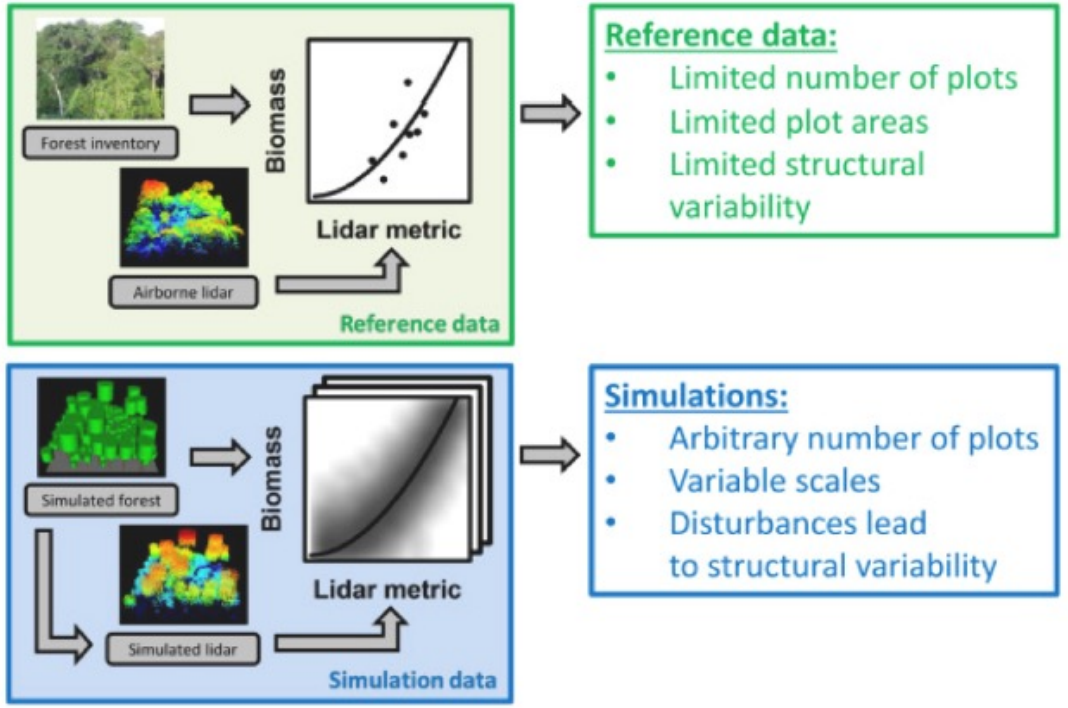


Fig. 2. Use of LiDAR data for biomass estimation (Knapp et al., 2018).

Biomassa e carbonio: evoluzione

Inventari forestali → telerilevamento → intelligenza artificiale

Variabili ambientali e biomassa:
ML (Random Forest, SVM, reti neurali artificiali) e DL superano i metodi statistici convenzionali.

Trees, Forests and People 22 (2025) 101057

Contents lists available at ScienceDirect

Trees, Forests and People

journal homepage: www.sciencedirect.com/journal/trees-forests-and-people

Quantifying forest above ground biomass: a critical review of methods, challenges, and opportunities

Fortunate Kemigyisha [a,*], Evet Naturinda [b], Emmanuel Omia [a], Jackline Aboth [a], Denis Mutiibwa [c], Isa Kabenge [a], Anthony Gidudu [b], Nicholas Kiggundu [a]

[a] Department of Agricultural and Biosystems Engineering, Makerere University, P.O. Box 7062, Kampala, Uganda
[b] Department of Geomatics and Land Management, Makerere University, P.O. Box 7062, Kampala, Uganda
[c] 1410 Montello Ave NE #2 Washington DC, 20002, USA

Modelli statistici → Random Forest / XGBoost → Deep learning (CNN) → Vision Transformers → Modelli fondazionali → Modelli su scala globale

L'IA sta trasformando la stima della biomassa e del carbonio forestali **da modelli specifici per sito a sistemi di previsione scalabili e applicabili su scala globale**

Fusione di dati multisensore, IA spiegabile (XAI), LiDAR spaziale e cloud computing

Integrazione dei dati

Ottico + SAR + LiDAR migliora la stima dell'AGB più di un singolo algoritmo di IA

Il telerilevamento multi-fonte conta più di qualsiasi algoritmo

forests

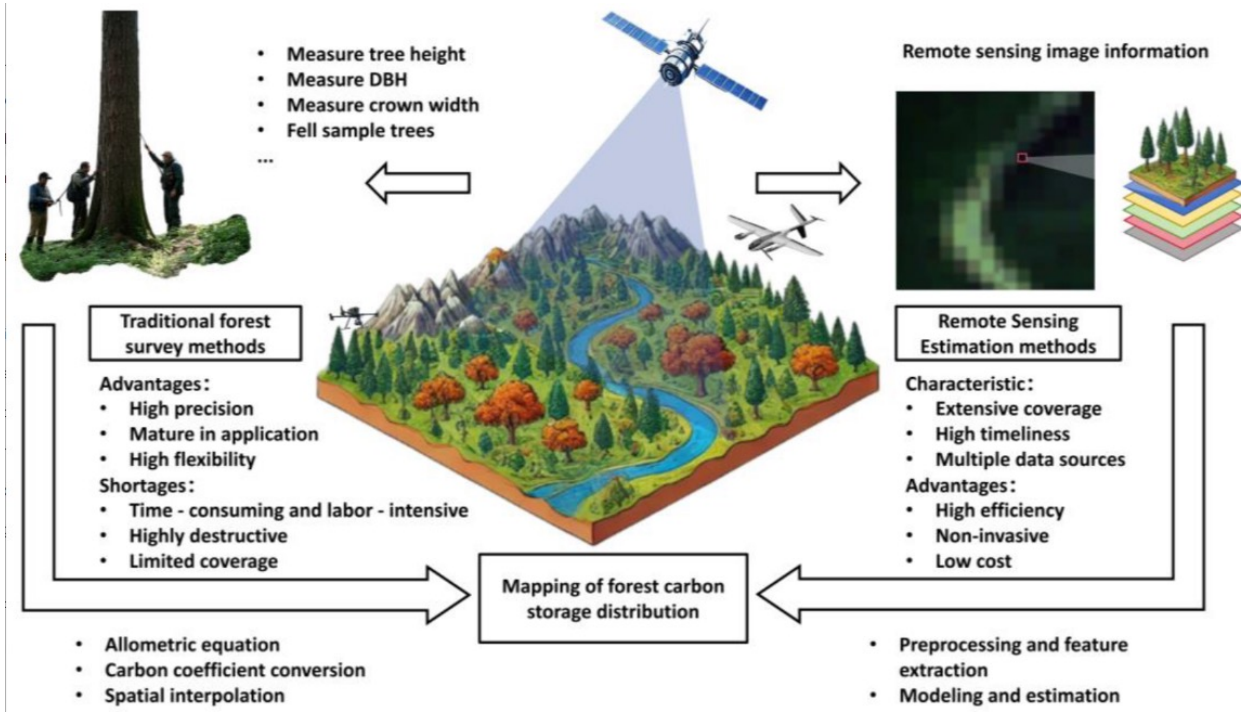
MDPI

Review

Progress and Limitations in Forest Carbon Stock Estimation Using Remote Sensing Technologies: A Comprehensive Review

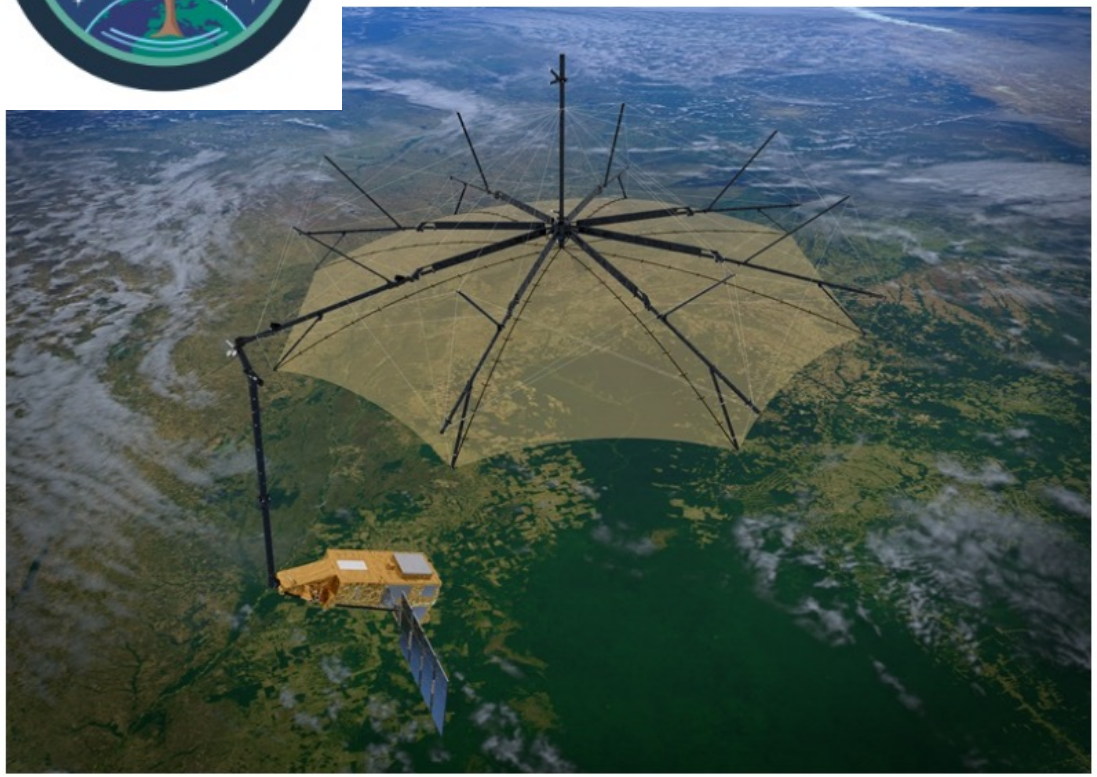
Weifeng Xu [1,†], Yaofei Cheng [2,†], Mengyuan Luo [3], Xuzhi Mai [4], Wenhuan Wang [3,4], Wei Zhang [4,*] and Yinghui Wang [3,4,*]

(2025)

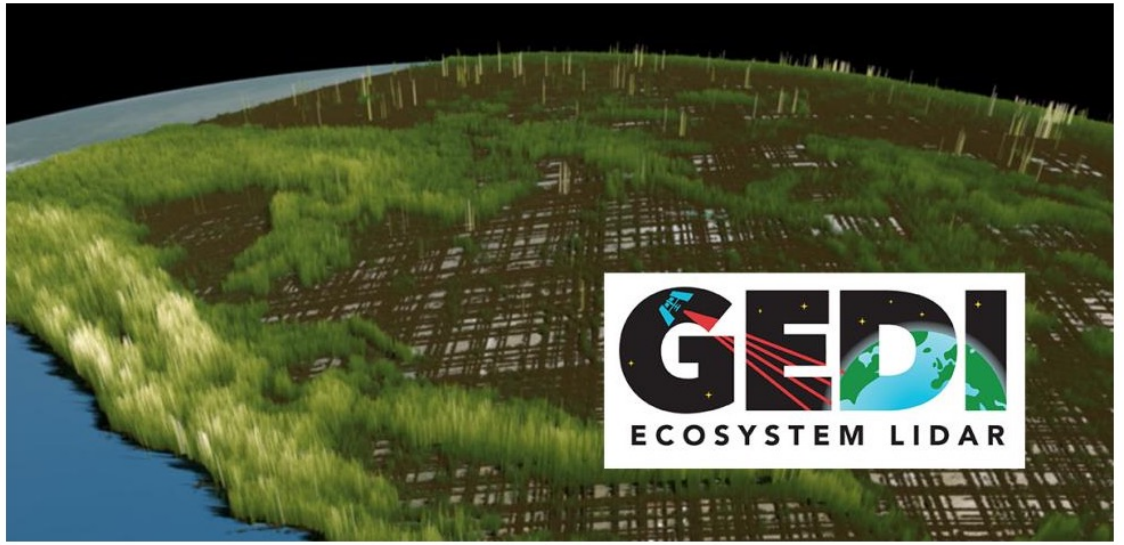


Prospettive

- Maggiore integrazione delle **missioni LiDAR spaziali** (GEDI, ICESat-2).
- Uso crescente dell'**intelligenza artificiale** e di approcci di modellazione ibridi.
- Sviluppo di **modelli globali trasferibili** capaci di generalizzare tra ecosistemi.
- Migliore **valutazione dell'incertezza** e **protocolli di validazione standardizzati**.
- I **modelli fondazionali** emergenti e l'apprendimento auto-supervisionato dovrebbero migliorare la stima del carbonio sfruttando grandi dataset multimodali di osservazione della Terra.



BIOMASS – la missione forestale dell’ESA



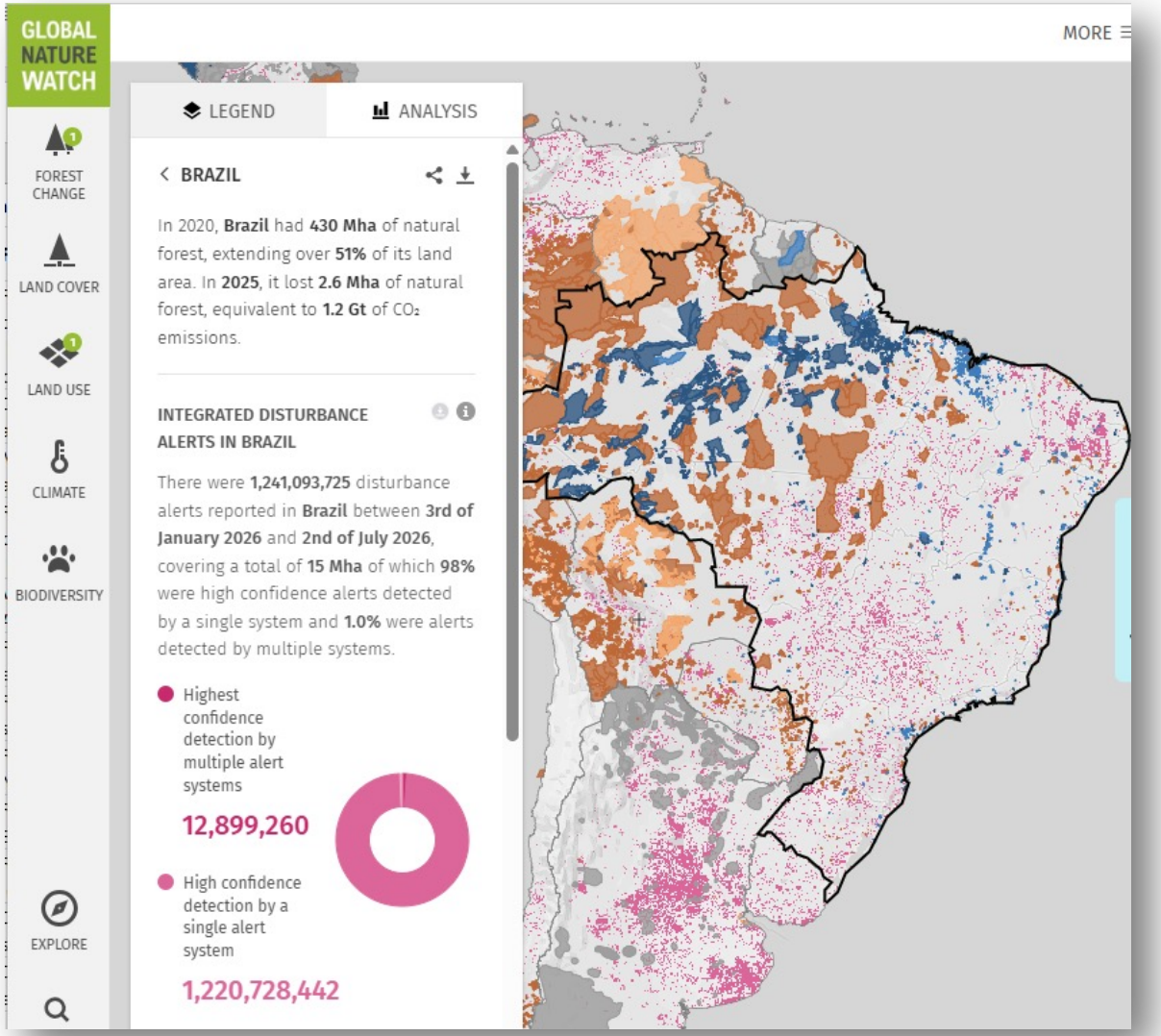
Global Ecosystem Dynamics Investigation Lidar (GEDI Lidar)

L’IA per le foreste altrove, ad esempio….
IN AFRICA?

Iniziativa	Ambito geografico	Applicazione principale	Uso dell'IA	Fonti di dati
FAO AIM4Forests	Panafricana (ad es. RDC, Ghana, Kenya, Uganda)	Sistemi nazionali di **monitoraggio** forestale (NFMS), **REDD+**, contabilità del **carbonio**	**Machine learning** per mappatura forestale, stima della biomassa, rilevamento dei cambiamenti e supporto decisionale	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat, GEDI, inventari sul campo
Open Foris / SEPAL (FAO)	Panafricana	Monitoraggio **forestale** operativo, mappatura della copertura del suolo, valutazione della deforestazione	**Classificazione con machine learning**, **flussi di IA nel cloud**, modellazione del rischio di deforestazione	Landsat, Sentinel, Planet (se disponibile), dati sul campo
SERVIR Africa (NASA–USAID)	Diversi paesi africani	Monitoraggio **forestale**, rilevamento degli incendi, **ripristino**, valutazione della **biomassa**	**Machine learning** per classificazione della copertura del suolo, rilevamento del degrado forestale e modelli ambientali predittivi	Dati ottici, SAR, climatici e geospaziali
Global Forest Watch Africa (WRI)	Panafricana	Allerte di deforestazione quasi in tempo reale e **monitoraggio** dei cambiamenti forestali	**Rilevamento dei cambiamenti assistito dall'IA**, modelli predittivi di deforestazione, valutazione del rischio	Landsat, Sentinel, radar, dati spaziali ausiliari
Programmi di monitoraggio forestale del bacino del Congo	Africa centrale	Copertura forestale, **biomassa, stock di carbonio,** monitoraggio del **disboscamento** illegale	**Machine learning** per stima della biomassa, classificazione della copertura del suolo, rilevamento dei cambiamenti	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat, LiDAR, particelle sul campo
L'IA per il monitoraggio dei paesaggi del cacao	Ghana, Costa d'Avorio	**Monitoraggio della deforestazione legata al cacao e conformità all'EUDR**	**Deep learning**: segmentazione delle immagini, classificazione dell'uso del suolo, rilevamento dei cambiamenti	Sentinel-1, Sentinel-2, immagini ad alta risoluzione
Regreening Africa (CIFOR-ICRAF)	Africa orientale e occidentale	Pianificazione del **ripristino** dei paesaggi forestali e dell'**agroforestazione**	**Assistita dall'IA**: pianificazione del ripristino, modellazione dell'idoneità delle specie, monitoraggio del ripristino	Immagini satellitari, clima, suoli, osservazioni sul campo
M-Situ	Kenya	Rilevamento del **disboscamento** illegale e degli incendi boschivi	**IA embedded** per rilevare eventi acustici (motoseghe, spari, incendi) con allerte automatiche	Sensori acustici (IoT), edge AI
Iniziativa di ricerca Miti360	Kenya	**Monitoraggio della** riforestazione **e inventario degli alberi**	**Deep learning** per rilevamento degli alberi, delimitazione delle chiome, monitoraggio della crescita	Immagini da drone, dati sul campo, osservazioni meteorologiche

IA e monitoraggio forestale - GFW

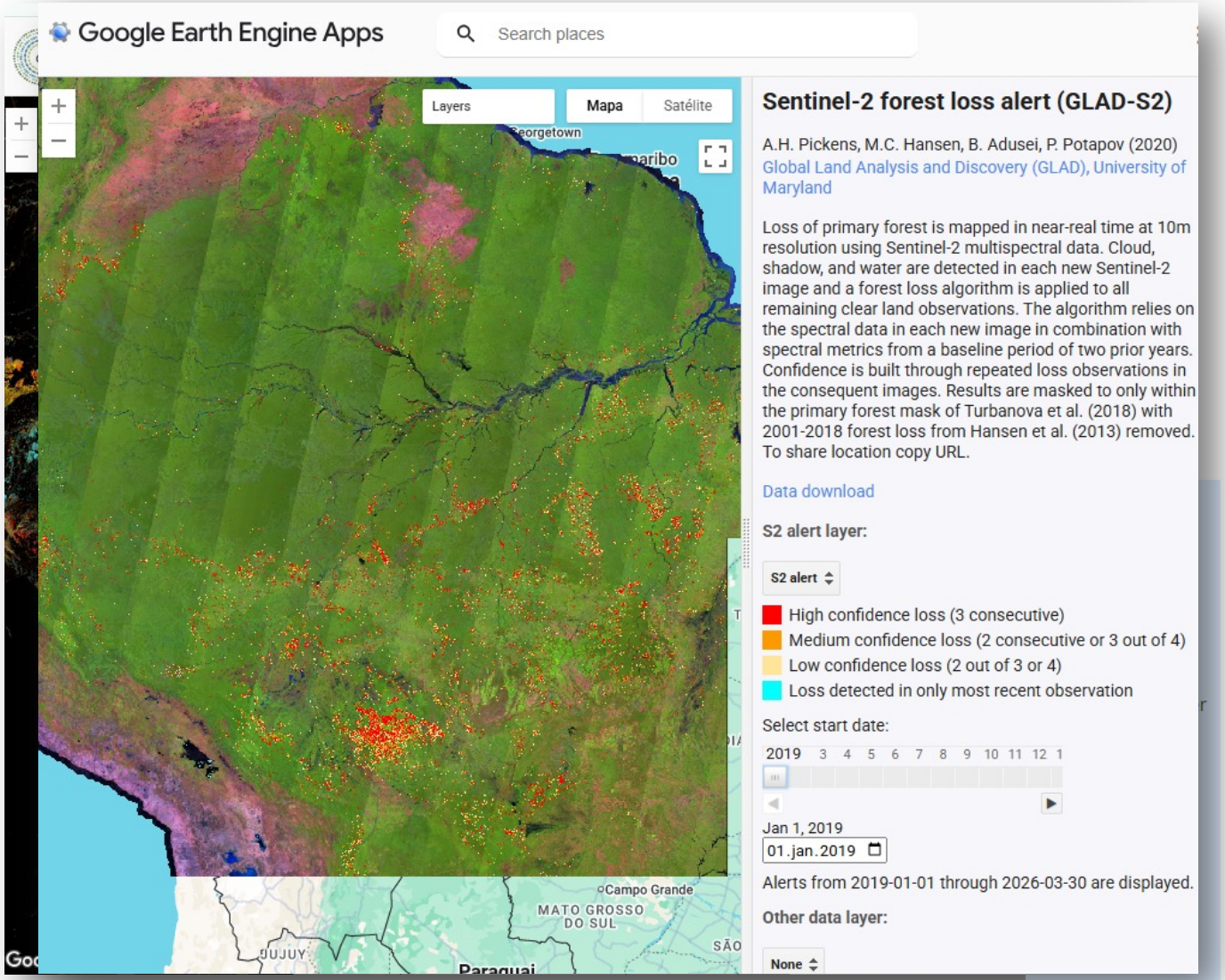
Sistema di monitoraggio	Global Forest Watch (GFW)
Regione	Globale
Principali metodi di IA / analisi	Random Forest, rilevamento temporale dei cambiamenti, machine learning, crescente integrazione di prodotti di deep learning di istituzioni partner
Applicazioni principali	Allerte di perdita forestale, estensione forestale, monitoraggio dei cambiamenti forestali
Dati di telerilevamento	Landsat, Sentinel-1/2, Planet



https://www.globalforestwatch.org/

IA e monitoraggio forestale - GLAD

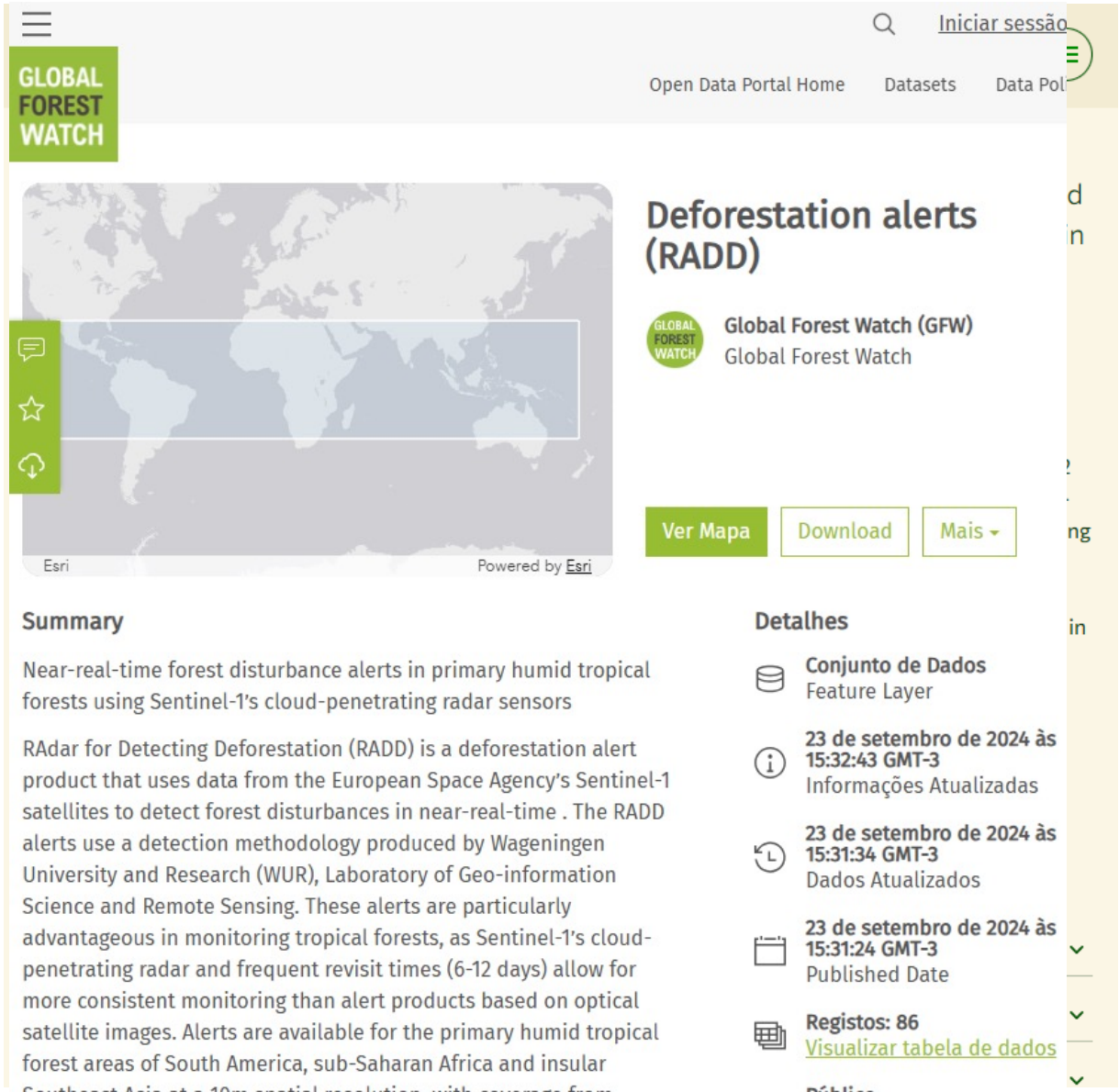
Sistema di monitoraggio	Allerte GLAD (Università del Maryland)
Regione	Tropici (globale)
Principali metodi di IA / analisi	Algoritmi ad albero decisionale, analisi di serie temporali, rilevamento statistico dei cambiamenti, machine learning
Applicazioni principali	Rilevamento dei disturbi forestali quasi in tempo reale
Dati di telerilevamento	Landsat (GLAD-L) Sentinel (GLAD-S2)



https://glad.umd.edu/dataset

IA e monitoraggio forestale - RADD

Sistema di monitoraggio	Allerte RADD (Università di Wageningen e WRI)
Regione	Foreste tropicali
Principali metodi di IA / analisi	Machine learning, analisi di serie temporali SAR, rilevamento bayesiano dei cambiamenti
Applicazioni principali	Deforestazione quasi in tempo reale sotto copertura nuvolosa
Dati di telerilevamento	Sentinel 1 SAR



https://www.wur.nl/en/research/products-services/radd-forest-disturbance-alert

IA e monitoraggio forestale - GEDI

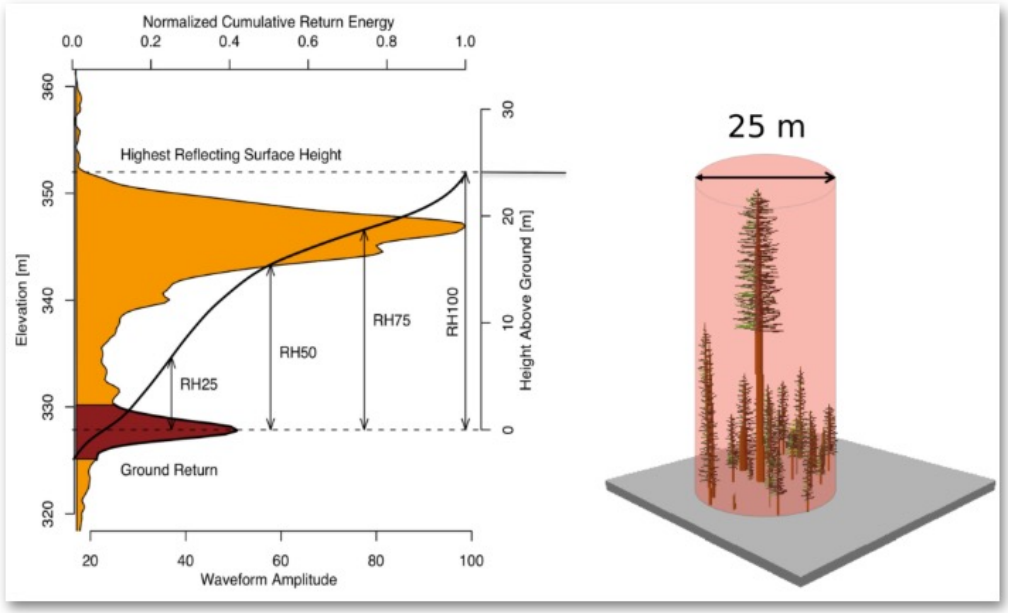
Sistema di monitoraggio	Prodotti di biomassa GEDI della NASA
Regione	Globale
Principali metodi di IA / analisi	Random Forest, Gradient Boosting , Reti neurali profonde, (CNN, modelli con encoder Transformer), Transfer learning
Applicazioni principali	Stima della biomassa epigea, struttura forestale
Dati di telerilevamento	GEDI LiDAR, Landsat, Sentinel

LEVEL 1 - GEOLOCATED WAVEFORMS

The raw GEDI waveforms as collected by the GEDI system are geolocated by our science team.

LEVEL 2 - FOOTPRINT LEVEL CANOPY HEIGHT AND PROFILE METRICS

The waveforms are processed to provide canopy height and profile metrics. These are values calculated directly from the waveform return for each footprint such as terrain elevation, canopy height, RH metrics and Leaf Area Index (LAI). These metrics provide easy-to-use and interpret information about the vertical distribution of the canopy material.



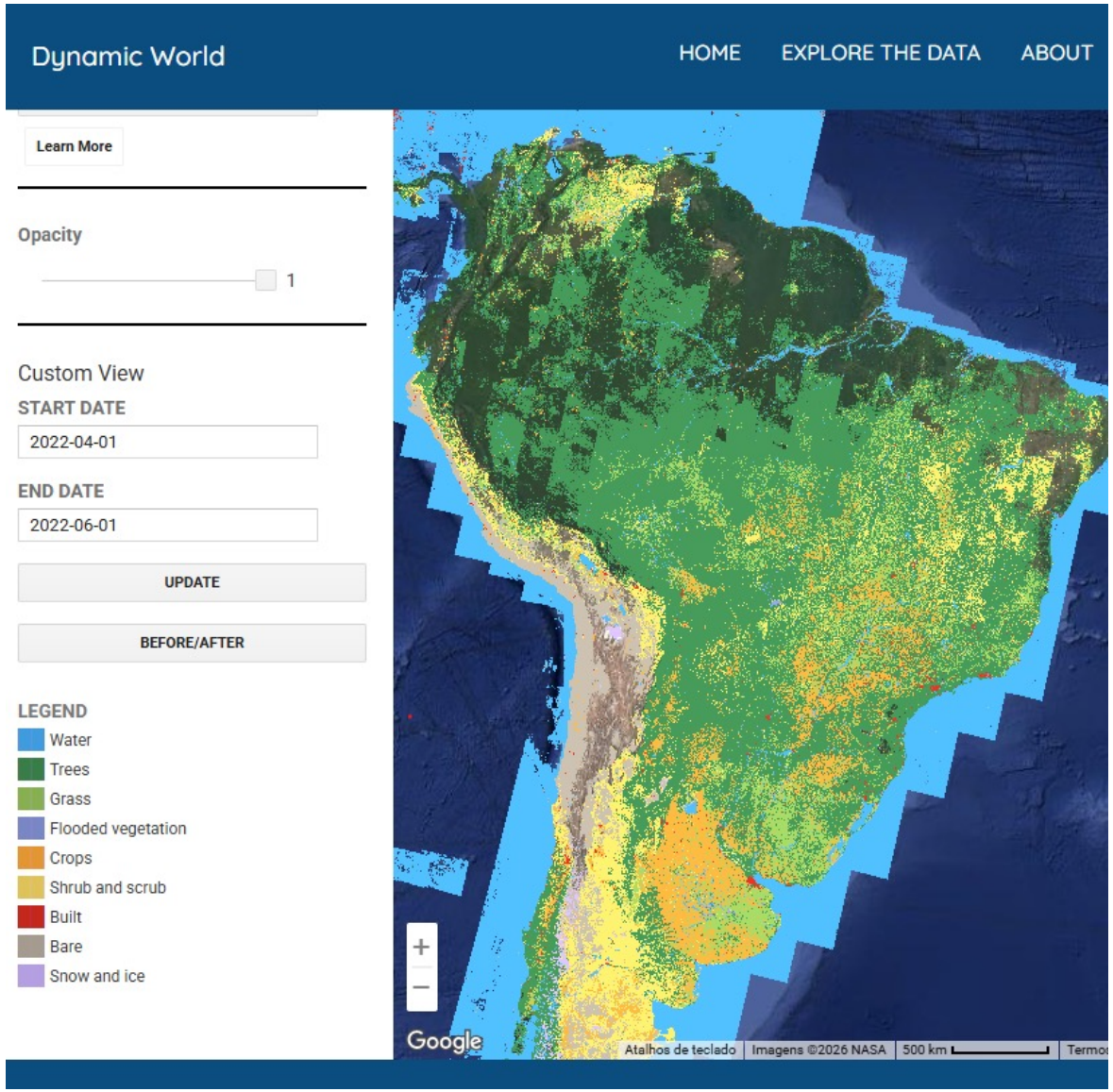
LEVEL 3 - GRIDDED CANOPY HEIGHT METRICS AND VARIABILITY

https://gedi.umd.edu/dataproducts/products/

IA e monitoraggio forestale

Dynamic World

Sistema di monitoraggio	Google Dynamic World
Regione	Globale
Principali metodi di IA / analisi	Reti neurali profonde (segmentazione semantica basata su CNN)
Applicazioni principali	Classificazione della copertura del suolo quasi in tempo reale
Dati di telerilevamento	Sentinel-2



https://dynamicworld.app/

BiomasBR - INPE

Programma dell'INPE di monitoraggio della vegetazione con immagini satellitari

Informazioni sistematiche su vegetazione nativa,
attività di deforestazione (soppressione) e **degrado** in tutti i biomi brasiliani

Dati ufficiali brasiliani sulla deforestazione per le politiche pubbliche

Conservazione e sviluppo sostenibile

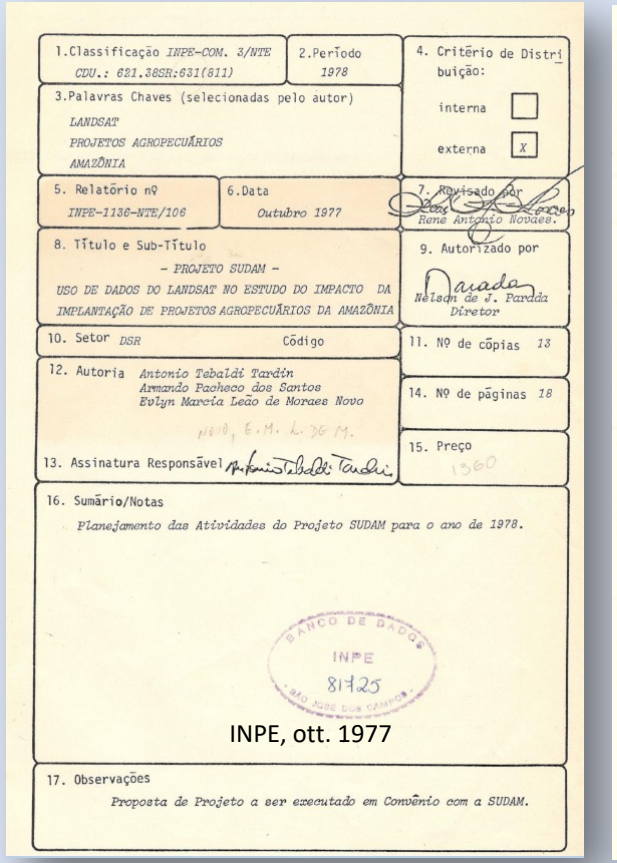


https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/

Storia – telerilevamento e ricerca all'INPE

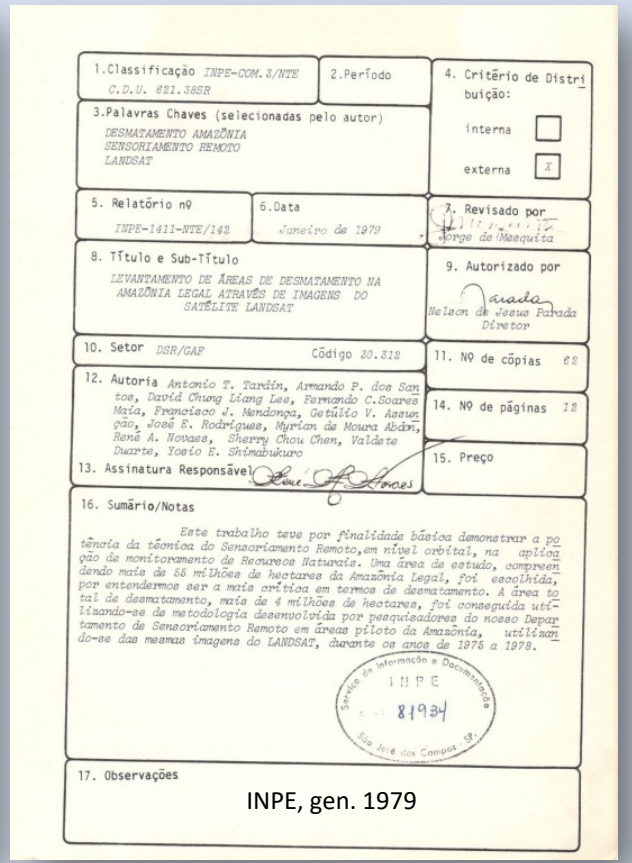


INPE – Cuiabá, 1973
Ricezione ed elaborazione delle immagini Landsat



1.Classificação INPE-COM. 3/NTE
CDU.: 621.38SR:631(811)
2.Período 1978
4. Critério de Distribuição: interna [ ] externa [X]
3.Palavras Chaves (selecionadas pelo autor)
LANDSAT
PROJETOS AGROPECUÁRIOS
AMAZÔNIA
5. Relatório nº INPE-1136-NTE/106
6.Data Outubro 1977
7. Revisado por René Antonio Novaes.
8. Título e Sub-Título
- PROJETO SUDAM -
USO DE DADOS DO LANDSAT NO ESTUDO DO IMPACTO DA IMPLANTAÇÃO DE PROJETOS AGROPECUÁRIOS DA AMAZÔNIA
9. Autorizado por Nelson de J. Parada, Diretor
10. Setor DSR Código
11. Nº de cópias 13
12. Autoria Antonio Tebaldi Tardin, Armando Pacheco dos Santos, Evlyn Marcia Leão de Moraes Novo
14. Nº de páginas 18
13. Assinatura Responsável
15. Preço 1360
16. Sumário/Notas
Planejamento das Atividades do Projeto SUDAM para o ano de 1978.
BANCO DE DADOS INPE 81725 SÃO JOSÉ DOS CAMPOS
17. Observações
Proposta de Projeto a ser executado em Convênio com a SUDAM.

INPE, ott. 1977



1.Classificação INPE-COM.3/NTE
C.D.U. 621.38SR
2.Período
4. Critério de Distribuição: interna [ ] externa [X]
3.Palavras Chaves (selecionadas pelo autor)
DESMATAMENTO AMAZÔNIA
SENSORIAMENTO REMOTO
LANDSAT
5. Relatório nº INPE-1411-NTE/142
6.Data Janeiro de 1979
7. Revisado por Jorge de Mesquita
8. Título e Sub-Título
LEVANTAMENTO DE ÁREAS DE DESMATAMENTO NA AMAZÔNIA LEGAL ATRAVÉS DE IMAGENS DO SATÉLITE LANDSAT
9. Autorizado por Nelson de Jesus Parada, Diretor
10. Setor DSR/GAF Código 30.312
11. Nº de cópias 62
12. Autoria Antonio T. Tardin, Armando P. dos Santos, David Chung Liang Lee, Fernando C.Soares Maia, Francisco J. Mendonça, Getúlio V. Assunção, José E. Rodrigues, Myrian de Moura Abdon, René A. Novaes, Sherry Chou Chen, Valdete Duarte, Yosio E. Shimabukuro
14. Nº de páginas 12
13. Assinatura Responsável
15. Preço
16. Sumário/Notas
Este trabalho teve por finalidade básica demonstrar a potência da técnica do Sensoriamento Remoto, em nível orbital, na aplicação de monitoramento de Recursos Naturais. Uma área de estudo, compreendendo mais de 55 milhões de hectares da Amazônia Legal, foi escolhida, por entendermos ser a mais crítica em termos de desmatamento. A área total de desmatamento, mais de 4 milhões de hectares, foi conseguida utilizando-se de metodologia desenvolvida por pesquisadores do nosso Departamento de Sensoriamento Remoto em áreas piloto da Amazônia, utilizando-se das mesmas imagens do LANDSAT, durante os anos de 1975 a 1978.
Serviço de Informação e Documentação INPE 81934 São José dos Campos SP.
17. Observações

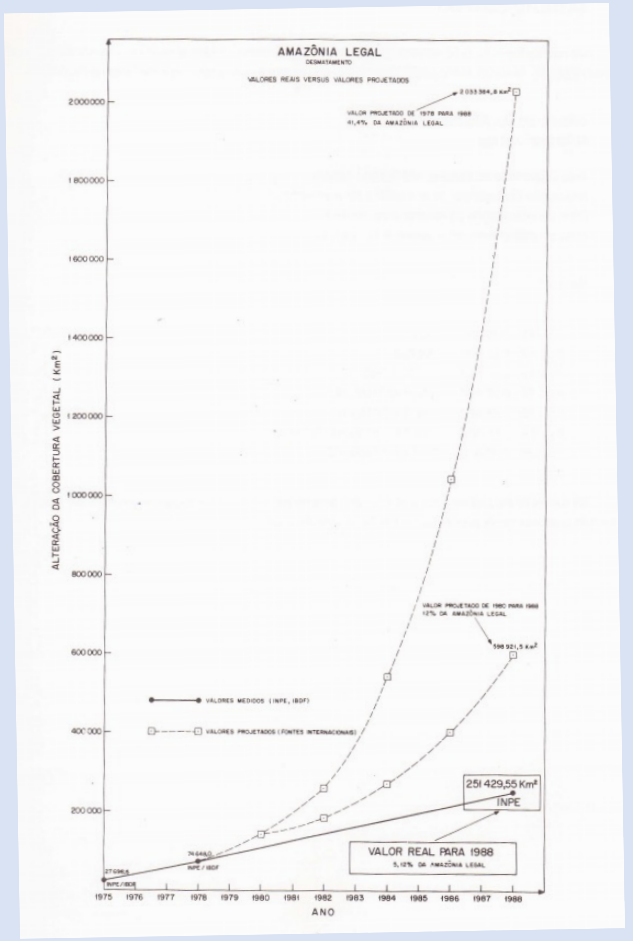
INPE, gen. 1979

Anni ’80: inizio del monitoraggio satellitare - PRODES

Deforestazione prevista > 2.000.000 km^2



1989 - Prima mappatura completa dell’Amazzonia legale brasiliana

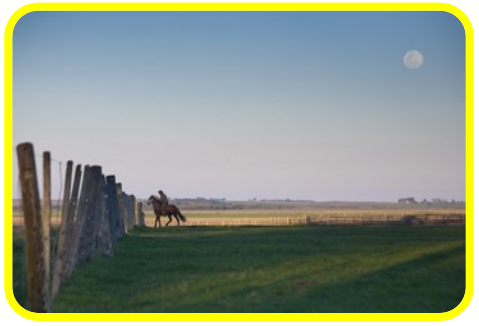


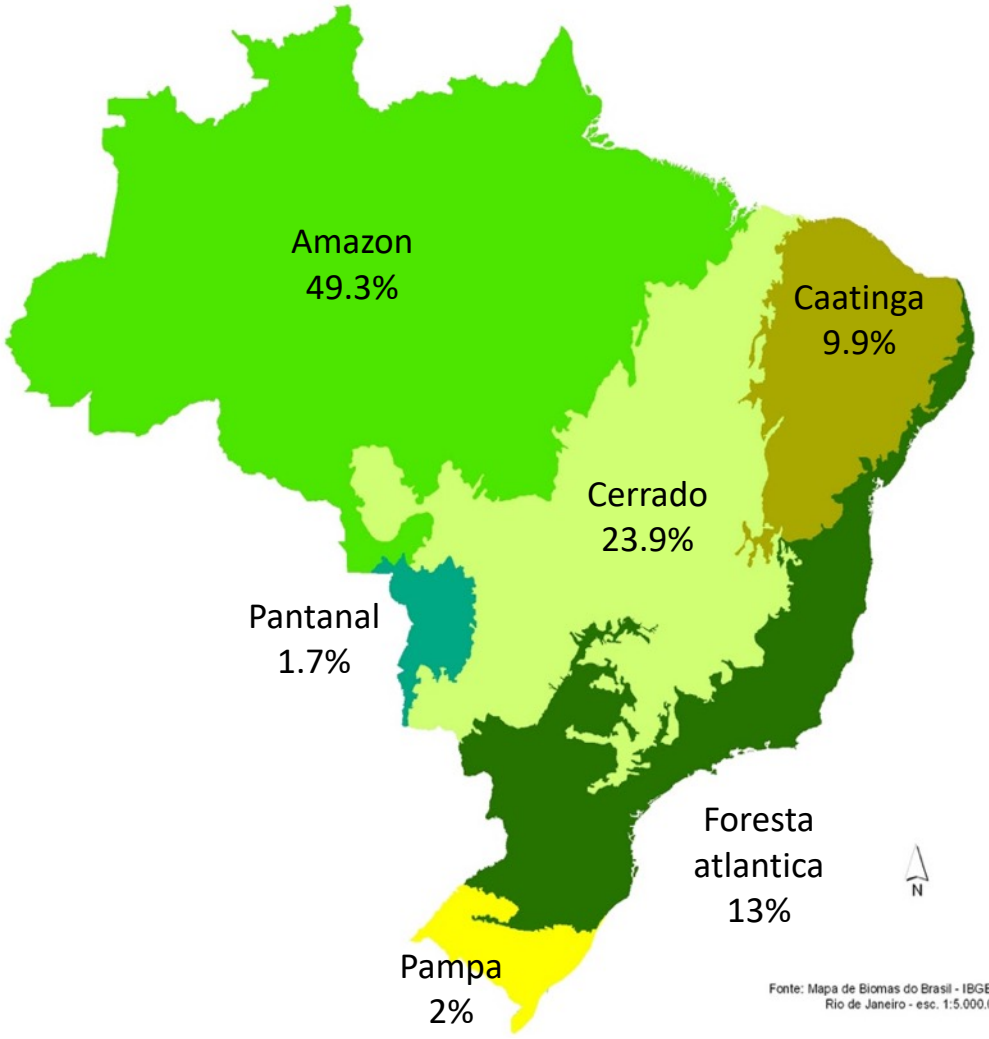
76

Biomi brasiliani















8.515.767,049 km²

https://data.inpe.br/big/web/biomas/

Biomas Br



https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/prodes-monitoramento-anual-da-supressao-de-vegetacao-nativa/

Prodes - Monitoraggio annuale della vegetazione nativa soppressa

Prodes – Metodologia

Sistema incrementale - aumento annuo della **deforestazione**
Soppressione della vegetazione nativa

Risoluzione spaziale media (**10**-30 m) – Sentinel-2
Unità minima cartografabile = **1 ha** (6,25 ha - serie storica più lunga)
Copertura completa (solo l'Amazzonia = 516 tile Sentinel)

Fino al 2023 - identificazione visiva da parte di **interpreti**,
revisione da parte di **auditor** e **validazione indipendente** da parte di esperti esterni di ogni bioma

Accuratezza > 93% (*Maurano et al. 2019, Parente et al. 2021*)

Dati aperti – Terrabrasilis (https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/)

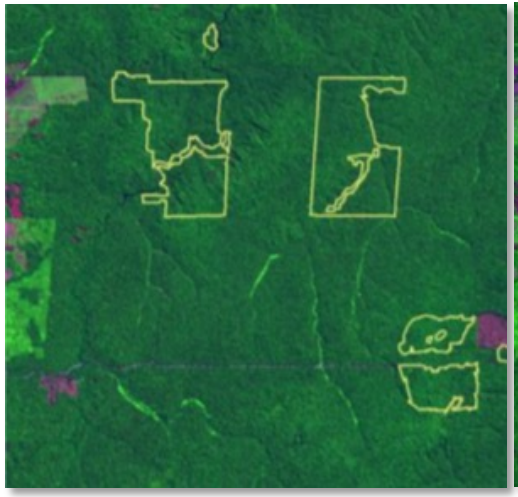


Almeida *et al*. Methodology for Forest Monitoring used in PRODES and DETER projects. 2022 . http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34R/443H3RE

Prodes – Evoluzione metodologica

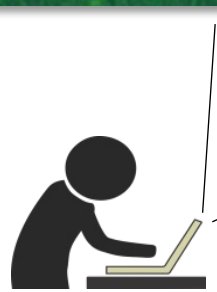
Prodes Amazzonia – metodologia precedente

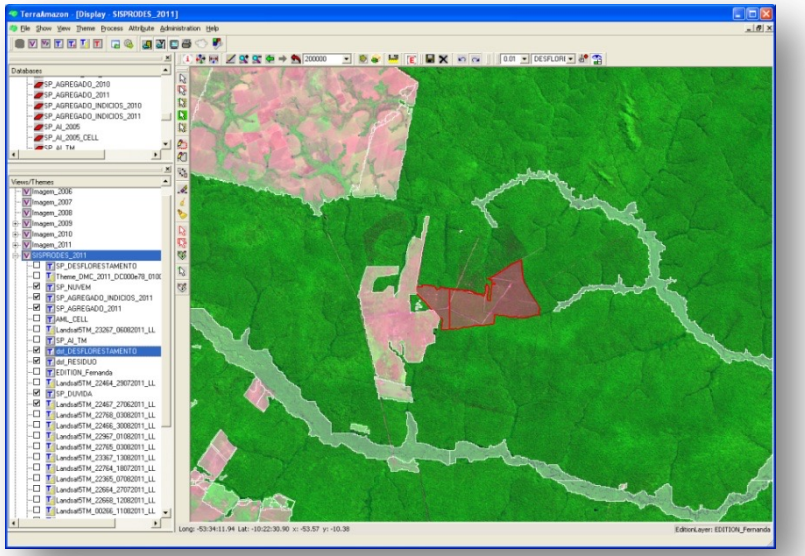
Anno precedente



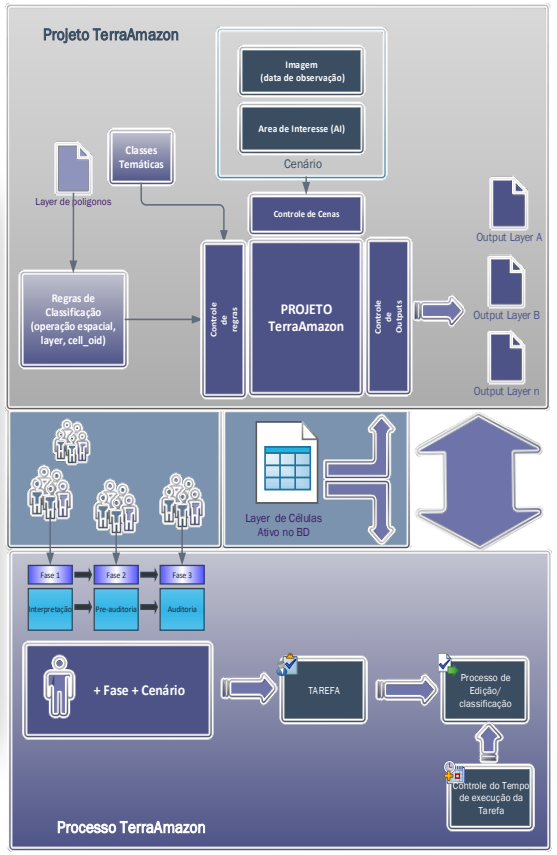
Anno di mappatura







TerraAmazon



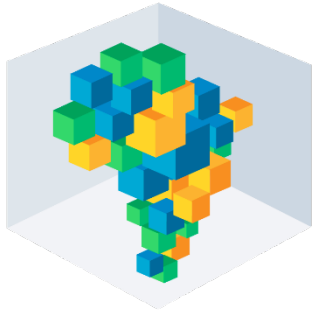
Prodes – Evoluzione metodologica

Prodes – Da singole immagini Landsat annuali a cubi di dati di serie temporali Sentinel

Big data di immagini telerilevate modellati come cubi di dati multidimensionali

Motivazione: innovazione tecnologica per i progetti di monitoraggio ambientale dell'INPE (**BiomasBR**)

Mappatura dell'uso e della copertura del suolo



BRAZIL DATA CUBE

Analisi di serie temporali

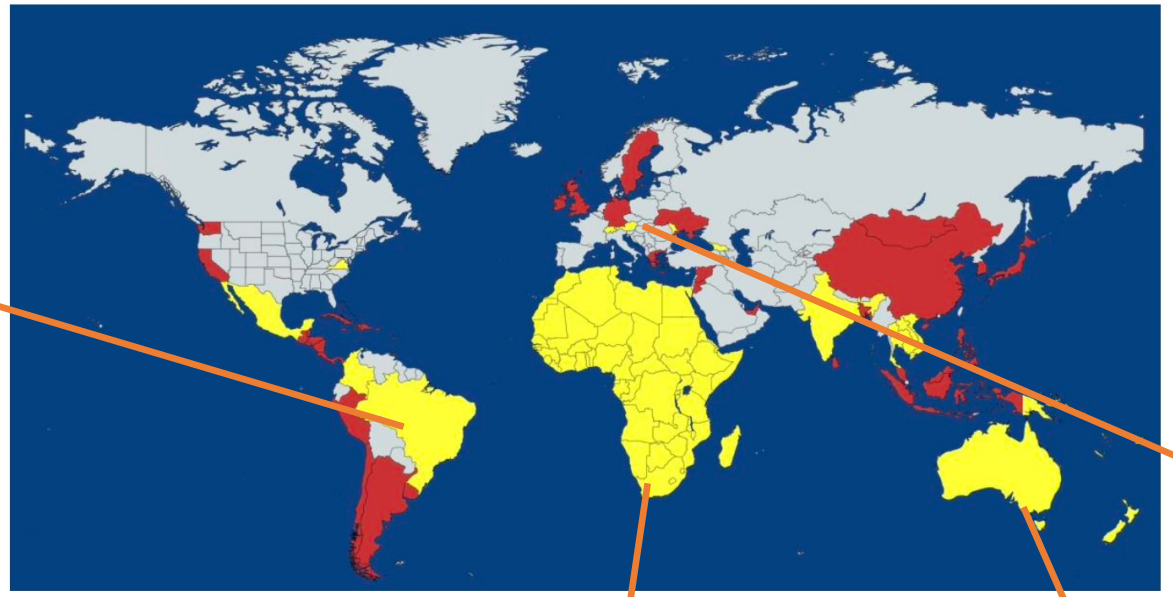
Tecnologia di machine learning per big data

Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Partenariato con iniziative simili

Fonte: [Sudmanns et al, 2022]

Giallo: operativo
Rosso: in sviluppo



BRAZIL DATA CUBE

http://brazildatacube.org

data MDPI

Article

Paving the Way towards an Armenian Data Cube

Swiss Data Cube

https://www.swissdatacube.org/

Digital Earth AFRICA

https://digitalearthafrica.org/

Digital Earth AUSTRALIA

https://www.dea.ga.gov.au/

Naciones Unidas CEPAL — NASA — INEGI

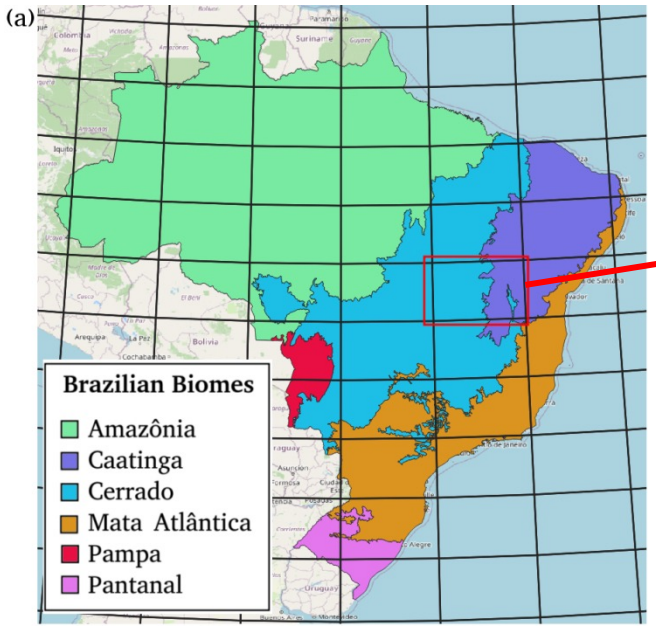
Digital Earth Americas

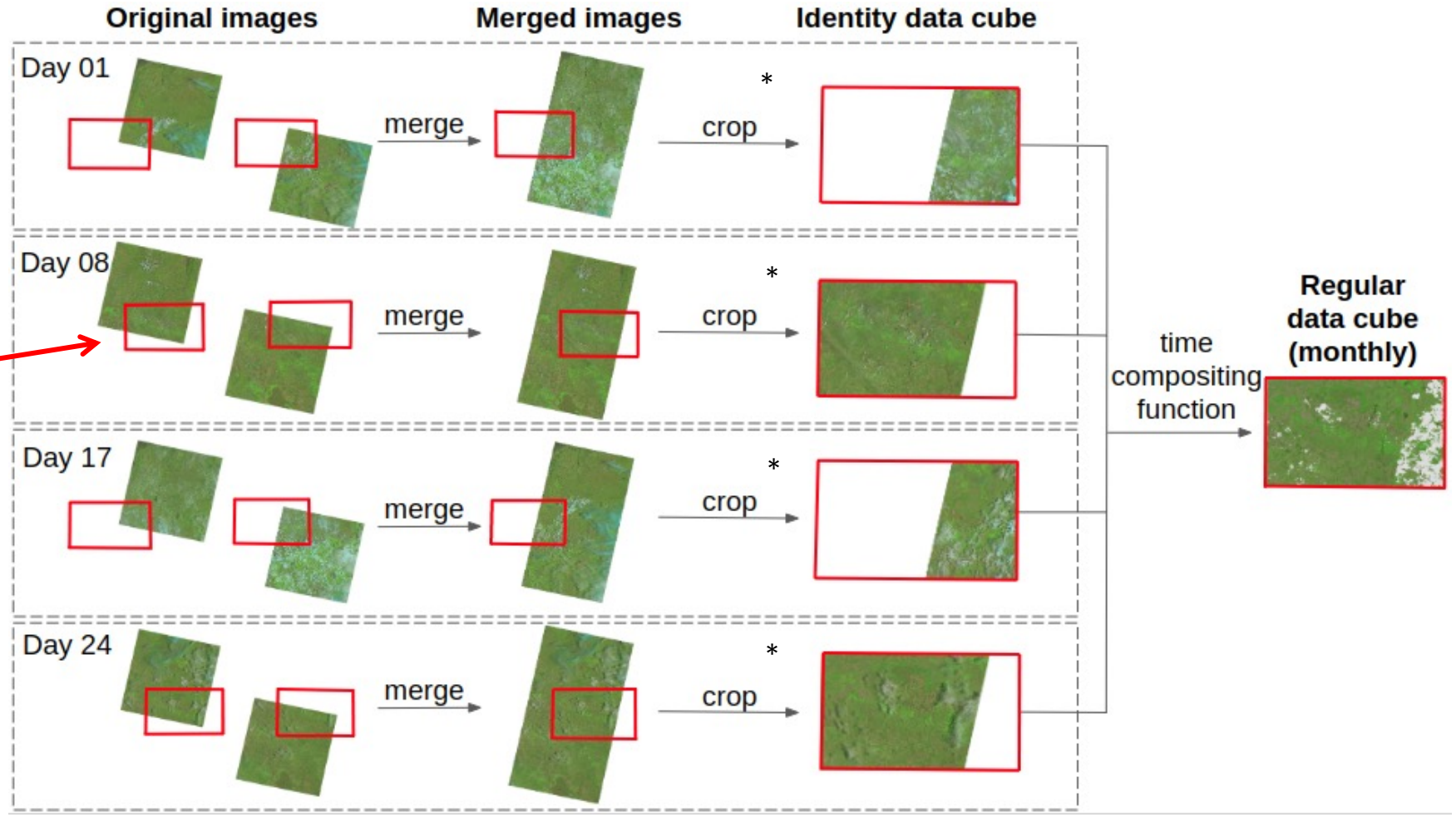
A vision for a solution that provides relevant Earth observation data for the benefit of the Americas

Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Costruzione dei cubi di dati





*ricampionamento bilineare per la banda a migliore risoluzione spaziale

Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Brazil Data Cube - BDC

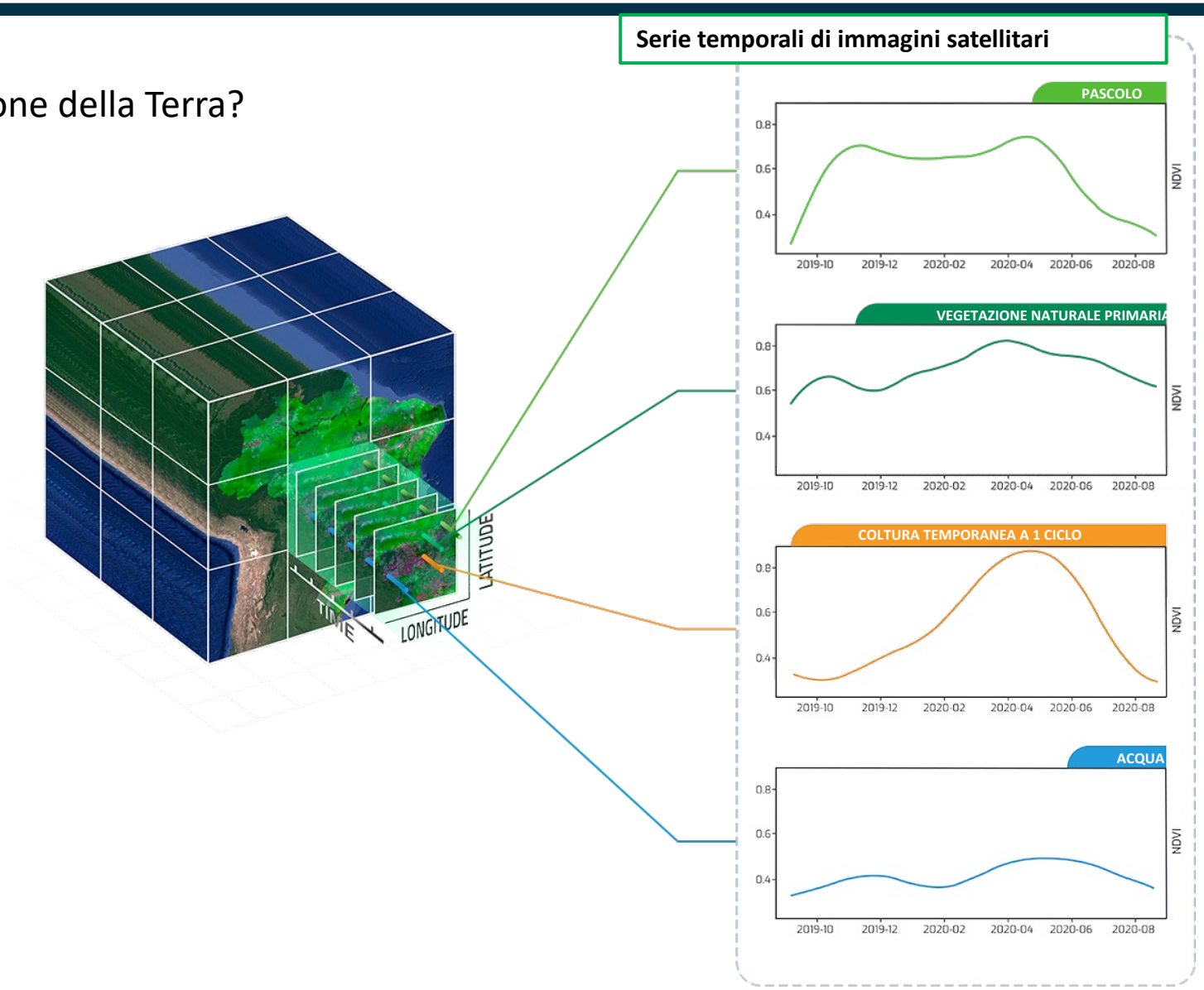
Perché un cubo di dati di osservazione della Terra?

Array multidimensionale di immagini satellitari con

4 dimensioni
latitudine, longitudine, data e attributi

per l'analisi delle serie temporali.

(Appel et al., 2019)



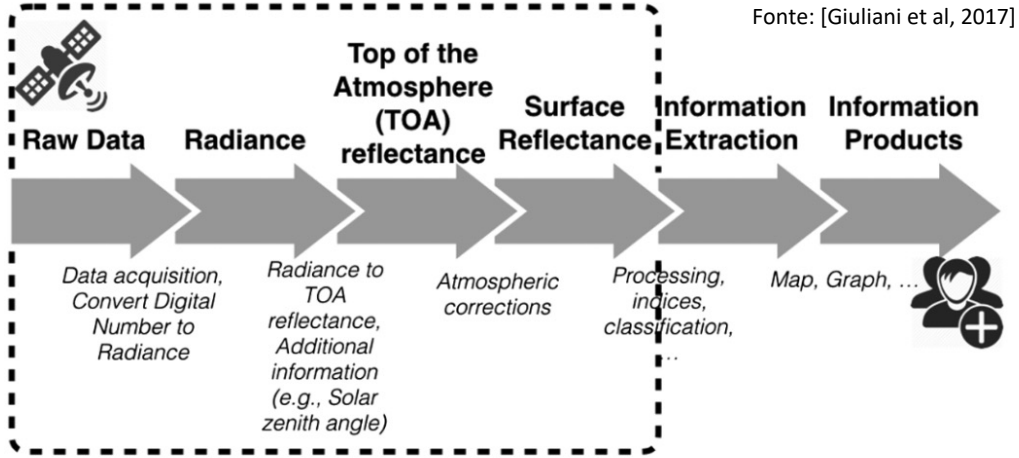
Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Prodes Amazzonia – nuove tecnologie - ANALISI DI BIG DATA

Brazil Data Cube

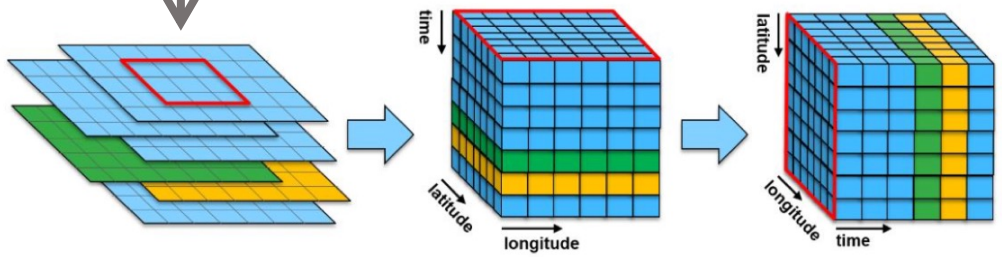
(1) Dati pronti per l'analisi (ARD) di immagini satellitari a media risoluzione per il Brasile: CBERS-4, Landsat 8, Sentinel 2.

(2) Cubi di dati multidimensionali.



Fonte: [Giuliani et al, 2017]

Dati CEOS pronti per l'analisi delle terre emerse:
https://ceos.org/ard/index.html



Fonte: [Kopp et al, 2019]

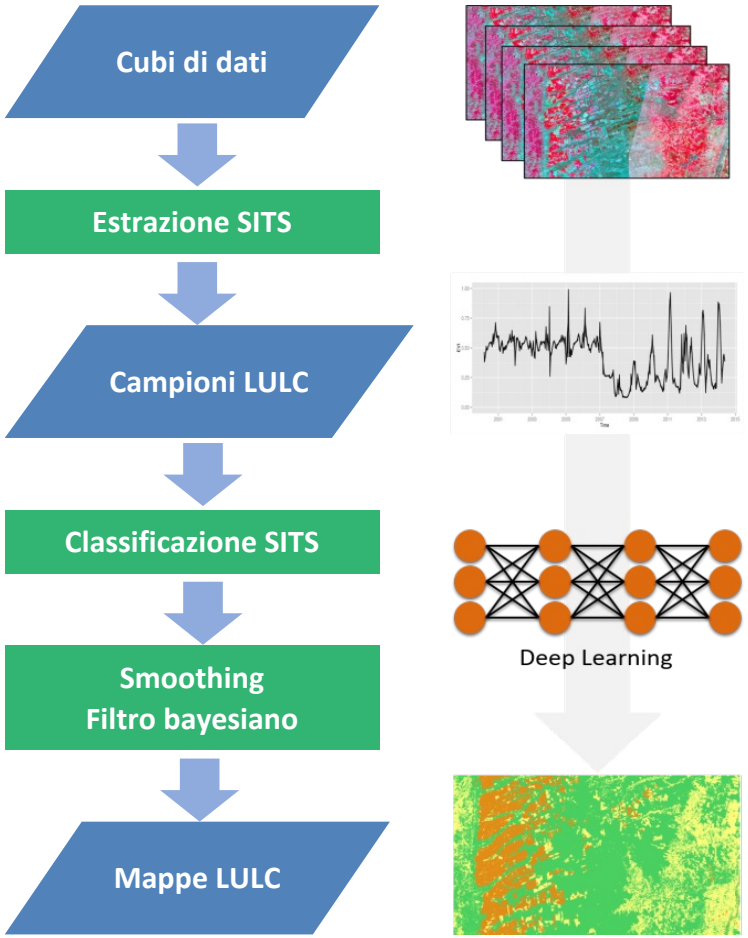
Raccolte di immagini satellitari di osservazione della Terra – ARD

Cubi di dati – array a quattro dimensioni.

Fonte: Ferreira e Queiroz (2025)

Brazil Data Cube - BDC

Mappatura dell'uso e della copertura del suolo (LULC)



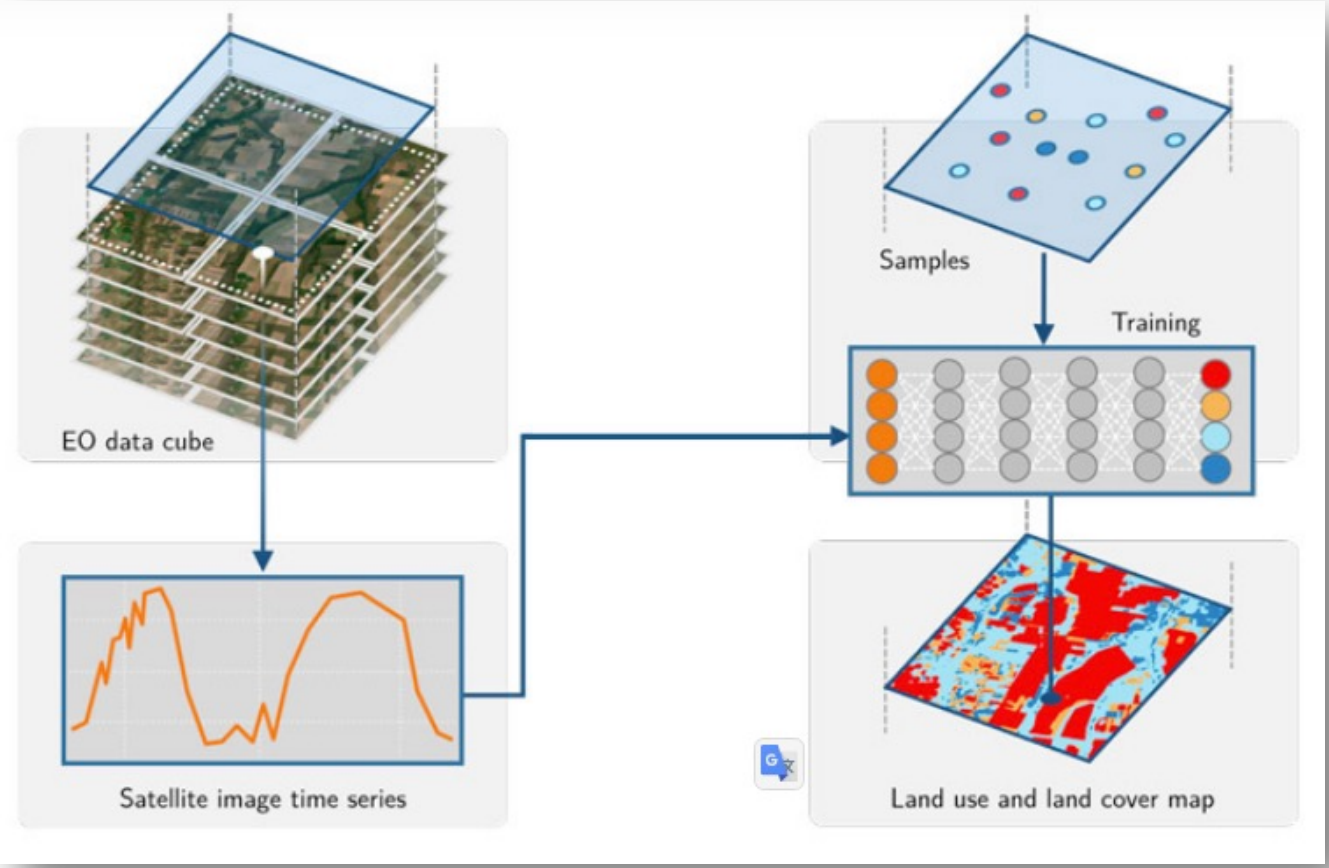
Fonte: [Ferreira et al, 2020]

Cubo di dati OT,
analisi di serie temporali di immagini satellitari (SITS), e
machine learning per produrre mappe LULC da grandi database OT.

Le SITS consentono elaborazioni complesse, difficili con approcci di rilevamento dei cambiamenti bitemporali o anche annuali.

(Pasquarella et al., 2016)

SITS – serie temporali di immagini satellitari



Simoes et al, (2021]

SITS - strumenti di analisi e classificazione di serie temporali: mappe auto-organizzanti, clustering, filtraggio e visualizzazione dei dati.

Algoritmi avanzati di machine learning per mappare uso e copertura del suolo da serie temporali di immagini satellitari.

Algoritmi di ML:

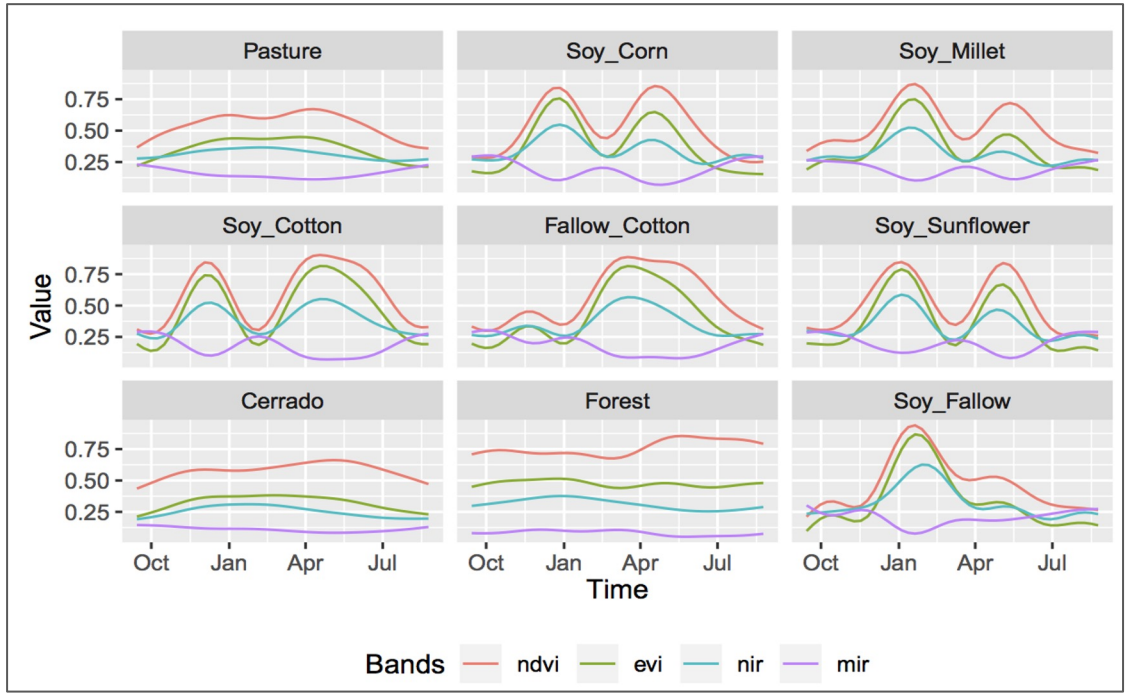
- Macchine a vettori di supporto (SVM),
- Foreste casuali (RF),
- Extreme Gradient Boosting,
- Percettroni multistrato 1D completamente connessi,
- Reti neurali convoluzionali 1D,
- Versione 1D del metodo ResNet.

Embedding

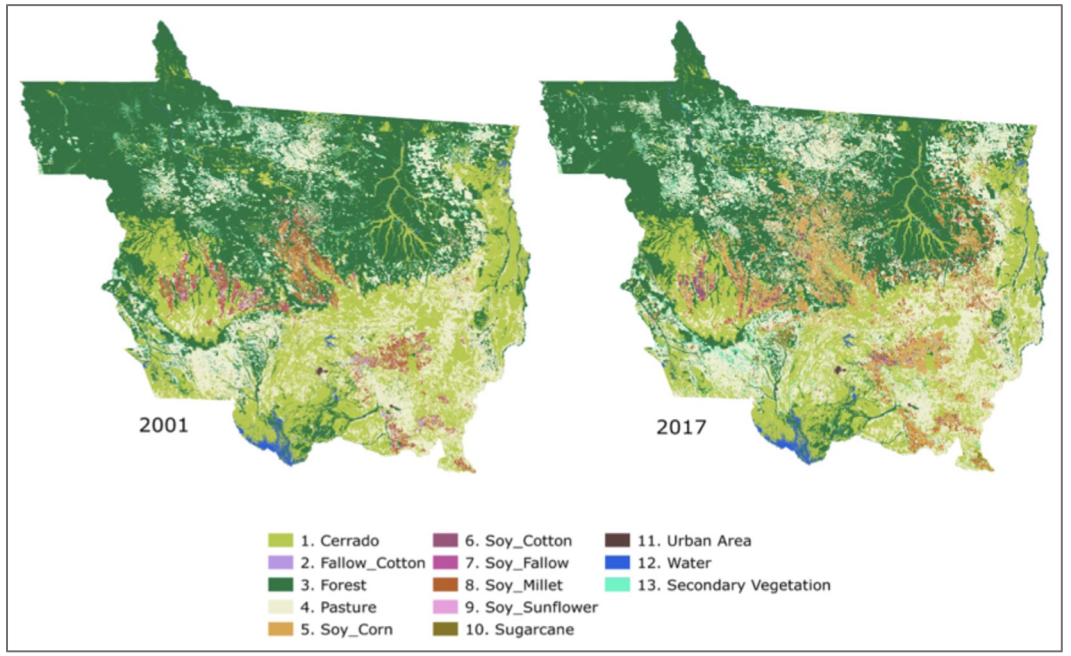
https://data.inpe.br/bdc/sits-satellite-image-time-series/

Brazil Data Cube - BDC

Analisi di serie temporali di immagini e **machine learning**
per produrre
mappe di uso e copertura del suolo da grandi database di osservazione della Terra



Serie temporali di immagini NDVI, EVI, NIR, MIR - anno agrario
MODIS – prodotto MOD13Q1 / metodo – SVM (macchina a vettori di supporto)

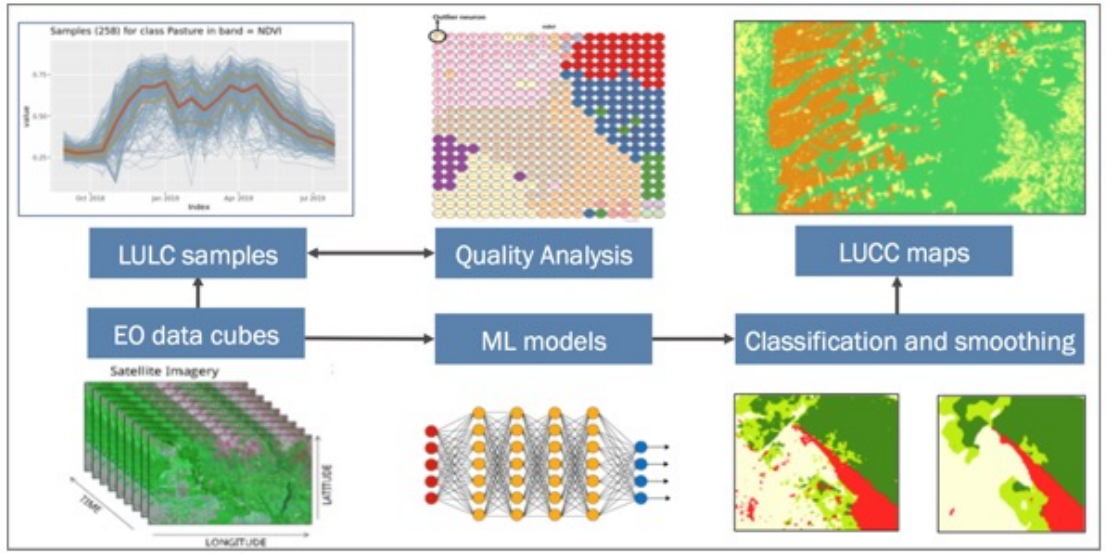


Mappe di uso e copertura del suolo dello Stato del Mato Grosso (Brasile) dal 2001 al 2017, Scientific Data, 2020 (Simões et al., 2020)

Prodes – nuove tecnologie - analisi con IA

SITS (Satellite Image Time Series)
R package

https://github.com/e-sensing




```
cube <- sits_cube(source = "BDC",
                  collection = "S2_10_16D",
                  name = "s2_cube",
                  bands = c("NDVI", "EVI"),
                  tiles = "022024", start_date = "2018-09-01", end_date = "2019-08-28")

samples <- readRDS(url("https://bdc.dpi.inpe.br/rds/S2_10_16D.rds"))

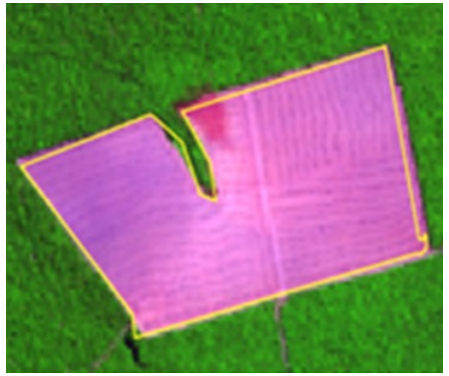
mlp_model <- sits_deeplearning(layers = c(512, 512, 512, 512, 512), activation = "relu")

dl_model <- sits_train(samples, mlp_model)

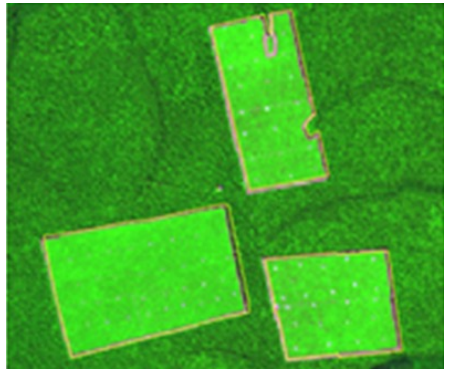
result <- sits_classify(data = cube, ml_model = dl_model, output_dir = tempdir())
```

Prodes Amazzonia – classi

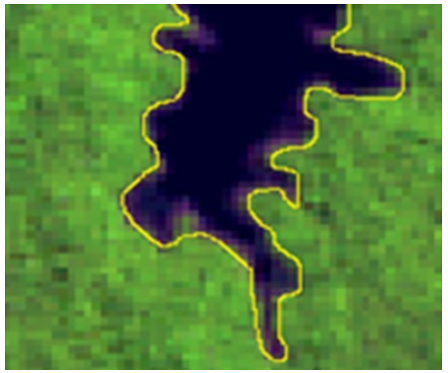
Deforestazione a taglio raso suolo nudo



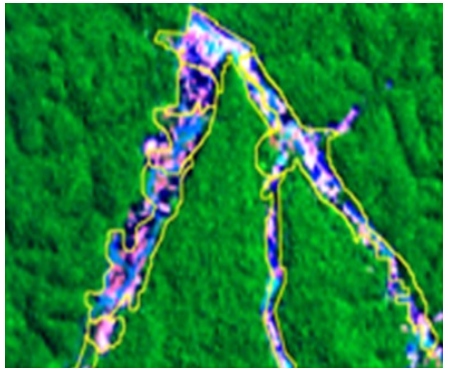
Deforestazione a taglio raso vegetazione erbacea



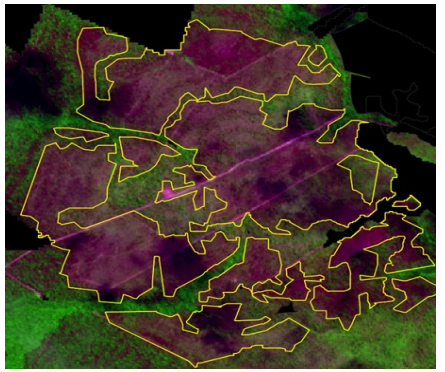
Deforestazione a taglio raso foresta allagata



Deforestazione a taglio raso attività estrattiva

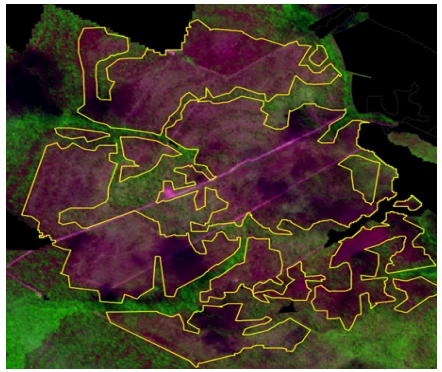


Deforestazione per degrado progressivo



Prodes Amazzonia – classi di degrado - dal 2022

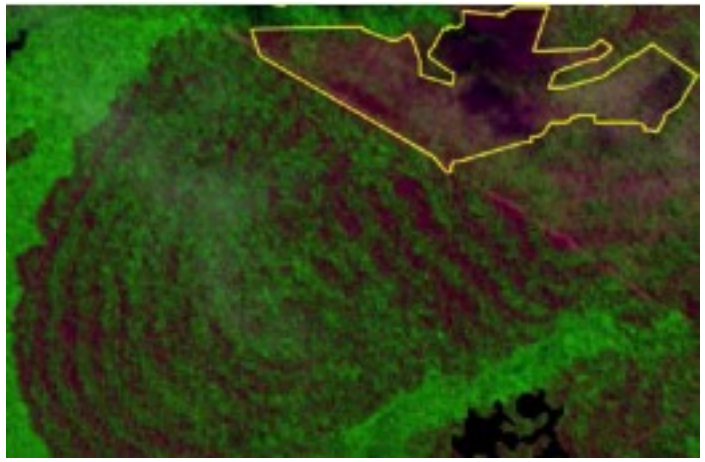
Deforestazione per degrado progressivo



Taglio selettivo



Incendi boschivi ricorrenti



Prodes BRASILE

Dal 1988 - Amazzonia legale brasiliana

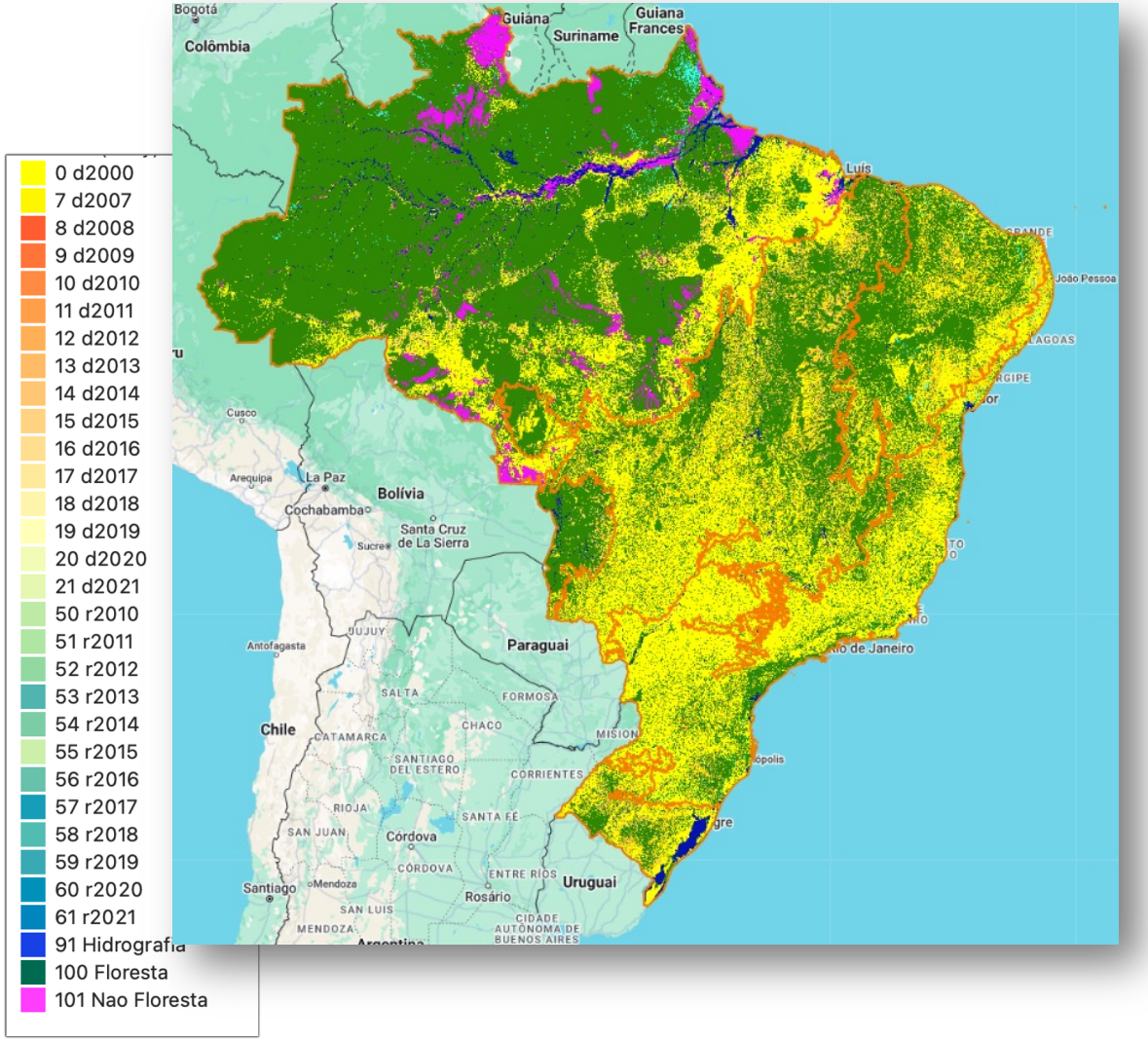
Tutti i biomi dal 2001 al **2025** (1 ha)

Amazzonia, Amazzonia non forestale*
Cerrado, Caatinga, Foresta atlantica, Pantanal e Pampa

Sentinel-2 - Brazil Data Cube, automazione dei processi

Dati ufficiali sulla deforestazione del governo brasiliano

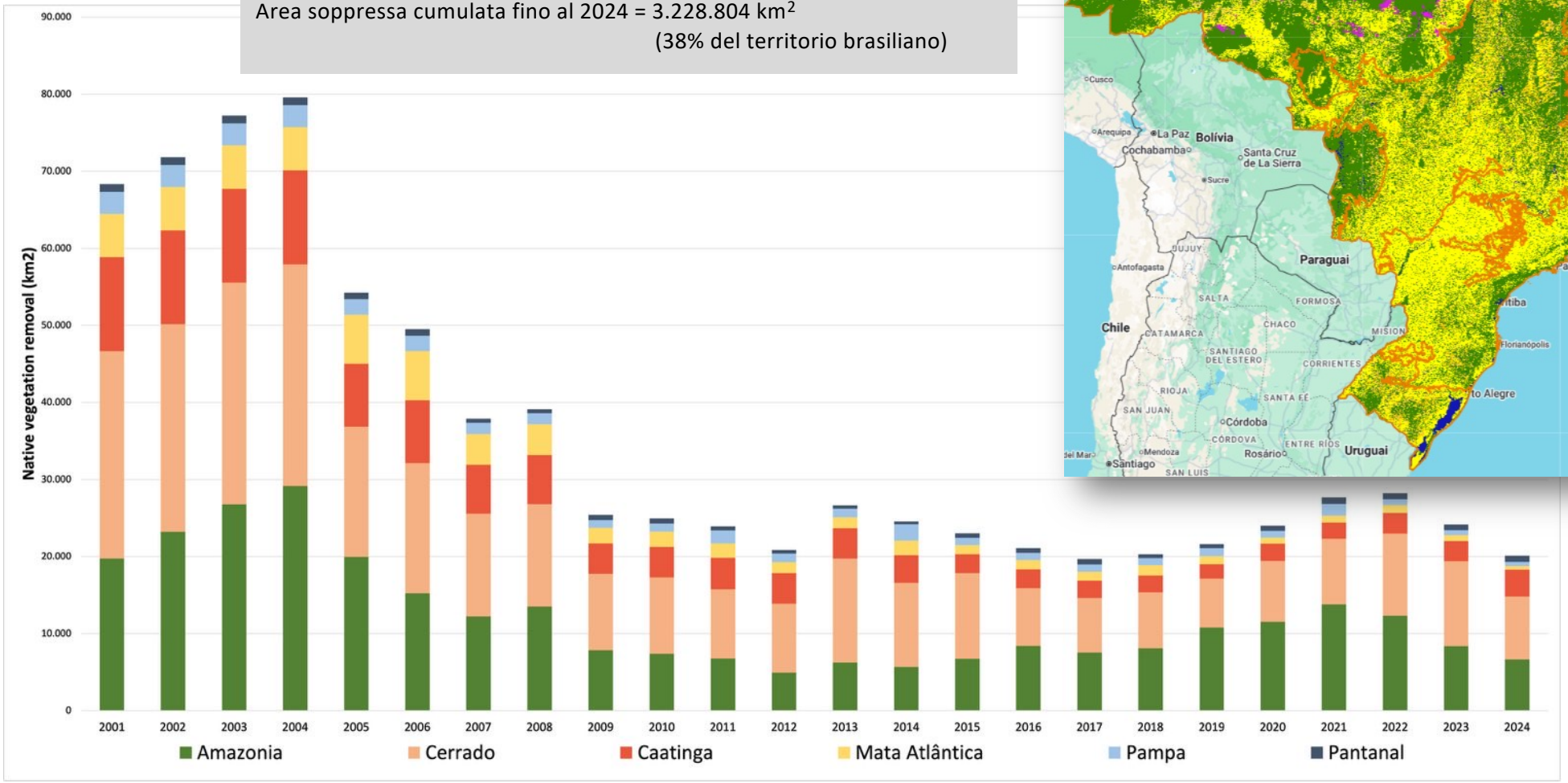
Base per le politiche pubbliche e altre iniziative: PPCDAm/PPCerrado, Fondo Amazzonia, Moratoria della soia, TAC della carne, ecc., oltre a innumerevoli produzioni scientifiche.

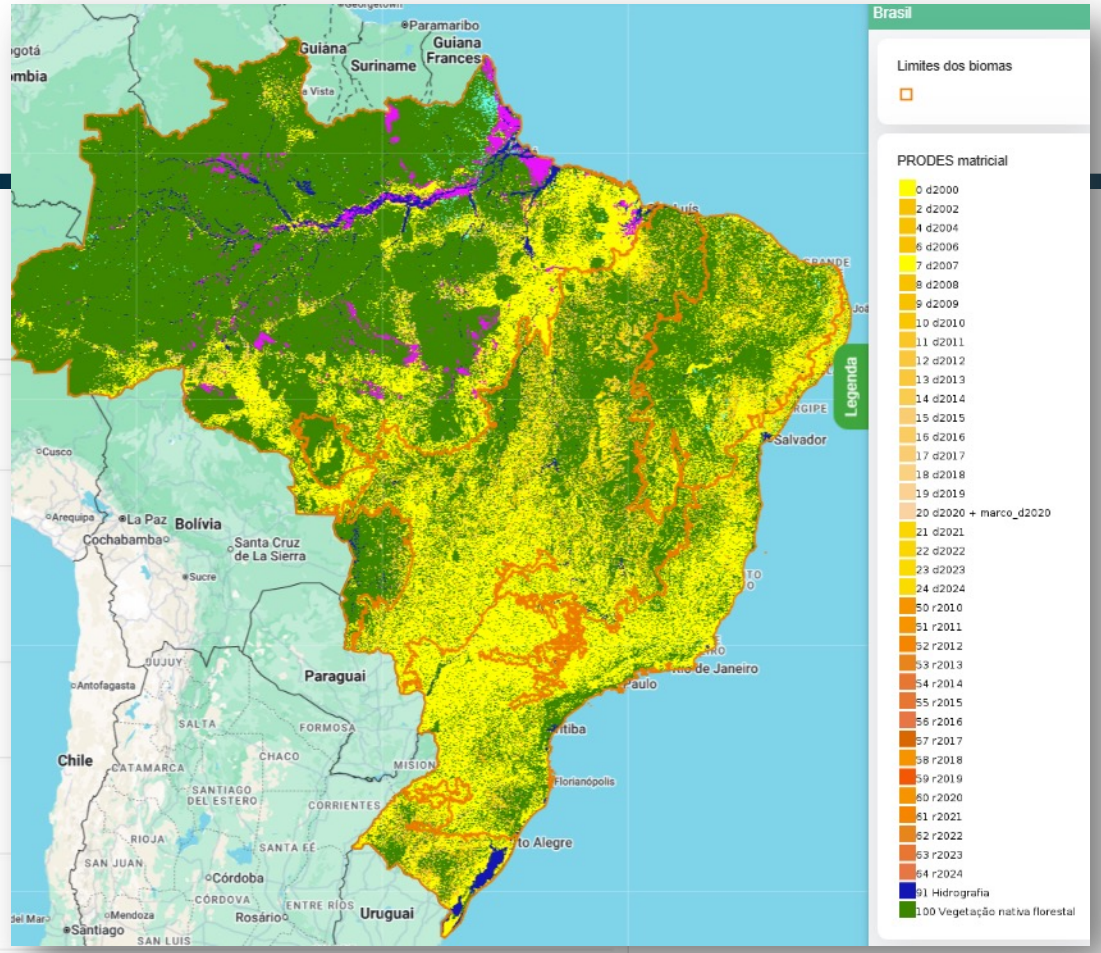


Prodes - Brasile

TerraBrasilis
Soppressione della vegetazione nativa 2024

Area soppressa cumulata fino al 2024 = 3.228.804 km^2
(38% del territorio brasiliano)



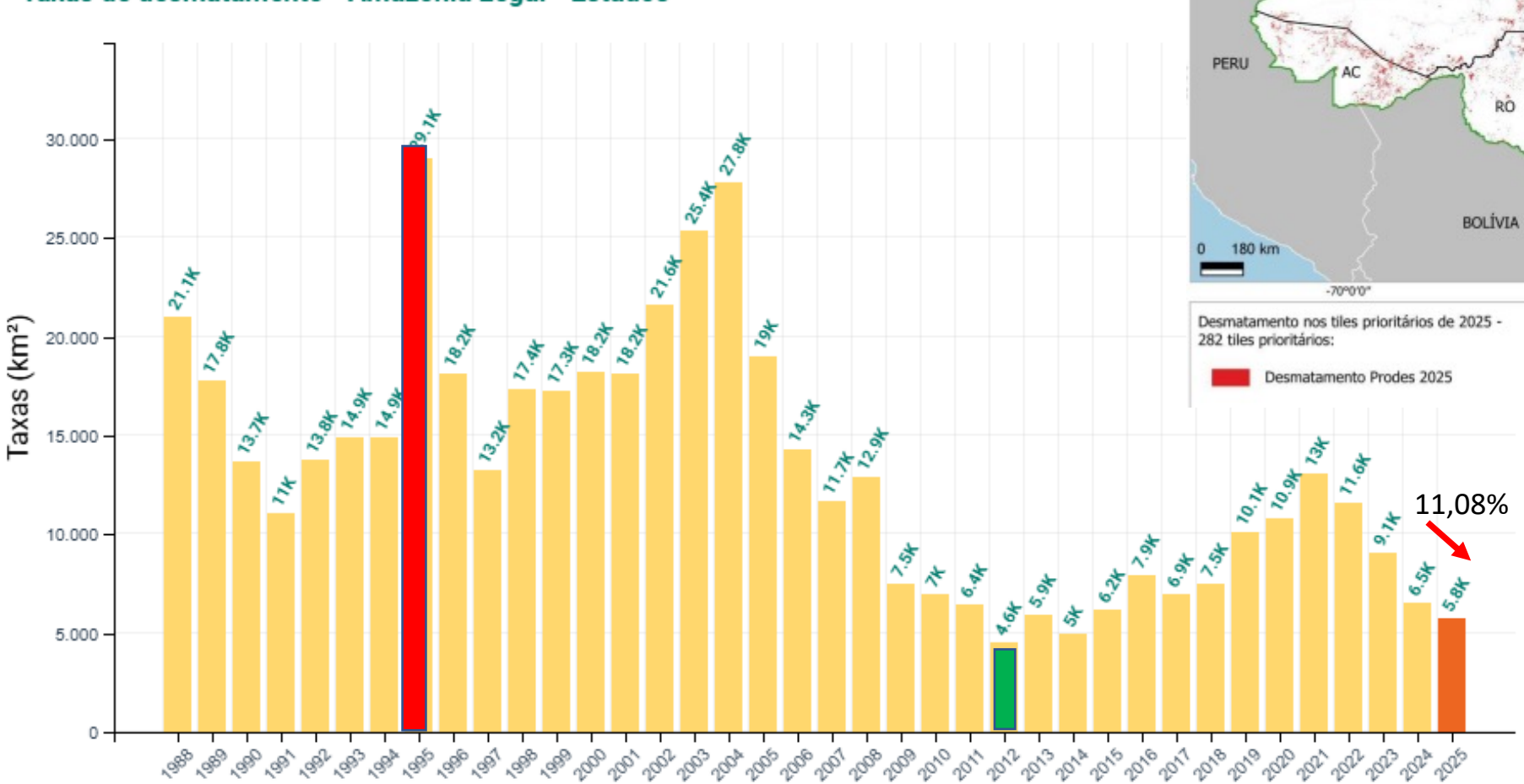


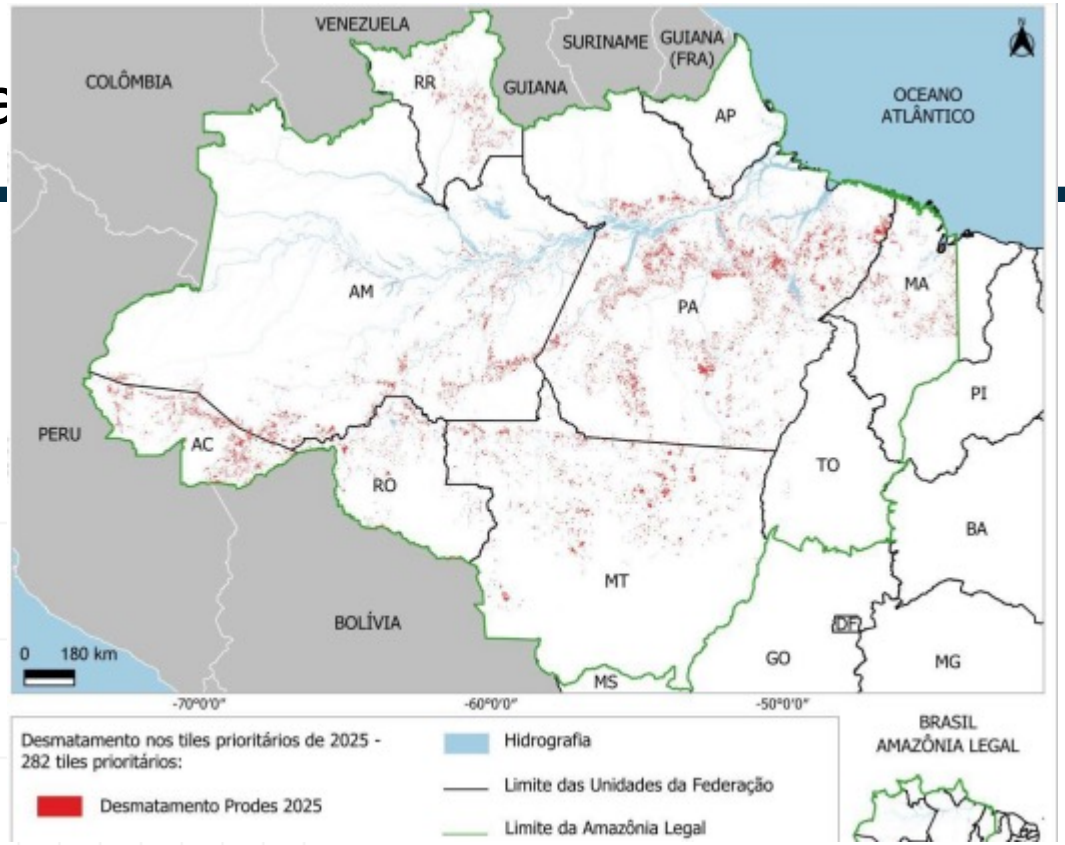
Poligoni > 1 ha
Immagine Sentinel (10 m)
Soppressione della vegetazione nativa

https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/map/deforestation?hl=pt-br

Prodes - Amazzonia legale brasiliana

Deforestazione cumulata fino al 2024 > 857.301,71 km²
> 21% della foresta originaria della regione amazzonica



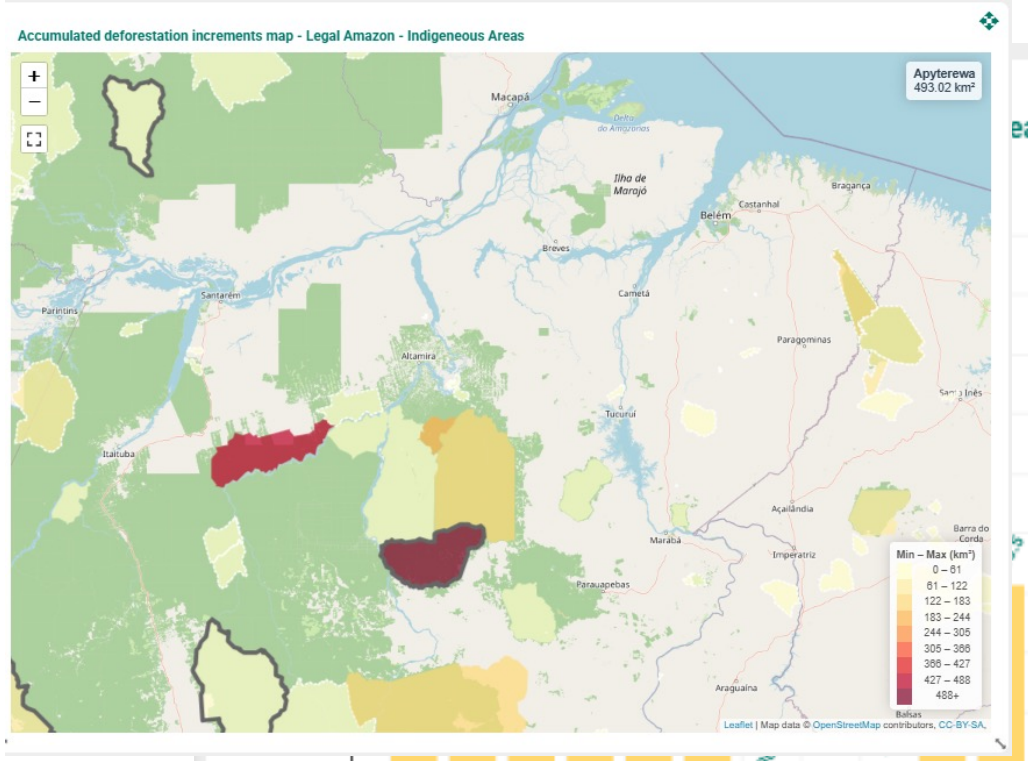


5.731 km²
Tasso di deforestazione 2025 (consolidato)

https://terrabrasilis.dpi.inpe.br

94

Prodes - Terre indigene



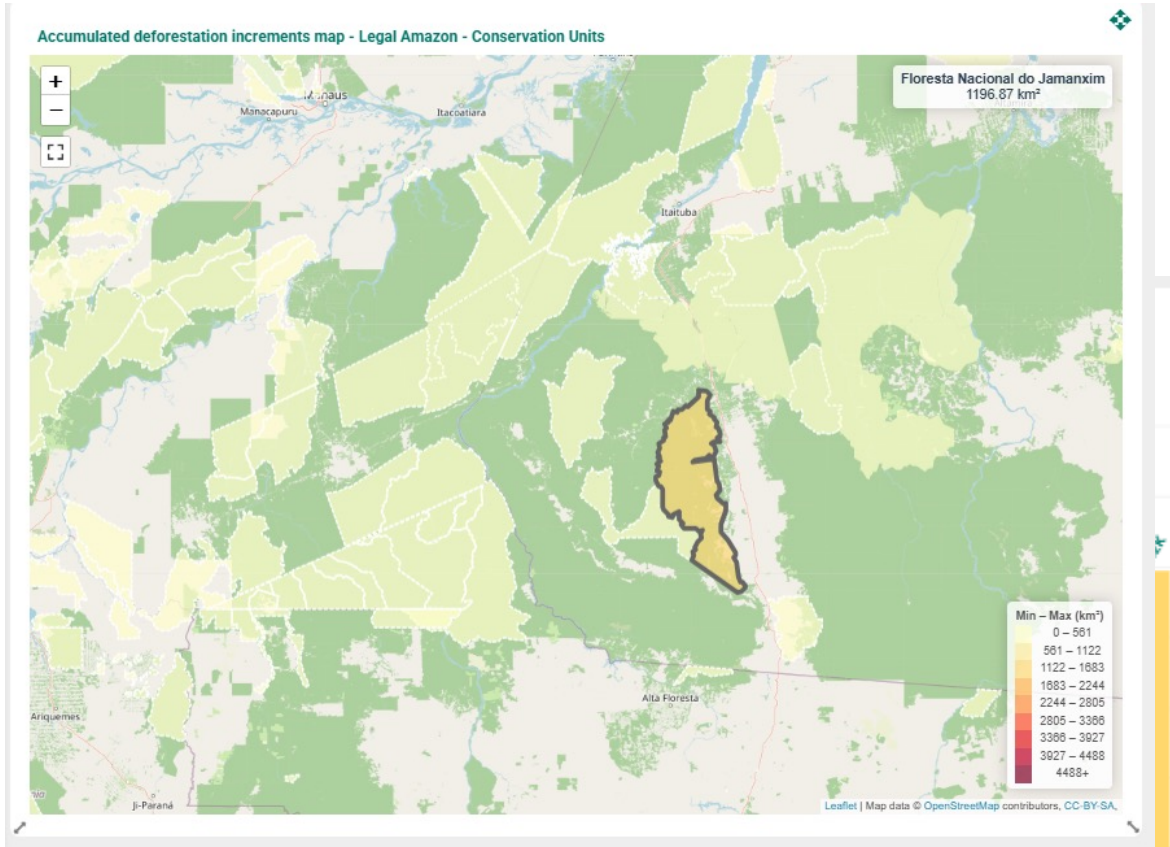
Deforestazione 2025
489,11 km^2

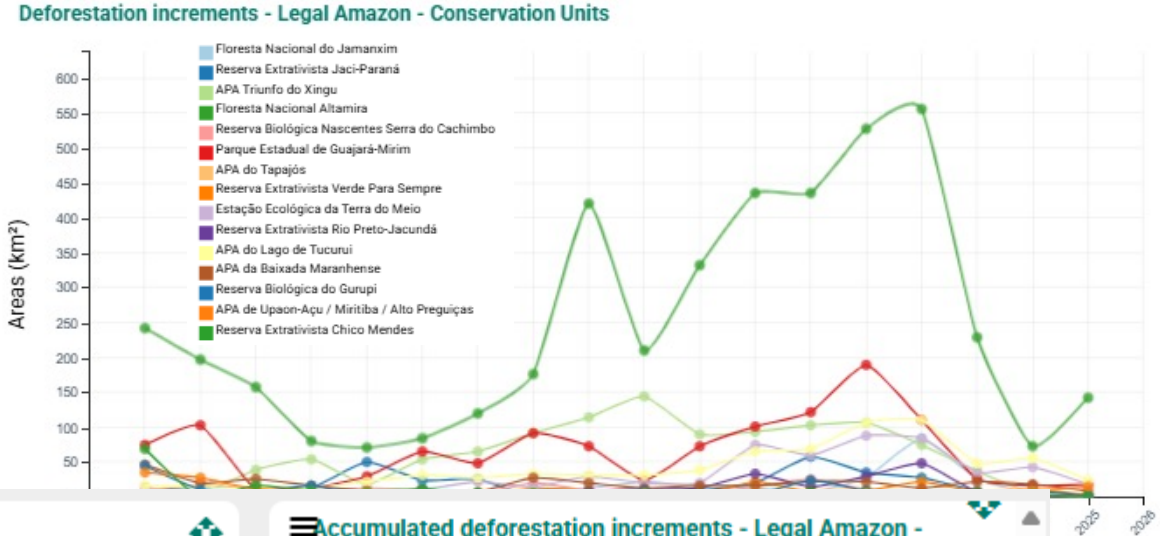


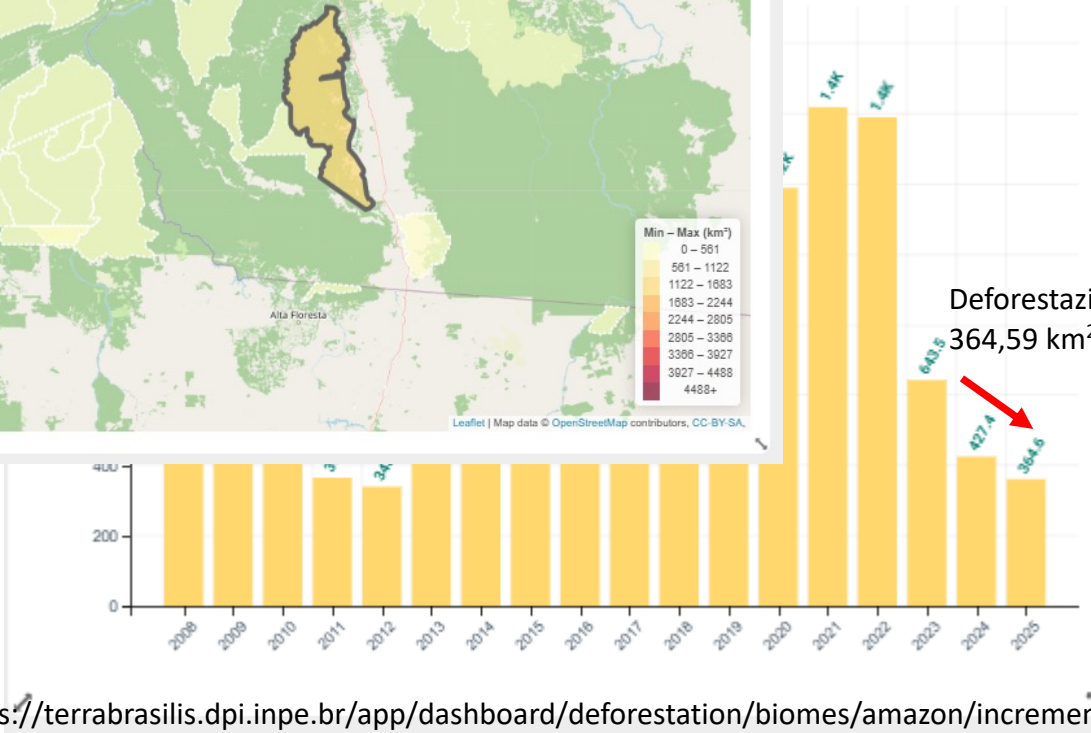
https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/dashboard/deforestation/biomes/legal_amazon/increments

104

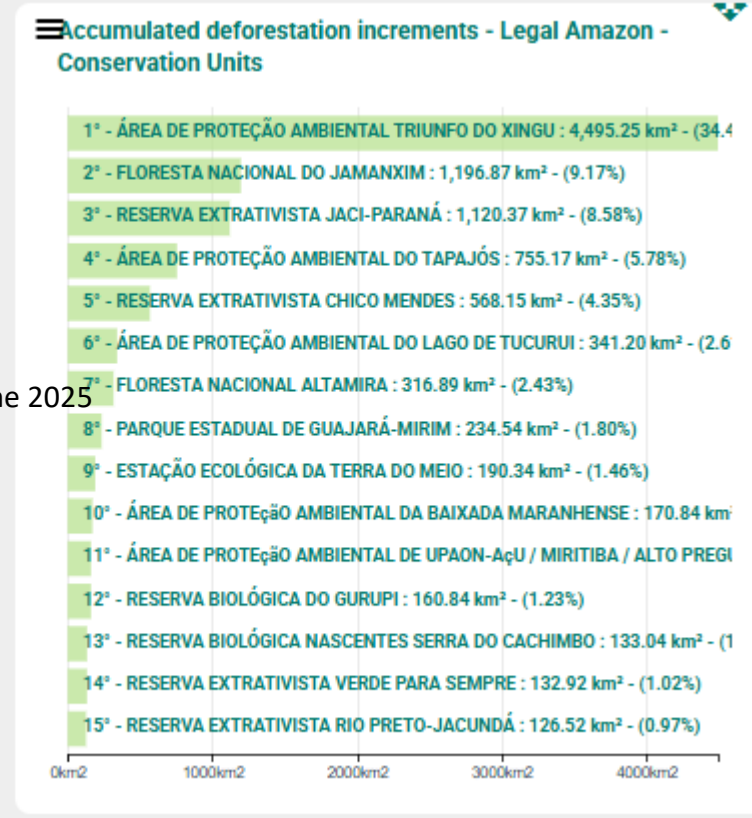
Unità di conservazione







Deforestazione 2025
364,59 km²



https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/dashboard/deforestation/biomes/amazon/increments

105

Biomas Br

Prodes

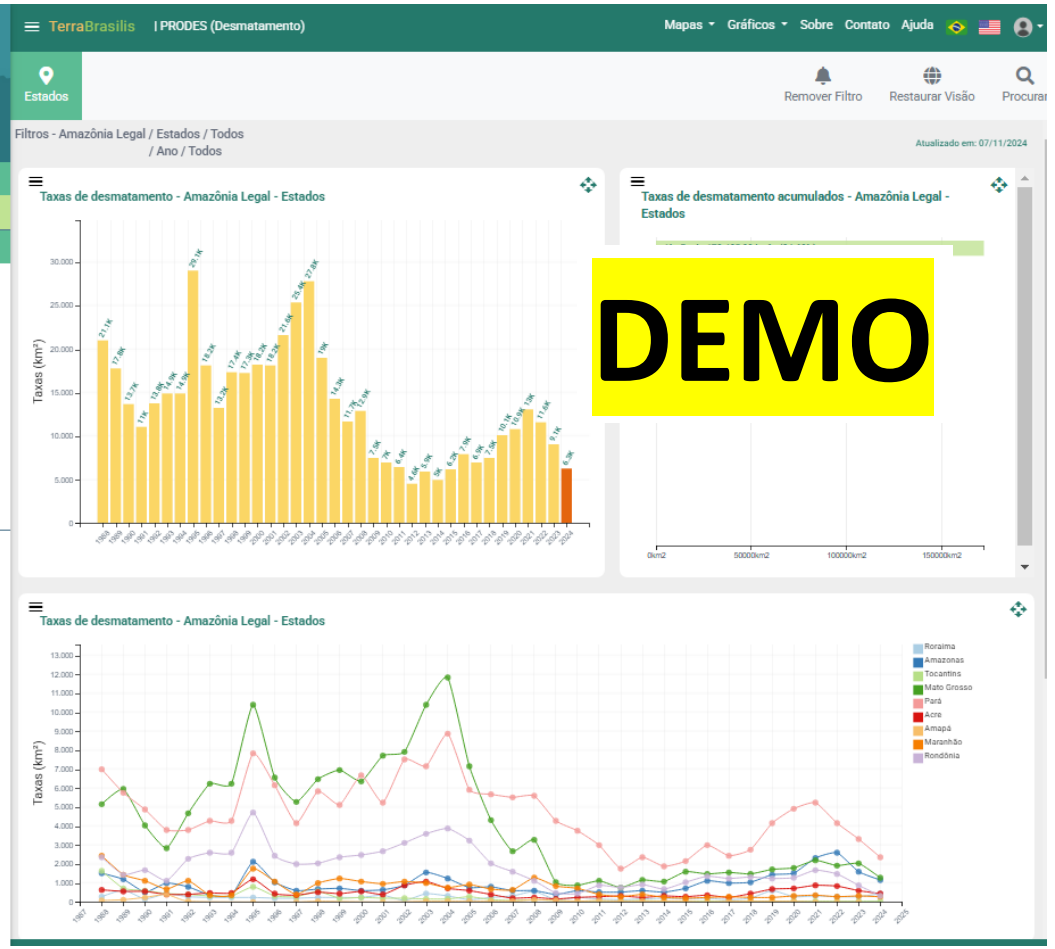
TerraBrasilis

TerraBrasilis - piattaforma sviluppata dall'INPE per l'**organizzazione, l'accesso e l'uso** dei dati geografici dei sistemi di monitoraggio ambientale.

Mappe



Dashboard - grafici / query



E download https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/

Prodes – Conformità ambientale

Istituzioni brasiliane che valutano la conformità (CONAB / SERPRO) con i dati Prodes

A) EUDR - Regolamento dell'Unione europea sulla deforestazione

I prodotti provenienti da terreni disboscati dopo il **31 dicembre 2020** non potranno essere commercializzati

B) **Credito agricolo** (Risoluzione CMN n. 5.193/2024)

Restrizioni al credito per le aree disboscate dopo il **31 luglio 2019**

C) **«Area rurale consolidata»*** (Decreto n. 6.514/2008),

Codice forestale – la deforestazione illegale anteriore al **22 luglio 2008** è considerata consolidata e condonata.



https://agriconline.com.br/portal/artigo/car-cadastro-ambiental-rural-guia-para-produtores-rurais/

* Sono aree già occupate da agricoltura, allevamento o infrastrutture prima del 22 luglio 2008 (data fissata dal Codice forestale).

107

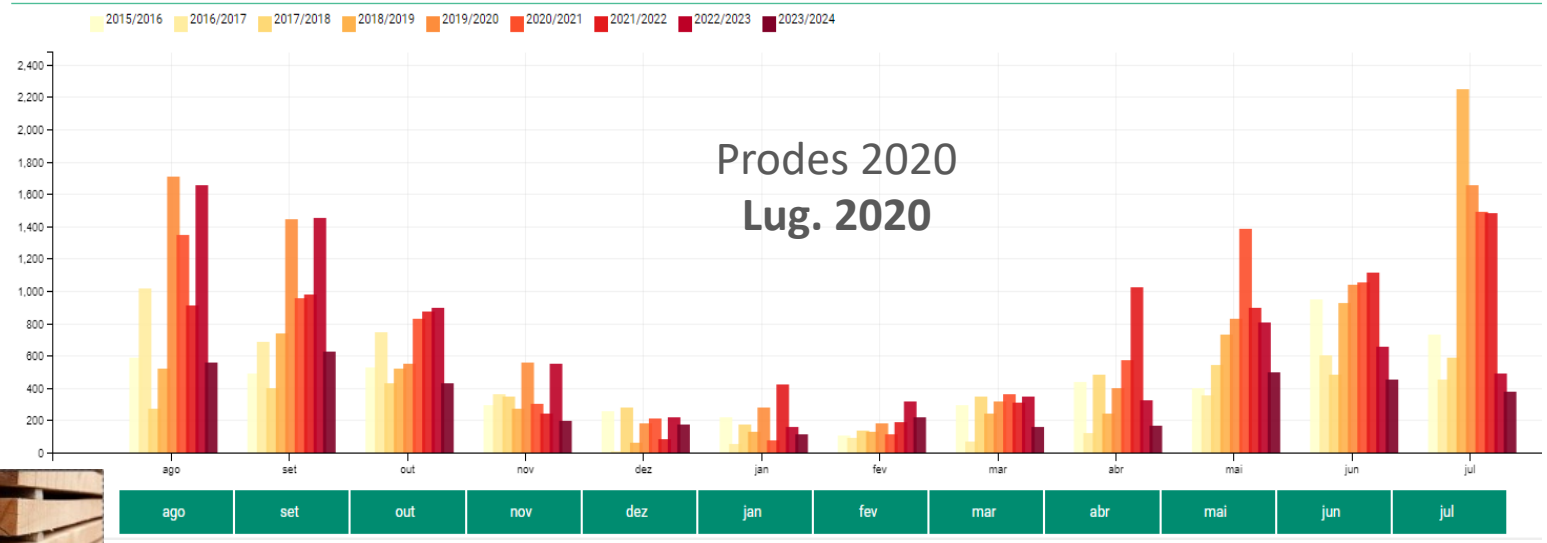
Prodes – dicembre 2020 EUDR

Regolamento dell'Unione europea sulla deforestazione (EUDR)*
(EUDR 2023/1115)

Riferimento – **31/12/2020**

Superficie minima = **0,5 ha**

Prodes – Calendario





** L'EUDR 2023/1115 mira a prevenire la deforestazione e il degrado forestale legati ai prodotti immessi sul mercato UE o esportati dall'UE, imponendo alle imprese di garantire che i prodotti non provengano da terreni disboscati dopo il 31 dicembre 2020.*

Prodes – dicembre 2020 EUDR

Regolamento dell'Unione europea sulla deforestazione (EUDR)
(EUDR 2023/1115)

Metodologia

Dati Sentinel-2/MSI – serie temporali
Brazil Data Cube (BDC)

Attributi spettrali:
B04, B8A, B11, NDVI, NBR, NDWI,
AWEINSH, texture B8A (media).

Algoritmi di clustering non supervisionato
SOM - Mappa auto-organizzante (SOM)
AHC - Clustering gerarchico agglomerativo

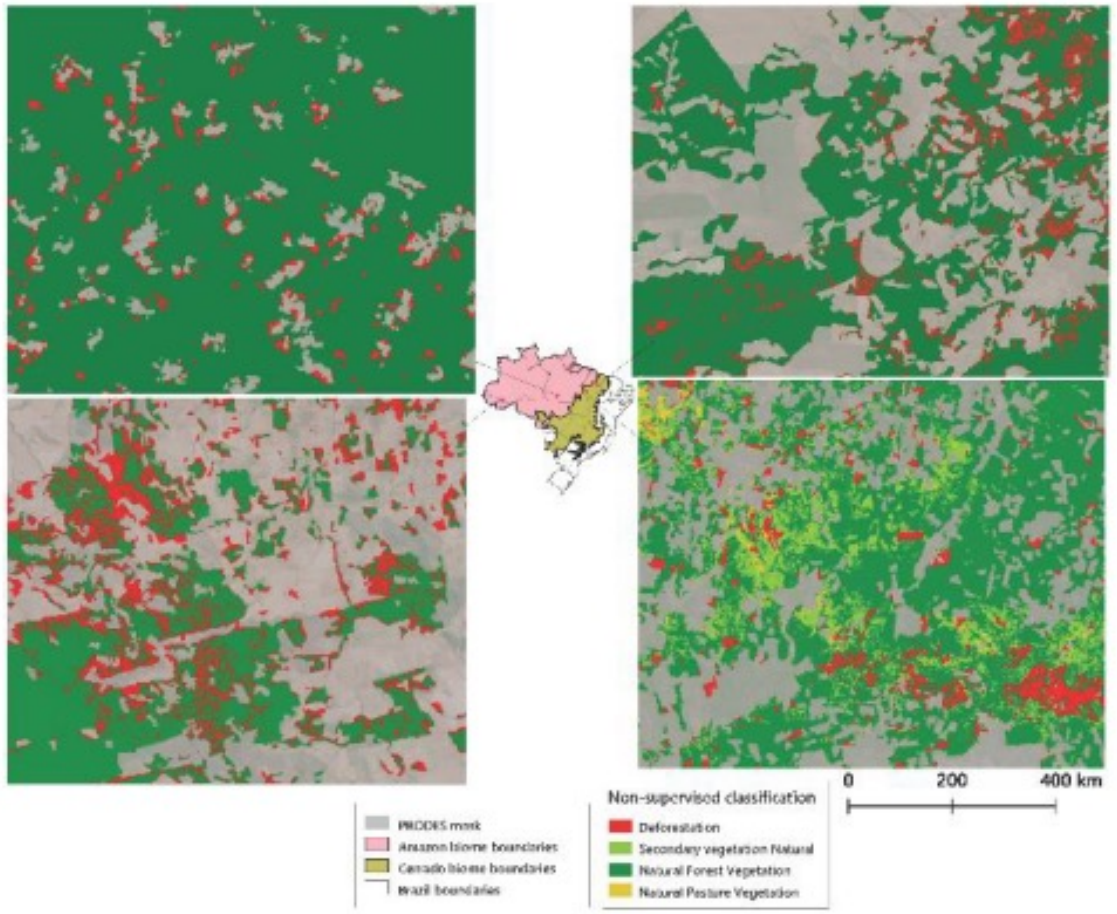
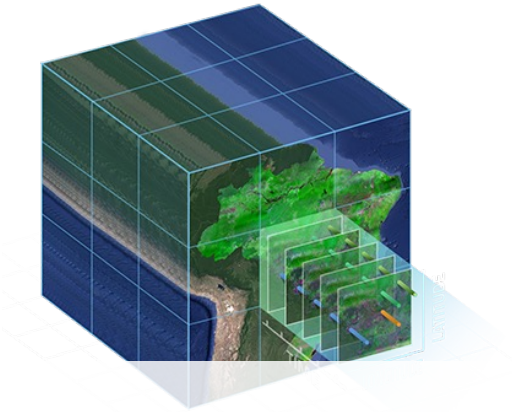


Figure 2. Tiles classified in the Brazilian Amazon and Cerrado biomes using the non-supervised approach.

Soler et al. (2025)

Prodes – dic. 2020 EUDR

Regolamento dell'Unione europea sulla deforestazione (EUDR)
(EUDR 2023/1115)



Brazil Data Cube

Ago.-dic. 2020

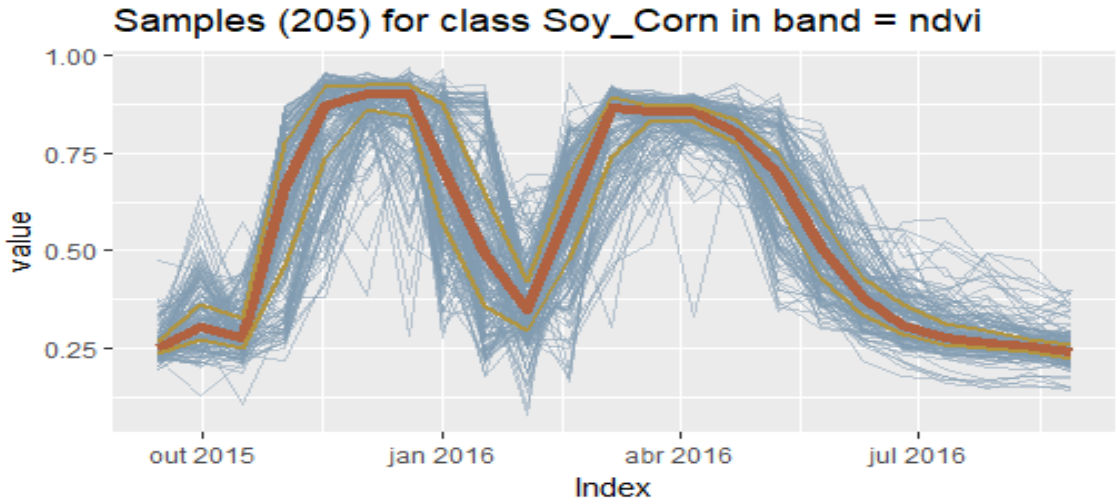
Mappa auto-organizzante (SOM)
Algoritmo non supervisionato basato sull'IA
(deep learning)

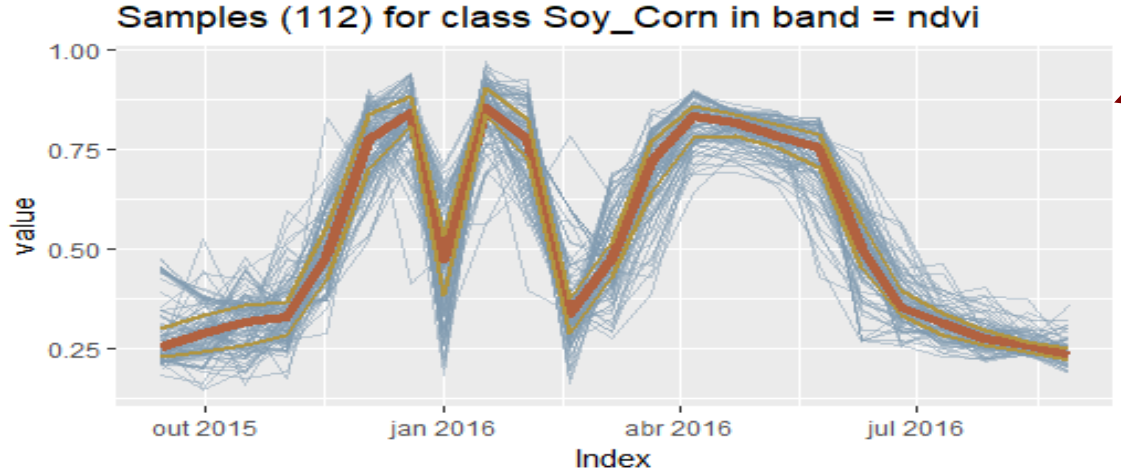
Dendrogrammi - numero di neuroni
AHC - Clustering gerarchico agglomerativo

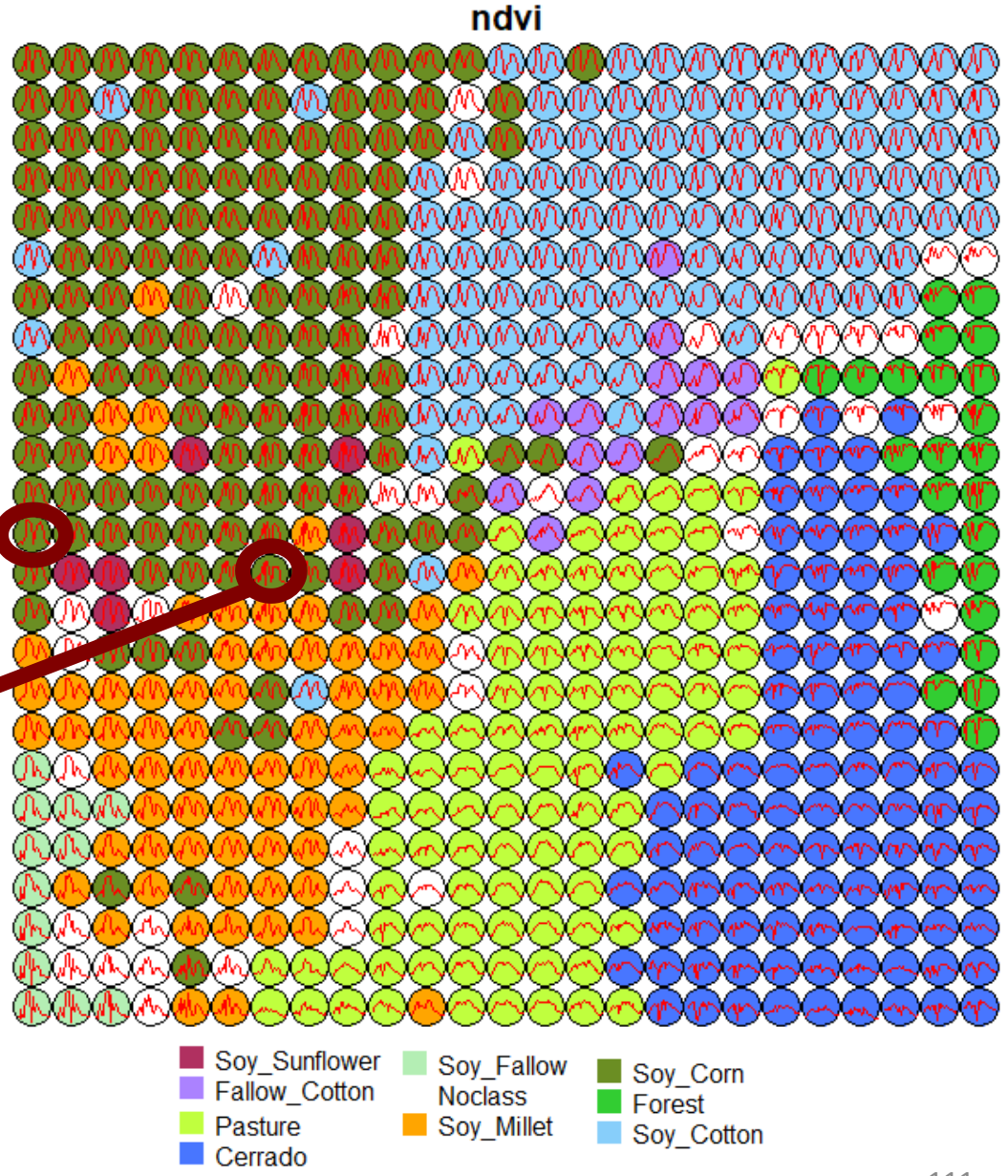
Etichettatura dei segmenti – ispezione visiva

SOM per individuare diversi schemi SITS

Rete neurale a mappe auto-organizzanti (SOM) per il clustering di SITS

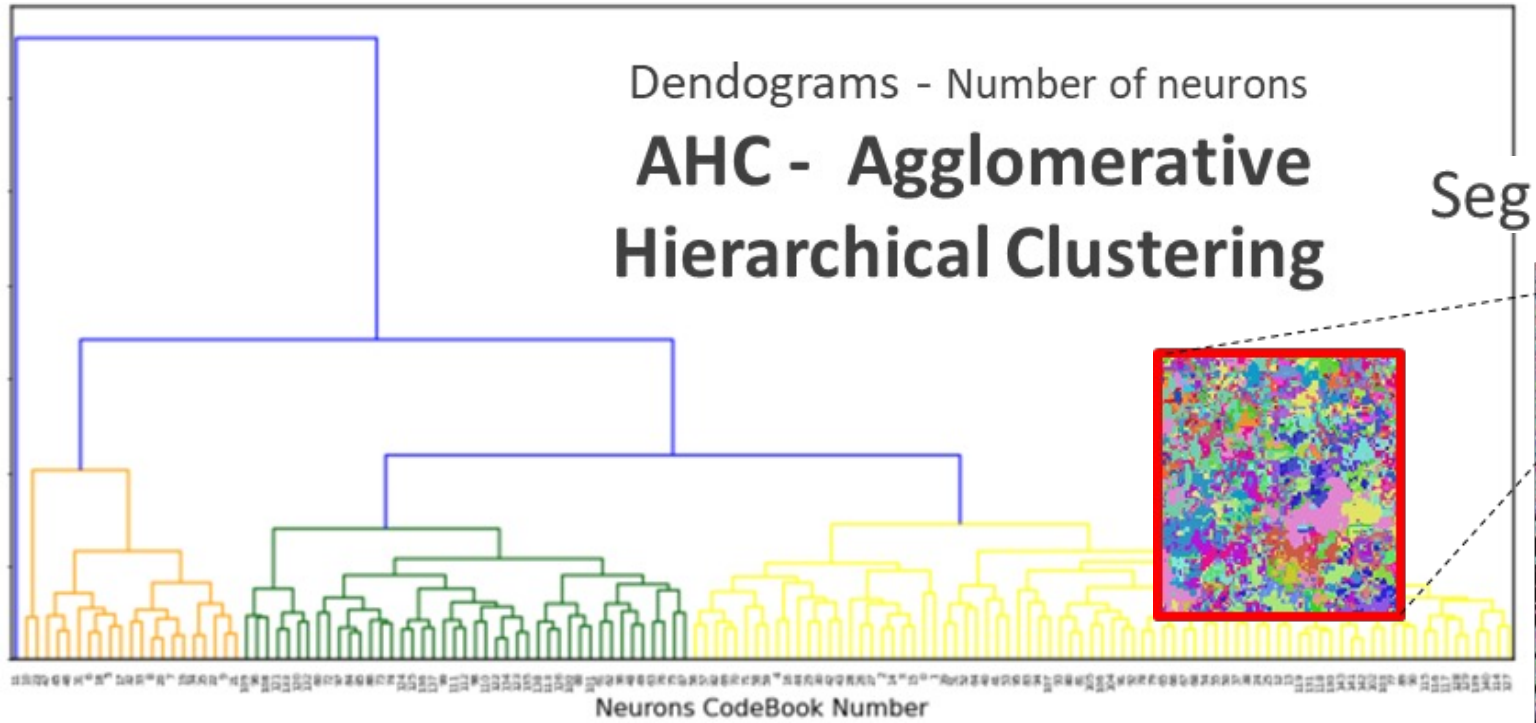




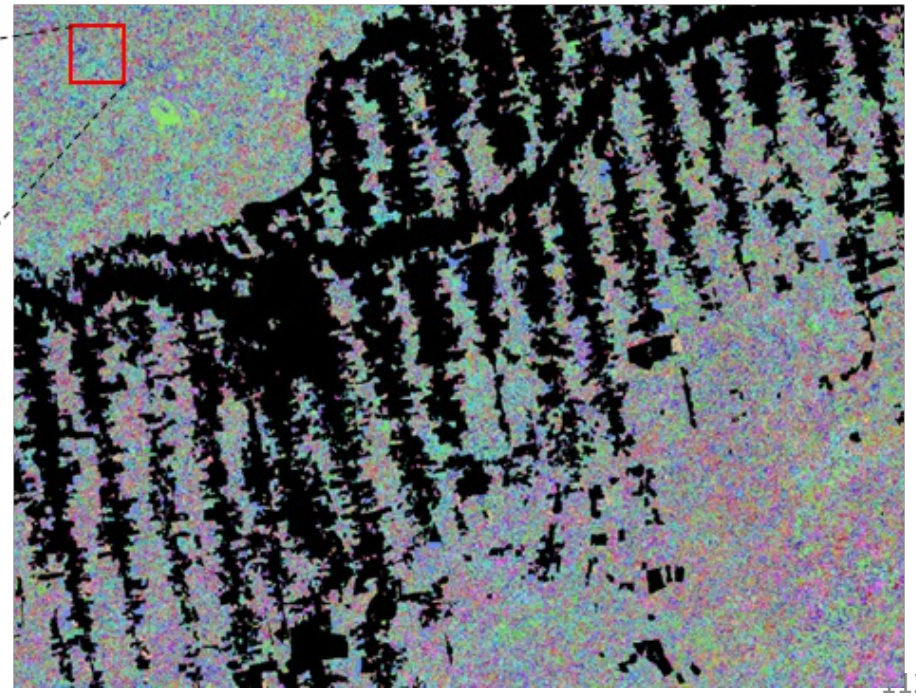


Prodes – dic. 2020 EUDR

Regolamento dell'Unione europea sulla deforestazione



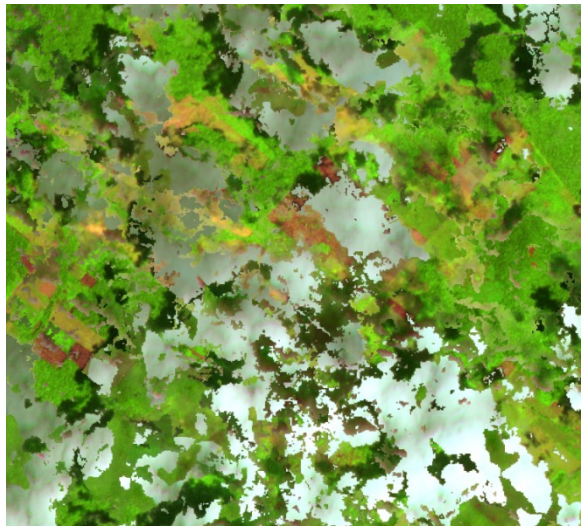
Segment labelling – Visual inspection



Prodes – dicembre 2020 EUDR

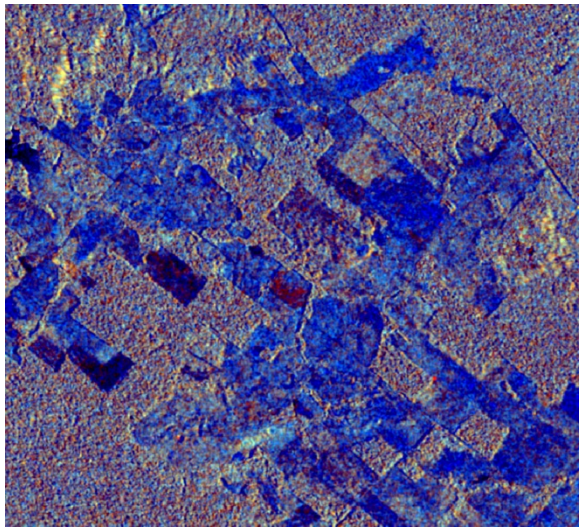
Radar – dati ausiliari

Mosaico Sentinel-2
BDC dic. 2020



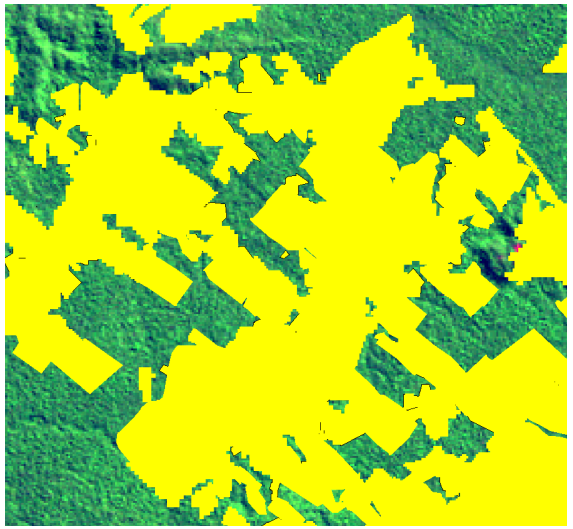
Sentinel - 2 (MSS)

Immagine radar 28/12/2020
(senza nuvole)



Sentinel - 1 (SAR)

Delimitazione delle aree
disboscate (giallo)



Prodes – Validazione dell'accuratezza

Processi PRODES: implicazioni per la qualità dei dati

Aspetti della **qualità di PRODES**:

I - Requisiti dei processi di mappatura

II - Validazione esterna

III - Trasparenza

Selezione ed elaborazione delle immagini	Miglior periodo di rilevamento Copertura nuvolosa ridotta
Ispezione visiva	Team multidisciplinare ed esperto Standardizzazione di legenda e protocollo Dati ausiliari Informazioni sulle specificità regionali o locali
Audit	Processo sistematico (100% del territorio) Ispezione visiva
Post-elaborazione	Verifica di coerenza e delle regole di elaborazione
Validazione della mappa	Campionamento stratificato e casuale Personale esterno
Diffusione dei dati	Trasparenza (http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/) Rapporti tecnici Pubblicazioni scientifiche

Auditor indipendente
Esperti di ogni bioma

Validatore

Immagini satellitari ad alta risoluzione come riferimento

Mosaico mensile Planet (5 m)

WPM/CBERS4 – PCA (2m)

Prodes – Comando e controllo

Piano d'azione per la prevenzione e il controllo della deforestazione nell'Amazzonia legale (PPCDAm)

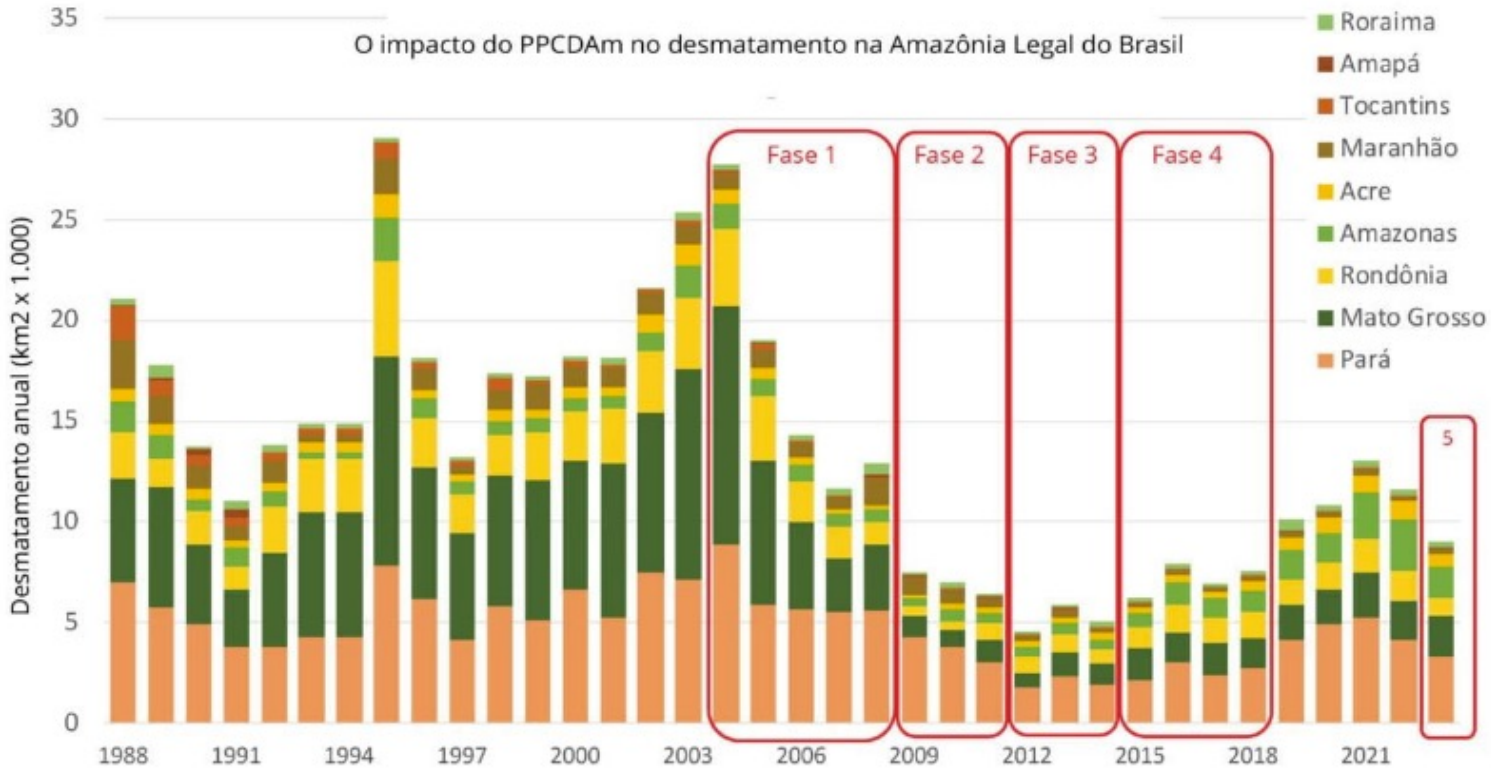
Lanciato nel 2003 – calo della deforestazione tra il 2004 e il 2012.

Nel 2009,
Convenzione quadro delle Nazioni Unite sui cambiamenti climatici (UNFCCC)
Riduzione dell'80% della deforestazione entro il 2020.

2012 – obiettivo superato.
Tasso annuo = 20% della media storica ventennale.

2018 – governo Bolsonaro – smantellamento del programma

2023 – fase 5 – ONG, contenimento della deforestazione e regolarizzazione fondiaria per comunità forestali, insediamenti agrari e agricoltori familiari; - produzione sostenibile, REDD+, ripristinc



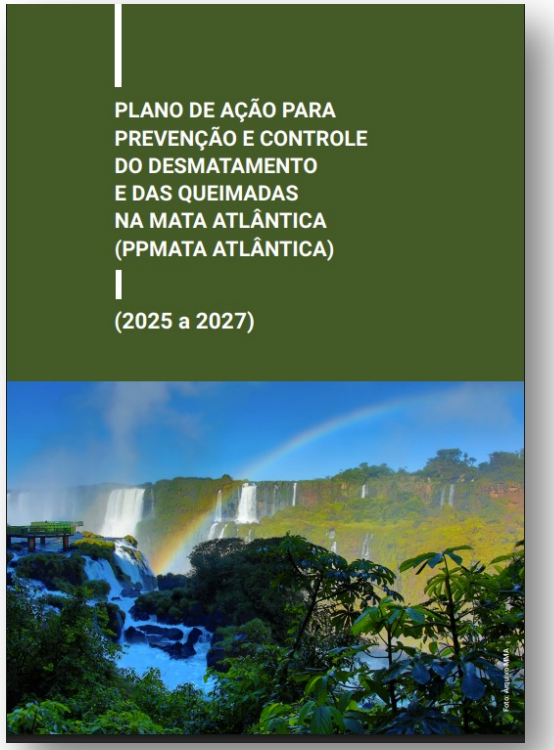
https://brasil.mongabay.com/2025/09/a-formula-que-reduziu-o-desmatamento-no-brasil-no-seculo-21/

115

Prodes – Comando e controllo

Piano d'azione per la prevenzione e il controllo della deforestazione (PPCD)
Tutti i biomi

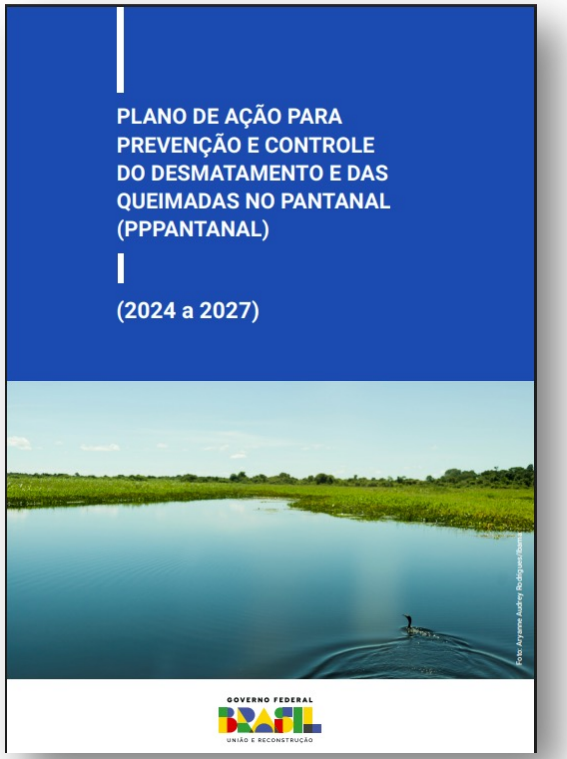
(decreto del 2023 – oltre a PPCDAm e PPCerrado)



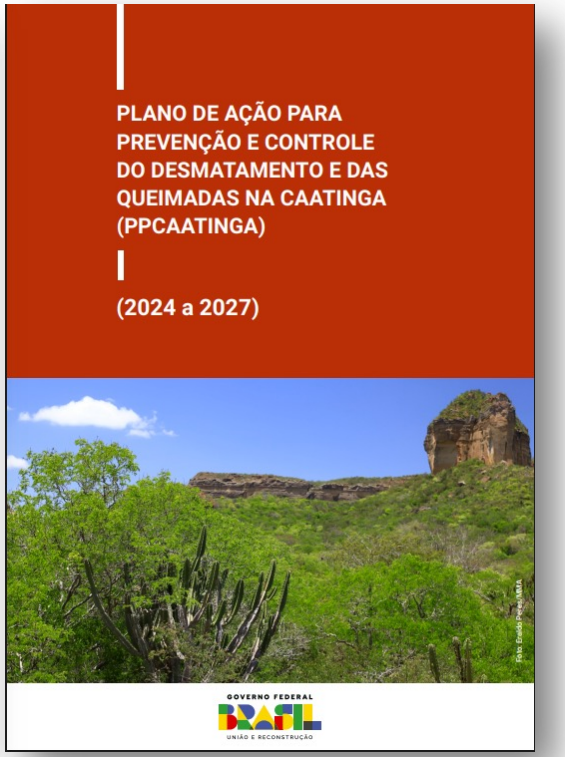
https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/controle-ao-desmatamento-queimadas-e-ordenamento-ambiental-territorial/controle-do-desmatamento-1/ppmata-atlantica/PPMata_Atlantica_2025_internet_final.pdf



https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/controle-ao-desmatamento-queimadas-e-ordenamento-ambiental-territorial/controle-do-desmatamento-1/pppampa/PPPampa_2025_internet.pdf



https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/controle-ao-desmatamento-queimadas-e-ordenamento-ambiental-territorial/controle-do-desmatamento-1/pppantanal/pppantanal_2024.pdf



https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/controle-ao-desmatamento-queimadas-e-ordenamento-ambiental-territorial/controle-do-desmatamento-1/ppcaatinga/ppcaatinga_2024_20_12.pdf

116

Biomas Br

DETER

Monitoraggio giornaliero della soppressione e del degrado della vegetazione nativa



https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Allerte di soppressione/degrado

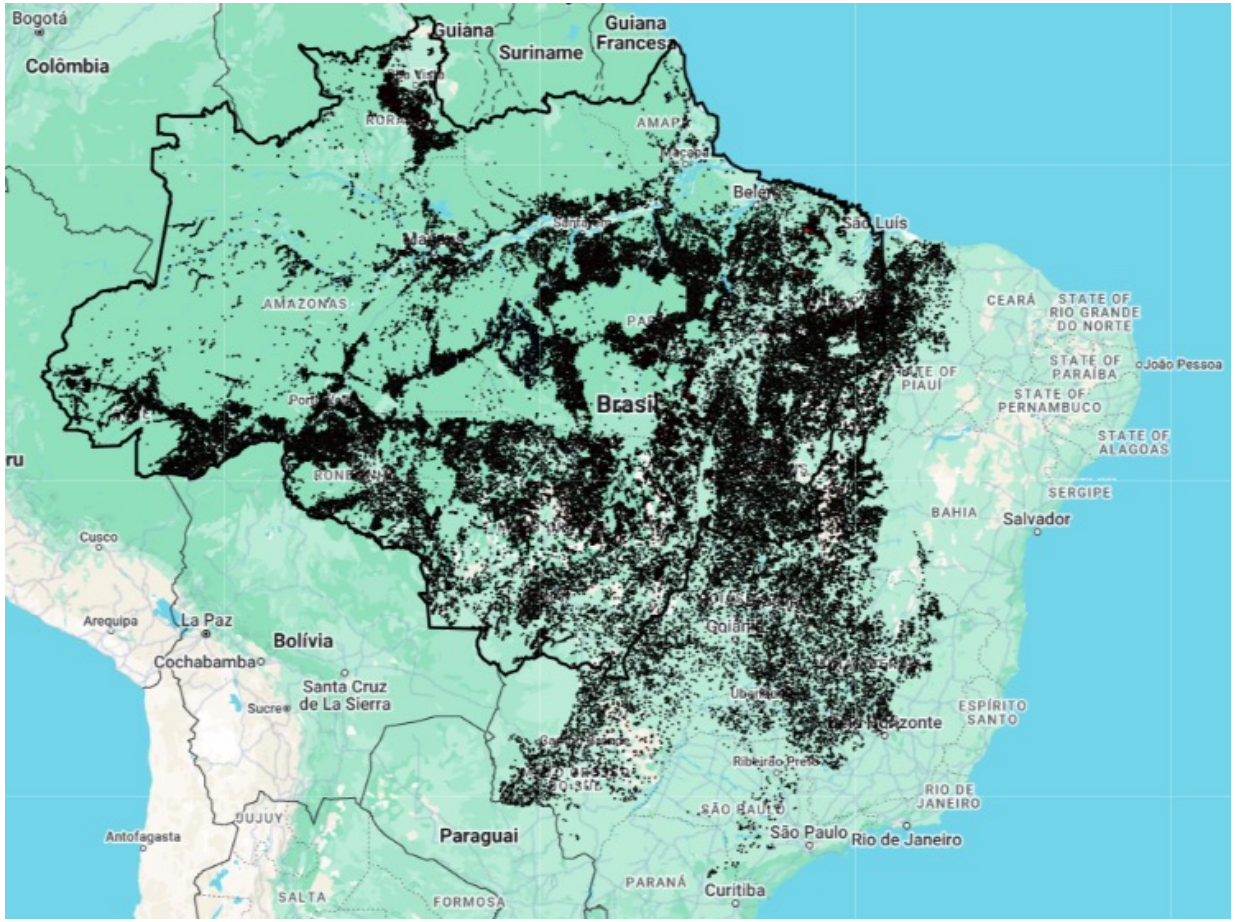
Deter

Amazzonia, Cerrado,
Pantanal e Amazzonia non forestale

Si producono <u>allerte</u> giornaliere
Aggregati mensili, anch'essi pubblicati

Le allerte sono inviate alle istituzioni di controllo
IBAMA, assessorati all'ambiente statali e comunali, ecc.

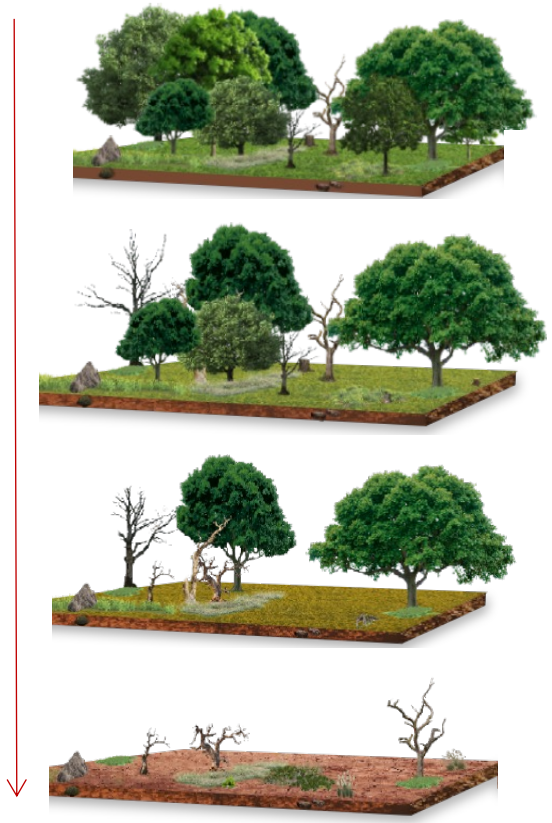
Dati: poligoni, tabelle, vettori;
Disponibili sulla piattaforma **TerraBrasilis**

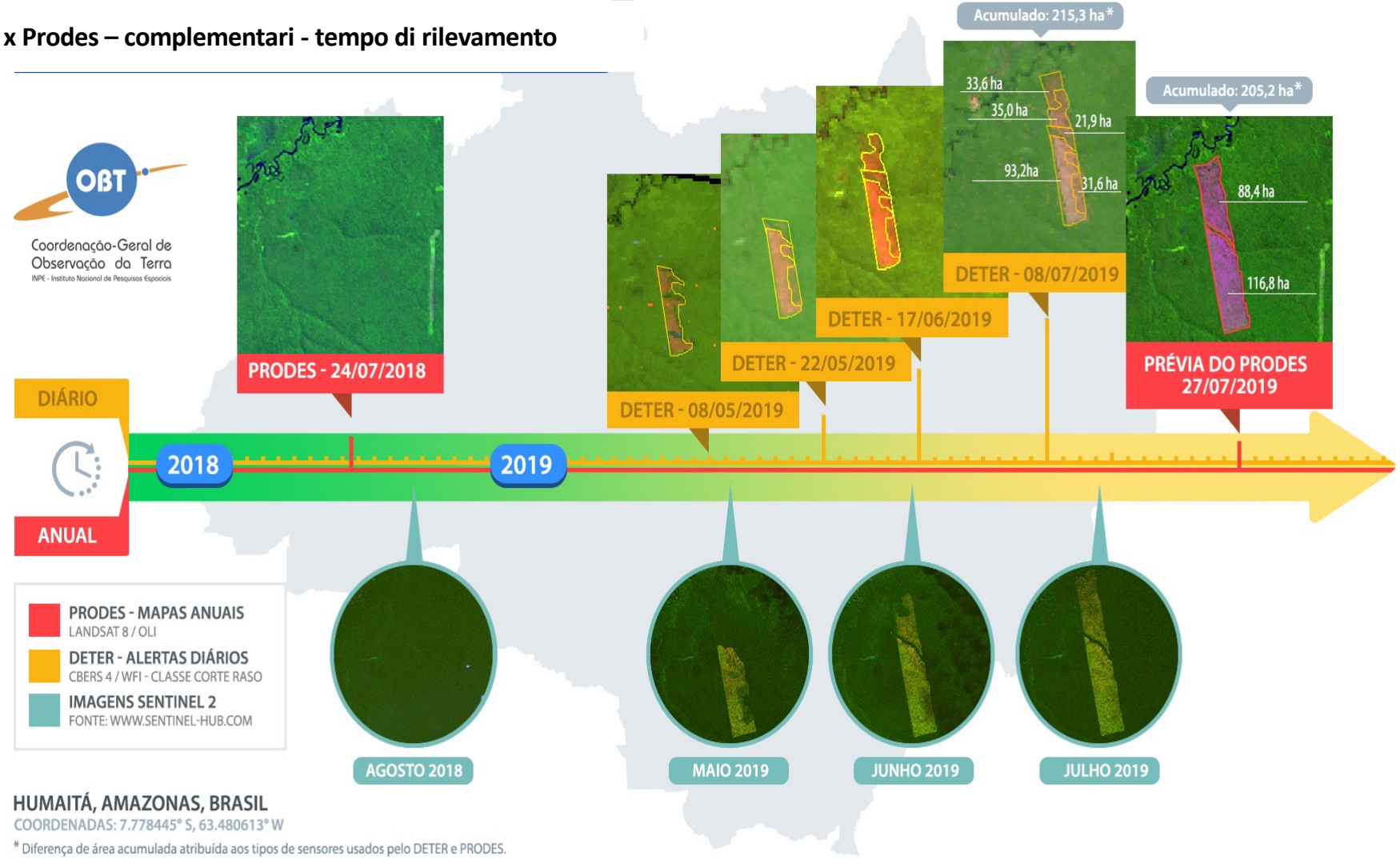


https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Allerte di soppressione/degrado

Allerte giornaliere Deter x Prodes – complementari - tempo di rilevamento





https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2437075

https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Allerte di soppressione/degrado

Deter

Amazzonia, Cerrado,
Pantanal e Amazzonia non forestale

Deforestazione, soppressione e degrado forestale

2004 – 2014 MODIS 250 m (> 25 ha)
2015 – oggi WFI 64 m (> 3 ha)

Satelliti brasiliani
Amazonia 1, CBERS 4 e CBERS 4A
Sensore Wide Field Imaging – WFI

Allerte
Superficie minima di **3 ettari**
Fotointerpretazione visiva

Maschera Prodes
Mappatura incrementale
Può avere «ripetizioni»

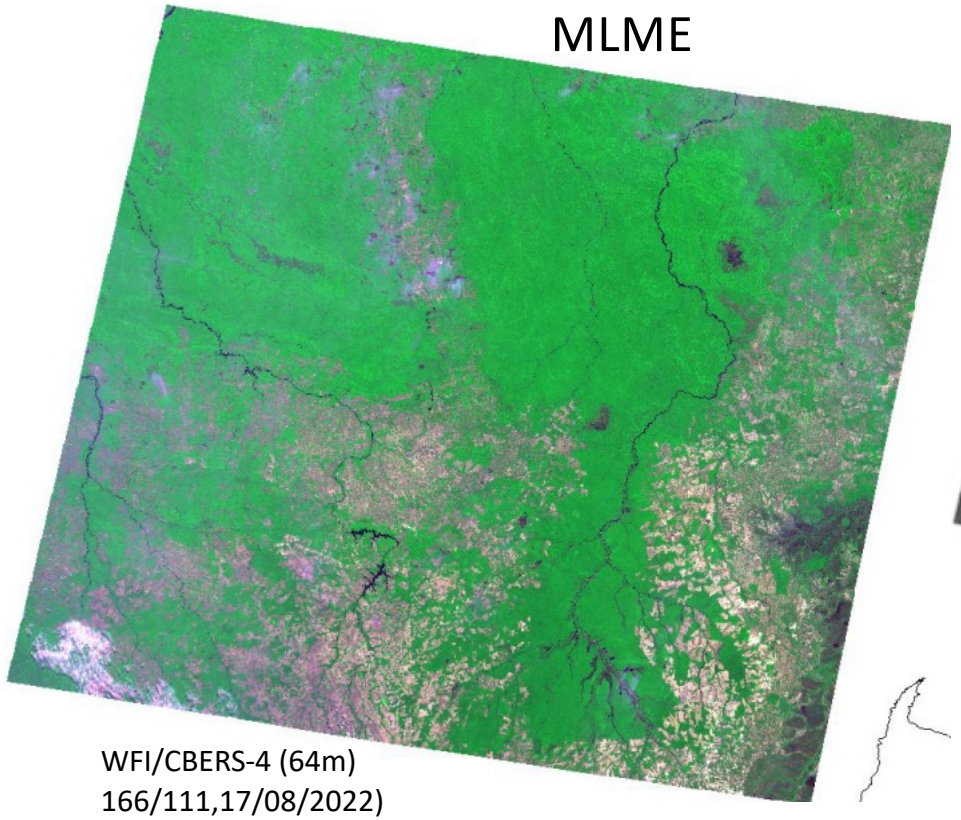




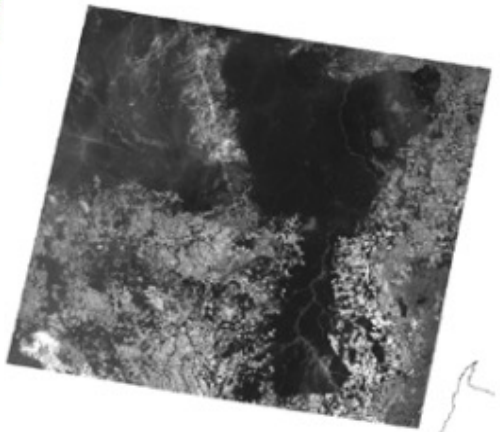
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Allerte di soppressione/degrado

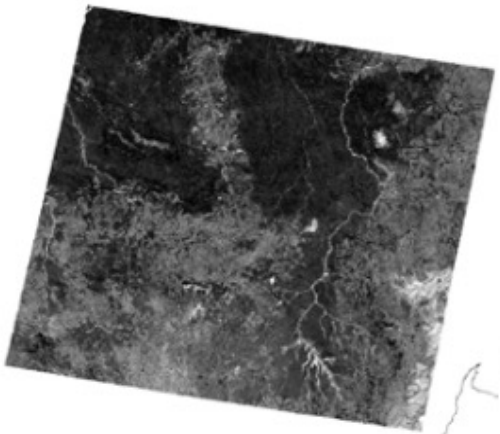
Immagini WFI modello lineare di miscelazione spettrale - MLME



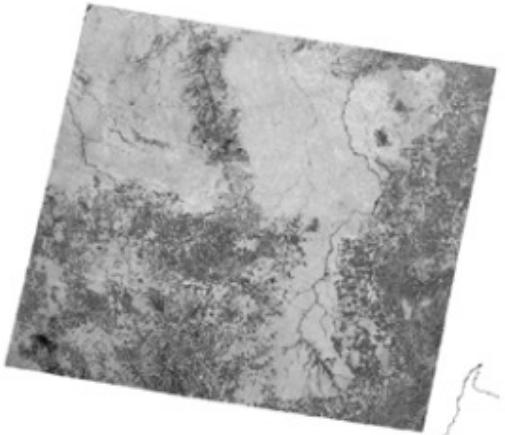
WFI/CBERS-4 (64m)
166/111,17/08/2022)
R(R)/IRp(G)/G (B)



Frazione suolo



Frazione ombra



Frazione vegetazione

***Maschera Prodes per rilevare le allerte**

Allerte di soppressione/degrado

Deter

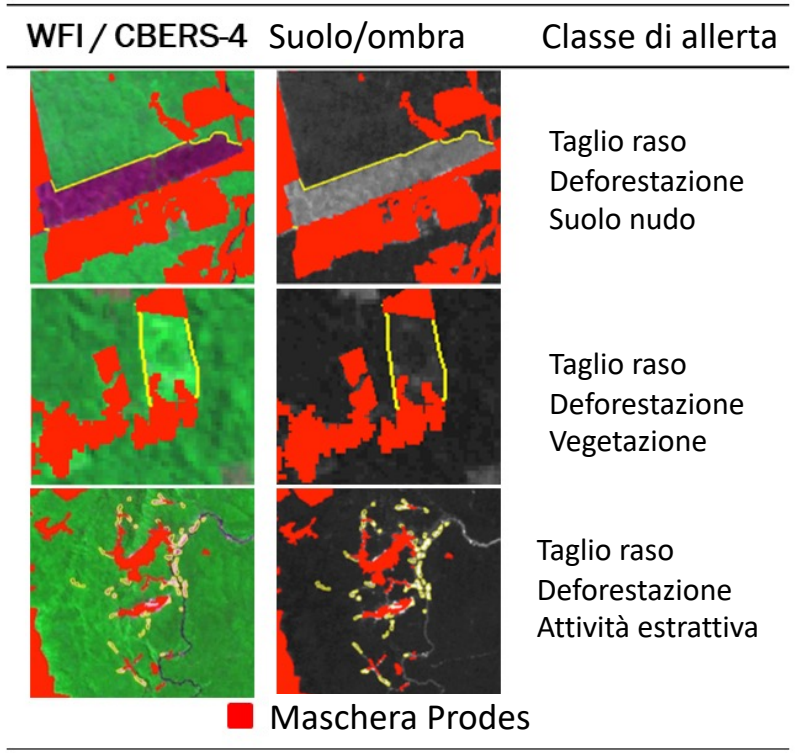
Allerte giornaliere

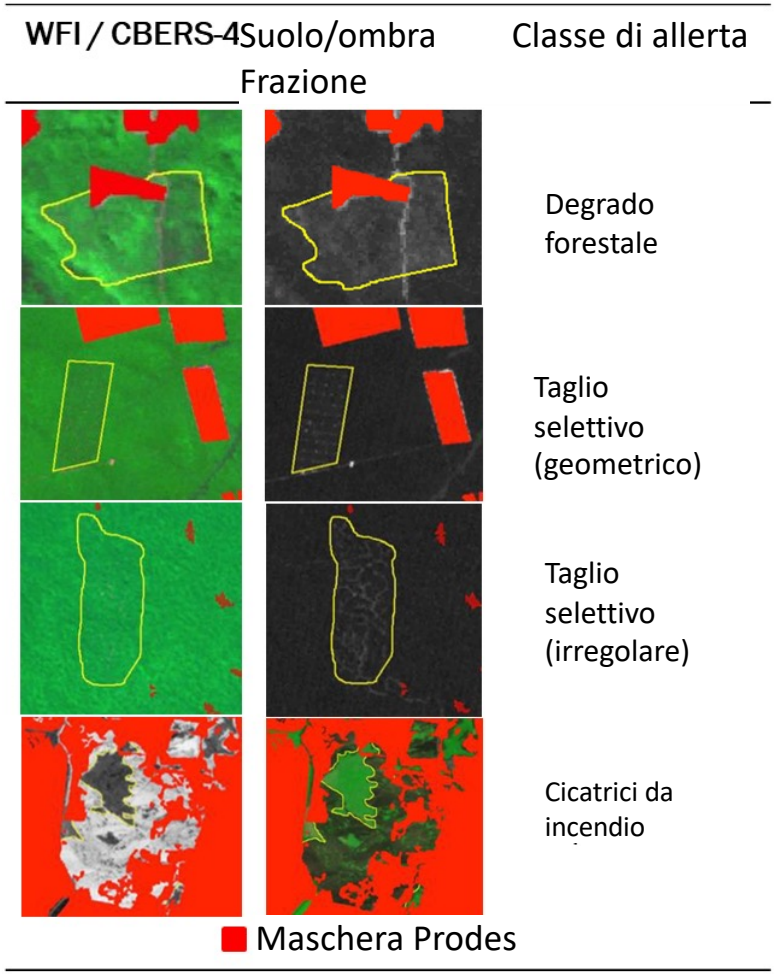
Classi:
Deforestazione /
soppressione,

e

Cicatrici da incendio, degrado forestale e taglio selettivo *(indicatori di **degrado** forestale)*

Classi DETER - Amazzonia





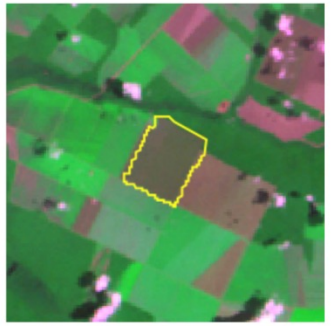
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Allerte di soppressione/degrado

DETER - prima e dopo

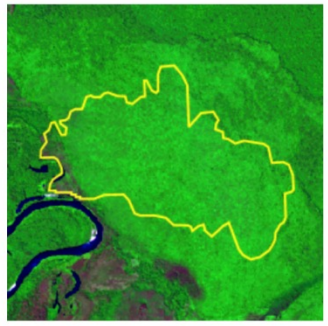
(4)
Id: 88234
Classe Deter: DESMATAMENTO_CR
Area Deter: 3.27 km2
Data imagem anterior deteccao: 2022-12-11 (CBERS-4/AWFI)
Data deteccao alerta Deter: 2023-02-01 (CBERS-4/AWFI)
Intervalo entre datas: 52 dias
Orbita/Ponto: 162/111
Ano da imagem Prodes: 2022
Ano mes mosaico Planet: 2023-02
UF: MT
Lat: -12.6941 Lon: -52.2662

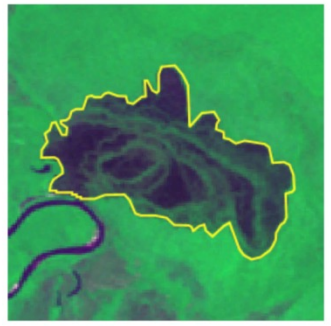
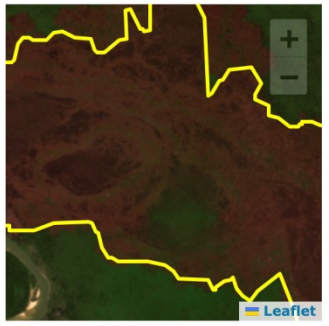





L8 2022-08 | CB4 2022-12-11 | CB4 2023-02-01 | Planet 2023-02

(15)
Id: 77415
Classe Deter: CICATRIZ_DE_QUEIMADA
Area Deter: 19.30 km2
Data imagem anterior deteccao: 2022-08-29 (CBERS-4/AWFI)
Data deteccao alerta Deter: 2022-10-20 (CBERS-4/AWFI)
Intervalo entre datas: 52 dias
Orbita/Ponto: 162/117
Ano da imagem Prodes: 2022
Ano mes mosaico Planet: 2022-10
UF: MT
Lat: -12.7185 Lon: -52.8705



L8 2022-08 | CB4 2022-08-29 | CB4 2022-10-20 | Planet 2022-10

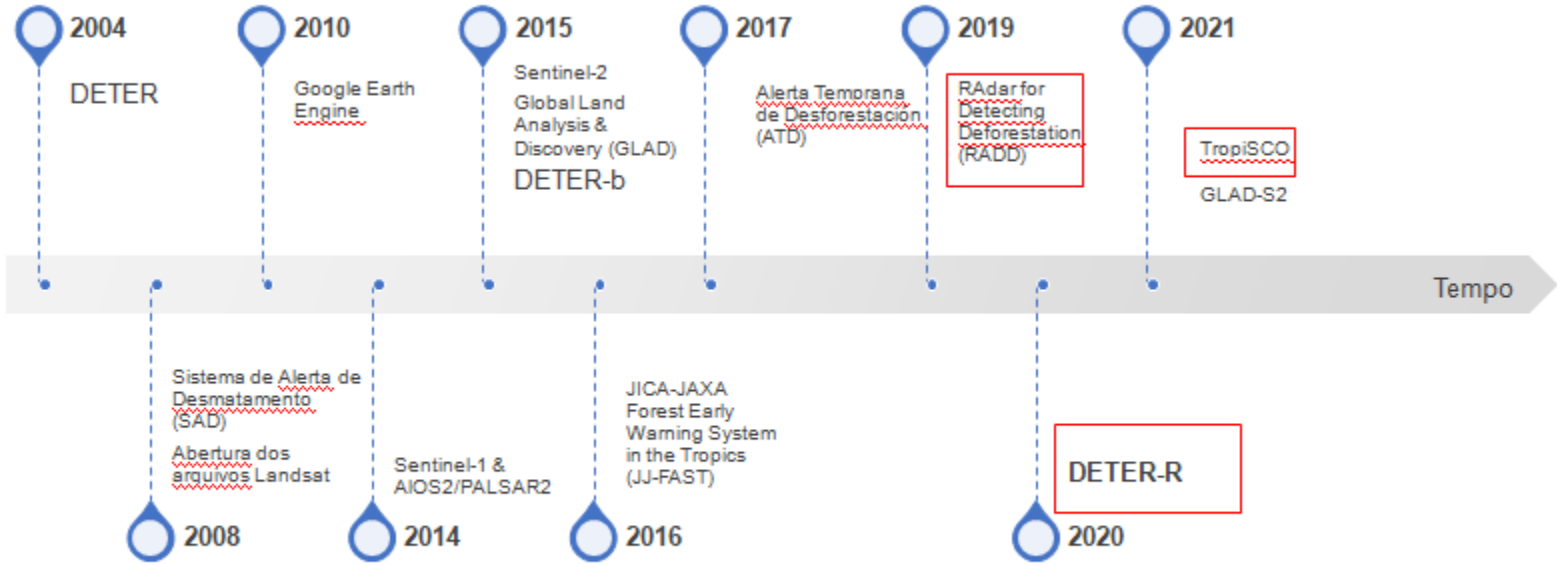
Allerte di soppressione/degrado

Deter-R

Sistema automatico di rilevamento dei disturbi forestali quasi in tempo reale basato su immagini SAR in banda C.

In funzione da nov. 2020 ad ago. 2024

I dati prodotti non sono pubblici.



Sistemas baseados em banda C

Deter-RT

Il nuovo sistema INPE-TropiSCO di monitoraggio della deforestazione nel bioma amazzonico.

https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

124

Allerte di soppressione/degrado

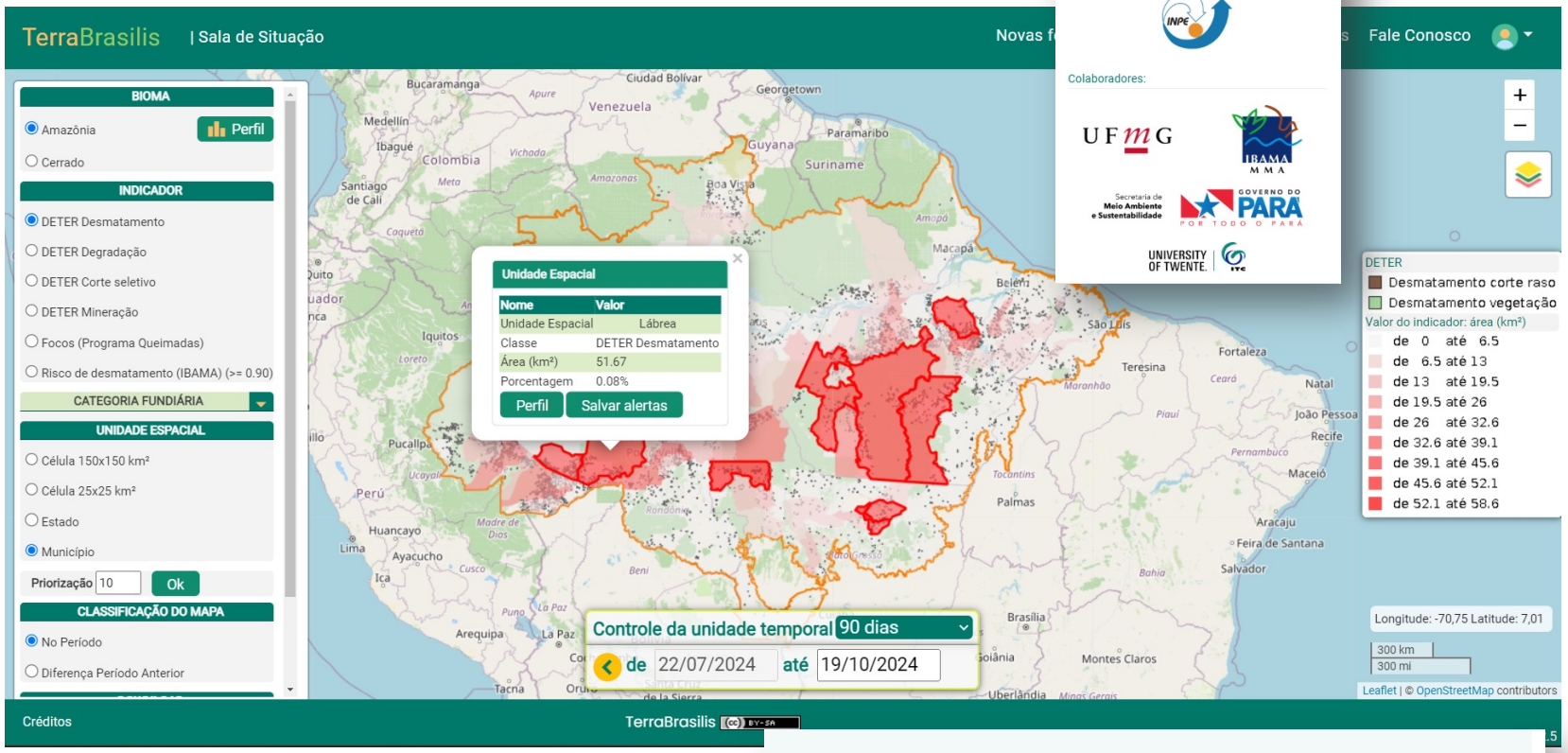
Sala situazioni

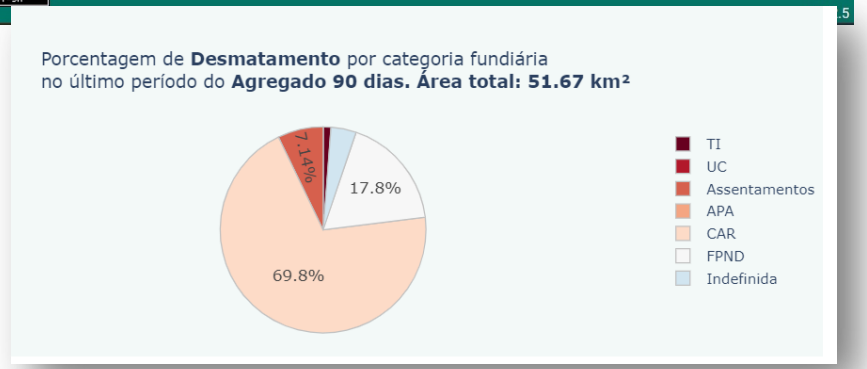
DETER e incendi boschivi (programma Queimadas)

Rischio di deforestazione
Modello dell'IBAMA

Strumento per i decisori

COMUNI





https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/dashboard/alerts/biomes/amazonia-nb/aggregated/

Allerte di soppressione/degrado

Evoluzione di Deter



COEAM (2025)

Test delle classi Deter Amazzonia



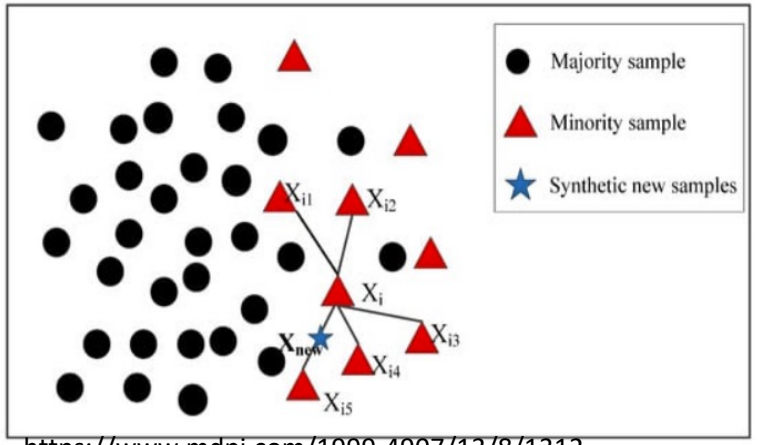
Deforestazione

Random Forest con campioni sintetici



https://dida.do/what-is-random-forest

Principio dell'algoritmo SMOTE basato sui k vicini più prossimi.



https://www.mdpi.com/1999-4907/13/8/1312

Allerte di soppressione/degrado

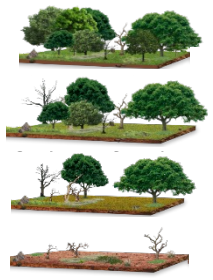
Evoluzione di Deter

Test delle classi Deter Amazzonia

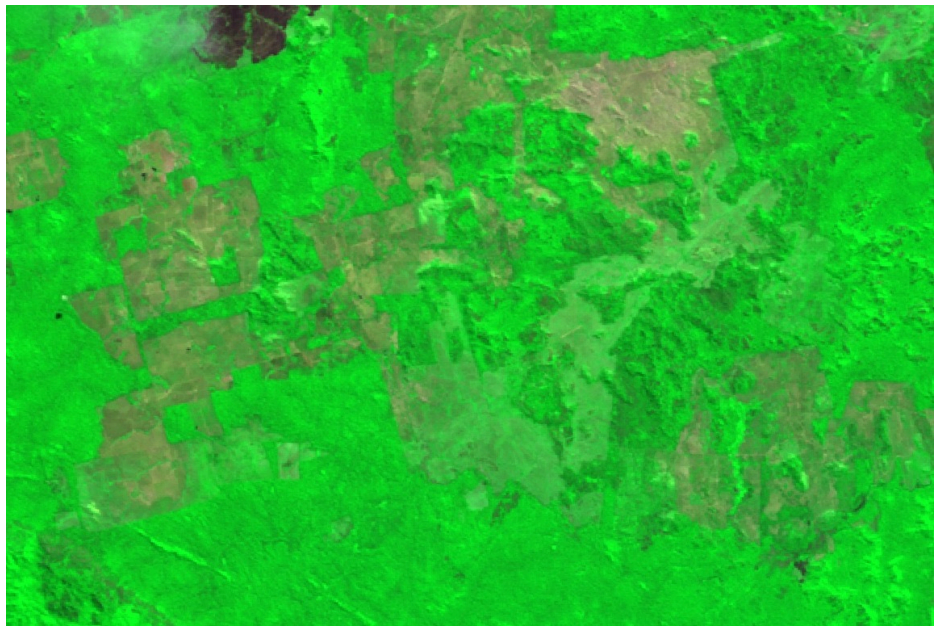


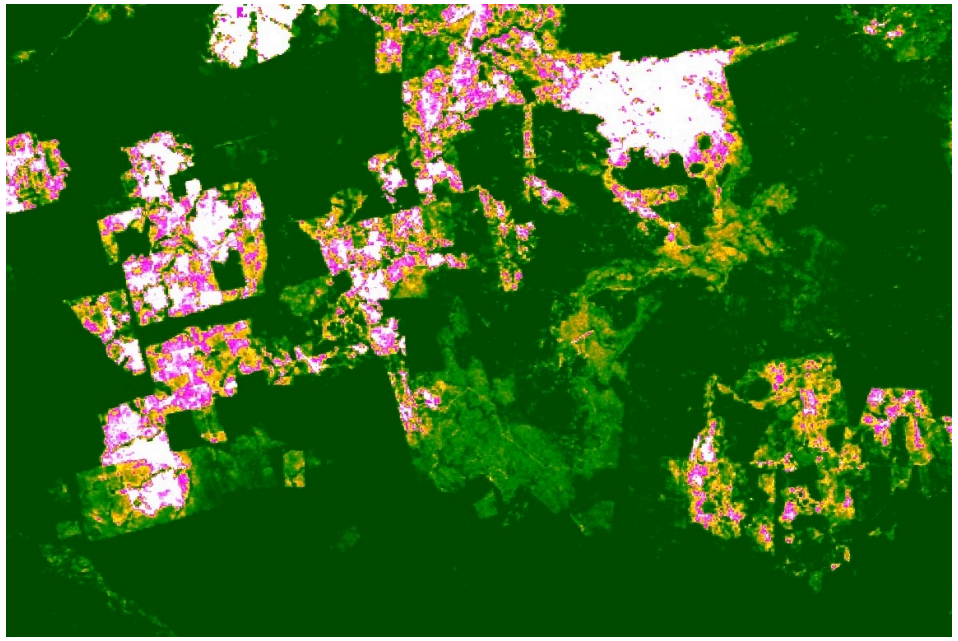
COEAM (2025)

Indici derivati dal modello lineare di tipo NDFI (Normalized Difference Fraction Index)



Degrado





Diversi livelli di degrado forestale

Allerte di soppressione/degrado

Evoluzione di Deter



COEAM (2025)

Test delle classi Deter Amazzonia

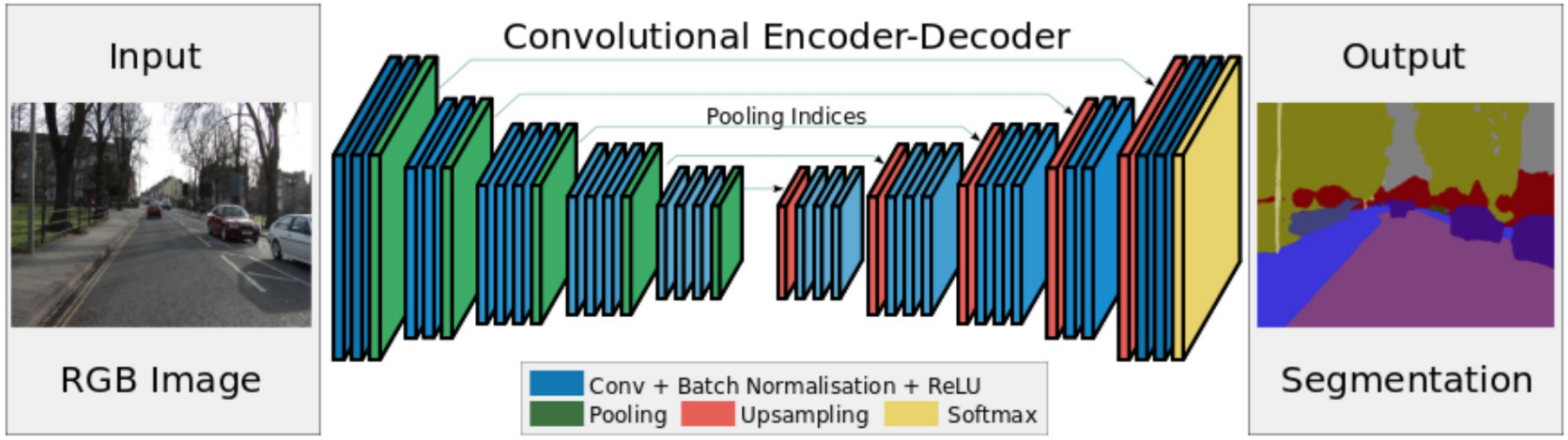


Degrado forestale da incendio



Attività estrattiva

La segmentazione individua il contesto



Deep learning con architettura U-net

Allerte di soppressione/degrado



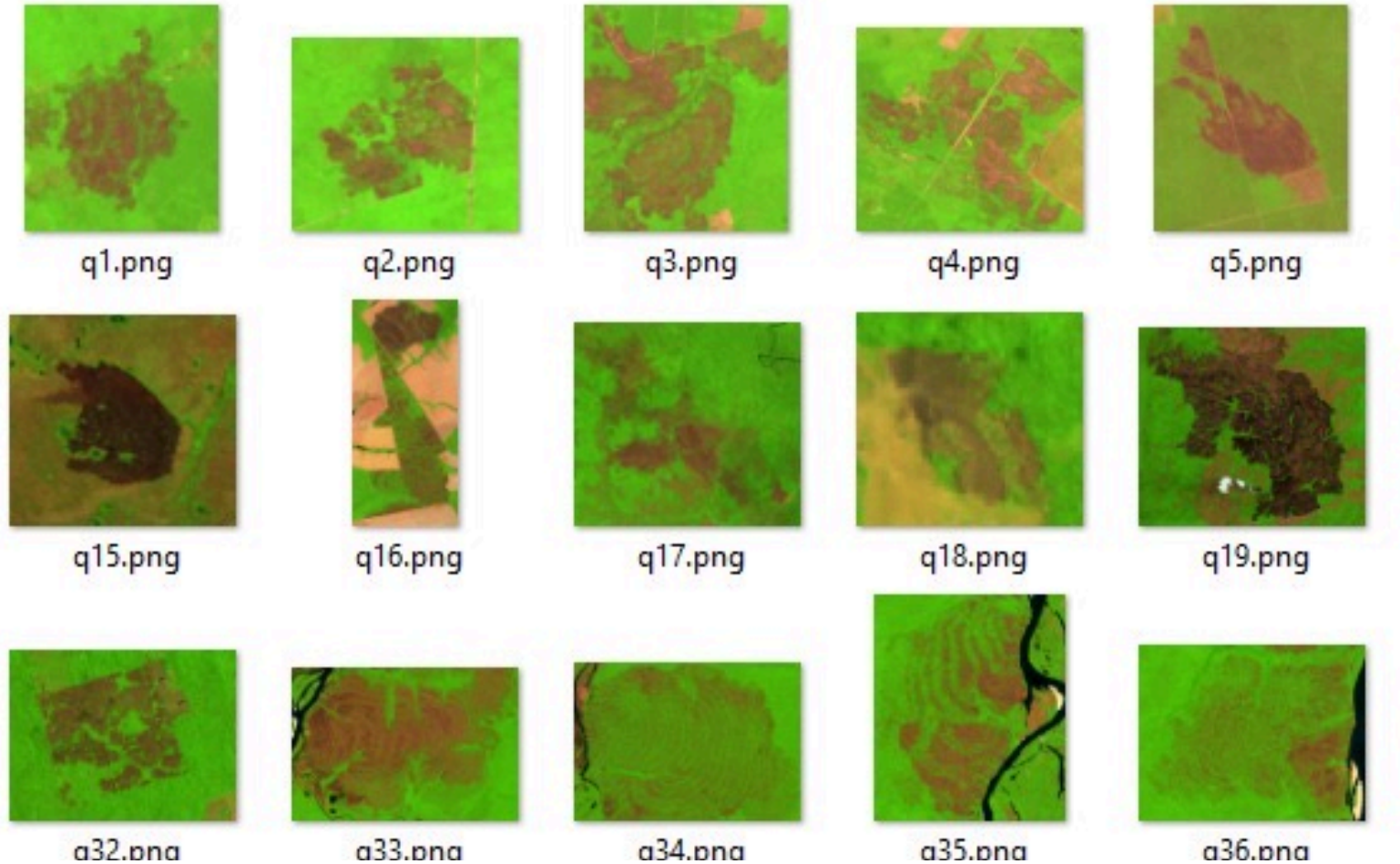
COEAM (2025)



Fuoco

Evoluzione di Deter

Addestramento



Deep learning con architettura U-net

Allerte di soppressione/degrado



COEAM (2025)

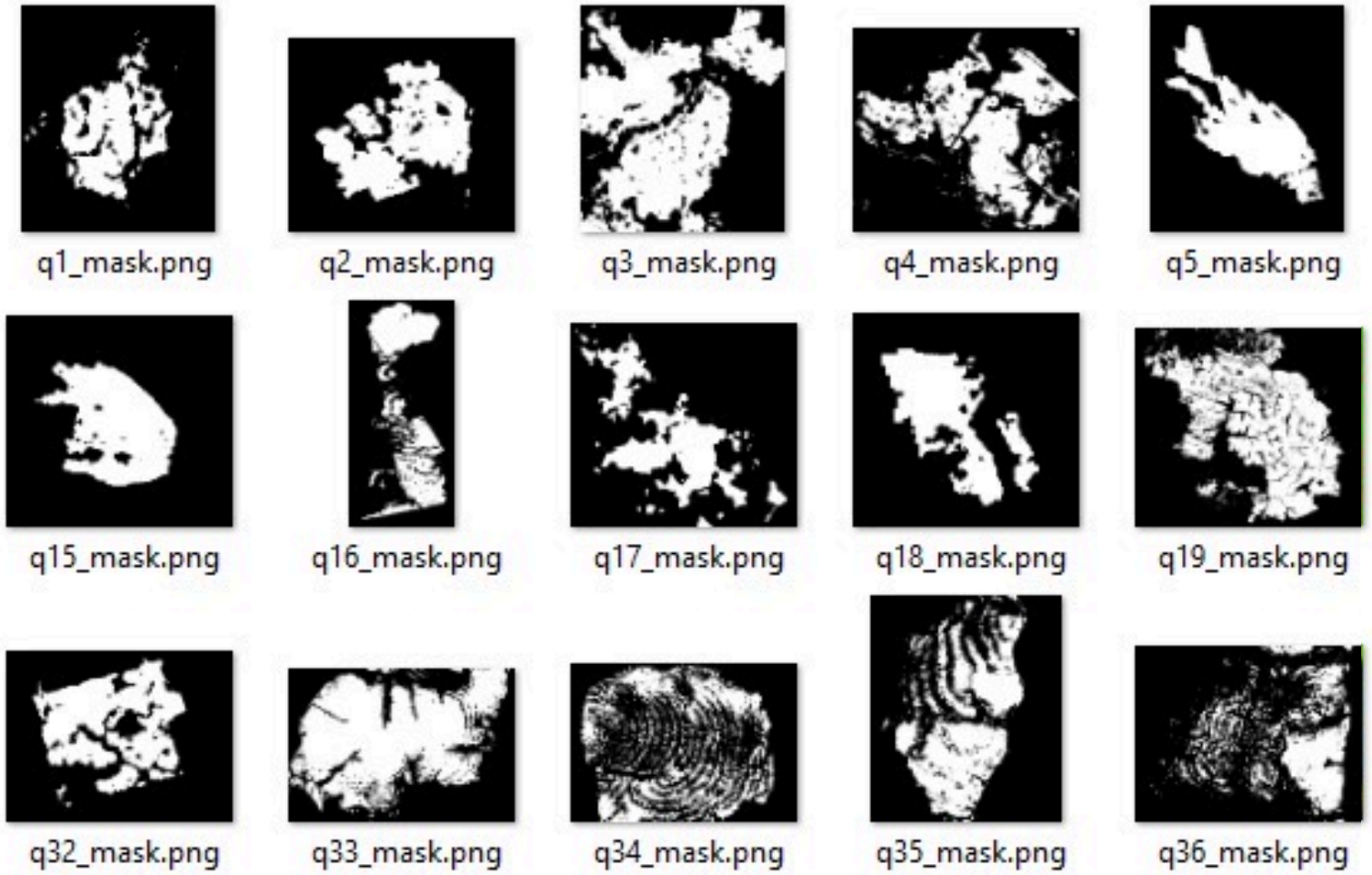
Maschera per insegnare alla rete a «vedere» un incendio e riconoscerlo.

Come se si addestrassero gli occhi dell'algoritmo di segmentazione.

Evoluzione di Deter

Mascheramento





Deep learning con architettura U-net

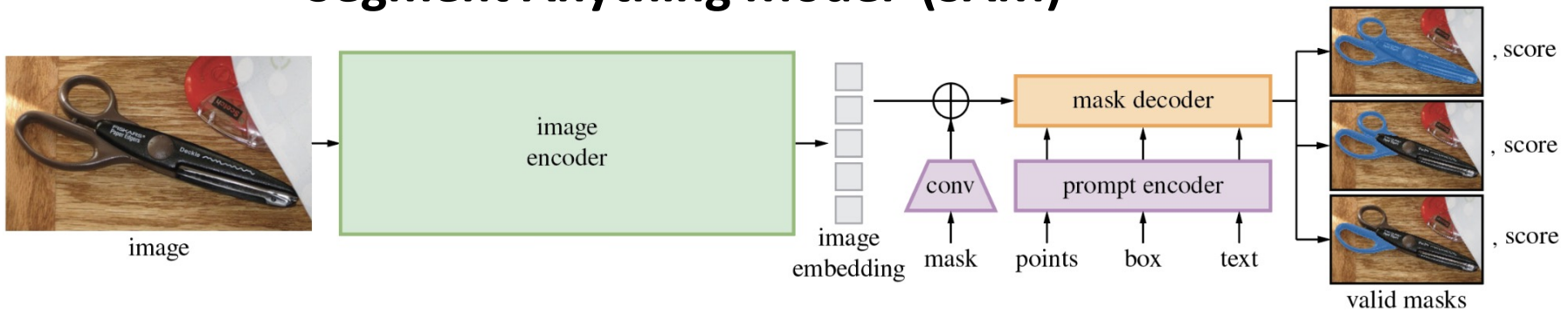
Allerte di soppressione/degrado

Evoluzione di Deter – test di algoritmi

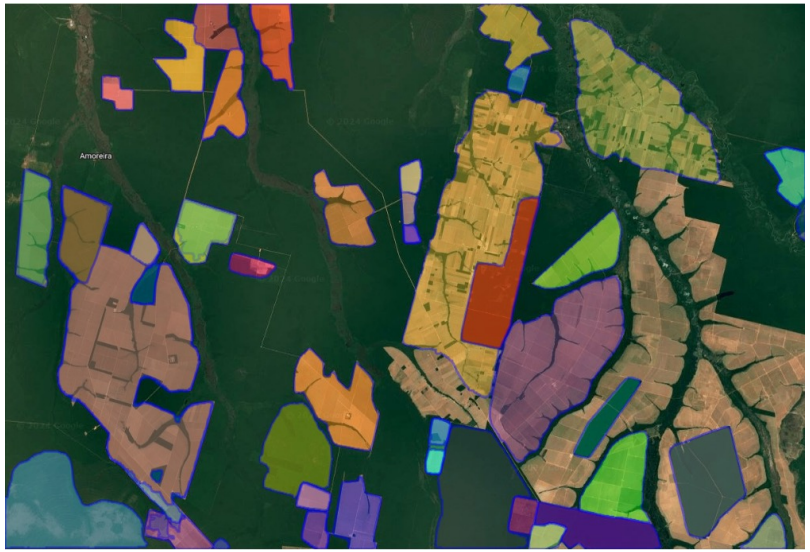


COEAM (2025)

Segment Anything Model (SAM)







YOLO (You Only Look Once)

CNN

Allerte di soppressione/degrado

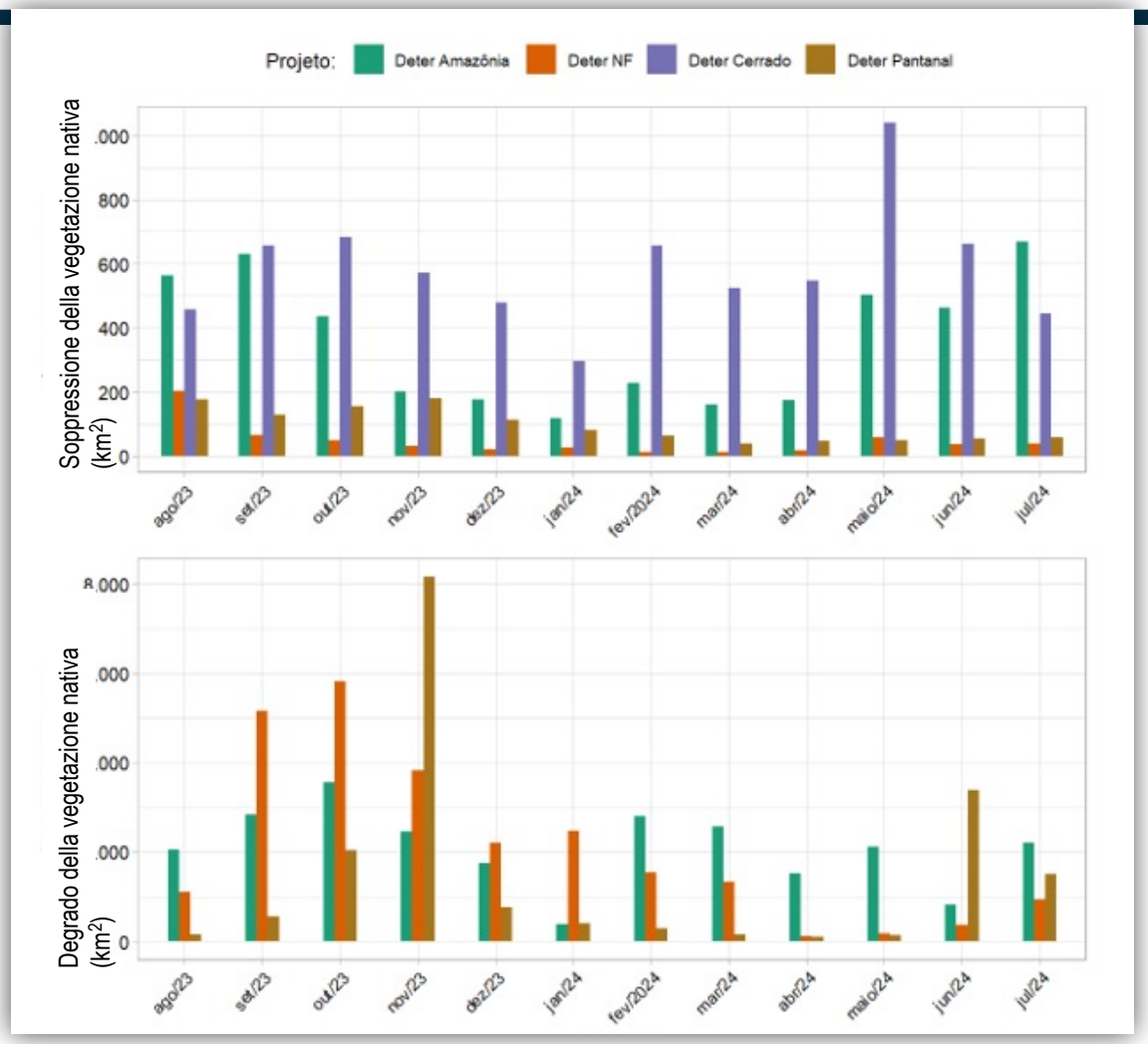
Mappe, poligoni e statistiche DETER disponibili sulla piattaforma TerraBrasilis

Dati preziosi per:

- *pianificare e monitorare le strategie*
- *analizzare le **tendenze della deforestazione** confrontando i periodi*

Degrado Deter 2025 Amazzonia 2025 previsione di deforestazione

**Evoluzione – sistema integrato: Prodes a partire da Deter*



Soppressione della vegetazione nativa e degrado forestale. DETER ago. 2023 – giu. 2024

https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/dashboard/alerts/biomes/amazonia-nb/aggregated/

Allerte anche per la società

Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima

O que você procura?

CONTROLE DO DESMATAMENTO

Áreas sob alerta de desmatamento caem 37,5% na Amazônia e 8,2% no Cerrado de agosto de 2025 a maio de 2026

Divulgados pelo presidente Lula, dados do Deter/INPE indicam que Brasil segue no caminho para cumprir a meta de zerar o desmatamento até 2030

Publicado em 11/06/2026 15h56

Compartilhe:



G1

https://g1.globo.com › amazonas › noticia › 2026/06/15

Desmatamento no Amazonas cai 57% nos primeiros meses ...

há 19 horas — O desmatamento no Amazonas caiu 57% entre janeiro e maio de 2026, com redução de 45% nos alertas ambientais monitorados pelo Inpe e órgãos ...





Desmatamento na Amazônia aumenta na temporada 2024/2025 — Foto: Reprodução/TV Globo

Biomas Br

TerraClass

Monitoraggio sistemico dell’uso e della copertura del suolo



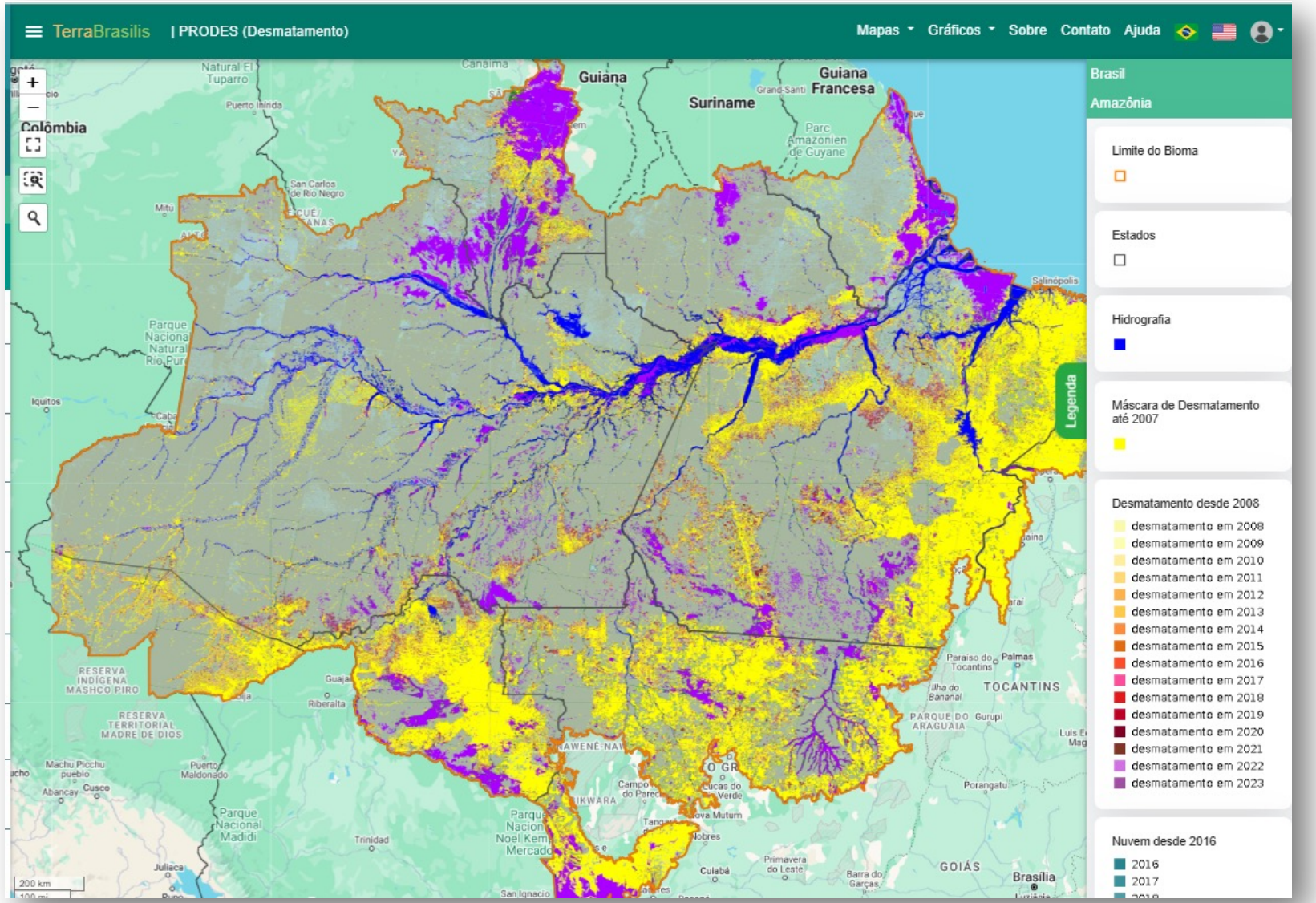
Embrapa

Impresa brasiliana di ricerca agricola

INPE

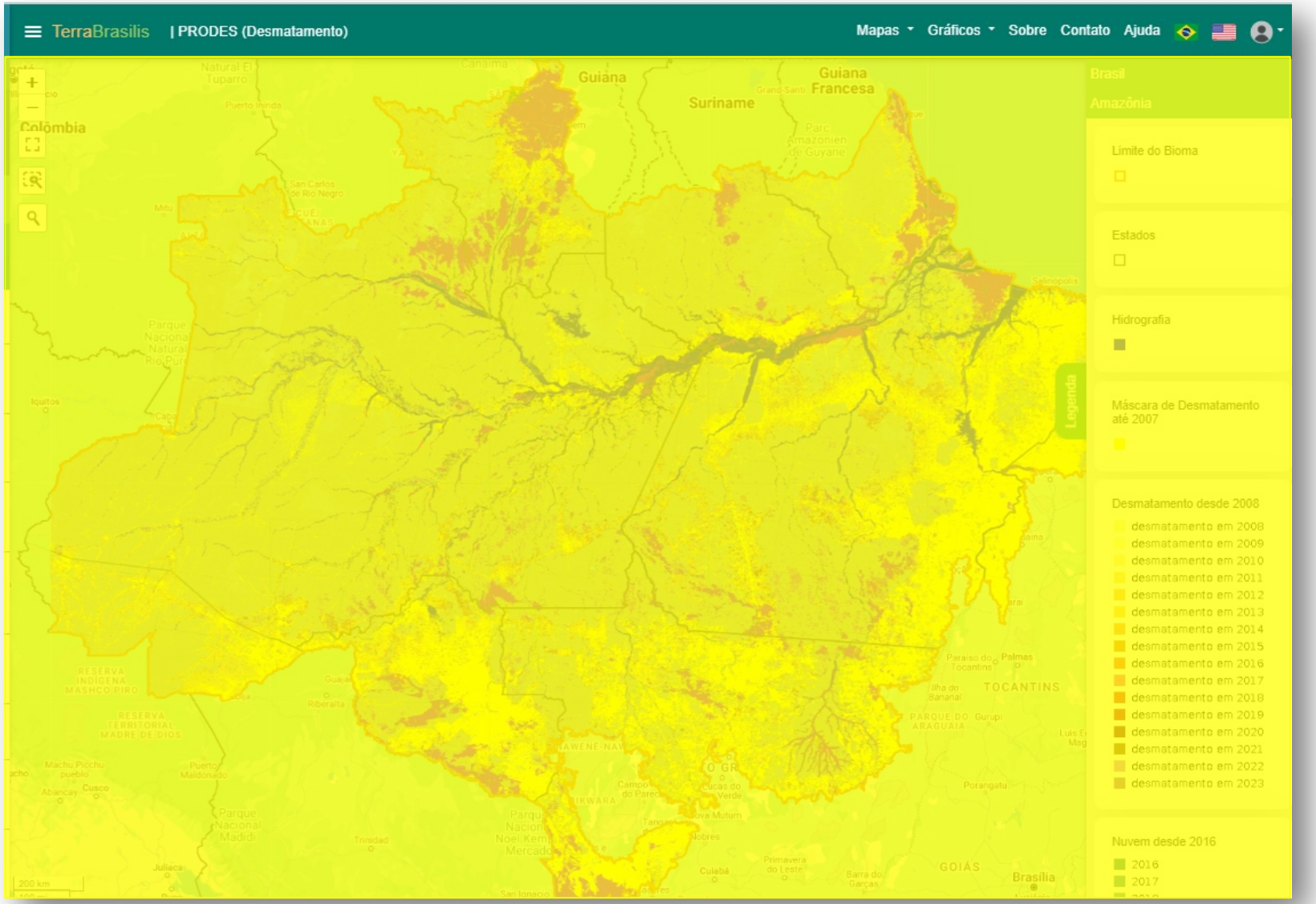
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/terraclass-monitoramento-sistemico-de-uso-e-cobertura-da-terra/

Che cosa ha sostituito la vegetazione nativa?



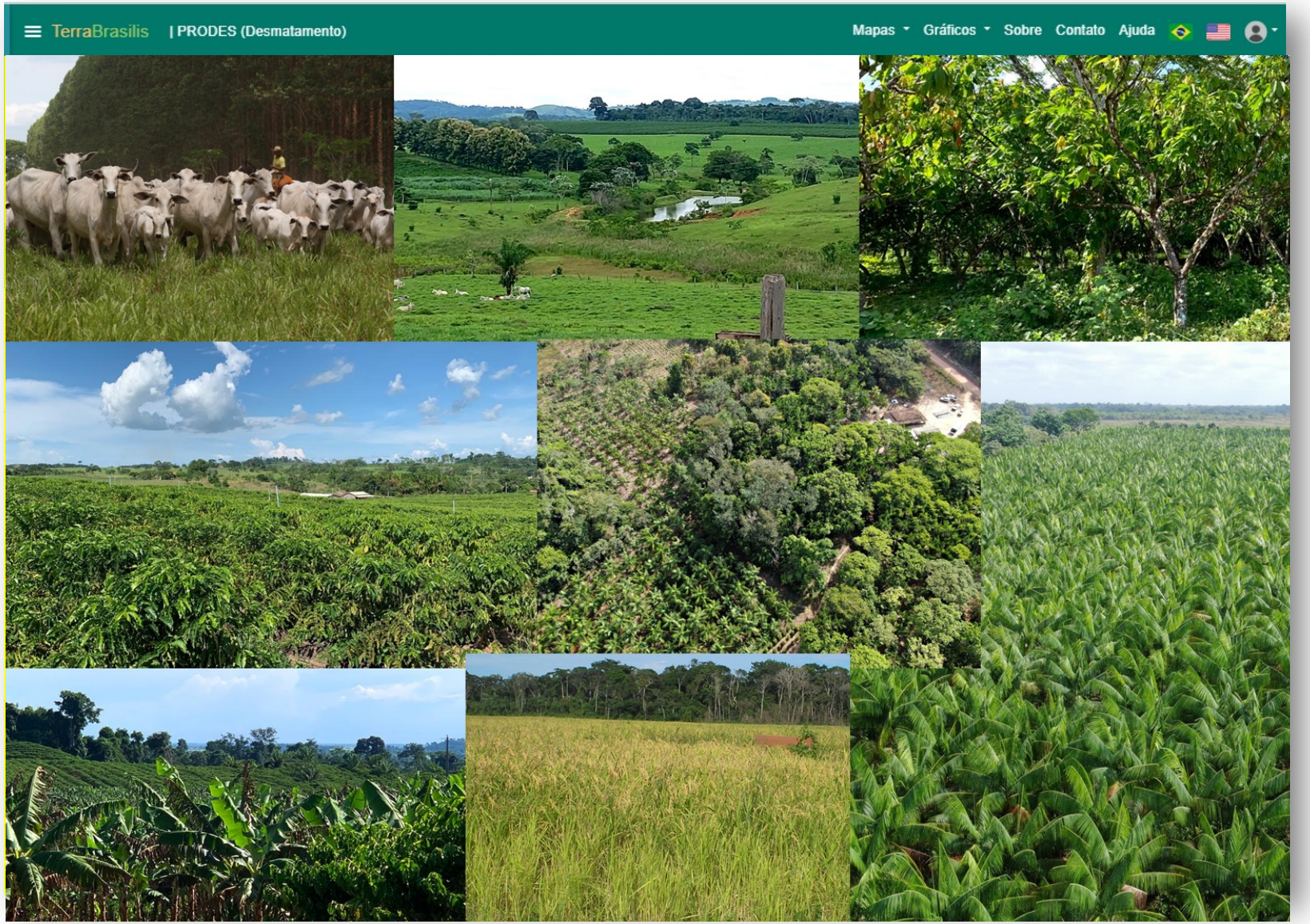
Dalla deforestazione (Prodes)

Che cosa ha sostituito la vegetazione nativa?



Dalla deforestazione (Prodes)

Che cosa ha sostituito la vegetazione nativa?



Dalla deforestazione (Prodes)
a
uso e copertura del suolo TerraClass

Ventirueri (2025)

PROGETTO TERRACLASS

Partenariato tra INPE ed EMBRAPA (dal 2011)



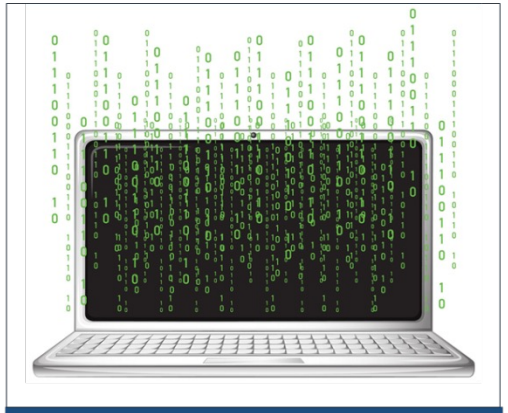
METODOLOGIA



Sentinel-2 10 m Images

BRAZIL DATA CUBE

Brazil Data Cube



Machine Learning Algorithms

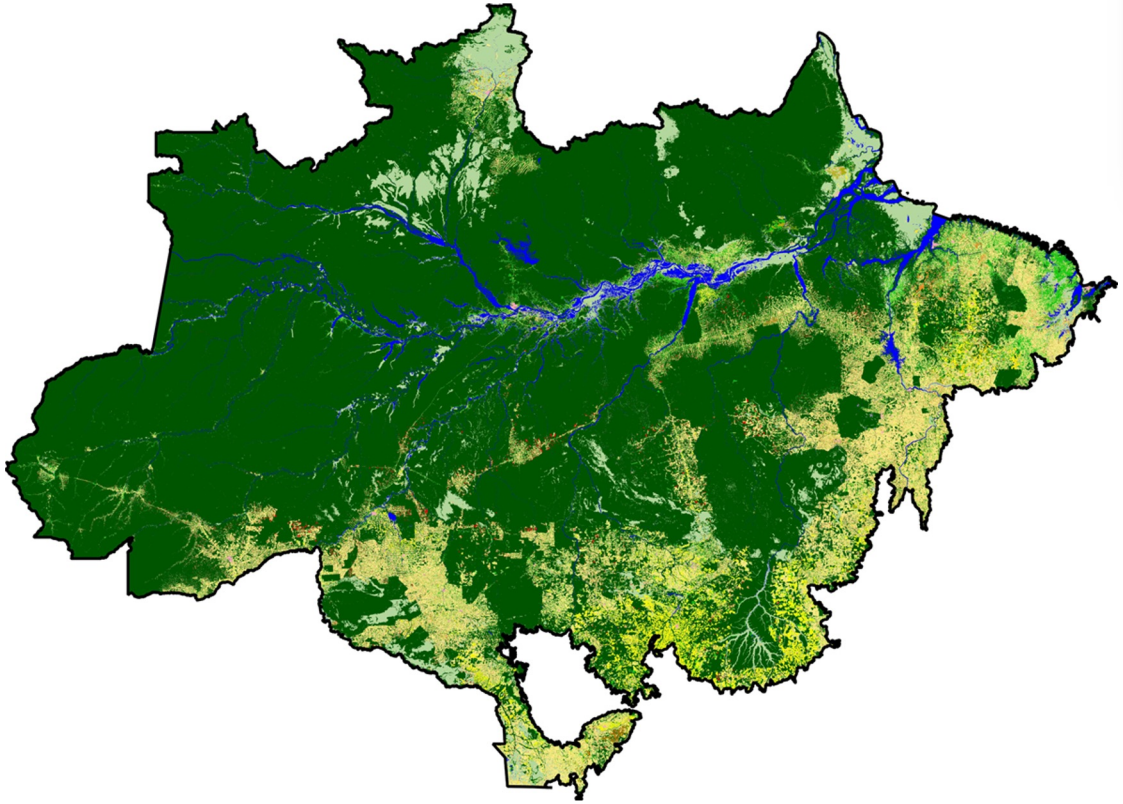
sits

SITS computing package

Coutinho (2023)

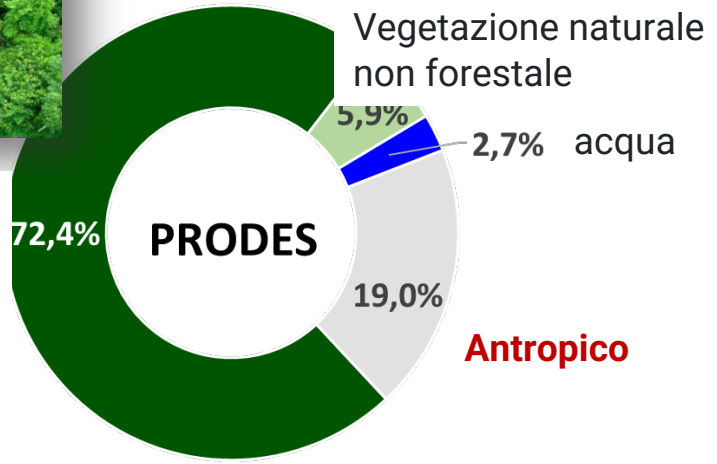
RISULTATI

TerraClass 2022





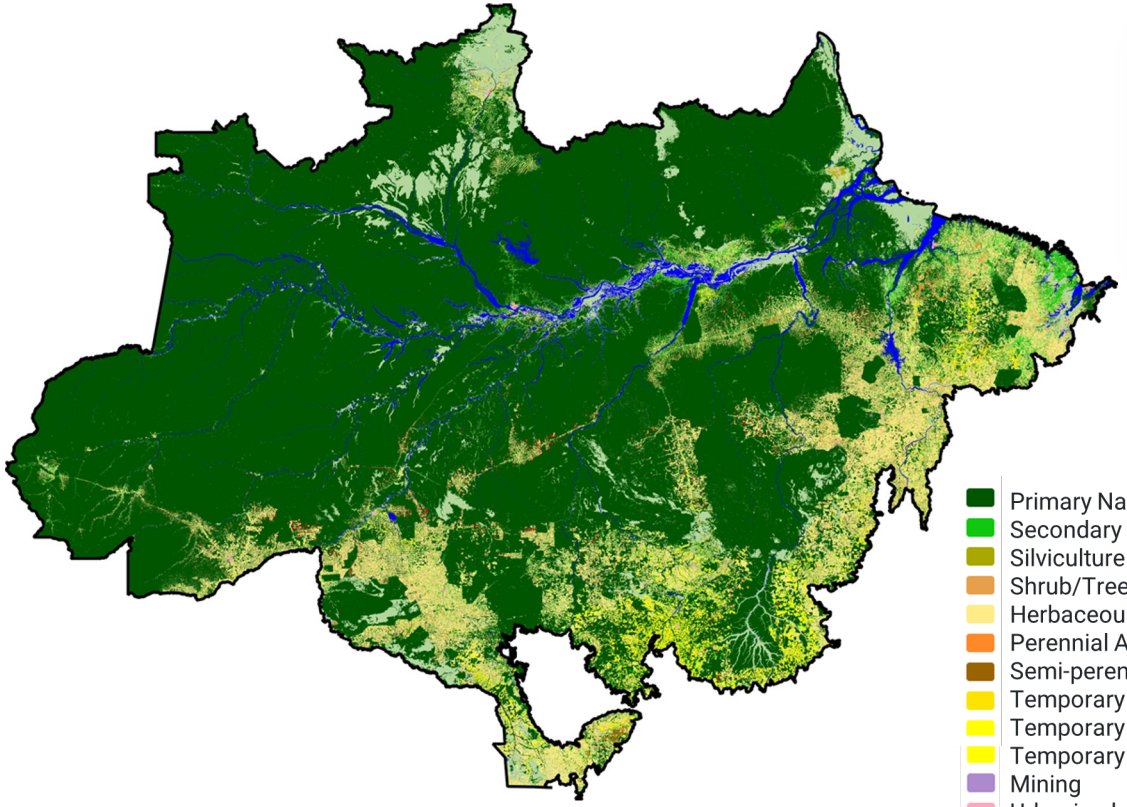
Vegetazione naturale forestale primaria



PRODES (2022)

RISULTATI

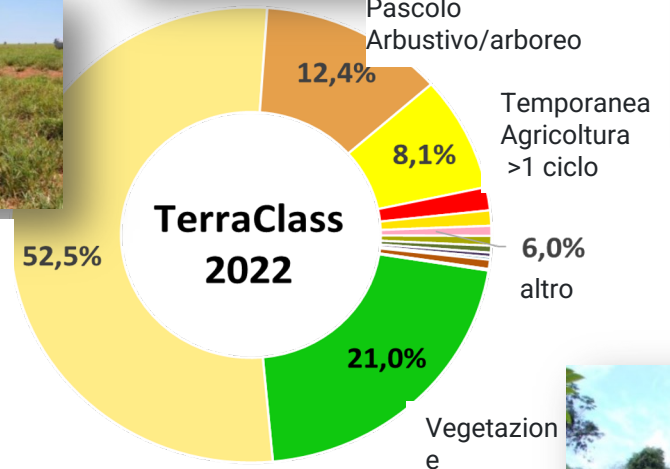
TerraClass 2022











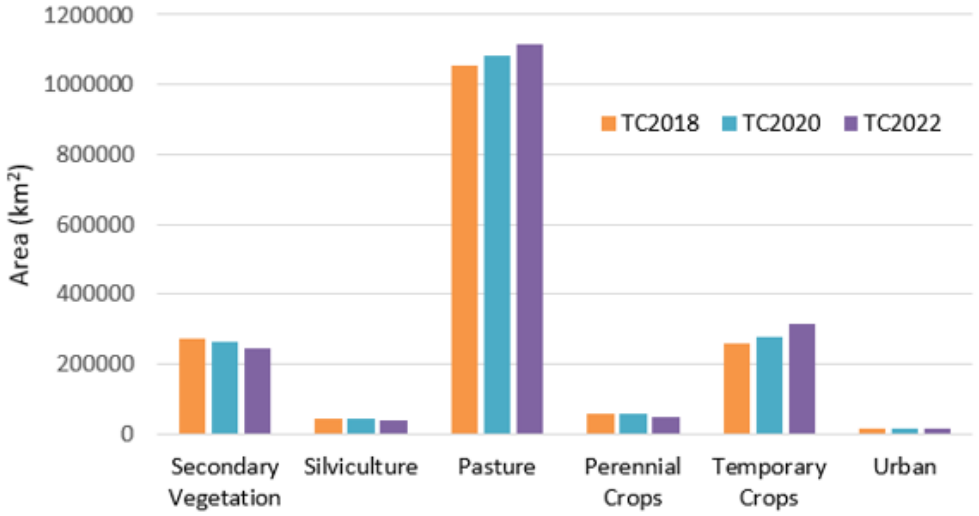
TerraClass (2022)



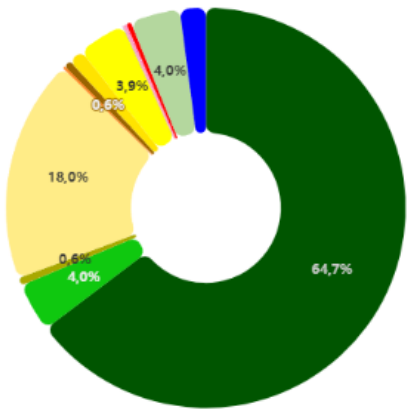
TRAIETTORIE D'USO DEL SUOLO

Amazzonia (2008 – 2022) e Cerrado – 2018, 2020 e 2022 (unificato)

Mappatura biennale



2018
2020
2022







Amaral et al. 2025

https://www.terraclass.gov.br/webgis/

TerraClass

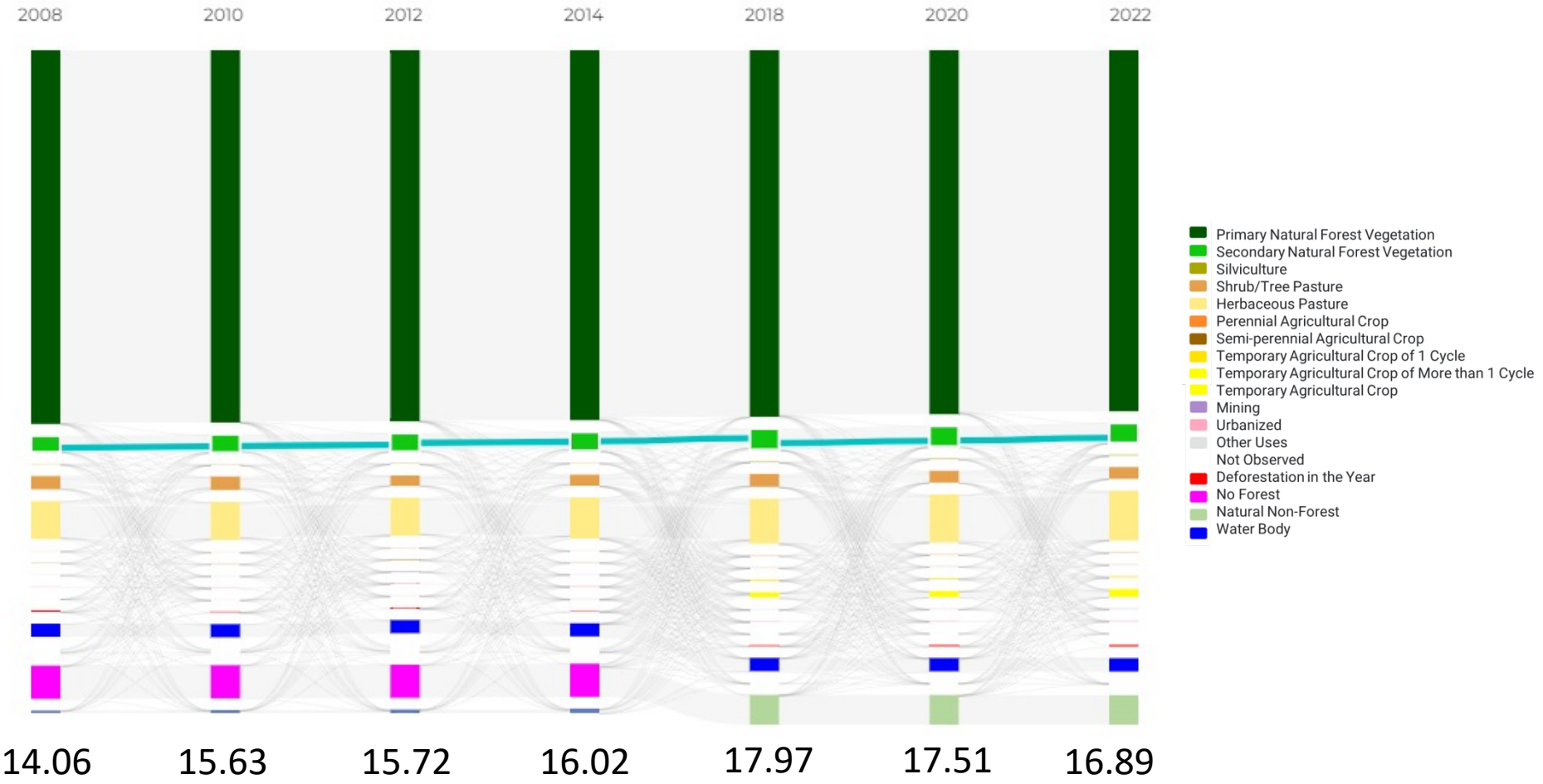
Vegetazione secondaria (VS) in Amazzonia

Persistenza

6.735.018,71 ha
2012 – 2022
(10 anni)

6.027.202,24 ha
2010 – 2022
(12 anni)

5.304.131,67 ha
2008 – 2022
(14 anni)



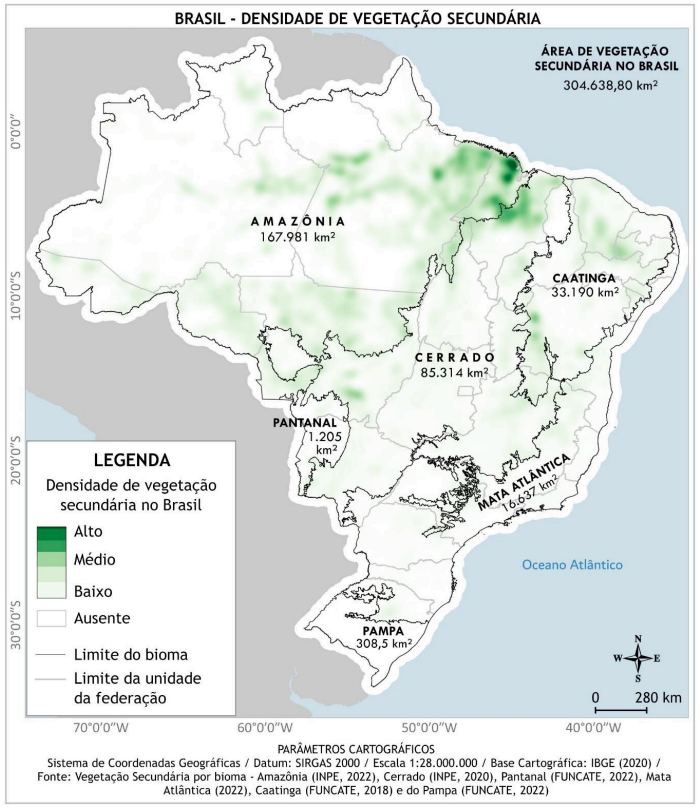
Migliaia di ha	14.06	15.63	15.72	16.02	17.97	17.51	16.89

TerraClass - Paesaggio

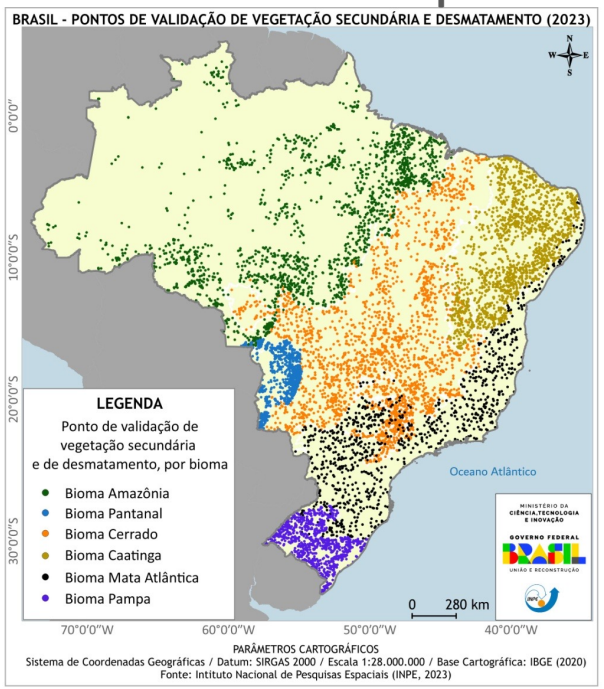
Mappatura della vegetazione secondaria (VS)

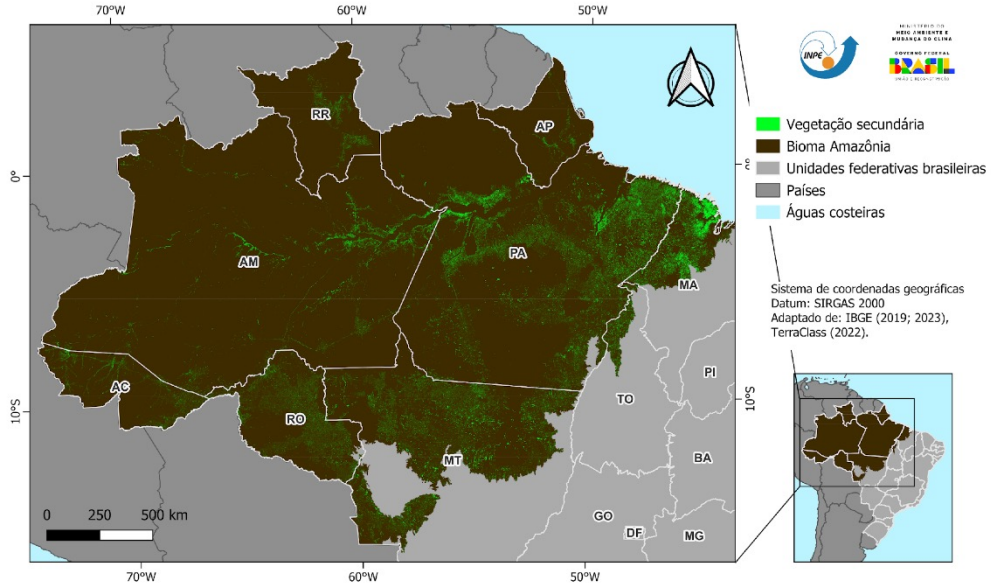
Aree di vegetazione secondaria per tutti i biomi brasiliani 2018, 2020 e 2022

Da integrare e pubblicare in TerraBrasilis nel 2025



VS 2022 - Validazione per bioma





Vegetazione secondaria del bioma amazzonico

TerraClass - Paesaggio

Analisi paesaggistica della vegetazione secondaria (VS) – BRASILE

Categoria fondiaria	Area (%)
Territori quilombola	0.85
UC di protezione integrale	1.28
Foreste pubbliche non destinate	1.82
UC di uso sostenibile (senza APA)	3.11
Terre indigene	5.03
Area di protezione ambientale (APA)	6.18
Insediamento rurale	**15.46**
Proprietà private (SIGEF)	**22.34**
Area senza registrazione fondiaria	**43.92**

Area totale (VS) = 16.247.366,72 ha (689.288 patch)

METRICA	Analisi		
	Area	Poligoni	OBS
Età ponderata (anni)	(34.38%) 7–9 (07.66%) 1–3	(34.69%) 4 - 6 (09.36%) 13 - 14	giovane (4 – 9 anni)
Area (ha)	(32.51%) 100 –| 1,000 (19.28%) > 1,000	(42.25%) 2 –| 5 (39.40%) 5 –| 20	Molti piccoli, alcuni grandi rilevanti
Area core	(41.40%) 10 –| 1,000	(87,04%) nulla	rilevante effetto margine
Dimensione frattale	(99,33%) 1.25–1.5	(93.76%) 1.25–1.5	forma geometrica - antropica
Distanza euclidea dal vicino più prossimo	84,30% - 0 m	69,80% - 0 m	adiacente alla vegetazione
Vegetazione vicina più prossima	85,47% - vegetazione primaria	73,85% - vegetazione primaria	vegetazione primaria

TerraClass e PLANAVEG

Comissão de Recuperação da Vegetação Nativa (Conaveg)
La Commissione per il recupero della vegetazione nativa
obiettivo comune di ripristinare 12 milioni di ettari di vegetazione nativa nel nostro paese.
Questo nuovo patto e traguardo si riflettono ora nel Planaveg 2025-2028.

Planaveg
Plano Nacional de Recuperação da Vegetação Nativa
Piano nazionale di recupero della vegetazione nativa
(articolo 5 del Decreto n. 8.972 del 23 gennaio 2017,
Ordinanza interministeriale n. 230 del 14 novembre 2017)

«I dati sulla vegetazione secondaria (VS) prodotti dal progetto TerraClass saranno consolidati come livello strutturale di intelligence spaziale e di monitoraggio del recupero della vegetazione nativa in Brasile, e figureranno tra i principali livelli della piattaforma nazionale di monitoraggio».

OBIETTIVO
Ripristino della vegetazione nativa nelle aree degradate delle unità di conservazione (UC), delle terre indigene (TI) e di altri territori collettivi.



Planaveg

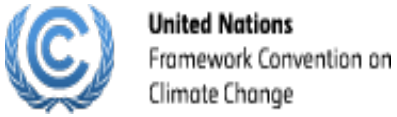
146

UTENTI DEI DATI PRODES

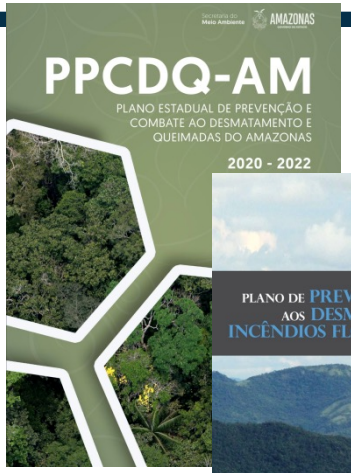
Biomas Br

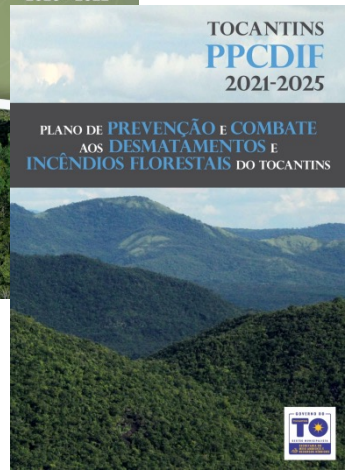
Politiche pubbliche











Plano de controle do desmatamento na Amazônia entra em consulta pública

Governo federal abre espaço para sugestões para o PPCDAm, que chega a sua quinta versão

João Gabriel

BRASÍLIA O governo federal abriu, na noite desta segunda-feira (10), a consulta pública para o Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal, o PPCDAm, diretriz que norteia as ações de proteção da floresta no bioma amazônico.

Scienza e studi accademici

PRODES
07/17/2026:
1.787 articoli in
576 riviste



DETERring Deforestation in the Brazilian Amazon: Environmental Monitoring and Law Enforcement

Climate Policy Initiative



Controllo del commercio

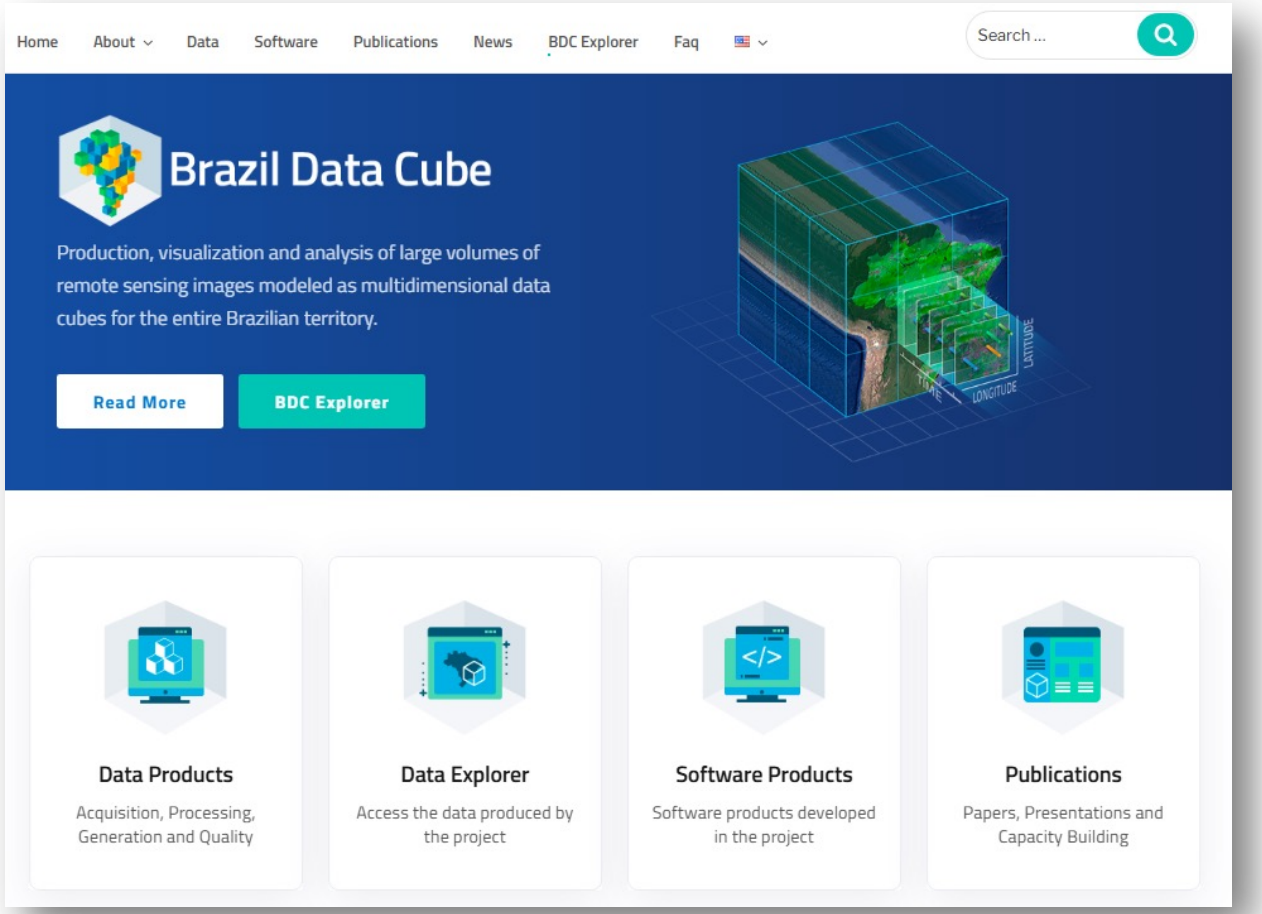




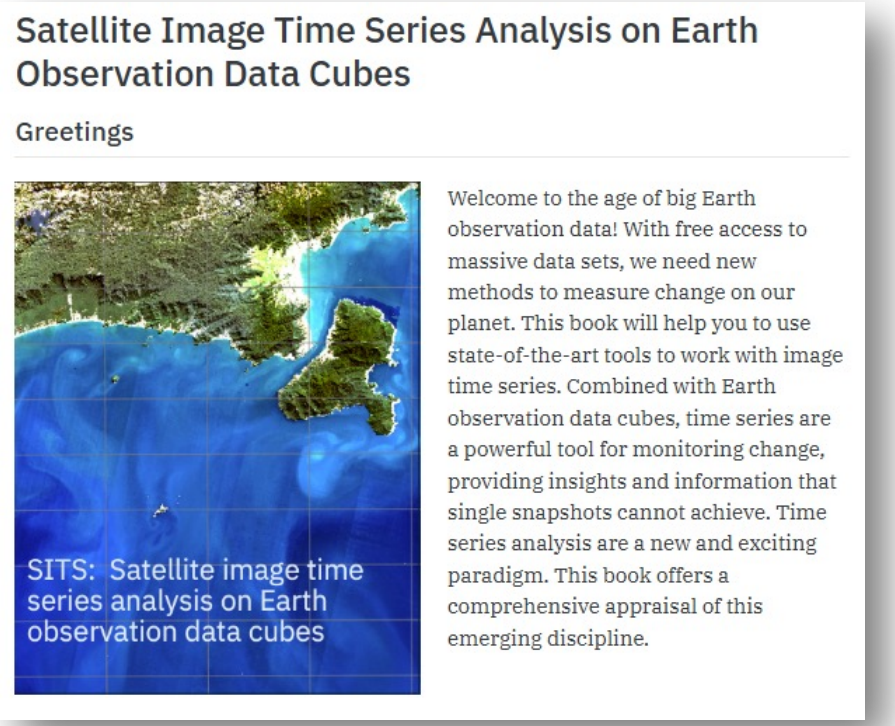
https://data.inpe.br/biomasbr/citacoes/

BDC - SITS

Nuove tecnologie dell'INPE per Prodes - accesso aperto - analisi con IA per il telerilevamento -



https://data.inpe.br/bdc/



https://e-sensing.github.io/sitsbook/

BiomasBR

https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/

Un programma strategico dell'INPE

Costruzione / storia
Team – ricerca scientifica
Collaborazioni e partenariati

Accesso aperto
Copertura completa
Accuratezza costante dei dati
Serie storiche
Miglioramento continuo

Metodi di IA – classificazione delle immagini
Contributo contro i cambiamenti climatici

Dati aperti e
strumenti di IA per la società



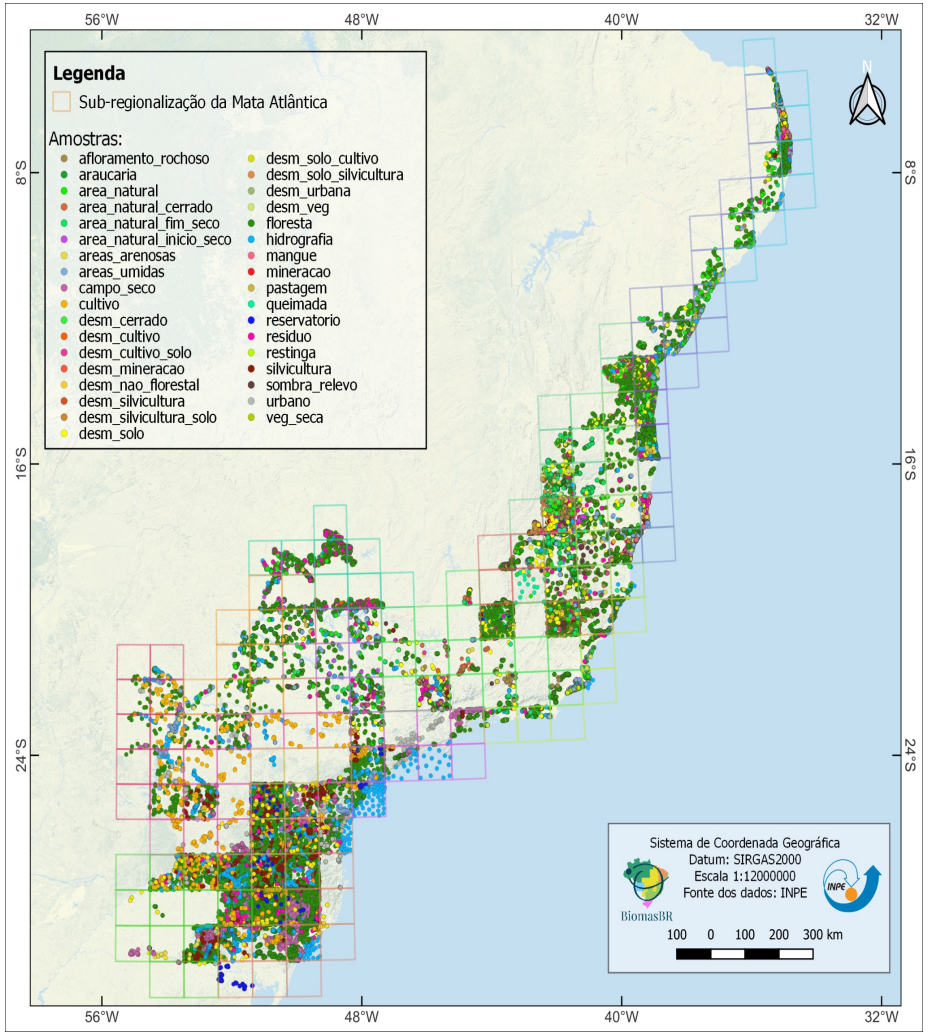


L’IA per le foreste – grandi sfide

Pochi dataset etichettati

I dati di riferimento di qualità sono costosi e lunghi da produrre.

Questo limita l’apprendimento supervisionato e l’accuratezza dei modelli.





L’IA per le foreste – grandi sfide

Generalizzazione tra ecosistemi

I modelli addestrati in un bioma o paese spesso funzionano male altrove

Questo riduce la trasferibilità verso nuovi ecosistemi e climi.





L’IA per le foreste – grandi sfide

Variabilità temporale
Copertura nuvolosa

Stagionalità, fenologia, disturbi
Degrado x deforestazione

Foresta tropicale – copertura nuvolosa

L’IA non coglie il taglio selettivo, i danni da incendio e il degrado del sottobosco

Serie temporali incomplete





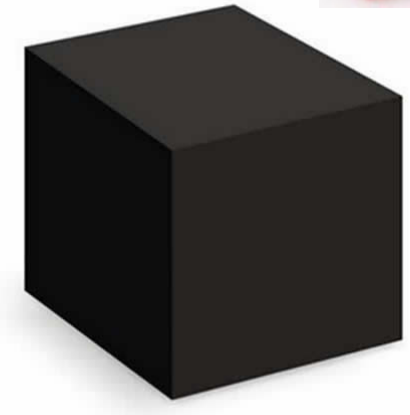
L’IA per le foreste – grandi sfide

Spiegabilità e stima dell’incertezza



I modelli di deep learning sono spesso «scatole nere».

Difficile per enti e decisori fidarsi dei prodotti operativi.





L’IA per le foreste – grandi sfide

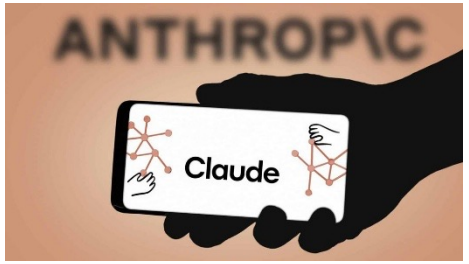
Elevato fabbisogno di calcolo

Il deep learning moderno e i modelli fondazionali richiedono GPU, molto spazio di archiviazione e calcolo ad alte prestazioni.

Oggi l’accesso è limitato ad alcune organizzazioni



Supercalcolatore JACI dell’INPE



Google DeepMind

OpenAI



L’IA per le foreste – grandi sfide

- Integrazione nei **sistemi di monitoraggio operativi**
- Coerenza a lungo termine per la rendicontazione ambientale
- Scalabilità - modelli fondazionali per il monitoraggio forestale globale

Questioni etiche e di governance



L’IA per le foreste

Monitoraggio forestale per carbonio e cambiamenti climatici

Telerilevamento e IA – evoluzione e sfide

Discussione – uso dei dati forestali un’altra conferenza
Ricerca e sviluppo – contiamo su di voi!

In this world
It´s just us
You know it´s not the same
As it was

menti.com

3825 2546

Do you believe Foundation Models will replace traditional machine learning methods in forest monitoring within the next 10 years?

YES	NO	Partially	Not Sure
0	0	0	0

What is the biggest challenge for applying AI to forest monitoring worldwilde?

What topics should be included in the next version of this presentation?

Grazie!

Silvana Amaral

+55 12 996255480

silvana.amaral@inpe.br

https://data.inpe.br/biomasbr/



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO