Climate Change AI

Climate Change AI Virtual Summer School 2026





Climate Change AI

MINISTRY OF
SCIENCE, TECHNOLOGY
AND INNOVATION

L'IA pour les forêts

Les apports de l'IA au suivi de la végétation

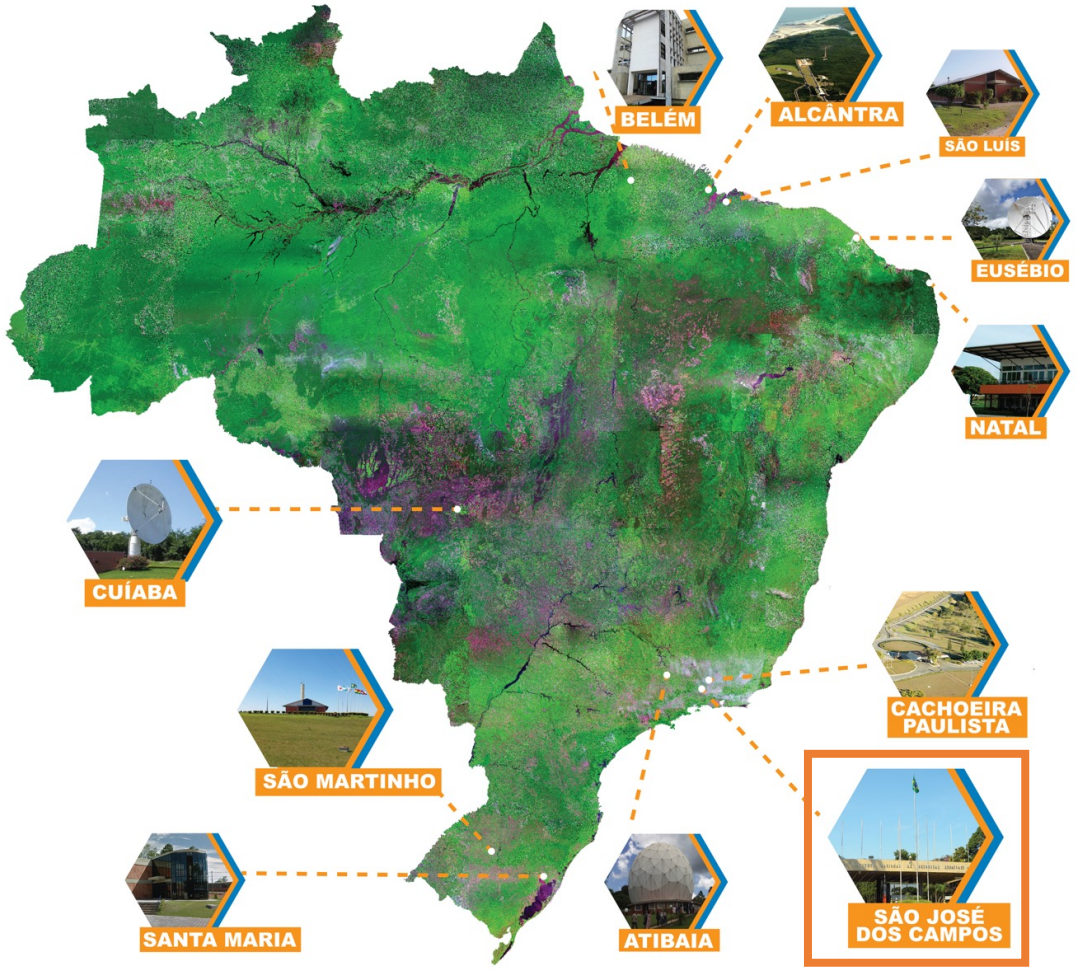


Silvana Amaral

Coordinatrice adjointe de la Division des projets stratégiques 1 – DIPE 1
Division Observation de la Terre et géo-informatique – DIOTG
Institut national de recherches spatiales – INPE

São José dos Campos, SP, 4 août 2026

D’où je viens...



627 fonctionnaires, ~360 étudiants, ~460 contractuels

Sciences spatiales et atmosphériques



Météo et climat



Technologie spatiale



Sciences du système Terre



Suivi et contrôle des satellites



Observation de la Terre



Laboratoires associés



Laboratoire d’intégration et d’essais



Diapositive : Kampel (2025)

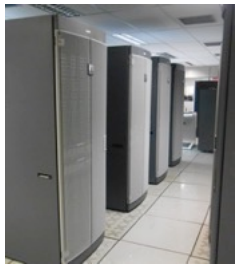
MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO

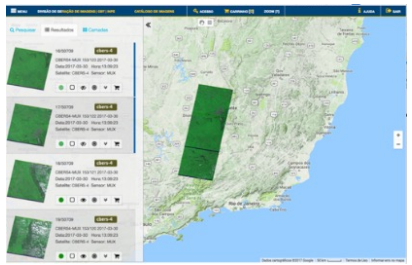
Ce que nous faisons













SPRING TerraLib TerraView TerraME GeoDMA TerraHidro TerraAmazon TerraMA²



SBSR
XXI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO

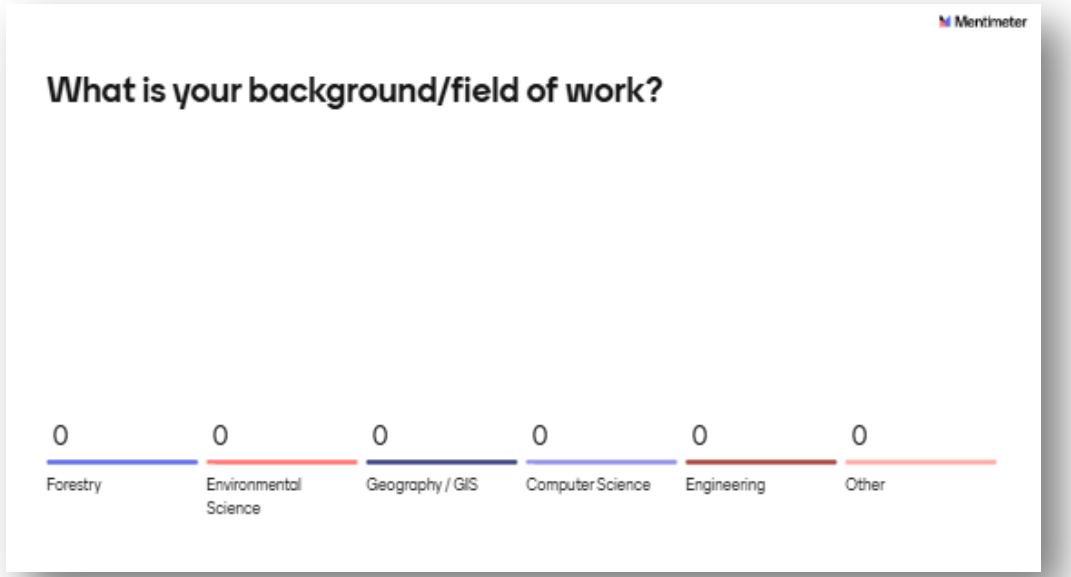
GEOINFO
May 19 to 21, 2025
INPE, São José dos Campos, SP, Brazil

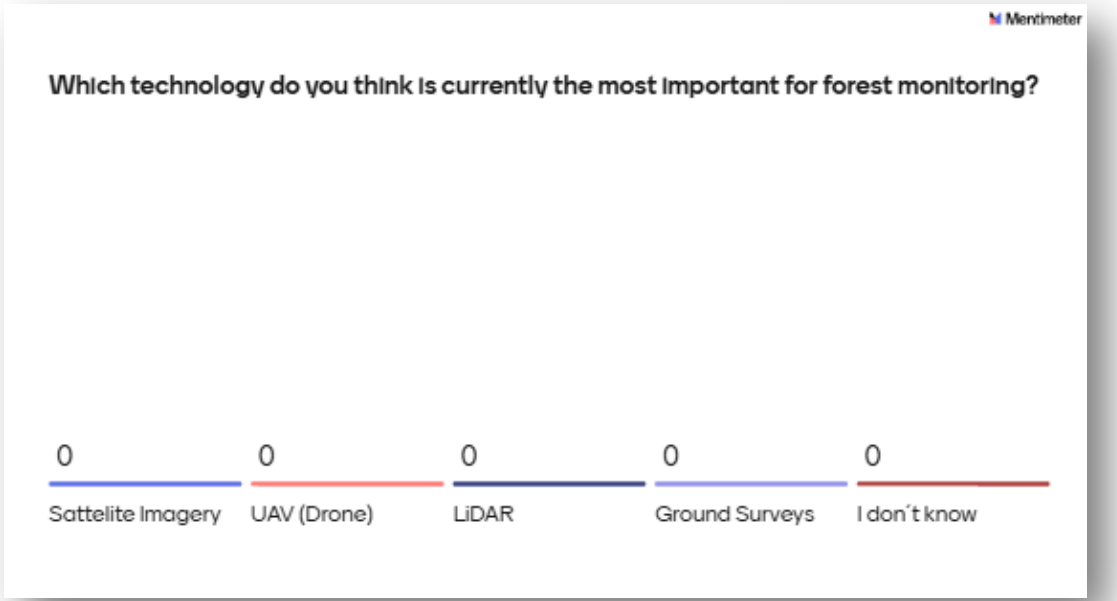
8º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal

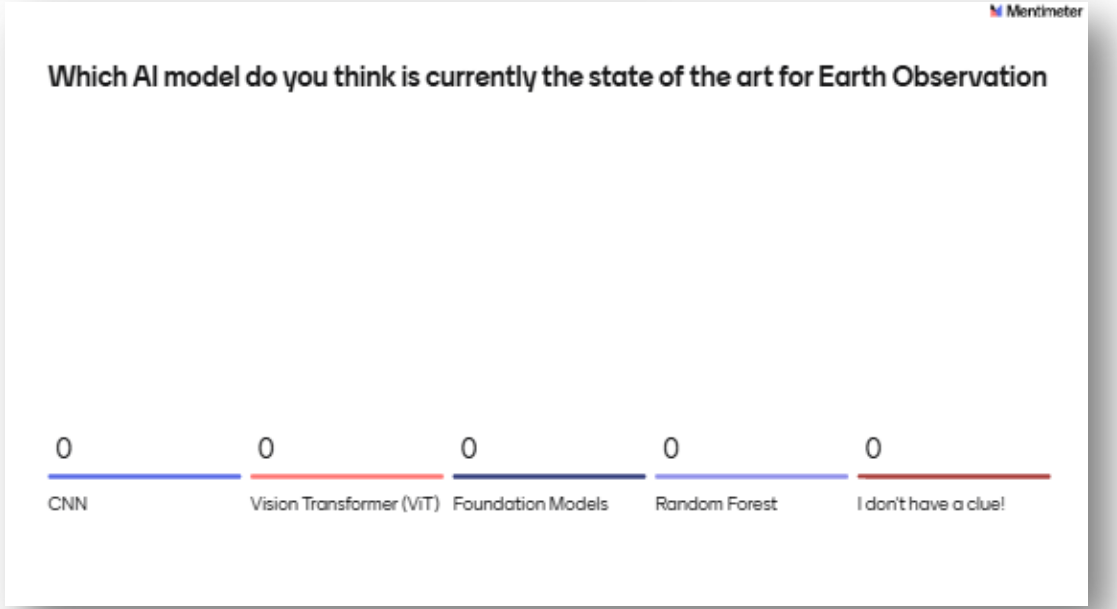
Diapositive : Kampel (2025)

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO

menti.com
5859 8794









Pourquoi le suivi des forêts est-il important ?

Comment l'IA a-t-elle été utilisée dans les applications forestières ?

Évolution de l'IA pour le suivi des forêts

Les bases (concepts) des modèles d'IA les plus utilisés

Exemples : classification des espèces d'arbres, évaluation des feux de forêt, estimation de la biomasse et du carbone

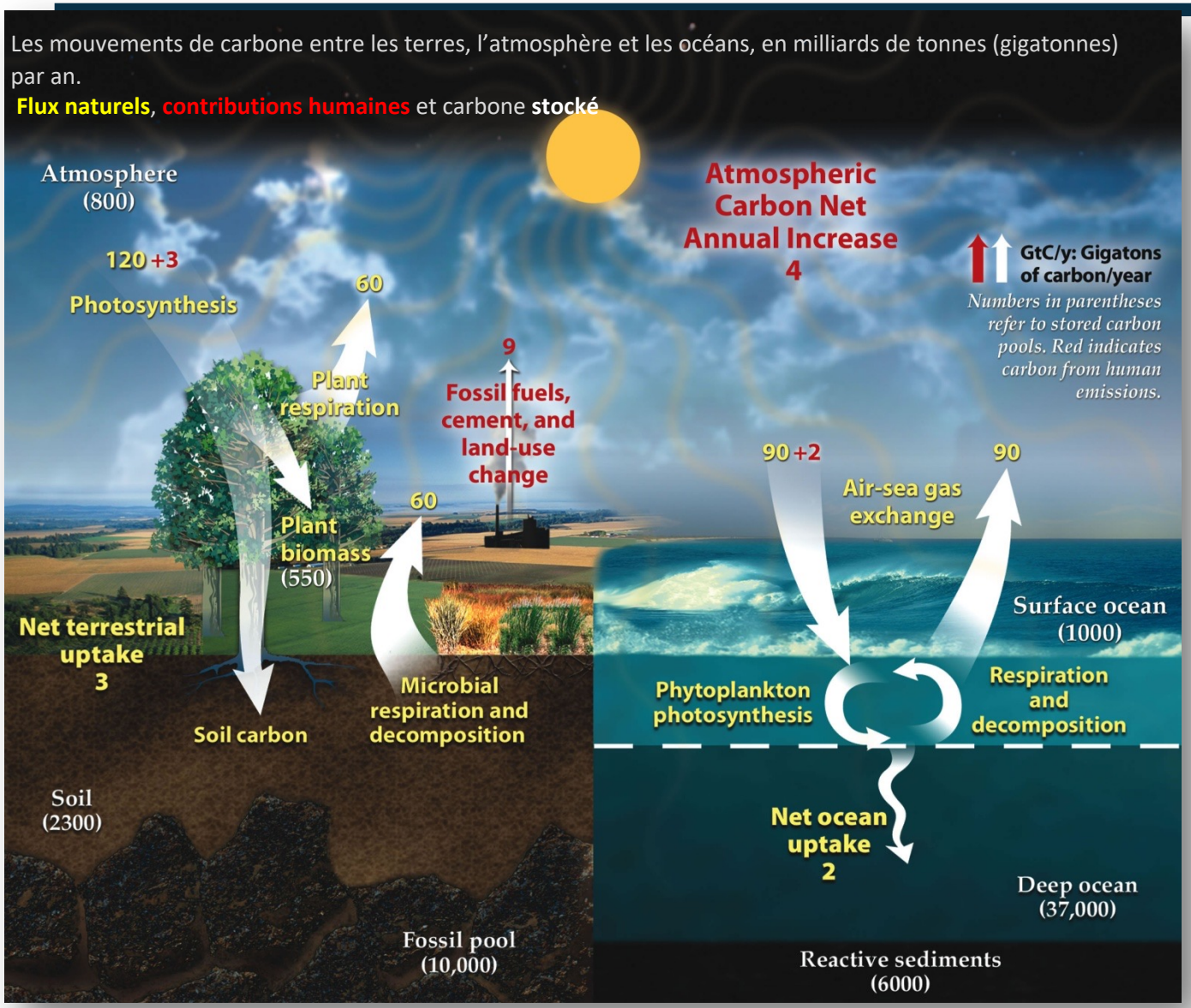
L'évolution de l'usage de l'IA pour le suivi de la végétation dans les biomes brésiliens

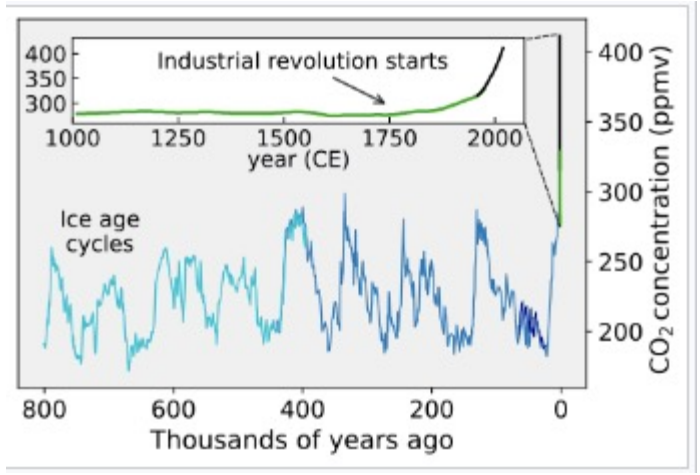
« Le cycle du carbone »

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

Les mouvements de carbone entre les terres, l'atmosphère et les océans, en milliards de tonnes (gigatonnes) par an.

Flux naturels, **contributions humaines** et carbone **stocké**

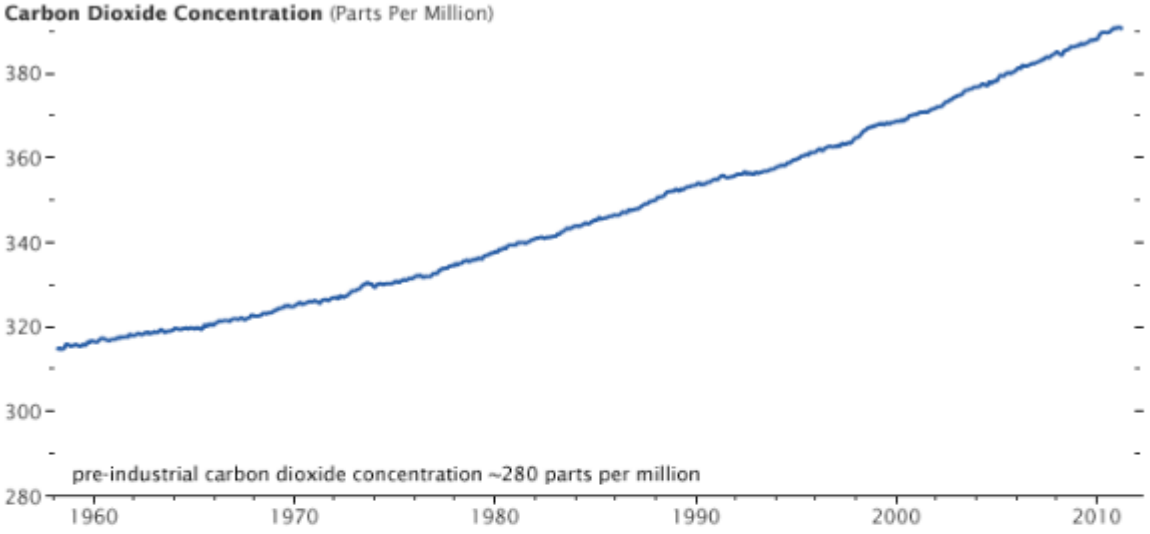


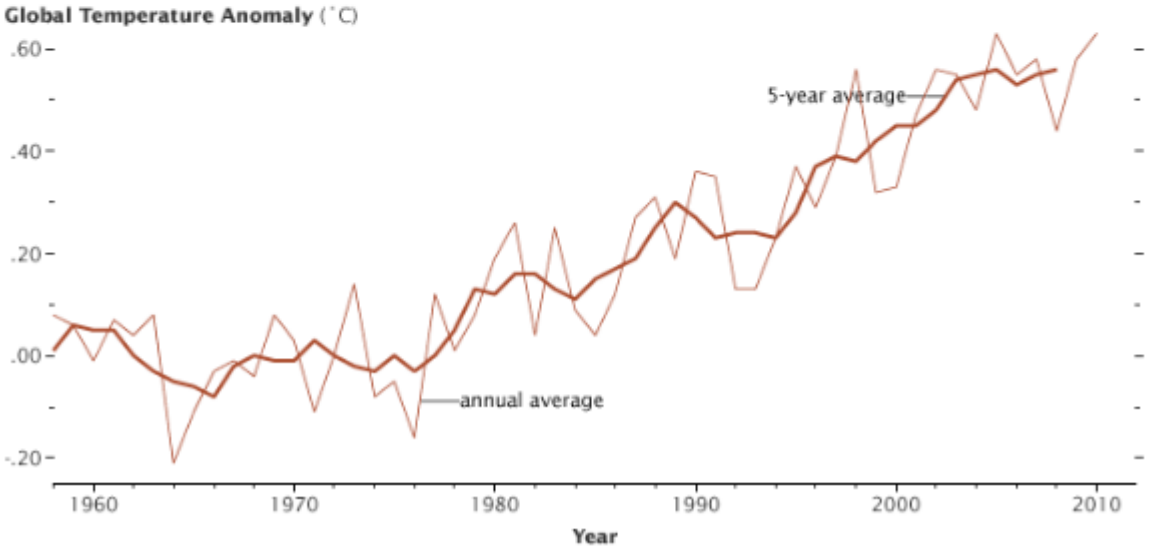


Concentrations de CO_2 au cours des 800 000 dernières années, mesurées dans les carottes de glace (bleu/vert) et directement (noir)

« Le cycle du carbone »

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



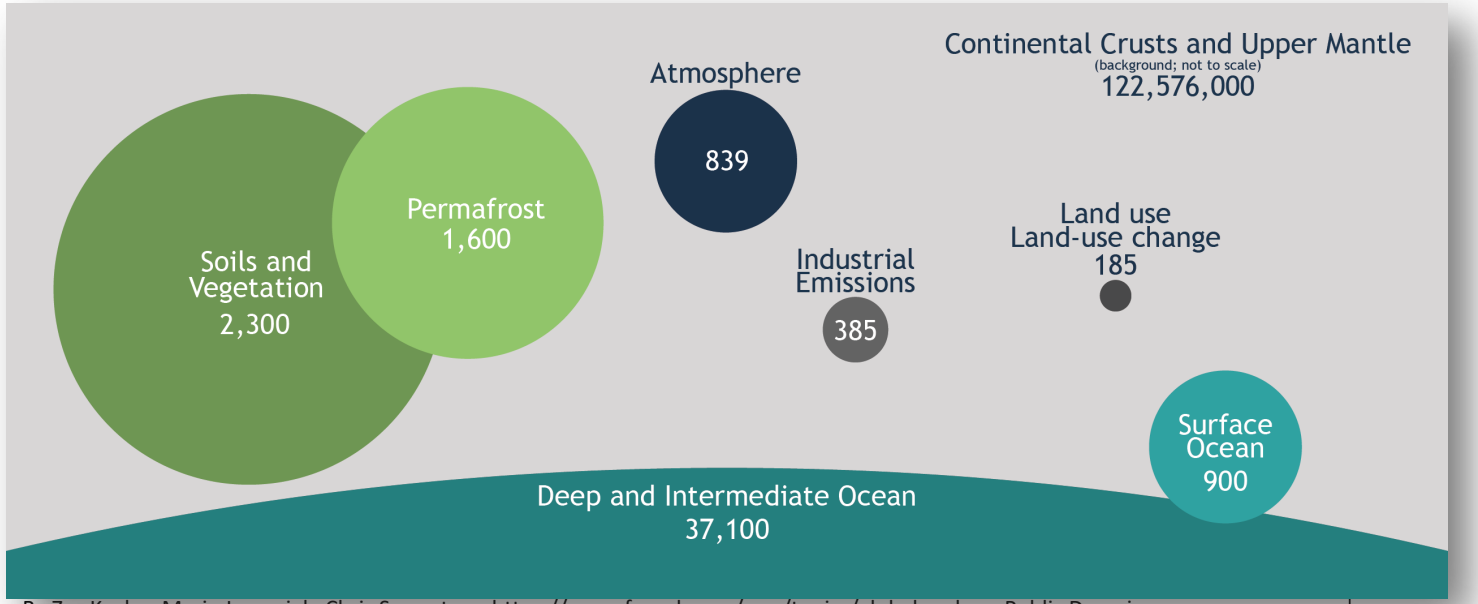


Le dioxyde de carbone est le gaz qui fixe la température.

Le dioxyde de carbone contrôle la quantité de vapeur d'eau dans l'atmosphère et donc l'ampleur de l'effet de serre.

Nous sommes faits de carbone (et en avons besoin) !
Mais…
ce besoin est aussi étroitement lié à l'un des problèmes les plus graves auxquels nous sommes confrontés :
le changement climatique mondial.

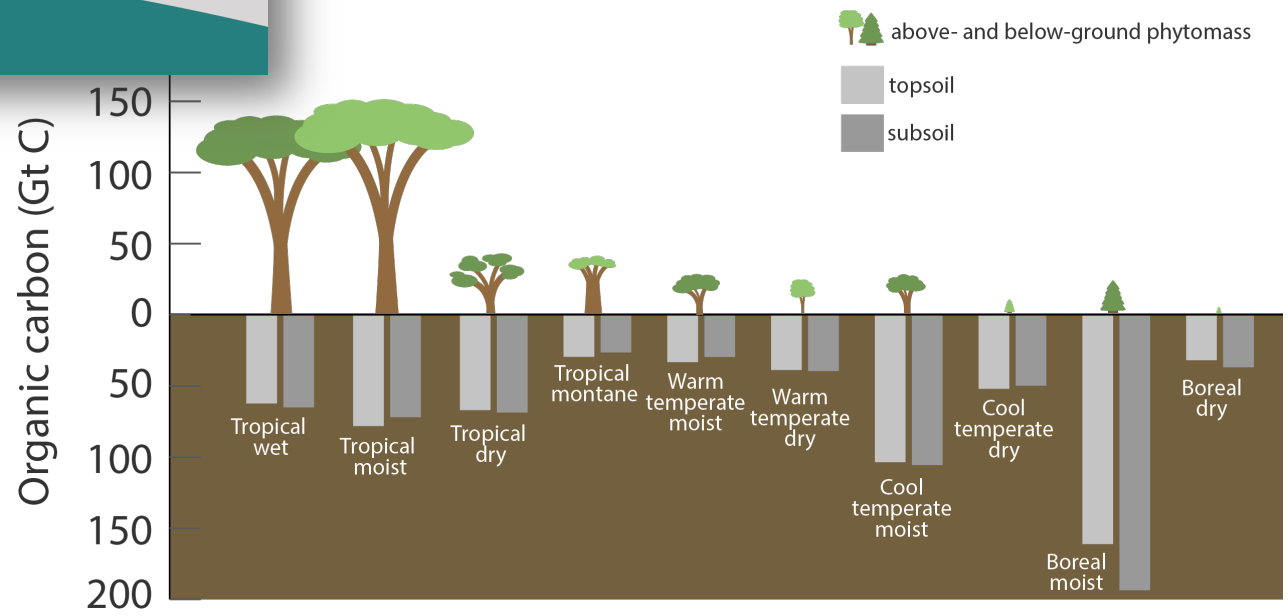
Le stock de carbone



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

Tailles relatives (en gigatonnes)
des principaux réservoirs de carbone sur Terre.

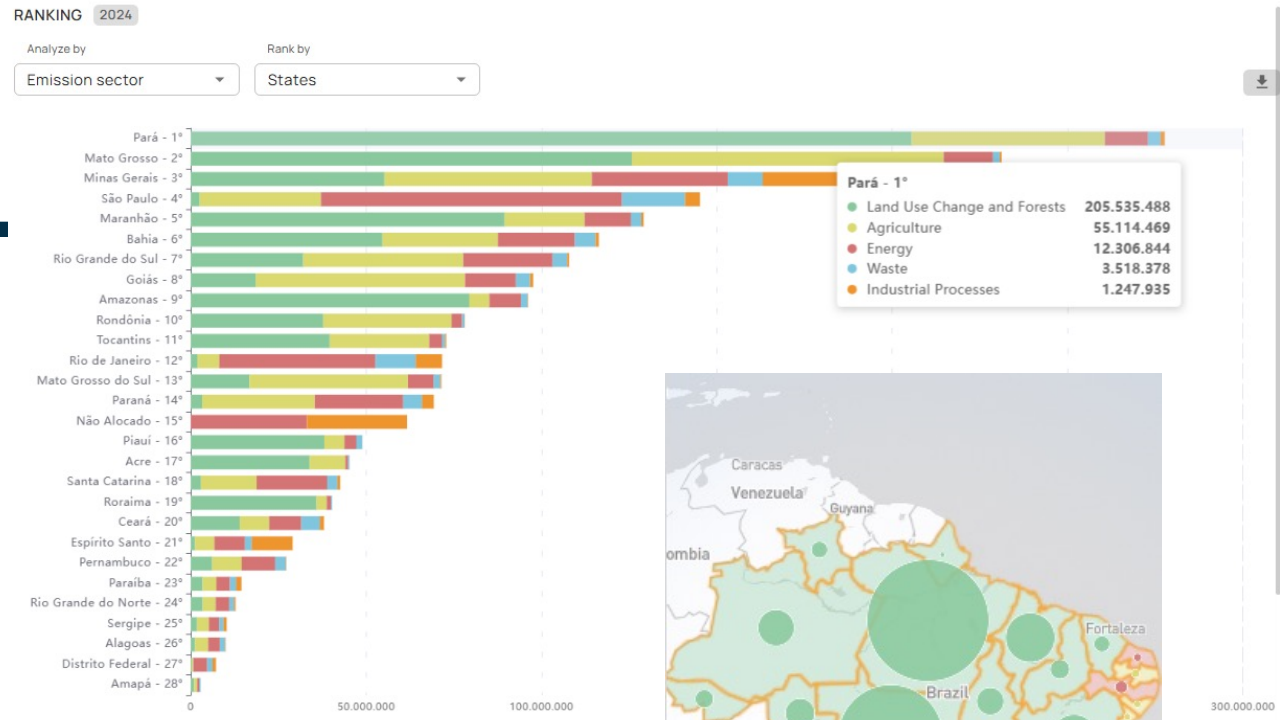
Quantité de carbone stockée dans les différents écosystèmes terrestres (en gigatonnes).

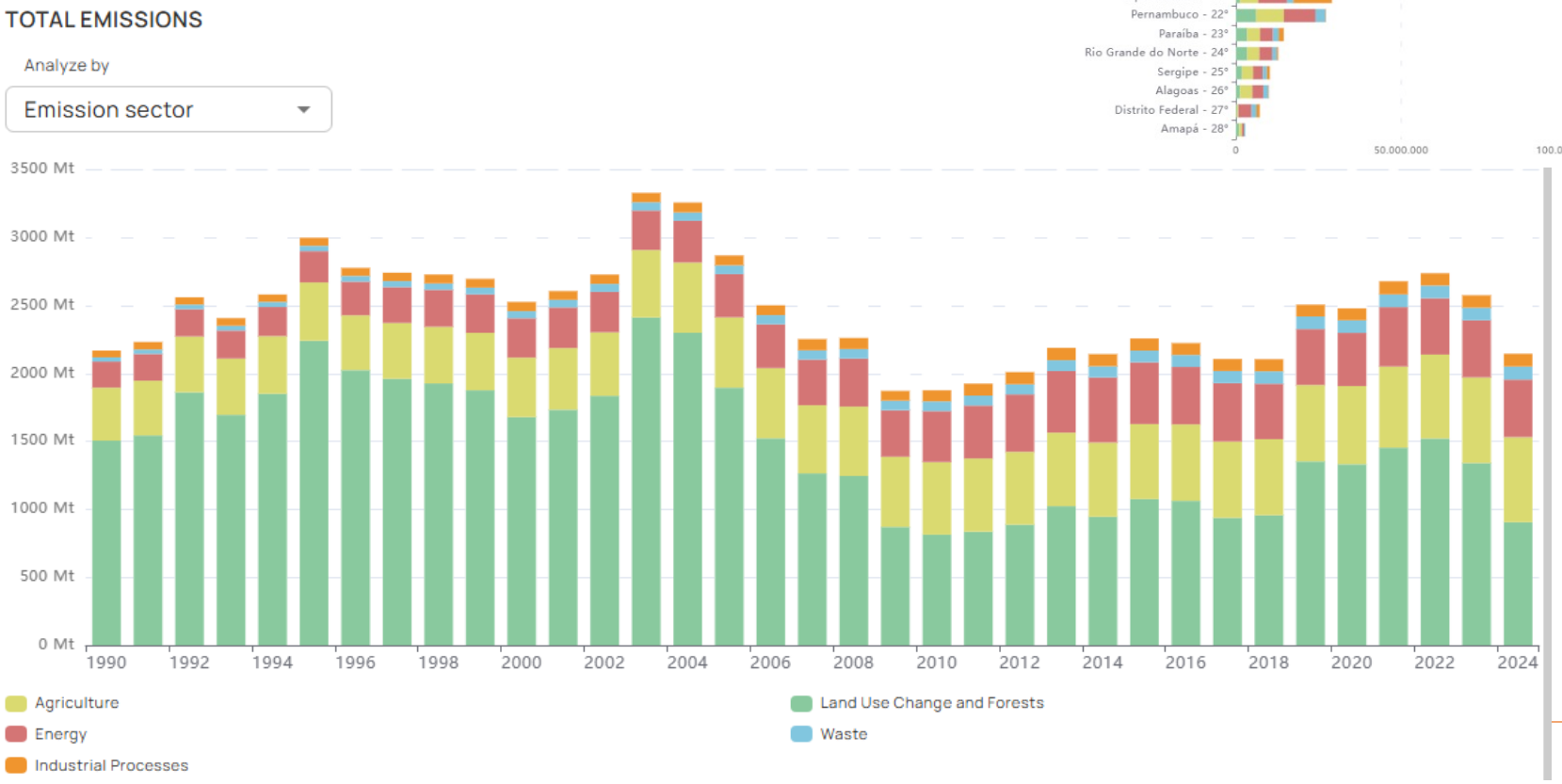


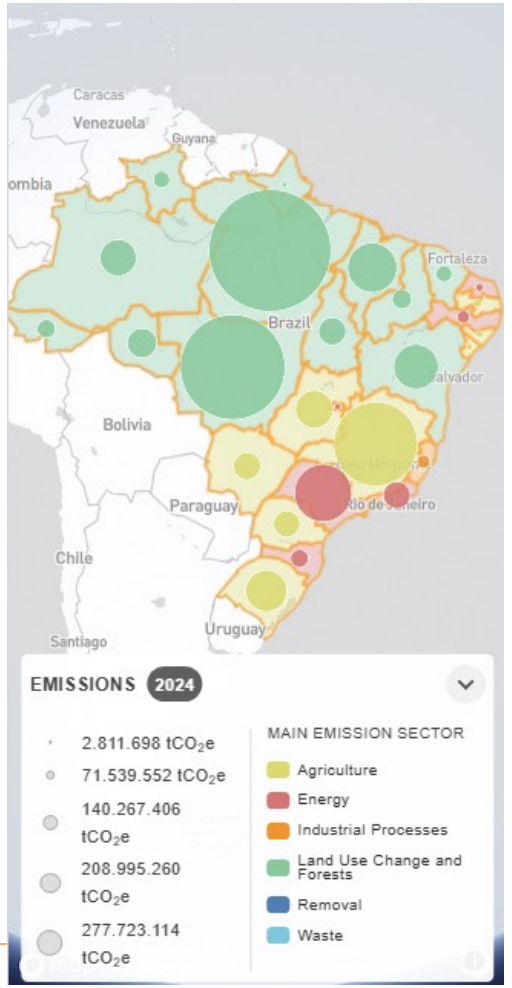
By Zac Kayler, Maria Janowiak, Chris Swanston - https://www.fs.usda.gov/ccrc/topics/global-carbon, Public Domain, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=95677627

Émissions brutes du Brésil par secteur

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

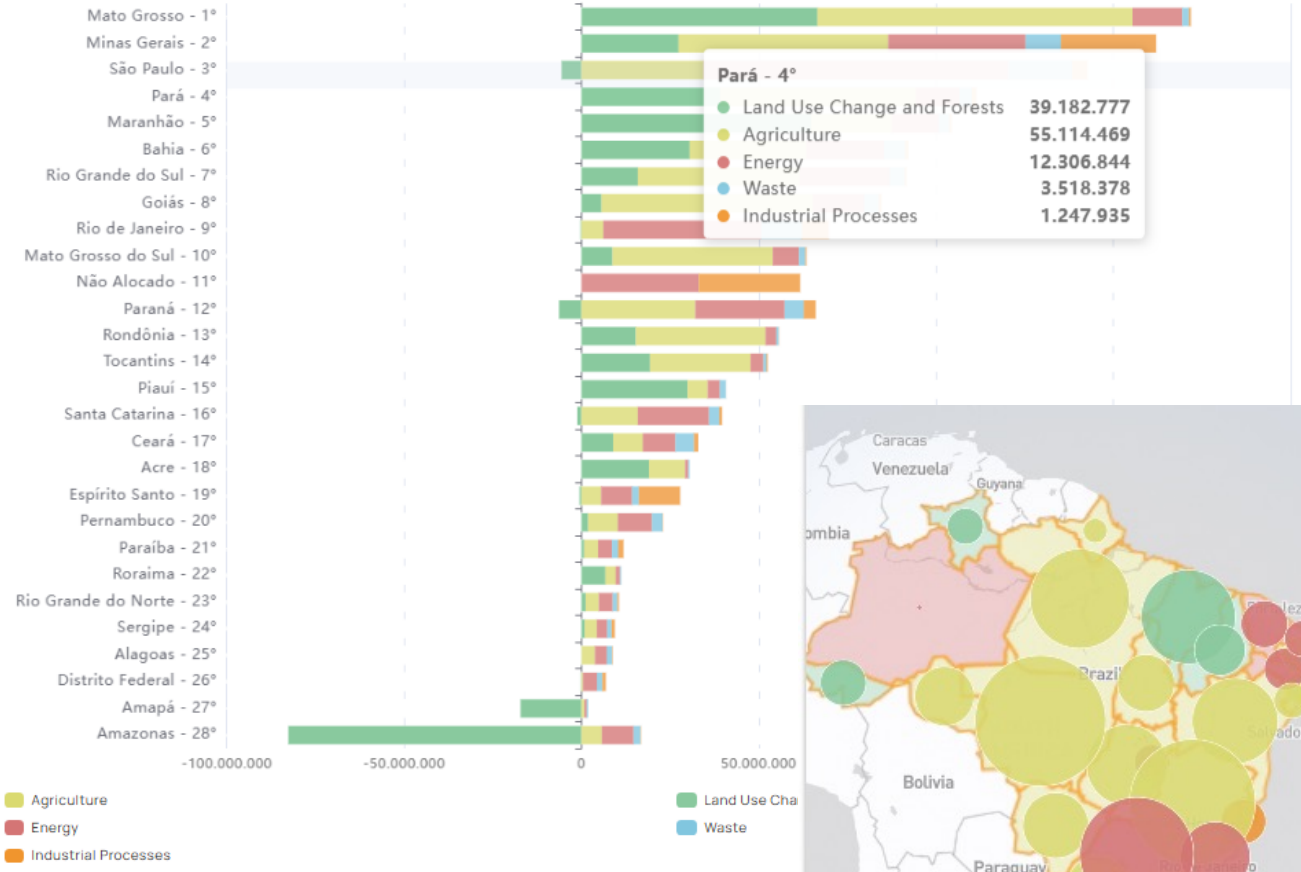


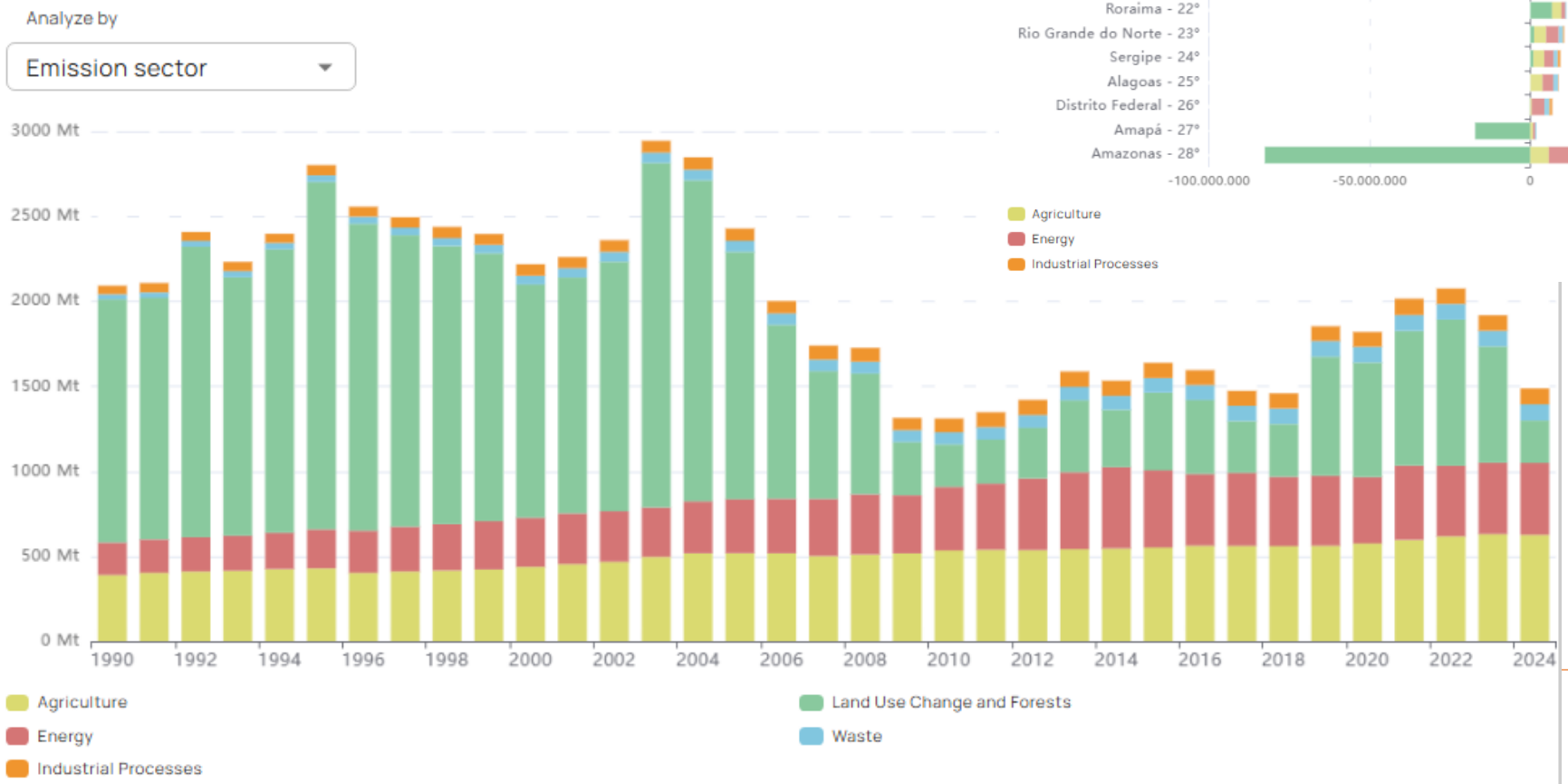


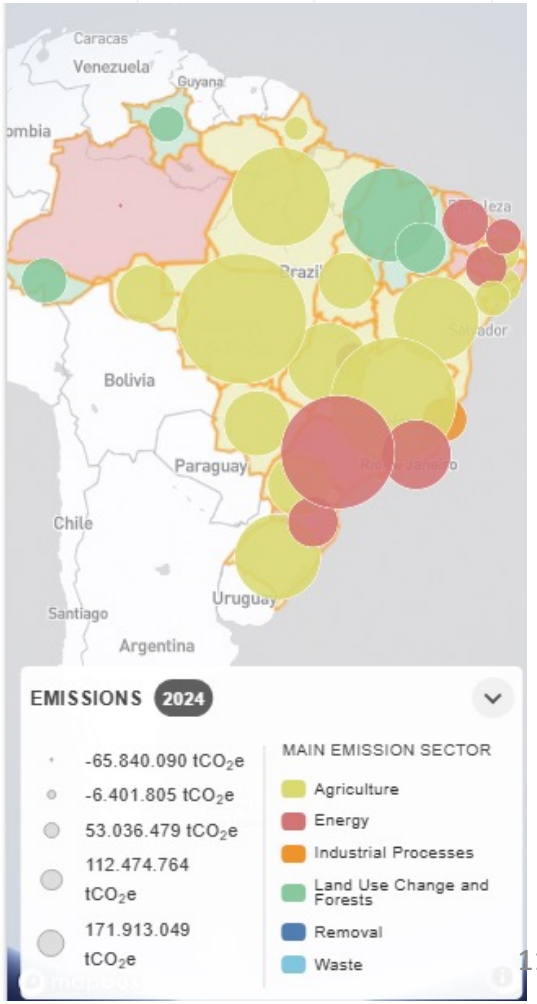


Émissions nettes du Brésil p

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







Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability

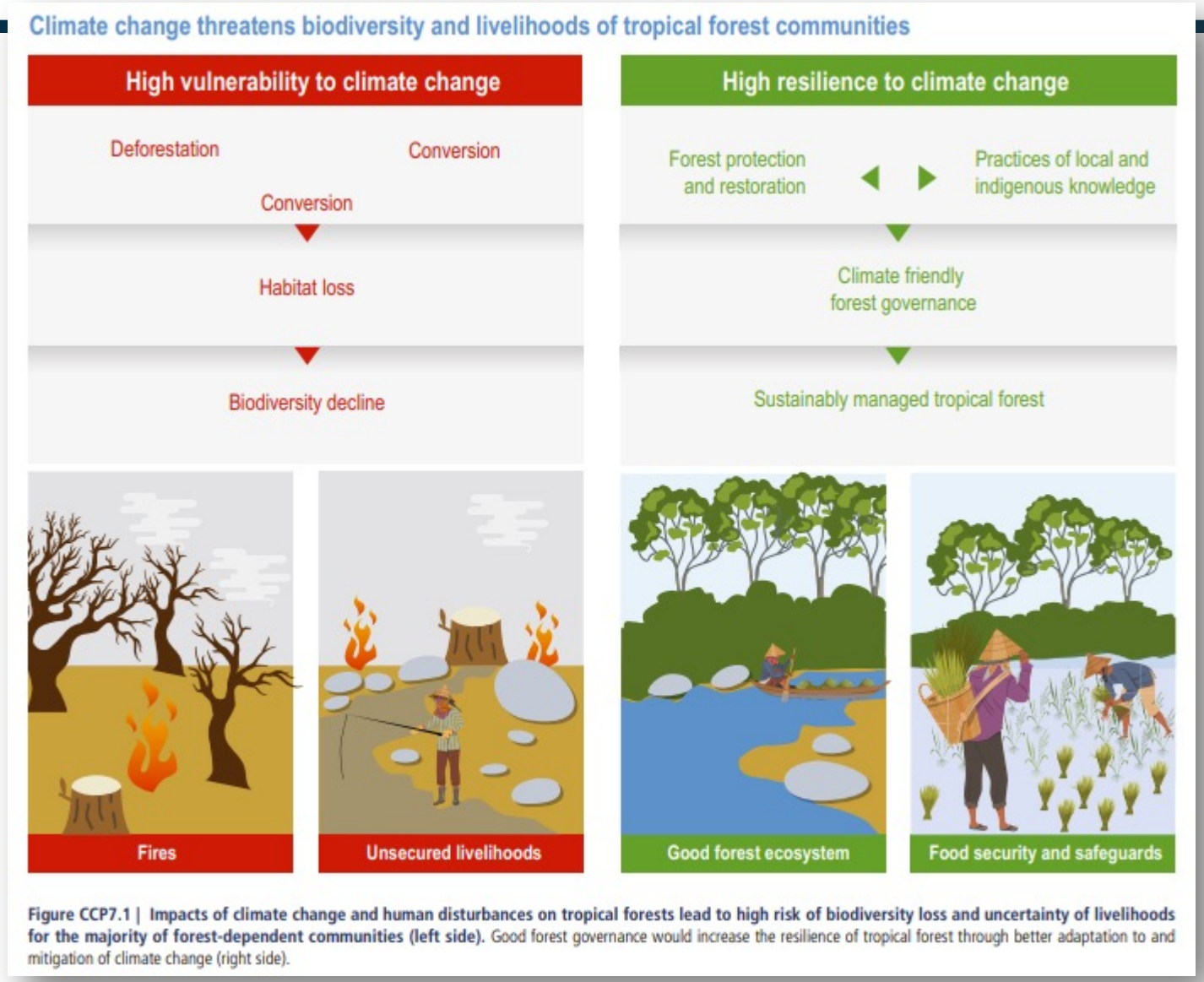


Figure CCP7.1 | Impacts of climate change and human disturbances on tropical forests lead to high risk of biodiversity loss and uncertainty of livelihoods for the majority of forest-dependent communities (left side). Good forest governance would increase the resilience of tropical forest through better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

Plus de 420 millions d'ha de forêt ont été perdus par la déforestation entre 1990 et 2020 ;

Plus de 90 % de cette perte a eu lieu dans les zones tropicales,

Menaçant la biodiversité, les services environnementaux, les moyens de subsistance des communautés forestières et la résilience aux chocs climatiques

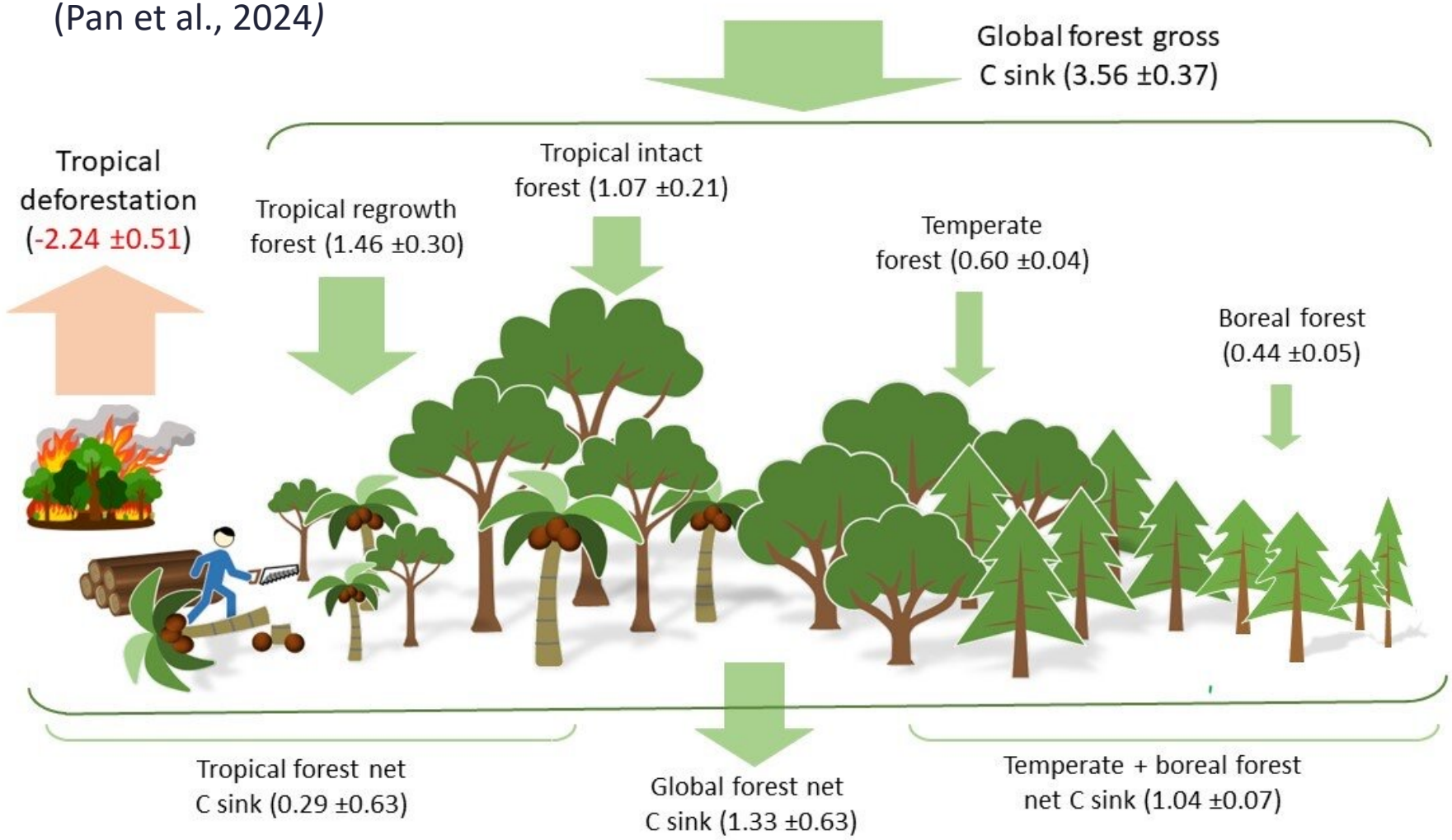
(Ometto et al., 2022)

Rapport AR6 du GIEC, CCP7 sur les forêts tropicales

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

Pourquoi suivre la déforestation et la végétation ?

Le puits de carbone forestier mondial, toujours actif
(Pan et al., 2024*)*



Pour protéger le puits de carbone**, il faut des politiques de gestion des terres qui limitent la déforestation,** favorisent la restauration forestière et améliorent les pratiques d'exploitation du bois

Puits et sources de carbone des forêts mondiales (Pg C an^{-1}), taux annuel moyen de 1990 à 2019.

Pourquoi suivre la déforestation et la végétation ?

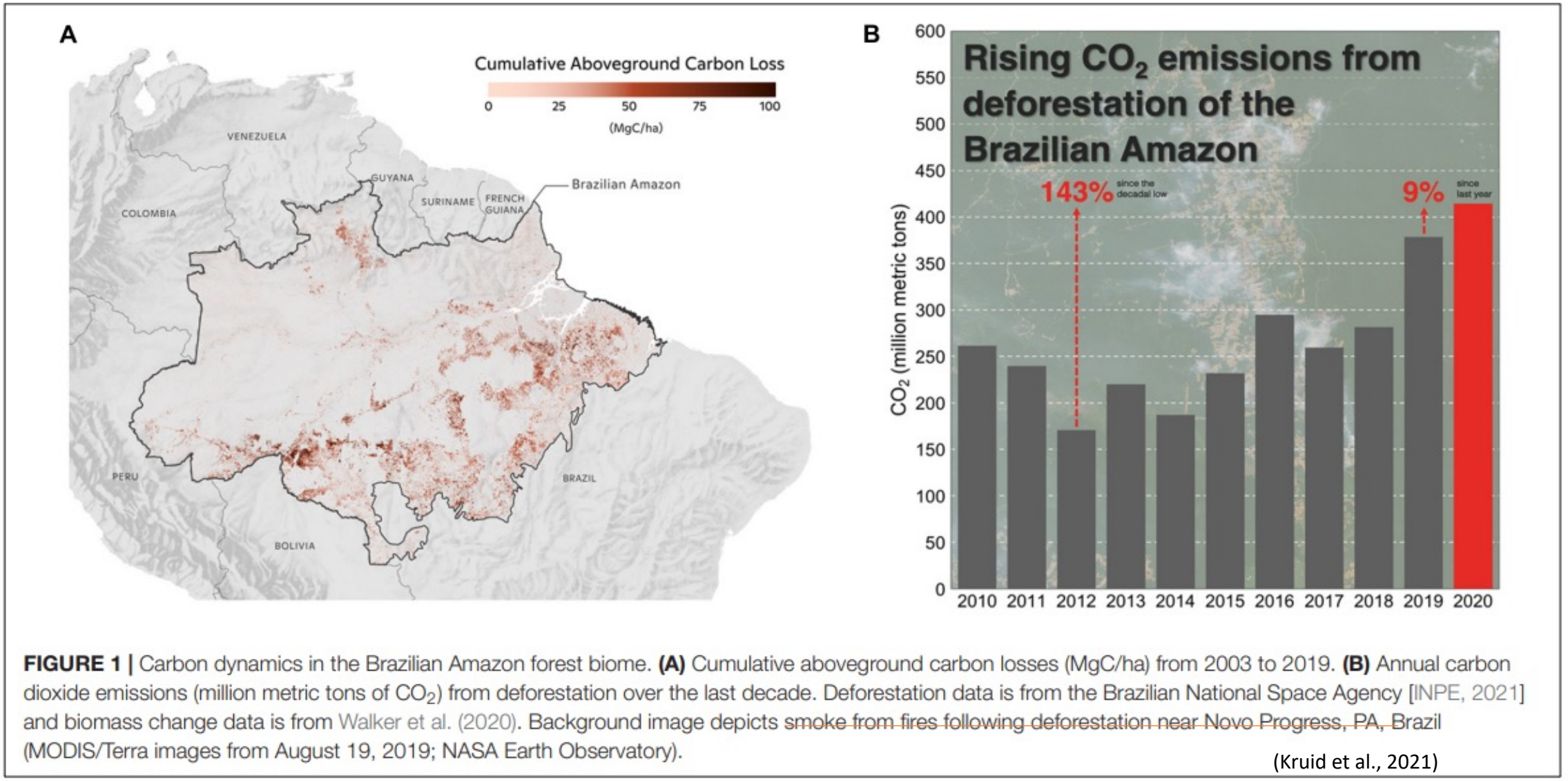


FIGURE 1 | Carbon dynamics in the Brazilian Amazon forest biome. **(A)** Cumulative aboveground carbon losses (MgC/ha) from 2003 to 2019. **(B)** Annual carbon dioxide emissions (million metric tons of CO_2) from deforestation over the last decade. Deforestation data is from the Brazilian National Space 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)

Pourquoi suivre la déforestation et la végétation ?

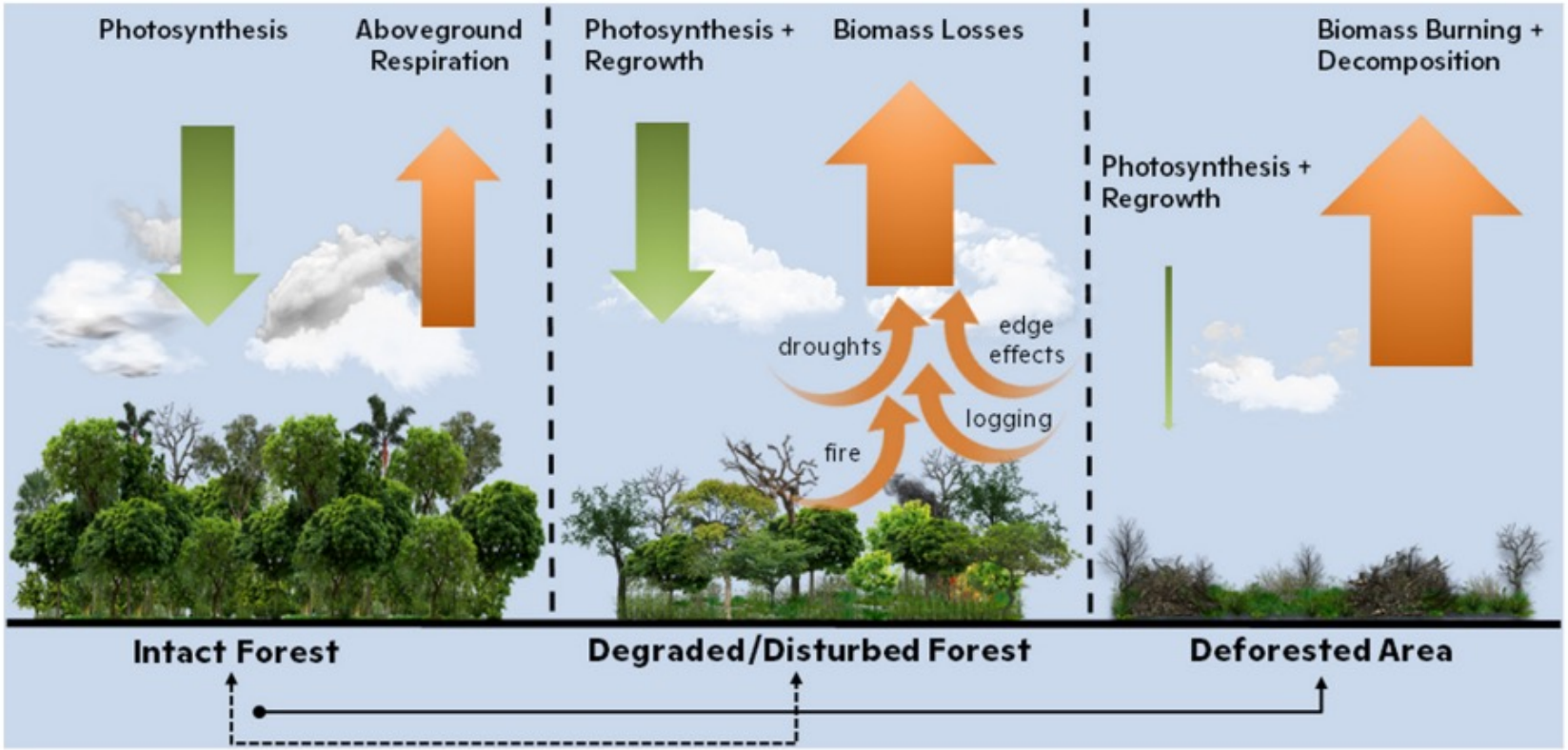


FIGURE 2 | Conceptual diagram showing above-ground carbon fluxes typical of healthy forests (left), degraded/disturbed forests (middle), and newly defo areas (right) in the Amazon. In each panel, carbon stocks are represented by the standing vegetation, losses by the orange upward arrows, and gains by 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)

Comprendre les **moteurs et les schémas des pertes de carbone forestier**

Première étape pour concevoir des **stratégies d'atténuation efficaces**

Essentiel pour les engagements du Brésil et des pays tropicaux au titre de l'**Accord de Paris**.

Conservation des forêts tropicales

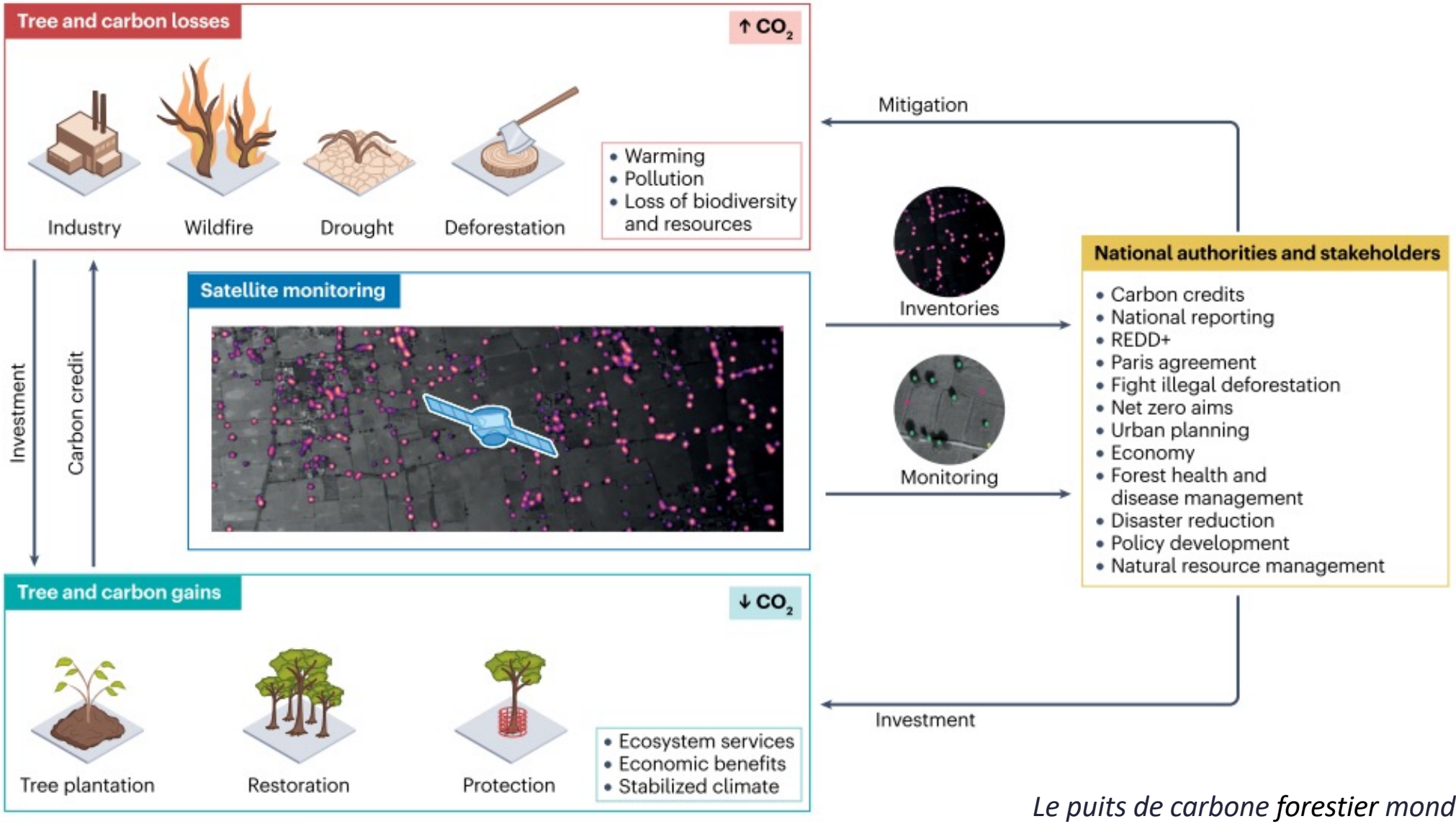


Fig. 1 | The importance of tree resource monitoring.

Le puits de carbone forestier mondial, toujours actif
(Brandt et al., 2024*)*



IA – *petit rappel….*

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui développe des systèmes informatiques capables de simuler des processus cognitifs humains comme l'apprentissage, le raisonnement et la prise de décision (Russell & Norvig, 2010).

Méthodes d'IA ?

- Apprentissage automatique (**supervisé**, **non supervisé** et par renforcement) ;
- Apprentissage profond et réseaux de neurones ;
- Traitement automatique des langues (TAL) ;
- Vision par ordinateur ;
- IA symbolique (dont systèmes experts et modélisation à base de règles) ;
- Calcul évolutionnaire ;
- Logique floue



L’IA pour les forêts : tendances actuelles

De l’apprentissage automatique à l’apprentissage profond

Période	Méthodes d’IA prédominantes
~2010–2017	Forêts aléatoires, machines à vecteurs de support (SVM)
~2017–2022	Réseaux de neurones convolutifs (CNN) et architectures U-Net
~2022–2024	Vision Transformers et modèles d’apprentissage profond temporels
~2024–aujourd’hui	Modèles de fondation, IA multimodale et apprentissage auto-supervisé

Classification de l’occupation des sols et estimation de la biomasse

Robustesse et faible besoin de données d’entraînement



L’IA pour les forêts : tendances actuelles

De l’apprentissage automatique à l’apprentissage profond

Période	Méthodes d’IA prédominantes
~2010–2017	Forêts aléatoires, machines à vecteurs de support (SVM)
~2017–2022	Réseaux de neurones convolutifs (CNN) et architectures U-Net
~2022–2024	Vision Transformers et modèles d’apprentissage profond temporels
~2024–aujourd’hui	Modèles de fondation, IA multimodale et apprentissage auto-supervisé

Cartographie forestière, détection de la déforestation et caractérisation de la canopée.

Capacité à saisir des motifs spatiaux complexes.



L’IA pour les forêts : tendances actuelles

De l’apprentissage automatique à l’apprentissage profond

Période	Méthodes d’IA prédominantes
~2010–2017	Forêts aléatoires, machines à vecteurs de support (SVM)
~2017–2022	Réseaux de neurones convolutifs (CNN) et architectures U-Net
~2022–2024	Vision Transformers (ViT) et modèles d’apprentissage profond temporels
~2024–aujourd’hui	Modèles de fondation, IA multimodale et apprentissage auto-supervisé

Extraction des **dépendances spatiales** à longue portée et

Exploitation de **séries temporelles d’images** satellitaires denses pour suivre la dynamique forestière.



L’IA pour les forêts : tendances actuelles

De l’apprentissage automatique à l’apprentissage profond

Période	Méthodes d’IA prédominantes
~2010–2017	Forêts aléatoires, machines à vecteurs de support (SVM)
~2017–2022	Réseaux de neurones convolutifs (CNN) et architectures U-Net
~2022–2024	Vision Transformers (ViT) et modèles d’apprentissage profond temporels
~2024–aujourd’hui	Modèles de fondation, IA multimodale et apprentissage auto-supervi

Données d’OT massives non étiquetées

Intégration de sources (optique, SAR, LiDAR, climat, topographie)

Transférabilité entre régions et capteurs

Moindre dépendance aux données étiquetées,

Prise en charge de multiples tâches en aval avec un réglage fin minimal.



L’IA pour les forêts : tendances actuelles

De l’apprentissage automatique à l’apprentissage profond

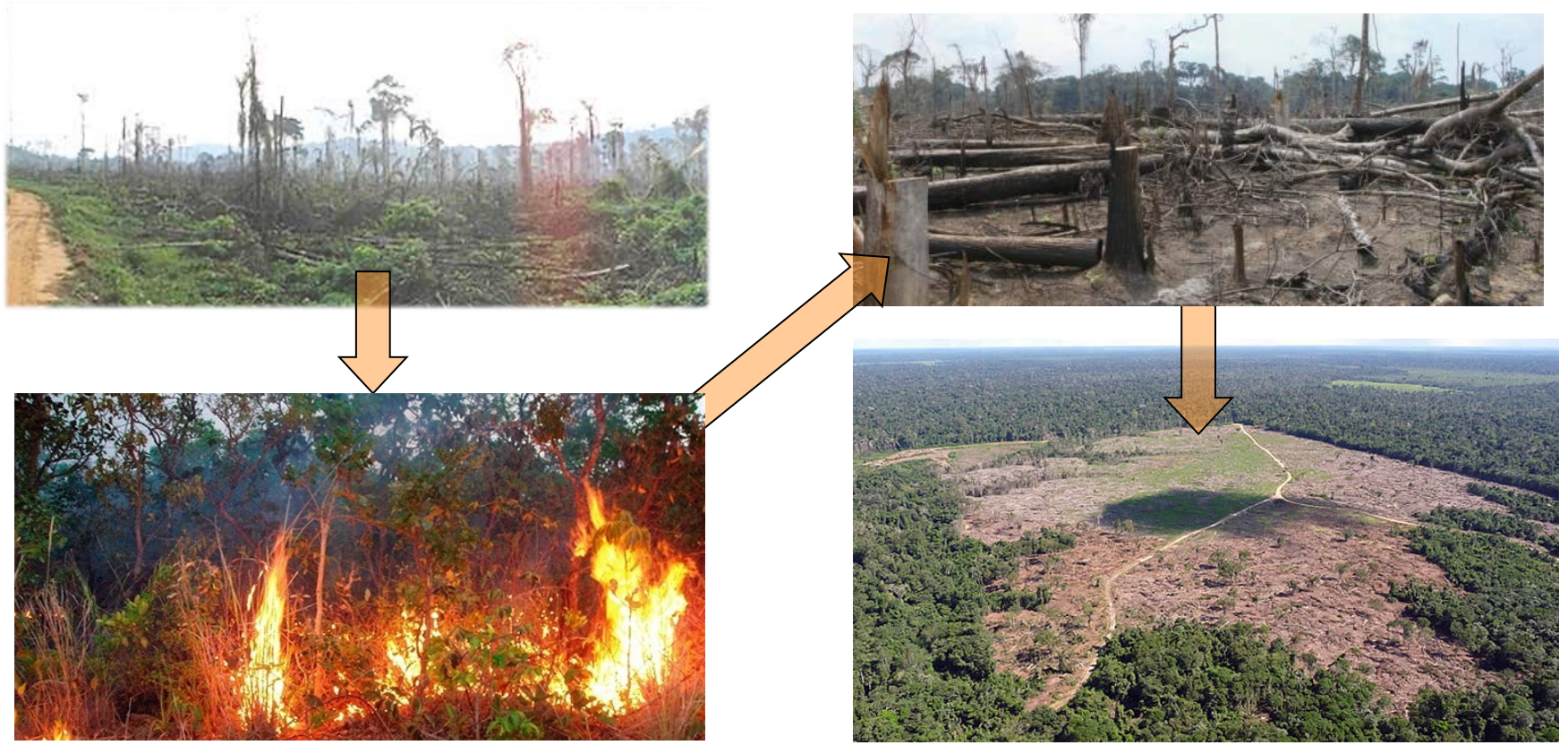
Période	Méthodes d’IA prédominantes
~2010–2017	Forêts aléatoires, machines à vecteurs de support (SVM)
~2017–2022	Réseaux de neurones convolutifs (CNN) et architectures U-Net
~2022–2024	Vision Transformers (ViT) et modèles d’apprentissage profond temporels
~2024–aujourd’hui	Modèles de fondation, IA multimodale et apprentissage auto-supervisé

Occupation des sols, biomasse et applications avec peu de données étiquetées

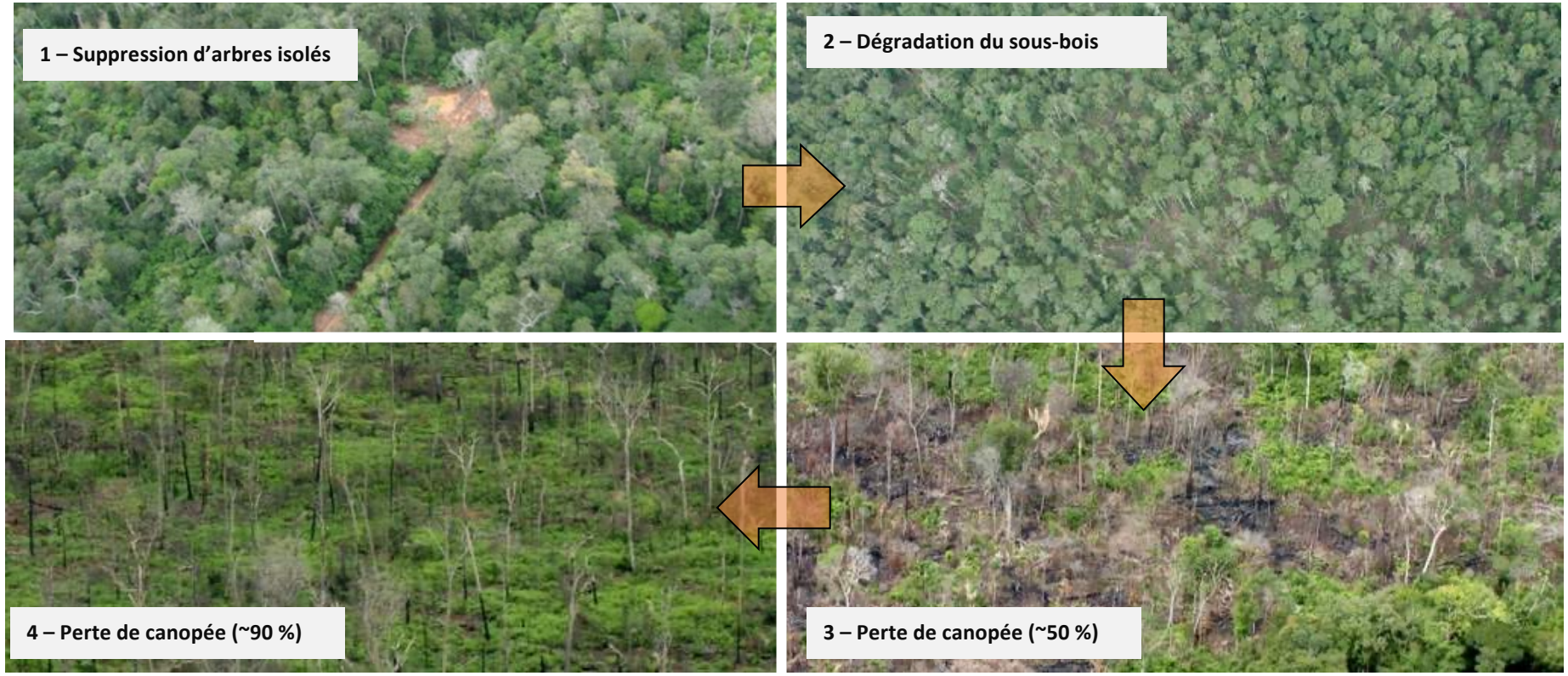
Dégradation forestière, cartographie des perturbations, suivi continu et analyses à grande échelle

Déforestation, feux de forêt, coupe rase

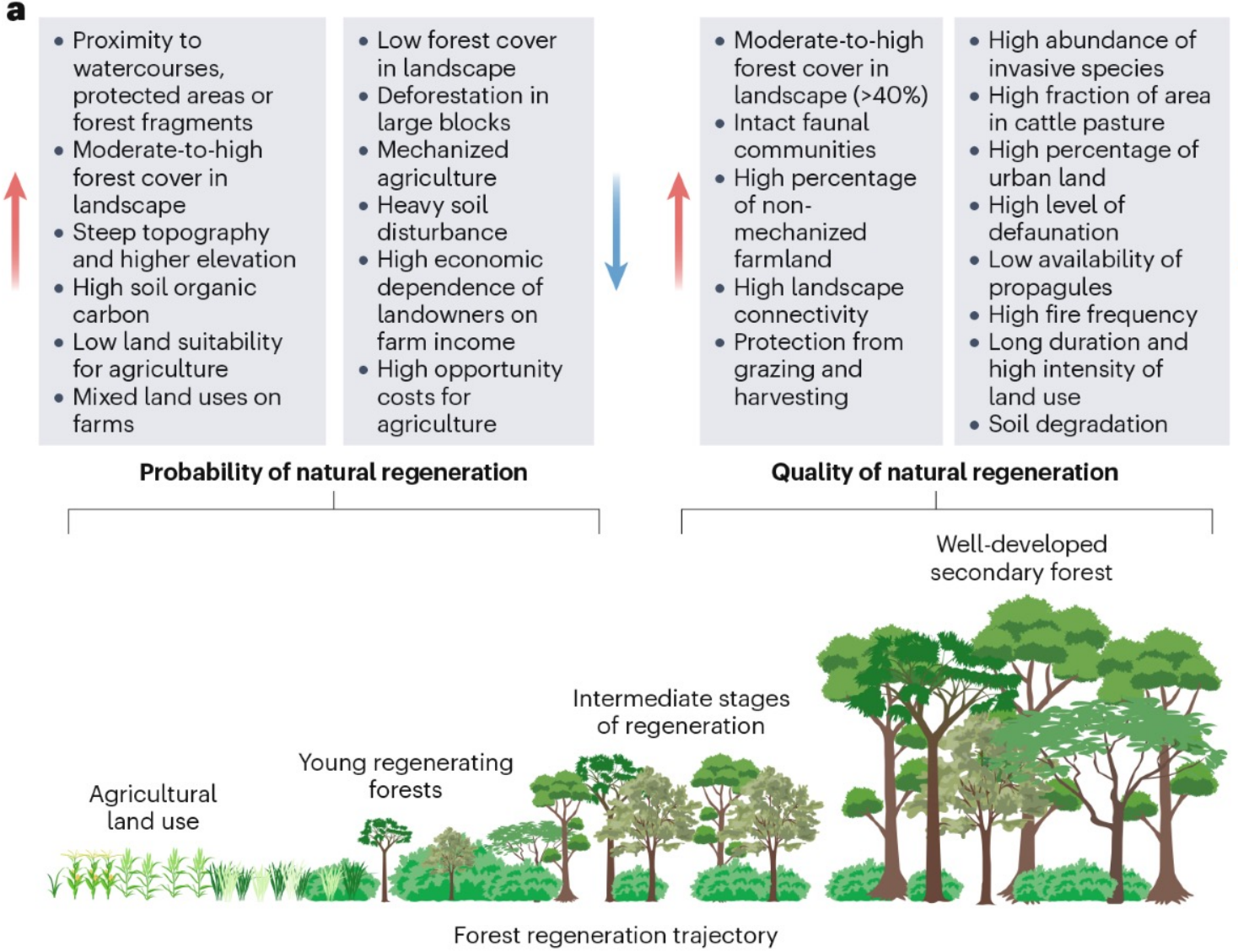
Culture sur brûlis en Amazonie

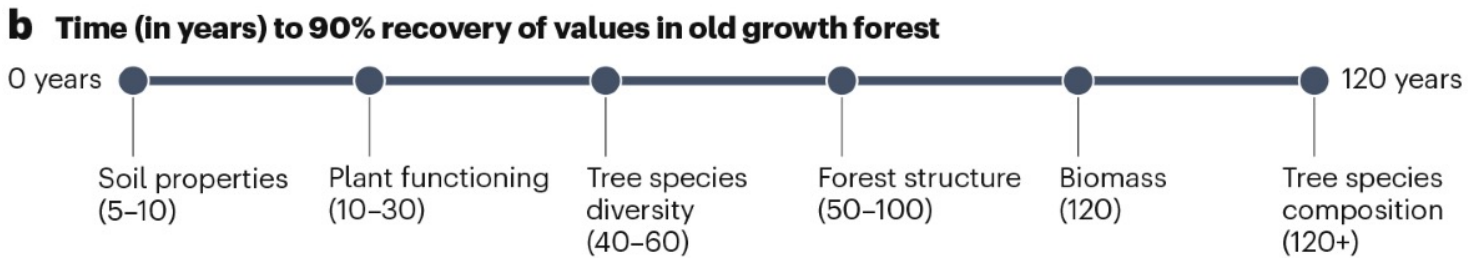


Dégradation forestière



Biomas Br





Moteurs et bénéfices de la régénération naturelle dans les forêts tropicales

Chazdon et al. (2025)



Suivi des forêts par télédétection et IA

Tâche	Applications représentatives	Références clés
Cartographie forestière et classification de l'occupation des sols	Cartographie forêt/non-forêt, classification des types de forêt, inventaires des forêts tropicales	Belgiu & Drăguț (2016); Mountrakis et al. (2011); Ma et al. (2019)
Détection de la déforestation	Détection des coupes rases, exploitation illégale, suivi en quasi temps réel	Zhu et al. (2017); Chen et al. (2021); Bandara & Patel (2022)
Suivi de la dégradation forestière	Exploitation sélective, perturbation du sous-bois, dégradation de la canopée	Rußwurm & Körner (2018); Pelletier et al. (2019)
Rétablissement et régénération des forêts	Succession de forêt secondaire, suivi de la restauration, reprise de la végétation	Pelletier et al. (2019); Ma et al. (2019)
Estimation de la biomasse et du carbone	Biomasse aérienne, stocks de carbone, suivi REDD+	Belgiu & Drăguț (2016); Maxwell et al. (2018)
Détection d'arbres individuels et caractérisation de la canopée	Délimitation des houppiers, reconnaissance des espèces, trouées de la canopée	Ma et al. (2019); Zhu et al. (2017)
Perturbations forestières et détection des changements	Cicatrices de feu, tempêtes, pullulations d'insectes, changement d'usage des sols	Chen et al. (2021); Bandara & Patel (2022)
Évaluation des feux de forêt	Cartographie des zones brûlées, sévérité des feux, reprise après incendie	Ma et al. (2019); Zhu et al. (2017)
Suivi des forêts en quasi temps réel	Systèmes d'alerte opérationnels, surveillance continue des forêts	Ayush et al. (2021); Jakubik et al. (2024)
Analyse géospatiale généraliste	Apprentissage multitâche, apprentissage par transfert, suivi des forêts à l'échelle continentale et mondiale	Robinson et al. (2024); Jakubik et al. (2024)



Suivi des forêts par télédétection et IA

Tâche	Principales méthodes d'IA
Cartographie forestière et classification de l'occupation des sols	Forêts aléatoires, SVM, CNN, Vision Transformers
Détection de la déforestation	CNN, U-Net, réseaux siamois, Transformers
Suivi de la dégradation forestière	CNN, CNN temporels, LSTM, Vision Transformers
Rétablissement et régénération des forêts	LSTM, GRU, Transformers temporels
Estimation de la biomasse et du carbone	Forêts aléatoires, gradient boosting, réseaux de neurones profonds
Détection d'arbres individuels et caractérisation de la canopée	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Perturbations forestières et détection des changements	CNN siamois, BIT, ChangeStar, Vision Transformers
Évaluation des feux de forêt	CNN, DeepLab, Transformers
Suivi des forêts en quasi temps réel	Transformers temporels, apprentissage auto-supervisé, modèles de fondation
Analyse géospatiale généraliste	Modèles de fondation, IA multimodale



L'IA pour les tâches de suivi des forêts

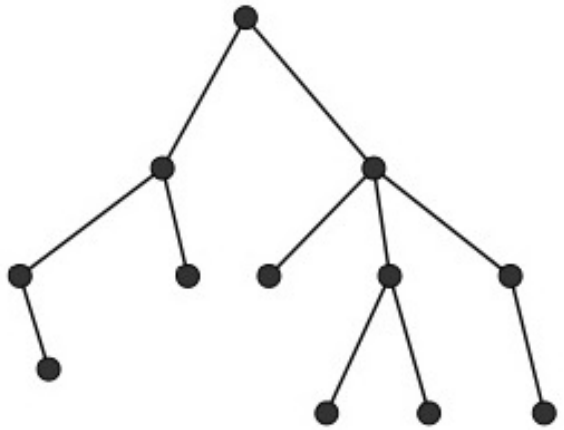
Tâche	Principales méthodes d'IA
Cartographie forestière et classification de l'occupation des sols	Forêts aléatoires, SVM, CNN, Vision Transformers
Détection de la déforestation	CNN, U-Net, réseaux siamois, Transformers
Suivi de la dégradation forestière	CNN, CNN temporels, LSTM, Vision Transformers
Rétablissement et régénération des forêts	LSTM, GRU, Transformers temporels
Estimation de la biomasse et du carbone	Forêts aléatoires, gradient boosting, réseaux de neurones profonds
Détection d'arbres individuels et caractérisation de la canopée	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Perturbations forestières et détection des changements	CNN siamois, BIT, ChangeStar, Vision Transformers
Évaluation des feux de forêt	CNNs, DeepLab, Transformers
Suivi des forêts en quasi temps réel	Transformers temporels, apprentissage auto-supervisé, modèles de fondation
Analyse géospatiale généraliste	Modèles de fondation, IA multimodale

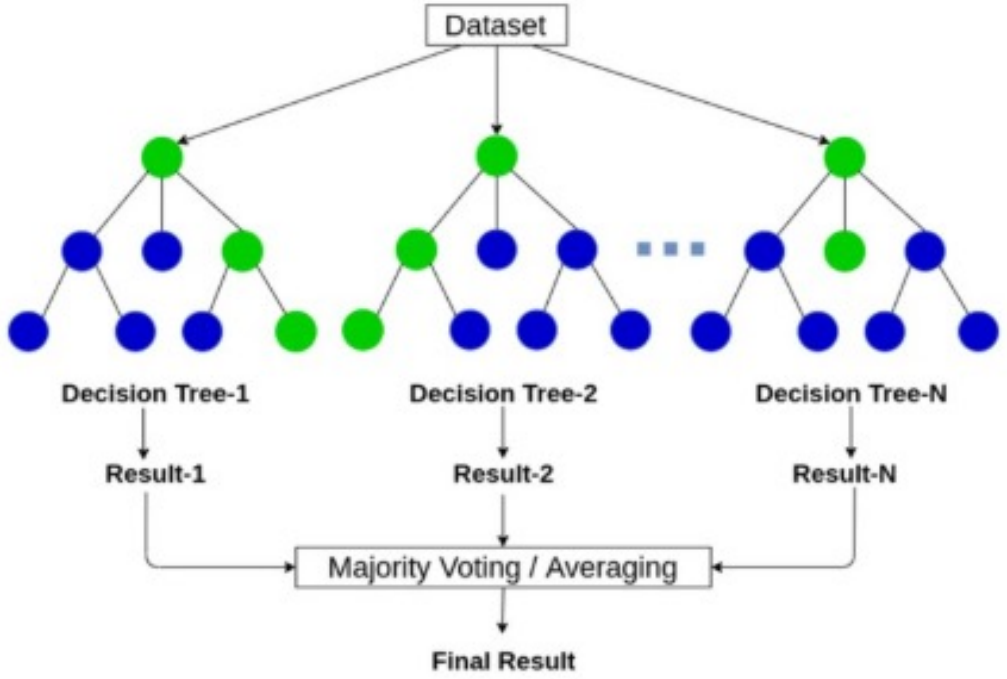
Forêts aléatoires

Arbres de décision : **algorithmes** d'apprentissage automatique

Point de décision = « nœuds » de l'arbre, qui décident de suivre un chemin ou un autre
Chemin = « branches »
La variable au plus fort gain d'information se trouve au premier nœud de l'arbre.







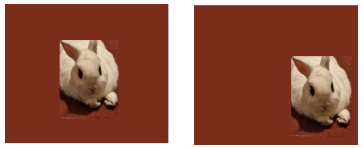
Forêt aléatoire - un ensemble d'arbres de décision - pour la classification et la régression

Entropie / indice de Gini – pour définir l'influence des variables

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

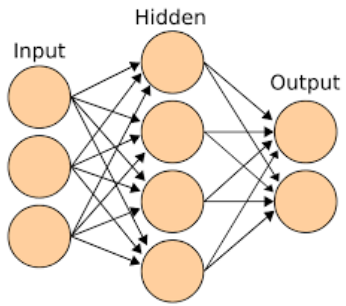
https://www.linkedin.com/pulse/entendendo-o-algoritmo-random-forest-e-suas-aplica%C3%A7%C3%B5es-julio-rena-aa1yc/

CNN Réseau de neurones convolutif



Les modèles d'apprentissage profond utilisent des données tridimensionnelles pour la classification d'*images* et la reconnaissance d'objets (**traitement de données structurées en grille)**

Convolutions mathématiques : pour **préserver la structure spatiale et extraire automatiquement des caractéristiques** comme les contours, les textures et les formes



Réseau de neurones artificiel (RNA)

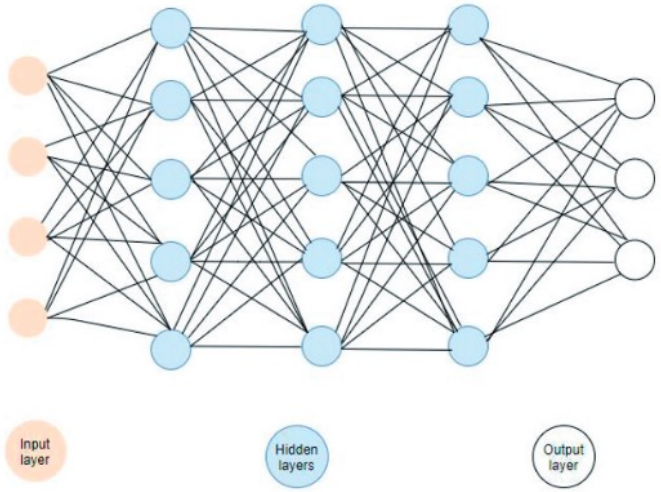
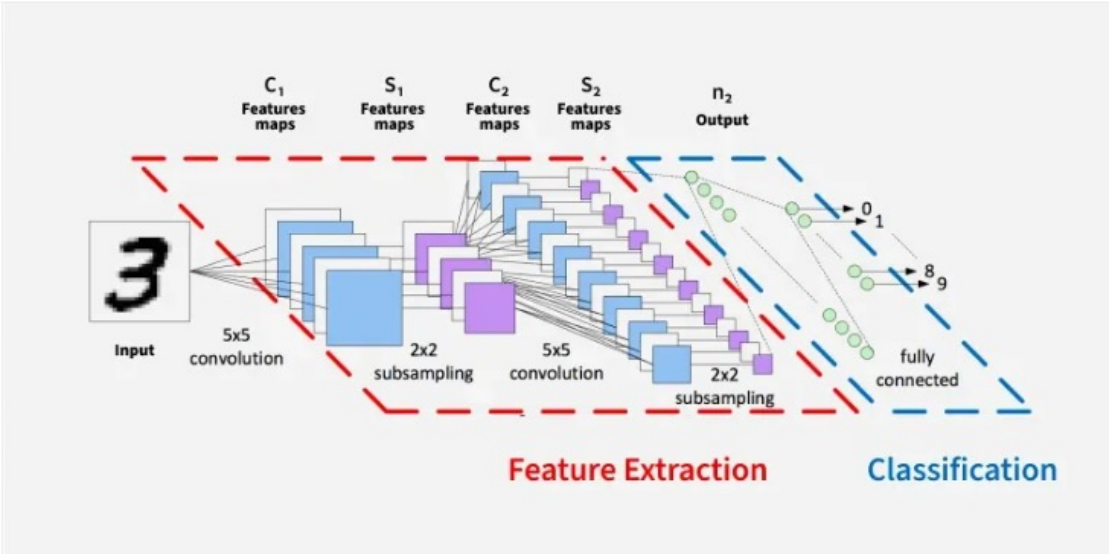


Figure 2.
Deep neural network.

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



Réseau de neurones convolutif

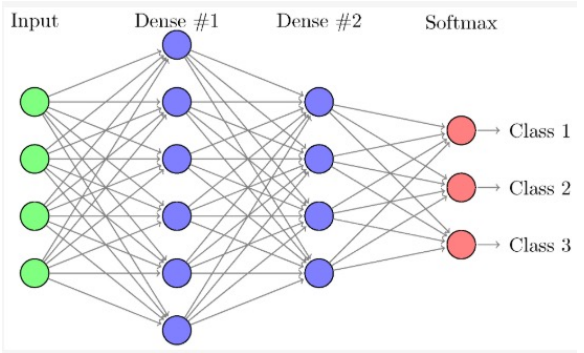
Un réseau de neurones à nombreuses couches cachées relève de l'apprentissage profond https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/convolutional-neural-network-cnn-in-machine-learning/

TempCNN

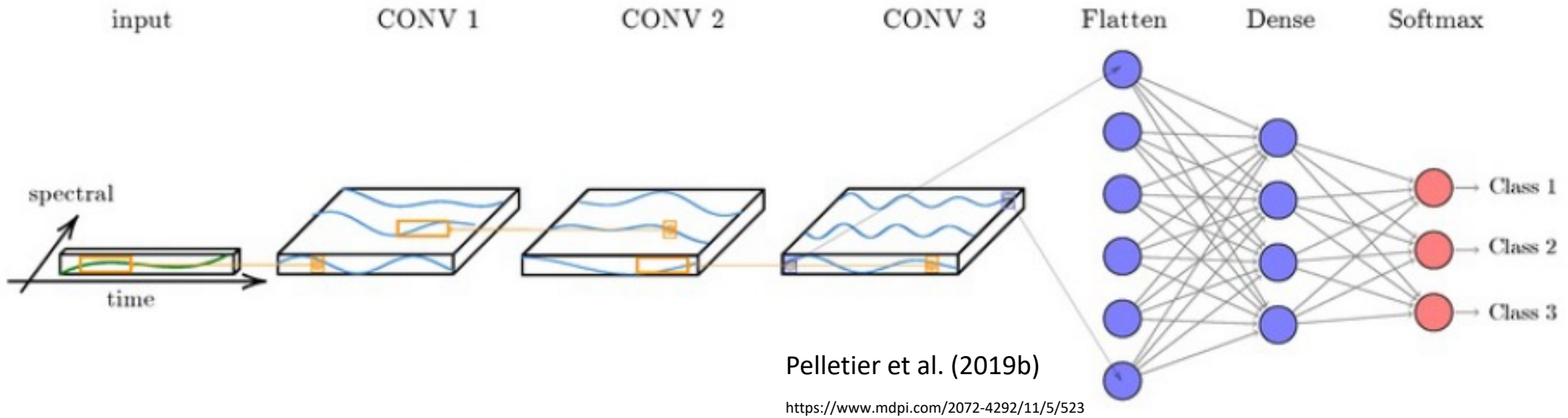
Réseau de neurones convolutif temporel

L'**entrée** du réseau est une série temporelle multivariée.
Trois **filtres** convolutifs sont appliqués successivement, puis une couche dense, et enfin la couche Softmax, qui fournit la distribution des classes prédites.

Réseau de neurones entièrement connecté



Architecture TempCNN pour une tâche de classification.



Pelletier et al. (2019b)

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



Transformers

Attention Is All You Need

Vaswani et al. (2017)

Architecture
Fondée uniquement sur des mécanismes d'attention, sans aucune récurrence ni convolution

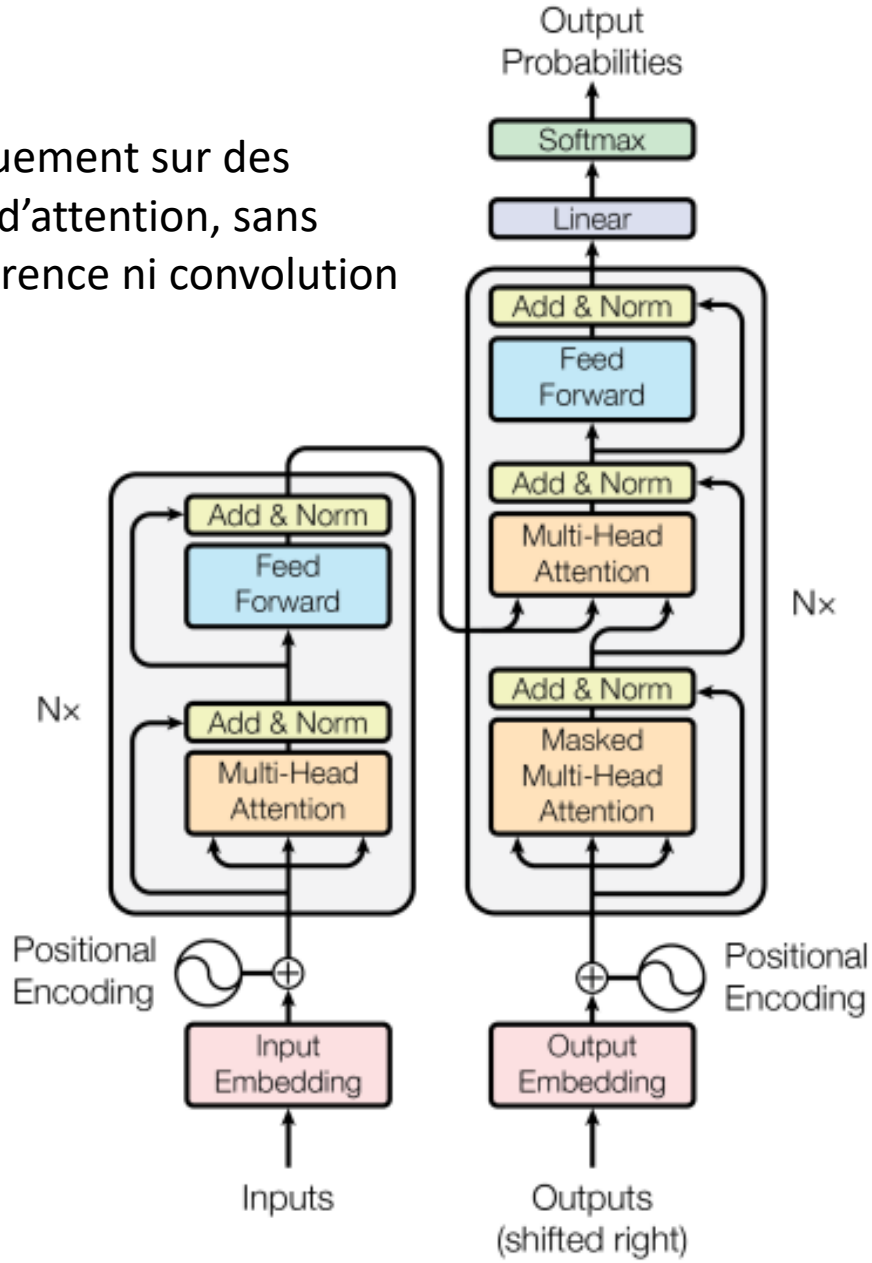


Figure 1: The Transformer - model architecture.

Venus du TAL (traitement automatique des langues)
– la traduction automatique, non plus mot à mot ou phrase à phrase
– tout le livre, avec une attention (des repères)
– retrouver facilement un paragraphe (comme dans une conversation : qu'est-ce qui est intéressant ?)

Auto-attention : modéliser les relations entre tous les éléments de l'entrée ;
Attention multi-têtes : apprendre simultanément différents types de relations ;
Suppression des réseaux récurrents ;
Traitement parallèle ;
Architecture Transformer.

Transformers

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

Mécanismes d'auto-attention pour modéliser à la fois les relations spatiales et les trajectoires temporelles sur de vastes paysages

Végétation secondaire identifiée
non seulement par sa signature spectrale,
mais aussi parce qu'elle est :
- située dans une zone déjà déboisée,
- proche d'autres fragments en régénération,
- en évolution cohérente sur une série temporelle d'images.



C'est l'**intégration du contexte spatial et temporel** qui rend les Transformers particulièrement prometteurs pour la télédétection.

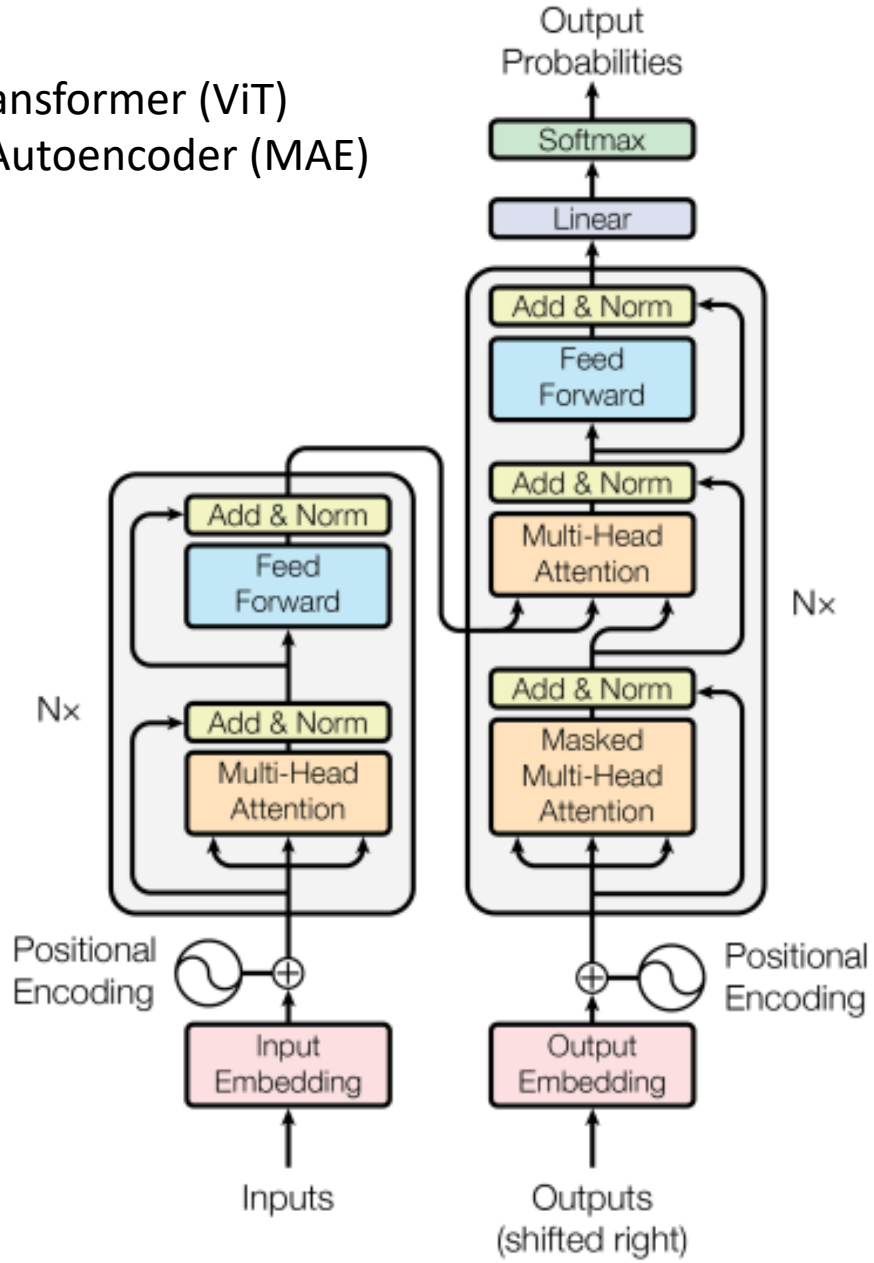
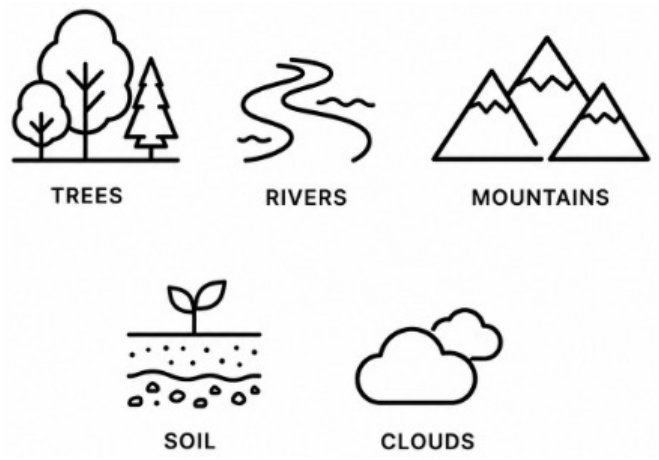


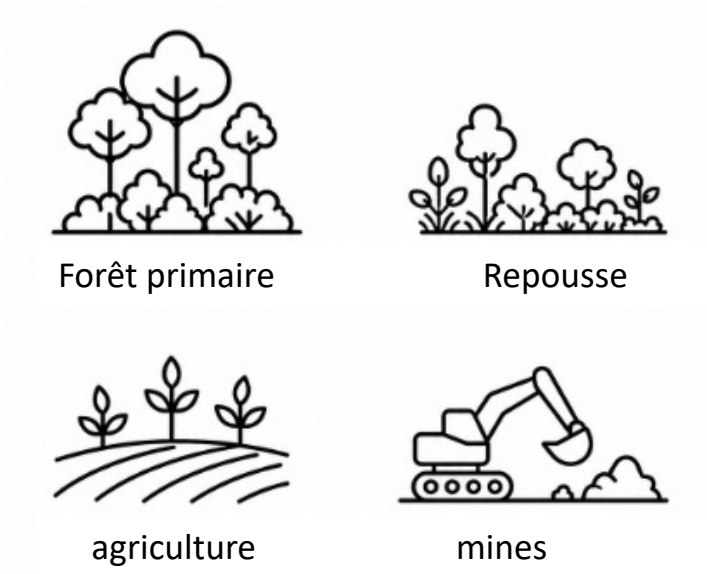
Figure 1: The Transformer - model architecture.

Modèles de fondation

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

Un **Transformer** est une **architecture** de réseau de neurones (le « moteur »).
Un modèle de fondation (MF) est un **paradigme d'entraînement** (une façon de construire des modèles polyvalents adaptables à de nombreuses tâches en aval)

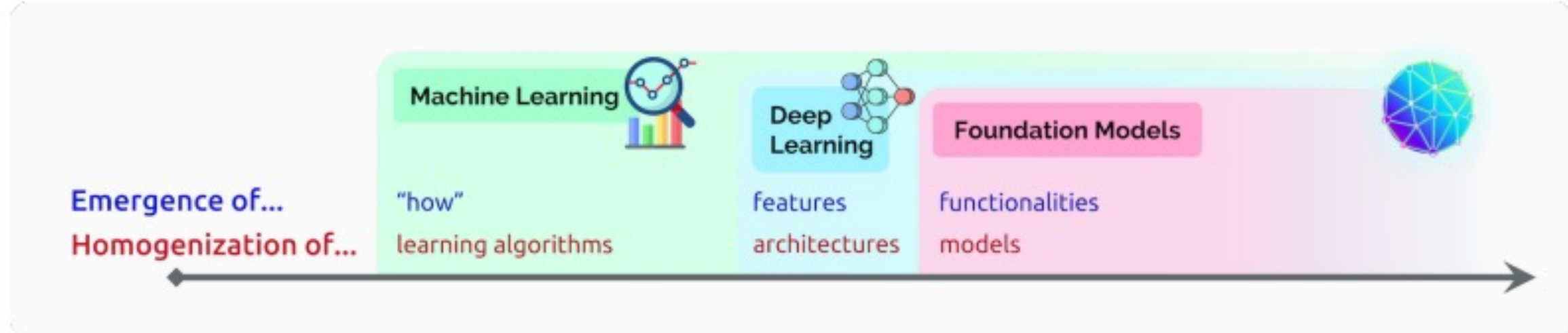




Pré-entraînement
Au lieu d'apprendre directement au modèle que « **ceci est une forêt** »,
le modèle apprend d'abord des **concepts plus fondamentaux** comme les textures, les motifs spatiaux, les relations spectrales, la dynamique temporelle, la forme des objets et le contexte.
Ensuite, le modèle peut être spécialisé pour une application donnée.

Modèles de fondation

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



« Comment construire un meilleur modèle pour cette tâche ? »

« Comment adapter au mieux un modèle polyvalent pour résoudre cette tâche ? »

Un changement de paradigme dans la façon de développer les systèmes d'IA

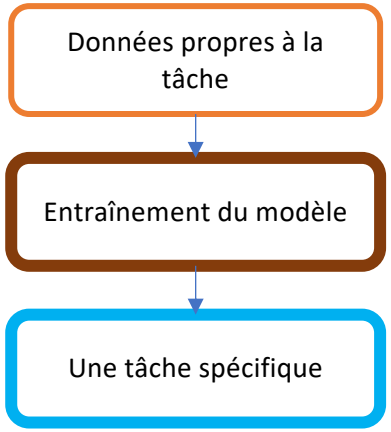


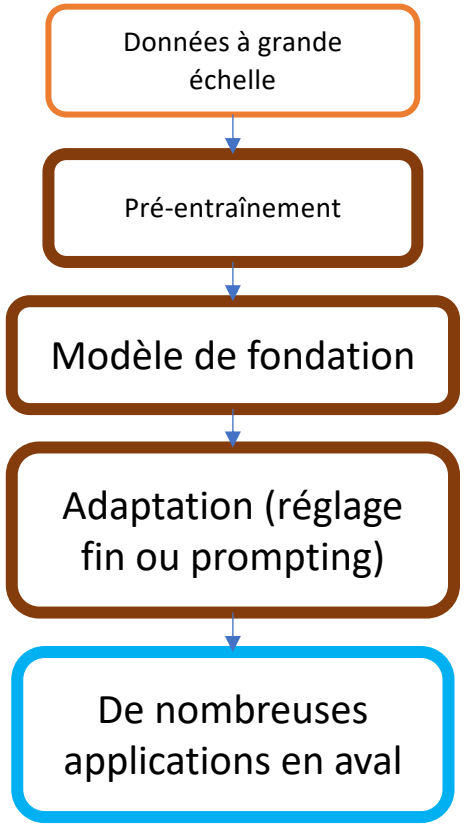
Modèles de fondation

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

Un modèle entraîné sur des données vastes et variées, généralement par apprentissage auto-supervisé à grande échelle, et adaptable à une grande variété de tâches en aval.

Apprentissage auto-supervisé





Avantages :

- Réutilisation des connaissances : un seul modèle pour différentes applications.
- Moindre dépendance aux données étiquetées, grâce au pré-entraînement auto-supervisé à grande échelle.
- Meilleures performances que les modèles entraînés sur des données propres à une tâche.
- Transfert de connaissances entre domaines et applications.
- Innovation accélérée : les chercheurs peuvent se concentrer sur l'adaptation de modèles pré-entraînés plutôt que de développer de nouveaux modèles à partir de zéro.



Modèles de fondation

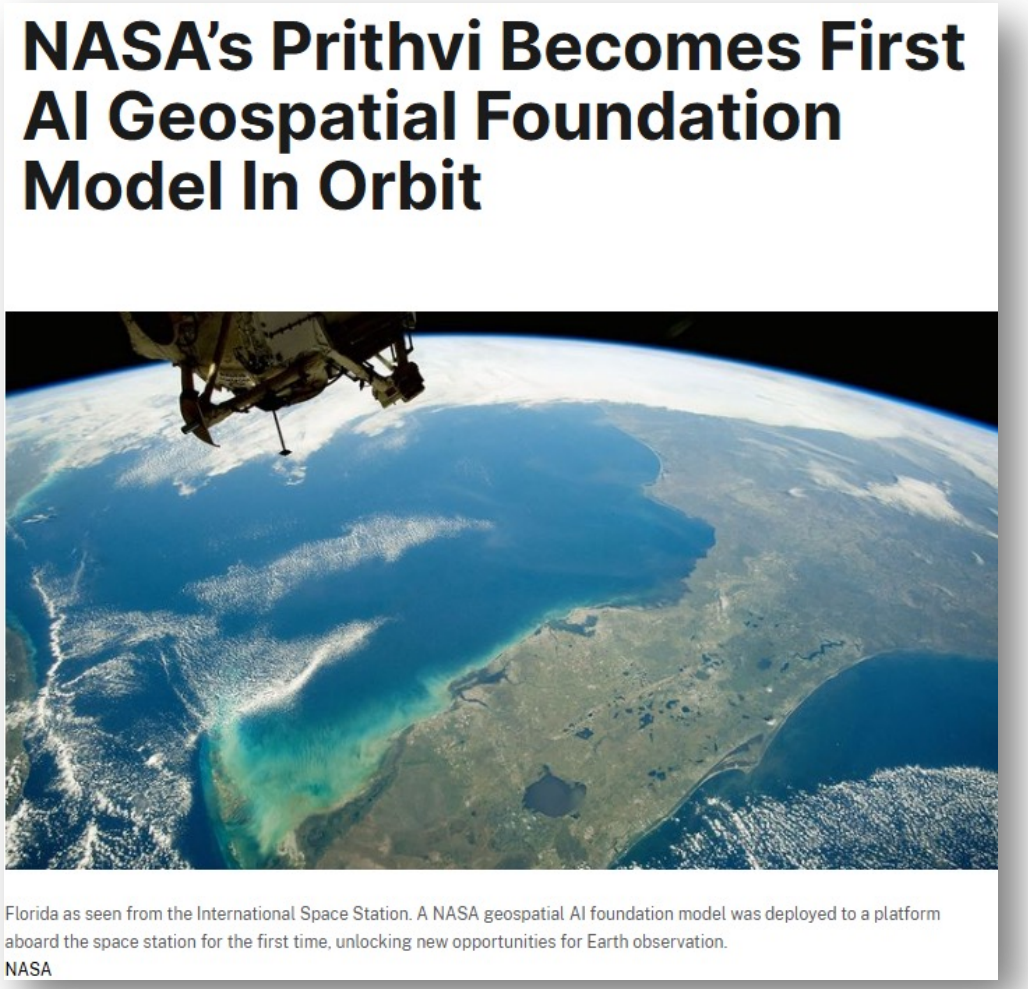
Défis

1. **Besoins élevés en données et en calcul**
   Entraînement

   Des millions à des milliards d'images
   Des centaines de millions (voire des milliards) de paramètres
   Des milliers de GPU pendant des semaines ou des mois

   Peu d'institutions de recherche peuvent entraîner un modèle de fondation à partir de zéro
   La plupart des utilisateurs s'appuient sur des modèles pré-entraînés publics et les affinent pour leurs propres applications.

Prithvi (NASA/IBM)
Modèle de fondation Clay
SatMAE
CROMA
DOFA
AnySat



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

Modèles de fondation

Défis

2. Généralisation limitée - Ils ne généralisent pas parfaitement



Un modèle pré-entraîné sur
- des paysages agricoles des États-Unis,
- des villes européennes,
- des forêts boréales,



peut donner de mauvais résultats appliqué à
l'Amazonie,
la savane africaine,
les forêts de Nouvelle-Zélande

Les écosystèmes diffèrent par :
la composition en espèces,
le climat,
les caractéristiques des capteurs,
la phénologie,
la structure de la végétation.

Une bonne performance exige donc souvent encore
- un réglage fin,
- une adaptation de domaine,
- des données d'entraînement collectées localement.



Modèles de fondation

Défis

3. Dépendance aux données de pré-entraînement - dépend de la diversité du jeu de pré-entraînement.

Aujourd'hui, les jeux de données publics contiennent relativement peu d'informations sur :

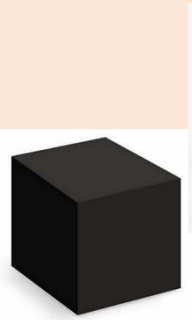
les forêts tropicales,
les forêts secondaires,
la dégradation forestière,
la gestion forestière,
les dégâts des incendies à différents stades de reprise.

4. Interprétabilité limitée – des « boîtes noires ».

Impossible de répondre aux questions sur la contribution ou l'importance des variables

Ce manque de transparence complique

- la validation scientifique,
- l'explicabilité des modèles,
- la confiance opérationnelle.







Modèles de fondation

Défis

5. Coût de calcul élevé à l'inférence - gourmands en calcul, même après l'entraînement.

Limites :

Besoins élevés en mémoire GPU,
inférence lente,
coûts élevés de calcul en nuage,
passage à l'échelle limité pour les systèmes opérationnels.

Certains modèles actuels comptent des centaines de millions de paramètres, ce qui rend leur déploiement opérationnel national coûteux en calcul.

6. Généralisation entre capteurs – pré-entraînement de base

De nombreux modèles de fondation sont pré-entraînés sur
- Sentinel-2,
- Landsat,
- des images RVB.

Le suivi des forêts s'appuie sur
- Sentinel-1 SAR,
- le LiDAR,
- GEDI,
- les images Planet,
- CBERS,
- l'imagerie hyperspectrale.

6. La modélisation des séries temporelles reste difficile

Peu de modèles de fondation exploitent aujourd'hui efficacement les longues séries temporelles d'images satellitaires (AnySat, Prithvi)

Un développement actif est nécessaire.

Frontières de recherche du suivi forestier par l'IA



L’IA pour les tâches de suivi des forêts

Tâche	Principales méthodes d’IA
Cartographie forestière et classification de l’occupation des sols	Forêts aléatoires, SVM, CNN, Vision Transformers
Détection de la déforestation	CNN, U-Net, réseaux siamois, Transformers
Suivi de la dégradation forestière	CNN, CNN temporels, LSTM, Vision Transformers
Rétablissement et régénération des forêts	LSTM, GRU, Transformers temporels
Estimation de la biomasse et du carbone	Forêts aléatoires, gradient boosting, réseaux de neurones profonds
Détection d’arbres individuels et caractérisation de la canopée	CNNs, Mask R-CNN, U-Net, YOLO
Perturbations forestières et détection des changements	CNN siamois, BIT, ChangeStar, Vision Transformers
Évaluation des feux de forêt	CNNs, DeepLab, Transformers
Suivi des forêts en quasi temps réel	Transformers temporels, apprentissage auto-supervisé, modèles de fondation
Analyse géospatiale généraliste	Modèles de fondation, IA multimodale

Classification des espèces d’arbres

scientific reports

Manacá da Serra

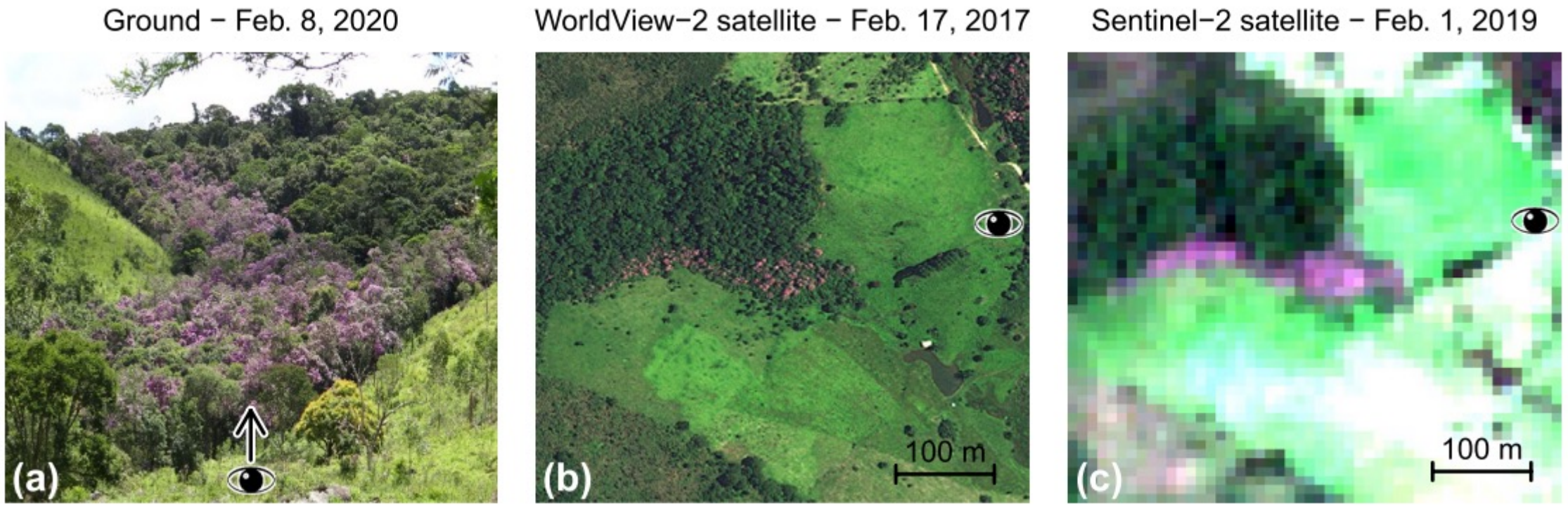


OPEN

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

L'apprentissage profond (CNN) avec des séries temporelles Sentinel-2 (33 798 images) permet de cartographier des genres d'arbres en fleurs à l'échelle d'un biome.

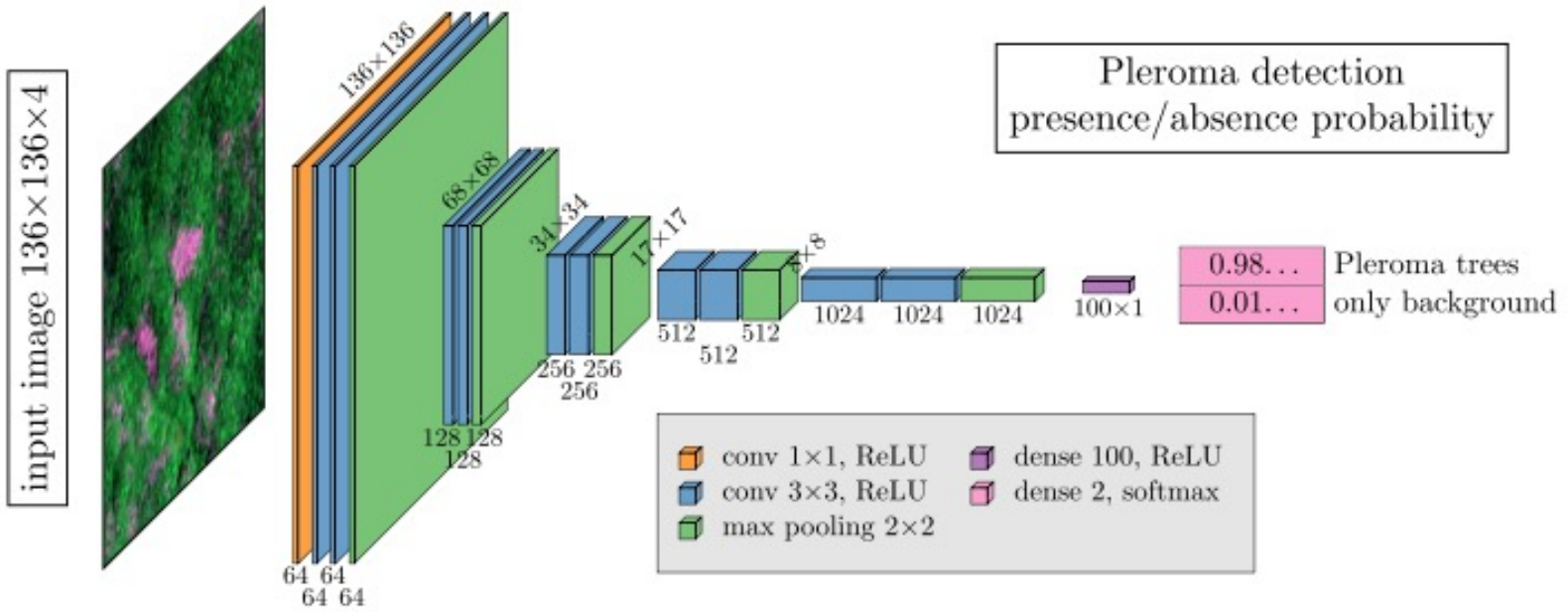


Figure 13. Architecture of the *Pleroma* blossom detection model.

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)

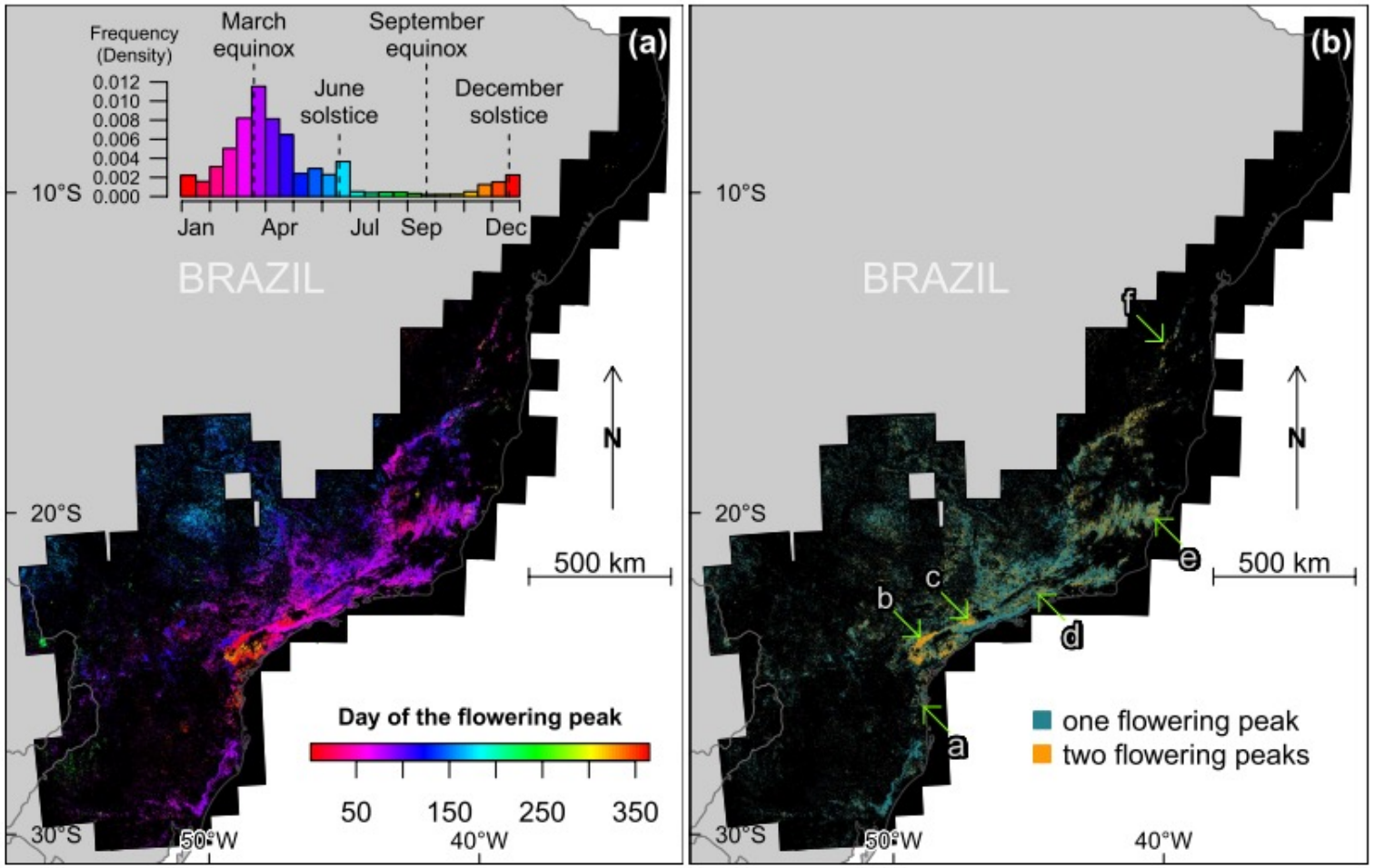
OPEN

The flowering of Atlantic Forest *Pleroma* trees

Fabien H. Wagner

comportement biologique saisonnier





événements phénologiques (floraison)

des caractéristiques très discriminantes pour la cartographie des espèces par apprentissage profond

à partir d'images Sentinel-2 gratuites

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.)

Classification des espèces d'arbres

Constituer le **plus grand jeu de référence** pour la classification des **espèces d'arbres** par **lidar aéroporté (ALS)** multispectral et évaluer les performances des algorithmes d'**AA** et d'**AP** de pointe.

Jeu de données

- 6 326 arbres étiquetés individuellement
- 9 espèces d'arbres
- Deux jeux de données ALS multispectraux de densités de points différentes

Algorithmes comparés

- **Apprentissage automatique :** Random Forest, XGBoost, LightGBM, MLP
- **Apprentissage profond :** PointNet++, PointMLP, **Point Transformer**, DetailView

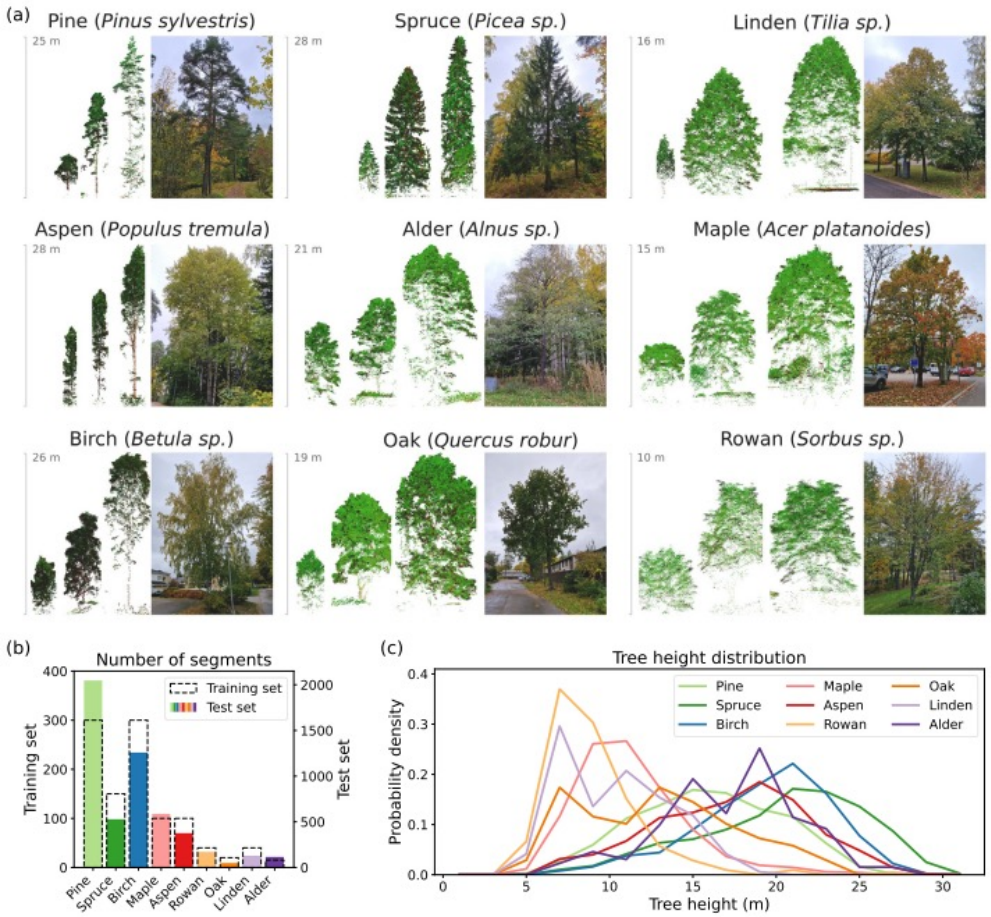
Taher et al. (2026)

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



Comparaison des performances

- **Point Transformer** obtient la meilleure précision de classification (**~92 % de précision globale**).
- L'apprentissage profond surpasse systématiquement l'apprentissage automatique classique.
- L'information multispectrale améliore nettement la précision par rapport à la seule géométrie.
- Les gains de performance sont particulièrement nets pour :
  - les nuages de points épars
  - les jeux d'entraînement plus grands
  - les espèces difficiles à distinguer

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

Classification des espèces d'arbres

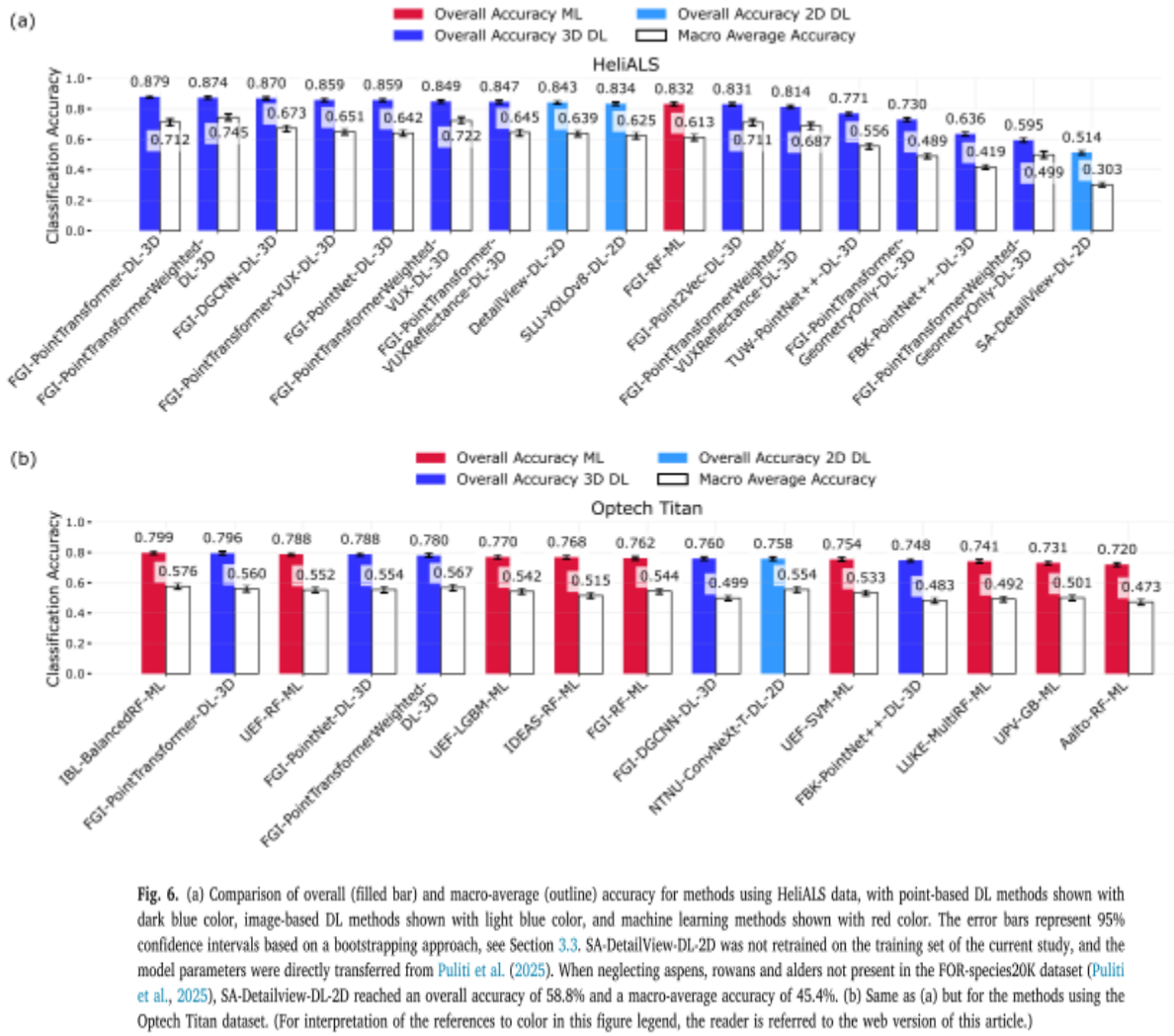


Fig. 6. (a) Comparison of overall (filled bar) and macro-average (outline) accuracy for methods using HeliALS data, with point-based DL methods shown with dark blue color, image-based DL methods shown with light blue color, and machine learning methods shown with red color. The error bars represent 95% 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.)

Principales contributions

- Premier jeu de référence complet comparant AA et AP pour la classification des espèces d'arbres par ALS multispectral.
- Démontre la supériorité des **modèles à base de Transformers** sur les approches classiques.
- Confirme l'importance de combiner l'information **structurelle 3D** et **spectrale** (pour l'entraînement).
- Fournit un **jeu de référence ouvert**, favorisant une recherche reproductible et le développement de méthodes d'IA de nouvelle génération pour le suivi des forêts.

Évaluation des feux de forêt

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

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

Objectif

- Développer un **cadre d'apprentissage automatique interprétable** pour prédire les caractéristiques des feux de forêt dans les différentes régions climatiques de l'Australie.
- Identifier les **facteurs environnementaux** du comportement des feux grâce à l'**IA explicable (XAI)**.

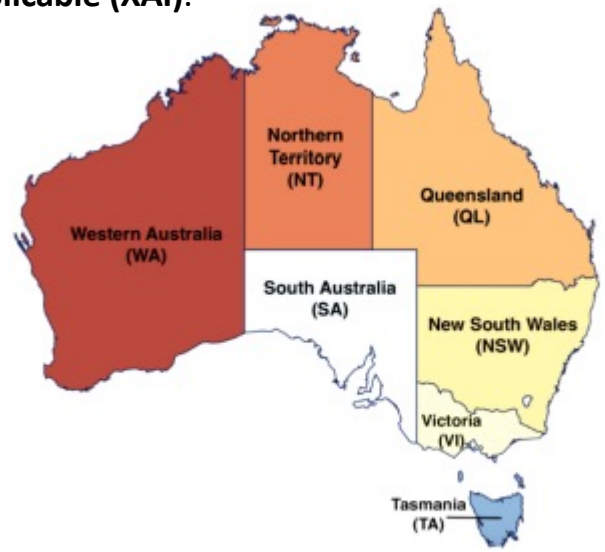


Figure 1. Study area: the seven Australian regions.

Méthodologie

Zone d'étude : sept régions australiennes (2005-2021).

Données d'entrée :

- Variables climatiques ERA5 (température, précipitations, humidité, vitesse du vent, humidité du sol, rayonnement solaire)
- Produits MODIS sur les feux actifs

Variables de feu prédites :

- Surface du feu (FA)
- Température de brillance du feu (FBT)
- Puissance radiative du

Modèles d'apprentissage auto

- Régression Lasso
- Random Forest
- LightGBM
- XGBoost

Explicabilité :

- SHAP (SHapley Additive exPlanations)
- Analyse de l'importance des variables pour quantifier la contribution de chacune.

Innovation

Forte performance prédictive et **interprétabilité du modèle** identification des processus physiques qui contrôlent l'occurrence et l'intensité des feux.

Évaluation des feux de forêt

Article

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

Principaux résultats

L'humidité du sol, le rayonnement solaire, les précipitations et l'humidité relative sont les principaux prédicteurs des feux.

La variabilité climatique et les conditions extrêmes (variance, minimums et maximums) sont **plus informatives que les moyennes de long terme**.

L'importance des prédicteurs varie selon les zones climatiques australiennes :

- **Régions arides :** le Lasso capture efficacement les relations linéaires.
- **Régions tropicales :** les ensembles d'arbres (LightGBM, Random Forest, XGBoost) représentent mieux les interactions non linéaires complexes.

Meilleure performance prédictive :

- **Surface du feu :** Tasmanie (LightGBM)
- **Puissance radiative du feu :** Queensland (Lasso)

Puissance radiative du feu

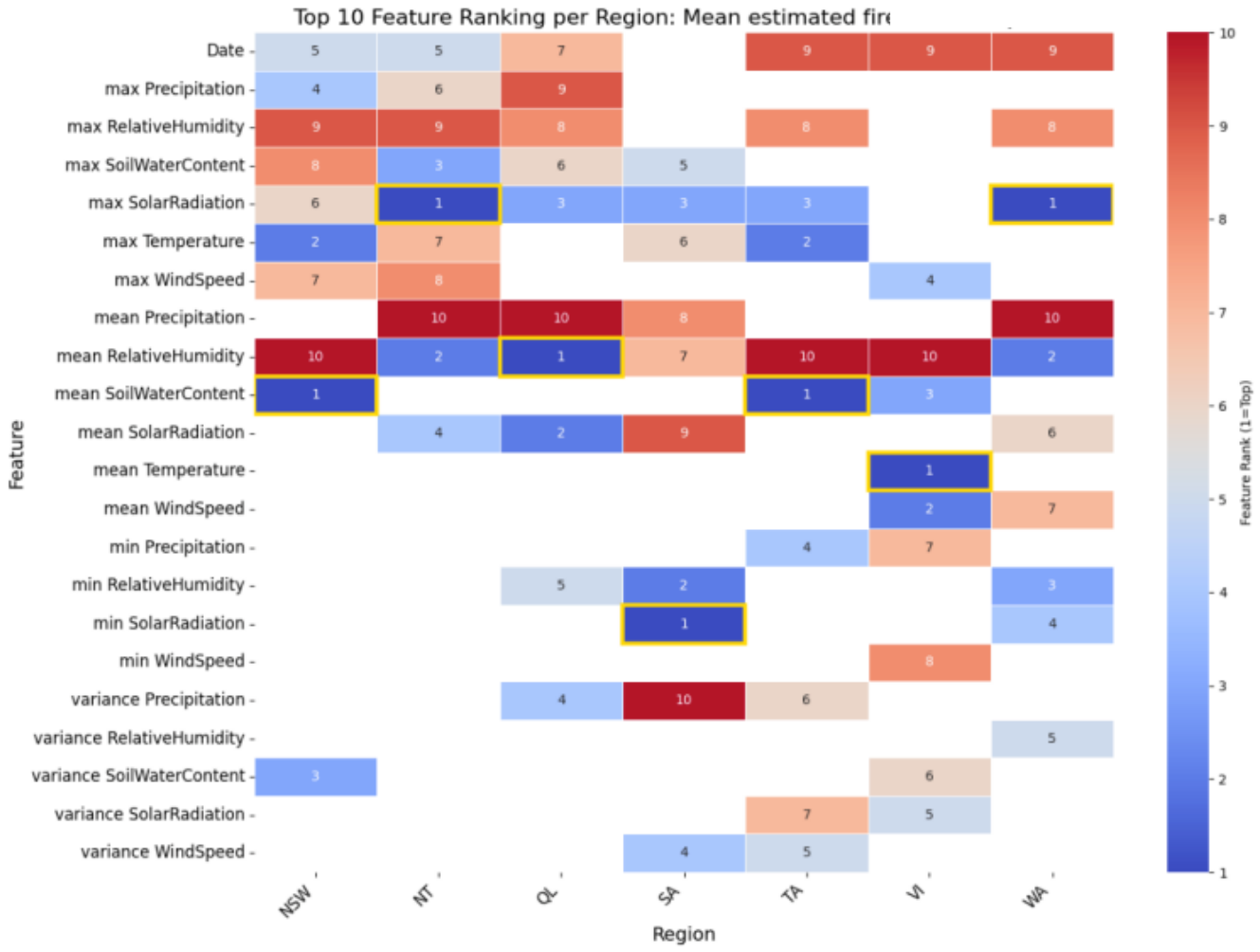


Figure 5. Top 10 features for each region's best model in predicting FRP, with 1 = Most Important to 10 = Least Important, and the yellow outline highlighting the top feature for that region.

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



Conclusions clés

Le comportement des feux suit un processus hiérarchique :

- **Le stress environnemental de long terme** (assèchement du sol + rayonnement solaire) détermine le potentiel de feu.

- **La variabilité météorologique de court terme** (humidité, température, vent) contrôle l'éclosion et la propagation.

L'IA explicable fournit des informations transparentes pour une **gestion des feux adaptée à chaque région**, au service de l'adaptation au climat et de la décision opérationnelle.

Les travaux futurs devraient intégrer **modèles de fondation, transformers, IA générative et fusion de données multisources** pour prévoir les feux en temps réel.

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,*]

Objectif

Développer un **modèle efficace de segmentation des feux en temps réel** pour la surveillance vidéo par drone.

Dépasser les limites des méthodes à base de **CNN**, qui saisissent souvent mal l'information **temporelle** et localisent imparfaitement les **contours du feu**.

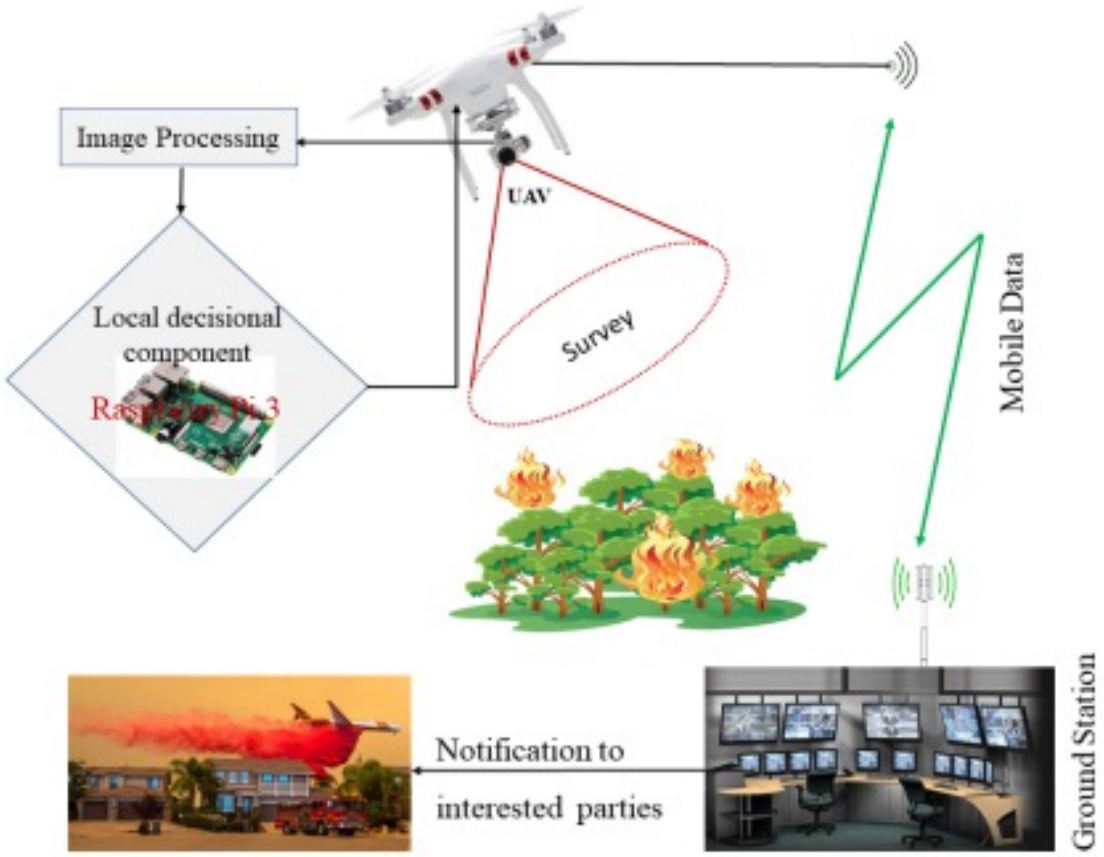


Figure 1. A conceptual model for early forest fire detection.

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,*]

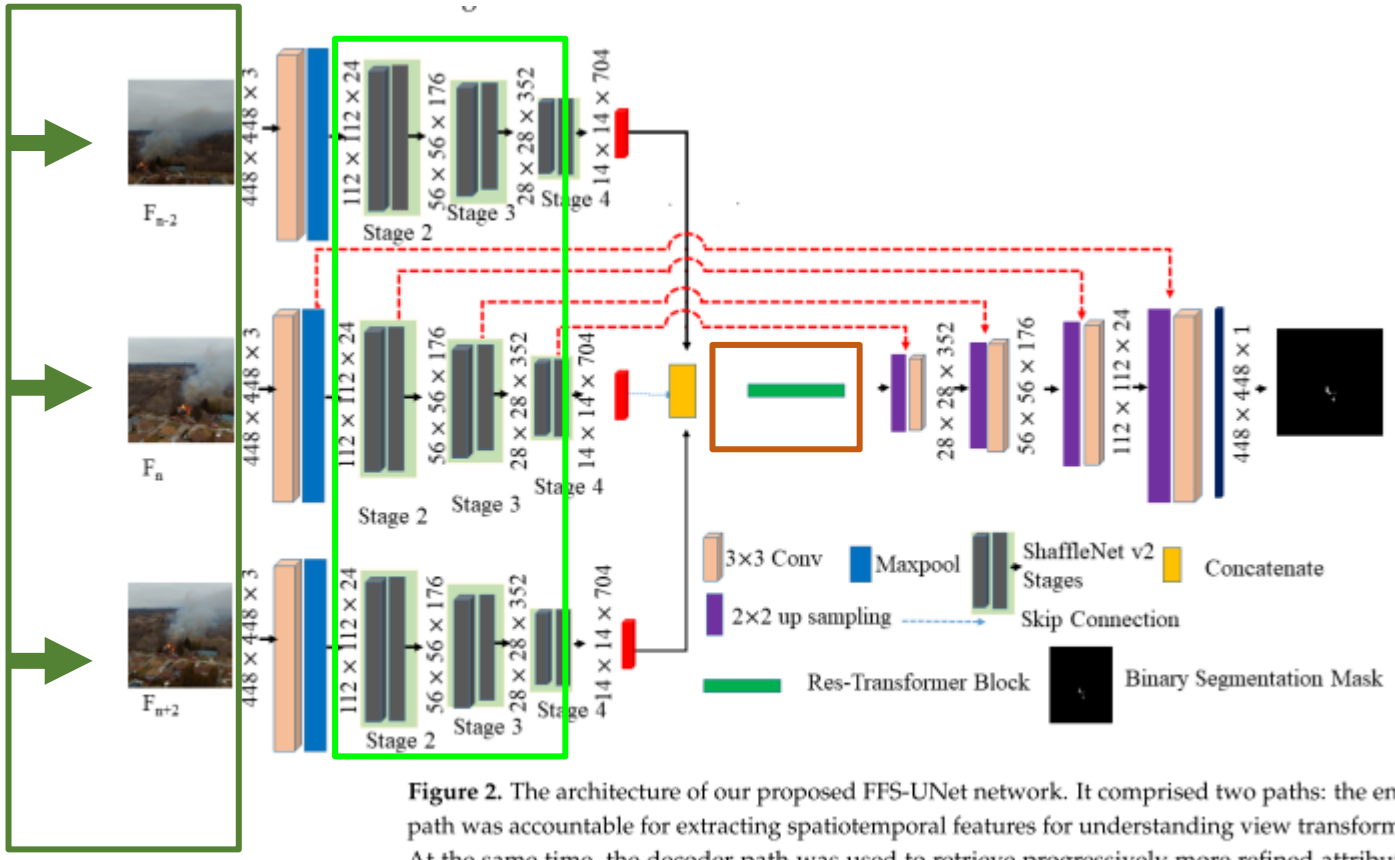


Figure 2. The architecture of our proposed FFS-UNet network. It comprised two paths: the encoder path was accountable for extracting spatiotemporal features for understanding view transformation. At the same time, the decoder path was used to retrieve progressively more refined attributes by combining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

Méthode proposée : FFS-UNet

Nouvelle architecture **UNet + Vision Transformer (ViT)** pour la segmentation sémantique des feux.

Trois branches d'encodeur parallèles traitent trois images de drone consécutives (Fn−2, Fn, Fn+2) pour apprendre l'**information spatiale et temporelle**.

Le module Transformer modélise les **dépendances temporelles à longue portée** et distingue mieux le feu des objets visuellement similaires.

Une ossature légère **ShuffleNetV2** réduit le coût de calcul et rend le modèle adapté aux **appareils embarqués et aux drones**.

Une perte combinée **Dice + entropie croisée binaire** améliore la segmentation en cas de déséquilibre des classes.

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],



Principaux résultats et contributions

Performances

Atteint des **performances de pointe** sur les jeux de données de feux filmés par drone :
(**IoU :** 86,8 % ; **précision :** 96,3 %, **rappel :** 94,0 %, **score F1 :** 95,1 %, **exactitude :** 97,9 %)

Avantages

Surpasse **UNet, DeepLabV3+, TransUNet, Swin-UNet, SegFormer et STNet+DenseFire**.

Localisation des feux plus précise, avec moins de faux positifs, surtout dans les scènes difficiles (fumée, ombres, arrière-plans encombrés).

Forte capacité de **généralisation** sur le jeu indépendant Corsican Fire.

Robuste face à la dégradation des images (brouillard, bruit gaussien, flou de mouvement).

Mise en œuvre légère (**14,2 millions de paramètres**) à **66 FPS**, permettant un **déploiement en temps réel sur drone**.

L'information temporelle est cruciale pour détecter les feux.

Intégrer les **Vision Transformers** à **UNet** rend la segmentation des feux plus fiable que les CNN sur image unique, et offre une solution pratique pour la **surveillance des feux en temps réel et l'alerte précoce**.

Un des premiers exemples combinant **Vision Transformers** et **segmentation sémantique** pour la **détection des feux**

Innovation : l'usage du **contexte temporel des vidéos de drone**, au lieu de la classification ou segmentation d'images isolées.

INPE Programa Queimadas

Le PROGRAMME QUEIMADAS de l'INPE étudie, développe, exploite et diffuse des systèmes de données et d'information pour la surveillance des feux de végétation par satellite.

FOYERS DE FEU ACTIFS

Indique où se trouvent les feux actifs en quasi temps réel grâce aux images satellitaires.

ZONES BRÛLÉES

Détermine l'étendue de la végétation touchée par le feu.

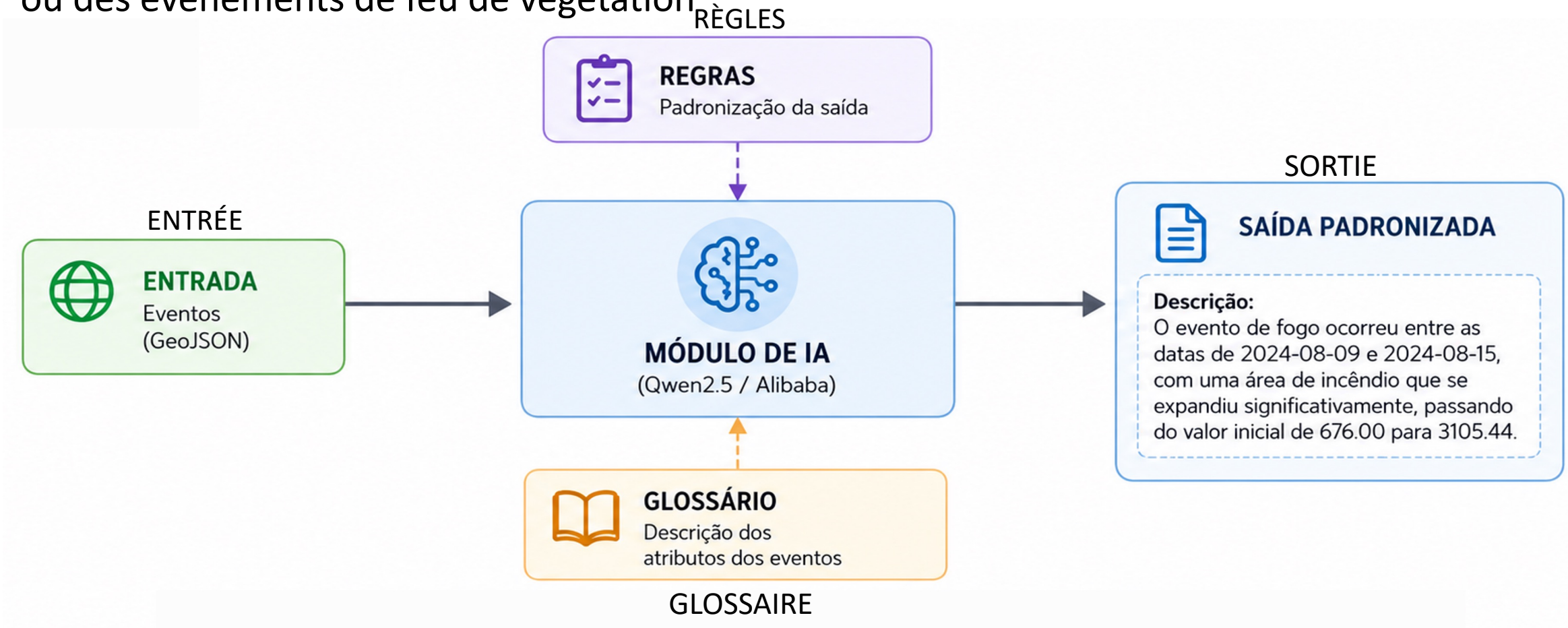
RISQUE DE FEU

Prévision du risque de feu de végétation à partir des données météorologiques.



L'IA pour caractériser les feux : **Descreve Fogo**

Génération d'un texte consolidé intégrant les données pour décrire des régions ou des événements de feu de végétation



L'IA pour caractériser les feux : **Descreve Fogo**

Exemples d'informations générées par **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.

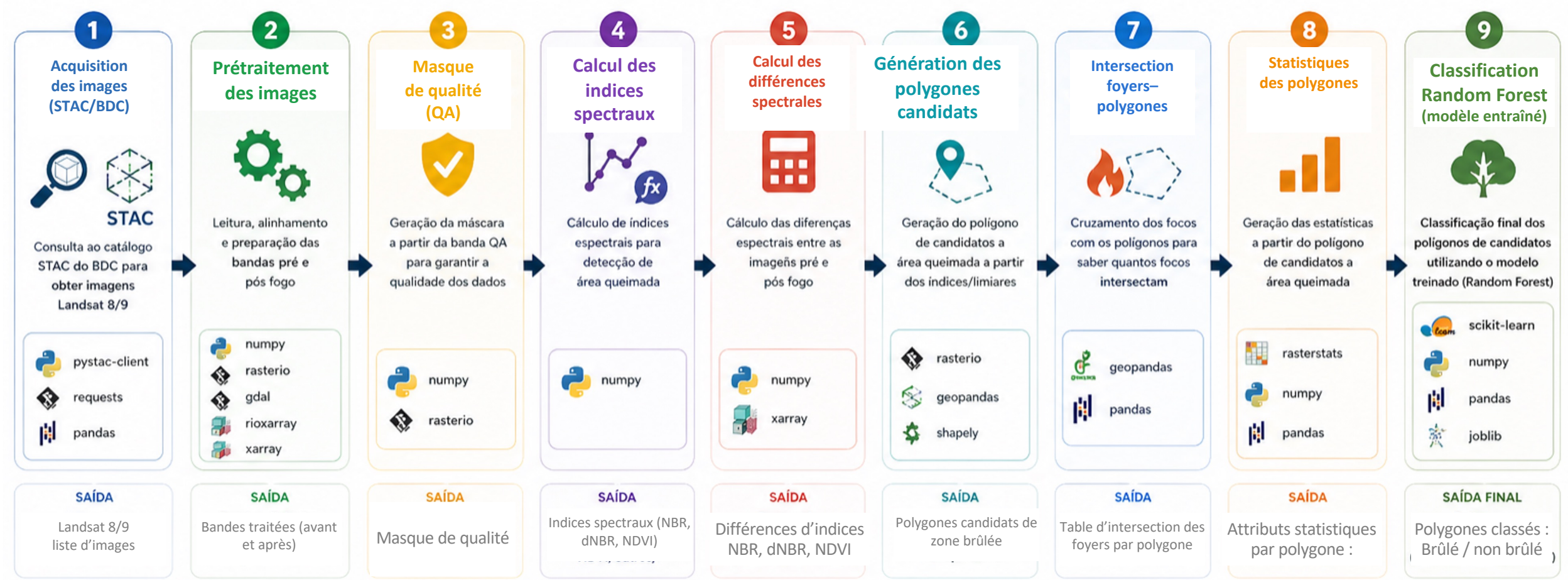
Quantidade de frentes
91 frentes
Média na região: **48** frentes
Posicionado entre os **100%** maiores

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

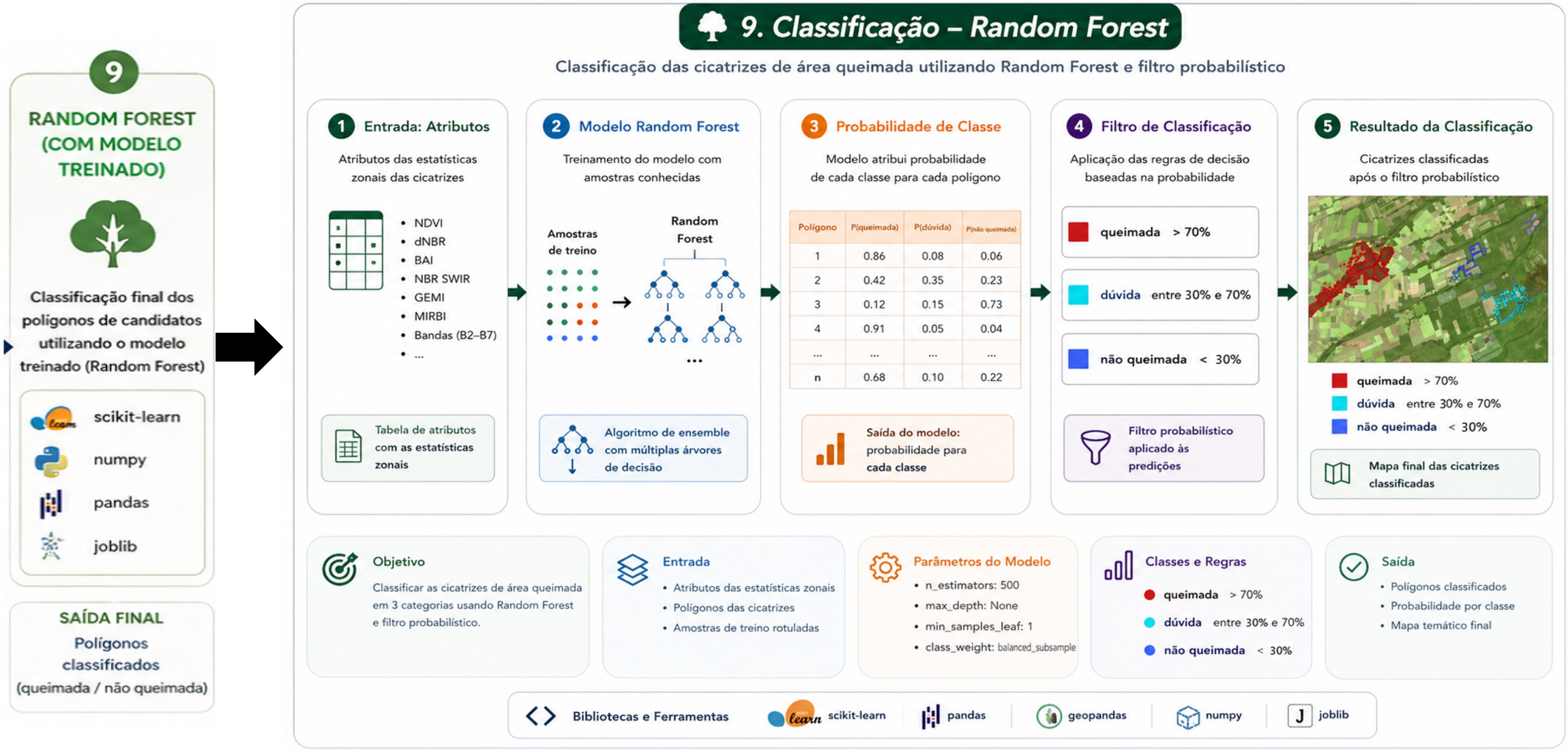
Área afetada
12.427,93 ha
Média na região: **7.177,11** ha
Posicionado entre os **100,0%** que afetam as maiores áreas

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 – Zones brûlées dans le BDC



Méthodologie de contrôle qualité des données mises à disposition des utilisateurs.





IA-FogoBio

Instituto Federal do Amazonas (IFAM)



Photo : CARL DE SOUZA/AFP

Réseaux de neurones LSTM (Long Short-Term Memory), réseaux convolutifs et Random Forest

Historique des feux sur 20 ans, végétation, type de sol et conditions environnementales zones à plus fort risque de feu.

Zones à risque (7 à 14 jours) et alertes (6 heures)

Ibama / ICMBio Du temps pour planifier le déploiement des pompiers, du matériel et des itinéraires d'action préventive

Surveille 100 % des terres autochtones, unités de conservation et territoires quilombolas du biome amazonien

Financé par Google.org à hauteur de 1,9 M de reais

Pôle d'innovation de l'IFAM / Centre de gestion et d'opérations du Système de protection de l'Amazonie (Censipam)

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

Estimation de la biomasse et du carbone

Biomasse et carbone : évolution

La biomasse aérienne (AGB), variable climatique essentielle

L'estimation de la biomasse forestière est passée de modèles empiriques locaux à des approches mondiales fondées sur l'IA, qui intègrent télédétection et observations de terrain.

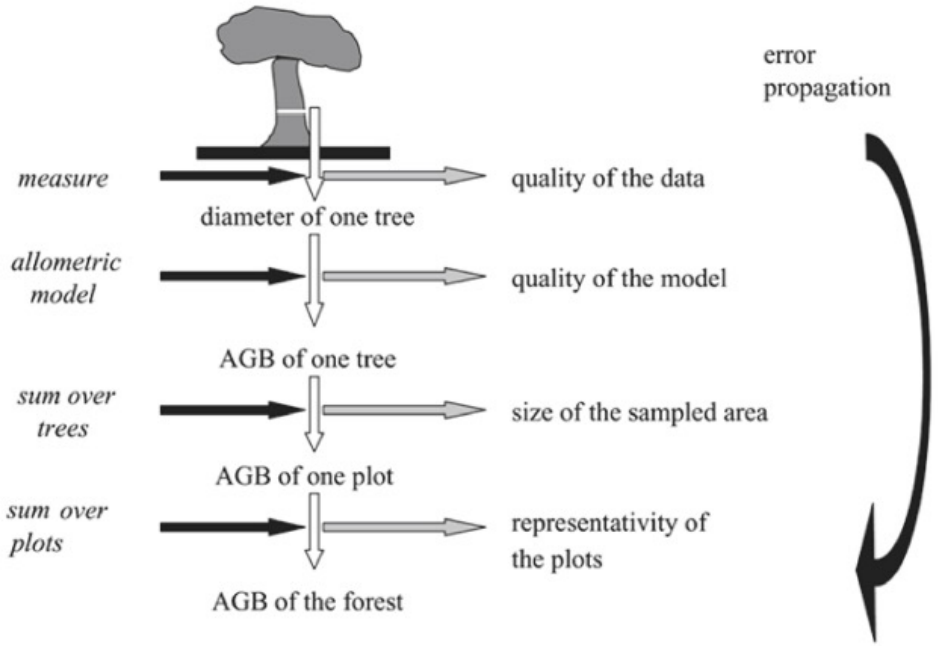


Fig. 1. Procedure for biomass estimation in plots and its error propagation (Rodríguez et al., 2017).

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

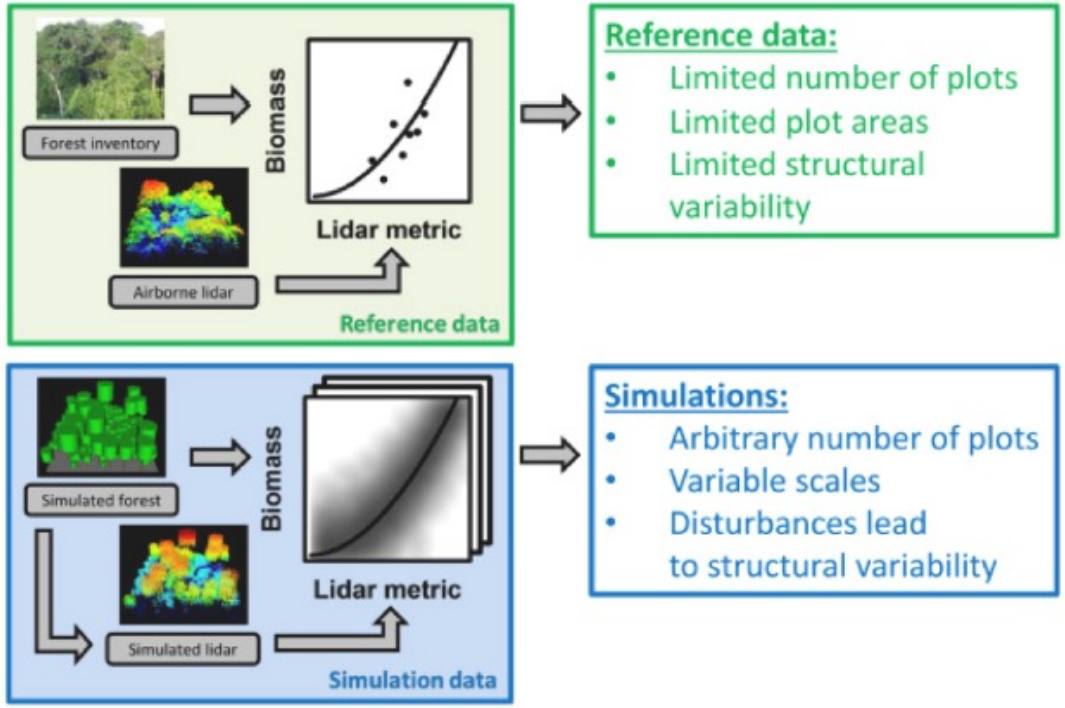


Fig. 2. Use of LiDAR data for biomass estimation (Knapp et al., 2018).

Biomasse et carbone : évolution

Inventaires forestiers → télédétection → intelligence artificielle

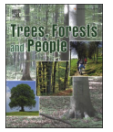
Variables environnementales et biomasse :
AA (Random Forest, SVM, réseaux de neurones artificiels) et AP plus performants que les méthodes statistiques classiques.

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

Modèles statistiques → Random Forest / XGBoost → Apprentissage profond (CNN) → Vision Transformers → Modèles de fondation → Modèles à l'échelle mondiale

L'IA transforme l'estimation de la biomasse et du carbone forestiers
de modèles propres à un site en systèmes de prédiction évolutifs et applicables à l'échelle mondiale.

Fusion de données multicapteurs, IA explicable (XAI), LiDAR spatial et calcul en nuage

Intégration des données

Optique + SAR + LiDAR améliore davantage l'estimation de l'AGB qu'un seul algorithme d'IA

La télédétection multisource compte plus que n’importe quel algorithme

forests

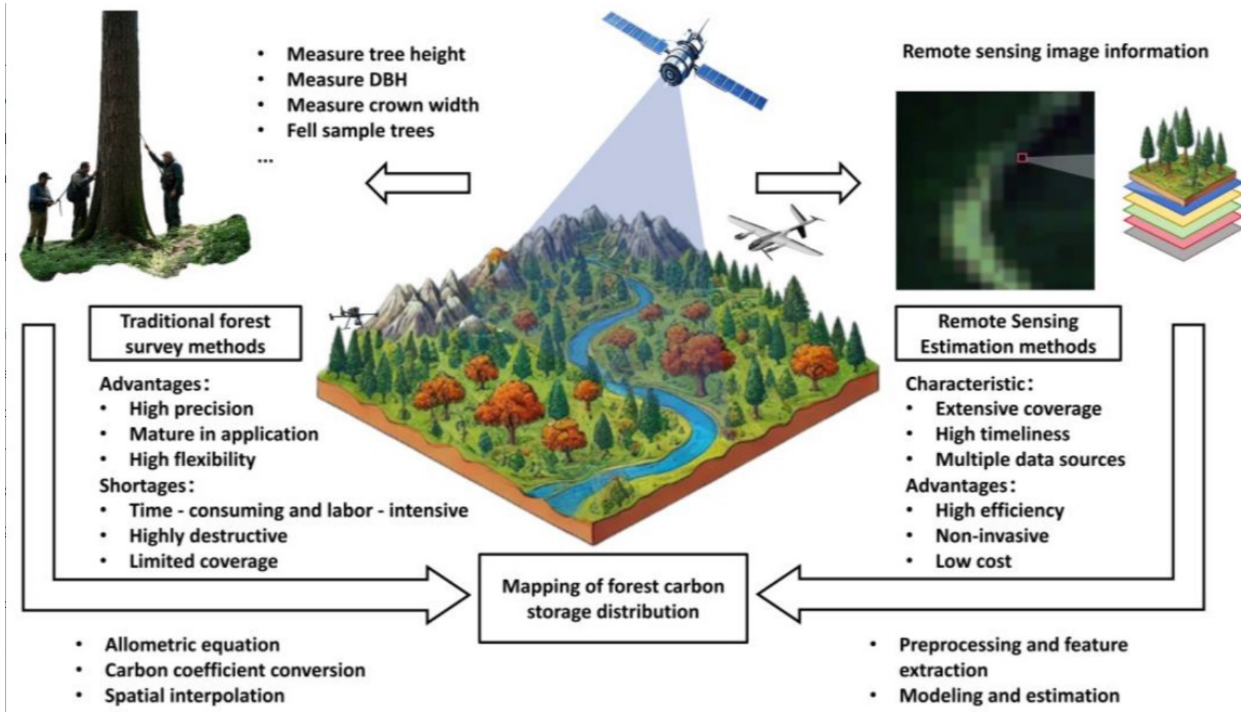
MDPI

Review

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

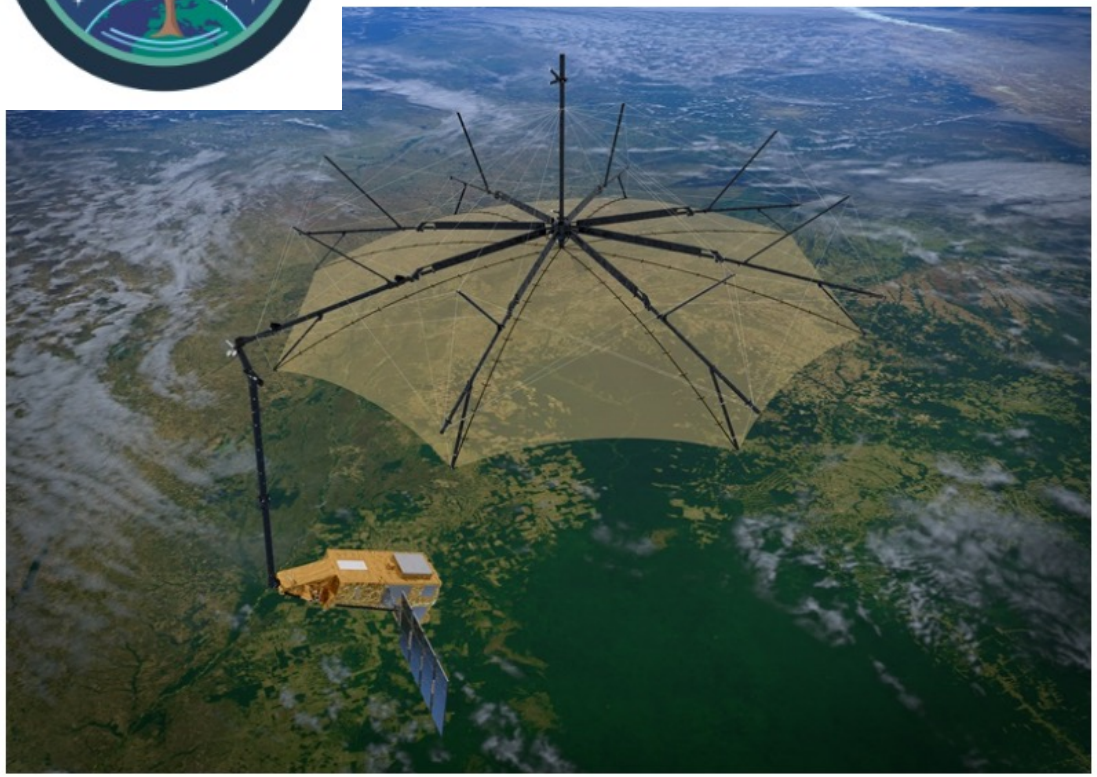
Weifeng Xu [1,†], Yaofei Cheng [2,†], Mengyuan Luo [3], Xuzhi Mai [4], Wenhuan Wang [3,4], Wei Zhang [4,*] and Yinghui Wang [3,4,*]

(2025)

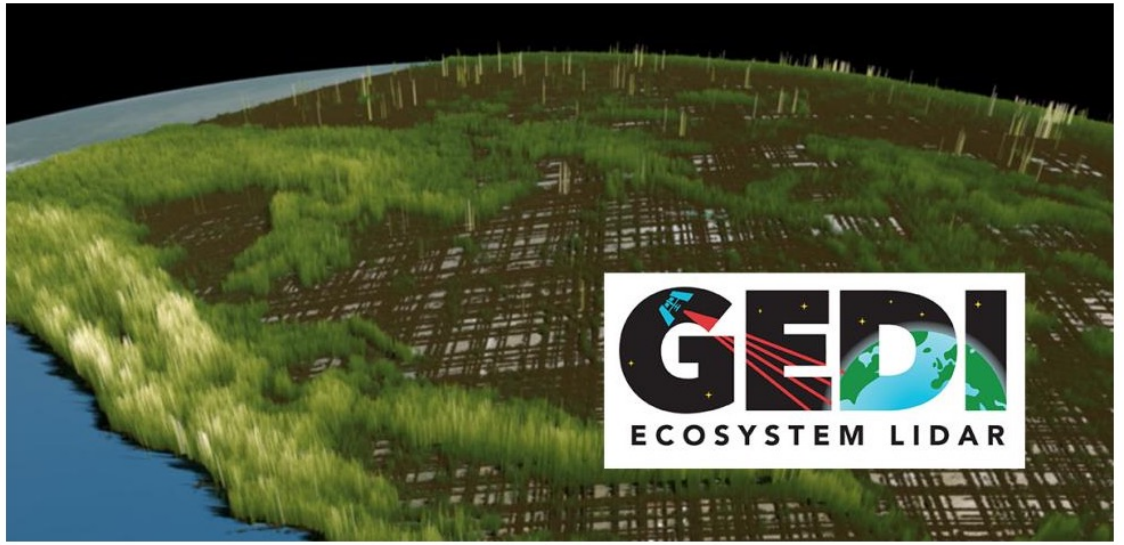


Perspectives

- Meilleure intégration des **missions LiDAR spatiales** (GEDI, ICESat-2).
- Usage accru de l’**intelligence artificielle** et des approches de modélisation hybrides.
- Développement de **modèles mondiaux transférables** capables de généraliser entre écosystèmes.
- Meilleure **évaluation de l’incertitude** et **protocoles de validation normalisés**.
- Les **modèles de fondation** émergents et l’apprentissage auto-supervisé devraient améliorer l’estimation du carbone en exploitant de grands jeux de données multimodaux d’observation de la Terre.



BIOMASS – la mission forestière de l’ESA



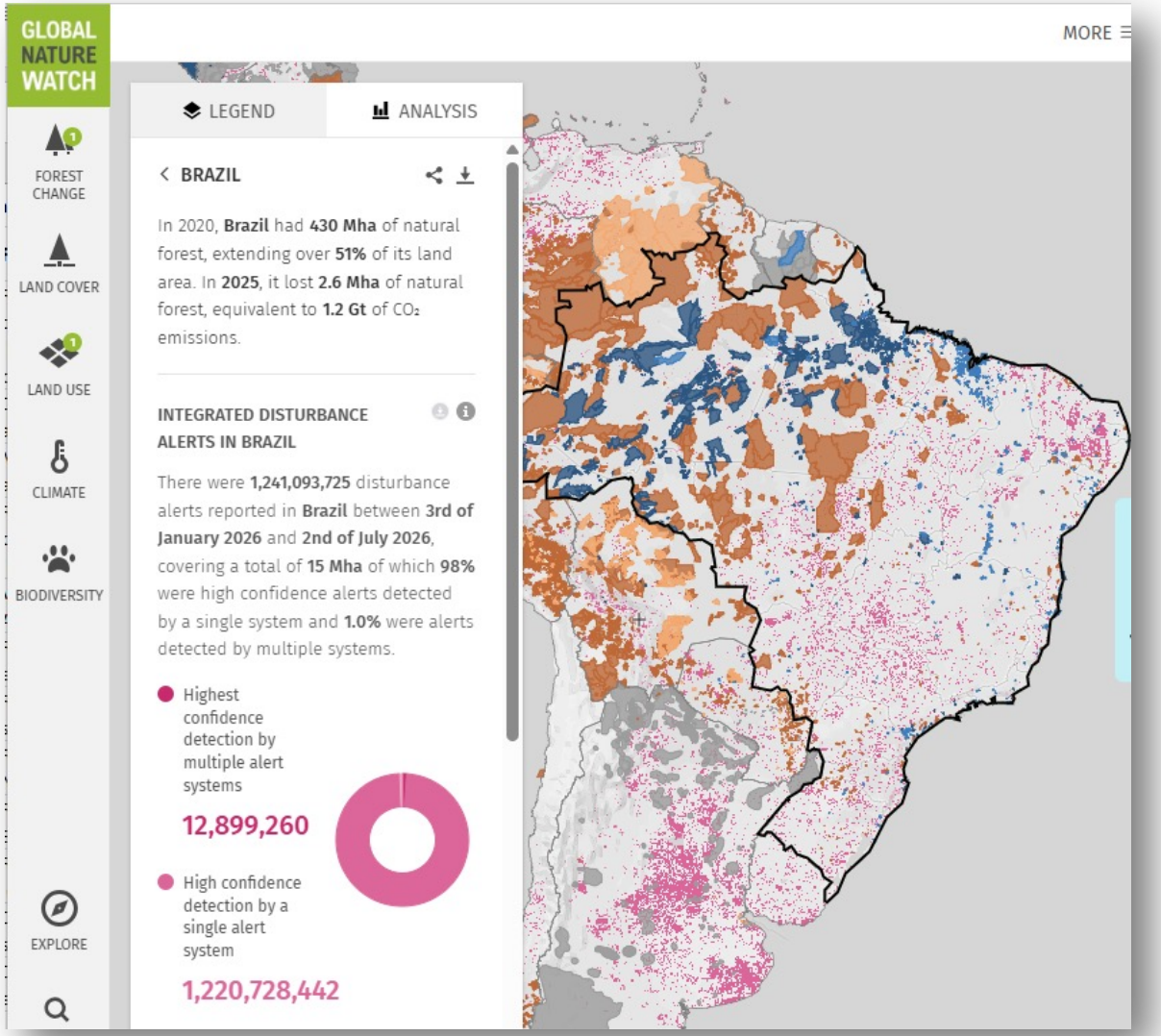
Global Ecosystem Dynamics Investigation Lidar (GEDI Lidar)

L’IA pour les forêts ailleurs, par exemple….
EN AFRIQUE ?

Initiative	Couverture géographique	Application principale	Usage de l'IA	Sources de donnée
FAO AIM4Forests	Panafricaine (p. ex. RDC, Ghana, Kenya, Ouganda)	Systèmes nationaux de **surveillance** des forêts (SNSF), **REDD+**, comptabilité **carbone**	**Apprentissage automatique** pour la cartographie forestière, l'estimation de la biomasse, la détection des changements et l'aide à la décision	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat, GEDI, inventaires de terrain
Open Foris / SEPAL (FAO)	Panafricaine	Suivi opérationnel **des forêts**, cartographie de l'occupation des sols, évaluation de la déforestation	**Classification par apprentissage automatique**, **chaînes d'IA dans le nuage**, modélisation du risque de déforestation	Landsat, Sentinel, Planet (si disponible), données de terrain
SERVIR Africa (NASA–USAID)	Plusieurs pays africains	Suivi des **forêts**, détection des feux, **restauration**, évaluation de la **biomasse**	**Apprentissage automatique** pour la classification de l'occupation des sols, la détection de la dégradation et des modèles environnementaux prédictifs	Données optiques, SAR, climatiques et géospatiales
Global Forest Watch Africa (WRI)	Panafricaine	Alertes de déforestation en quasi temps réel et **suivi** des changements forestiers	**Détection des changements assistée par IA**, modèles prédictifs de déforestation, évaluation des risques	Landsat, Sentinel, radar, données spatiales auxiliaires
Programmes de suivi des forêts du bassin du Congo	Afrique centrale	Couvert forestier, **biomasse, stock de carbone,** suivi de l'**exploitation forestière** illégale	**Apprentissage automatique** pour l'estimation de la biomasse, la classification de l'occupation des sols, la détection des changements	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat, LiDAR, placettes de terrain
L'IA pour le suivi des paysages cacaoyers	Ghana, Côte d'Ivoire	**Suivi de la déforestation liée au cacao et conformité au RDUE**	**Apprentissage profond** : segmentation d'images, classification de l'usage des sols, détection des changements	Sentinel-1, Sentinel-2, images à haute résolution
Regreening Africa (CIFOR-ICRAF)	Afrique de l'Est et de l'Ouest	Planification de la **restauration** des paysages forestiers et de l'**agroforesterie**	**Assistée par IA** : planification de la restauration, modélisation de l'adéquation des espèces, suivi de la restauration	Images satellitaires, climat, sols, observations de terrain
M-Situ	Kenya	Détection de l'**exploitation forestière** illégale et des feux de forêt	**IA embarquée** pour détecter des événements sonores (tronçonneuses, coups de feu, incendies) avec alertes automatiques	Capteurs acoustiques (IoT), IA embarquée
Initiative de recherche Miti360	Kenya	**Suivi du** reboisement **et inventaire des arbres**	**Apprentissage profond** pour la détection des arbres, la délimitation des houppiers, le suivi de la croissance	Images de drone, données de terrain, observations météorologiques

IA et suivi des forêts - GFW

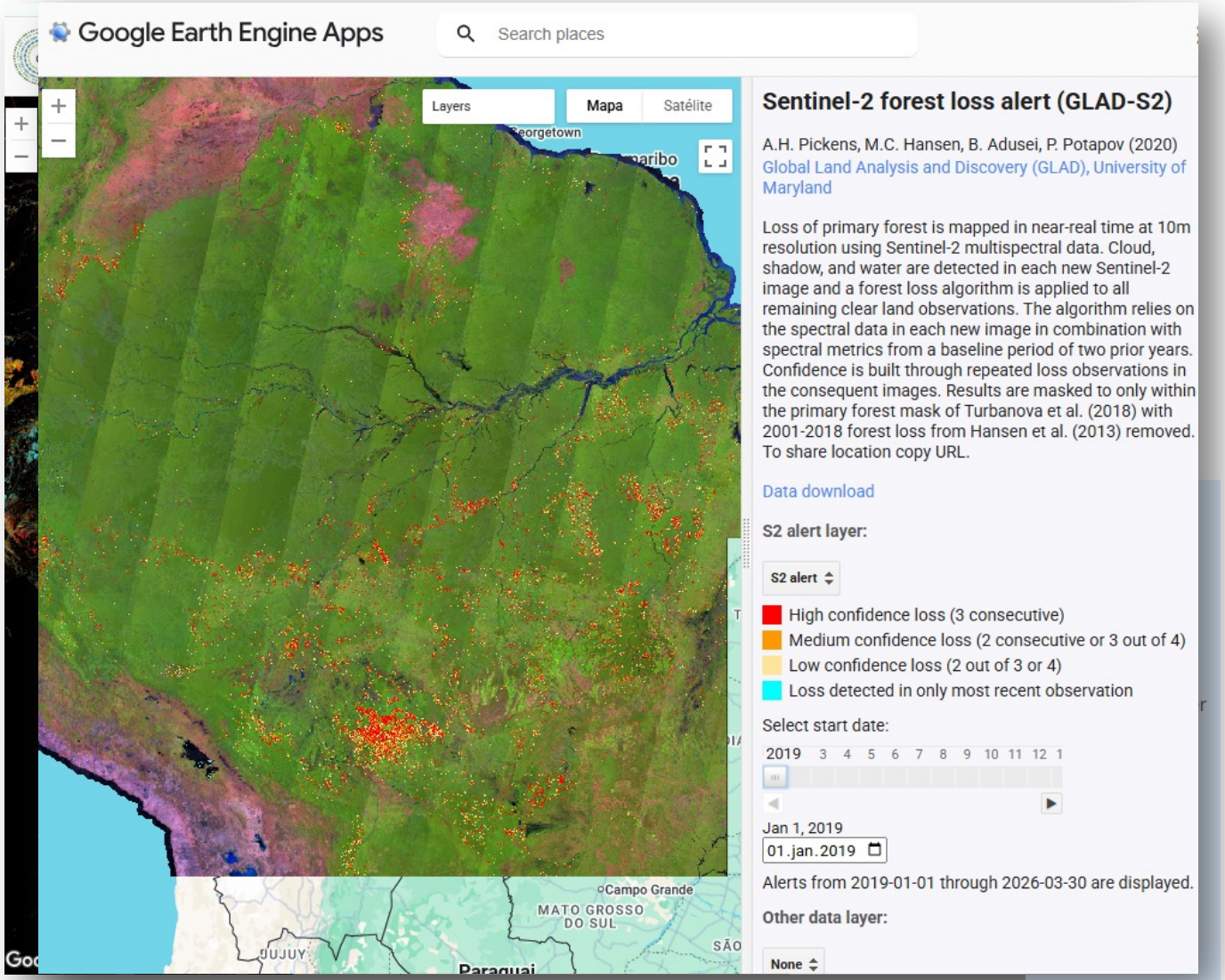
Système de suivi	Global Forest Watch (GFW)
Région	Mondiale
Principales méthodes d'IA / d'analyse	Random Forest, détection temporelle des changements, apprentissage automatique, intégration croissante de produits d'apprentissage profond d'institutions partenaires
Principales applications	Alertes de perte forestière, étendue forestière, suivi des changements forestiers
Données de télédétection	Landsat, Sentinel-1/2, Planet



https://www.globalforestwatch.org/

IA et suivi des forêts - GLAD

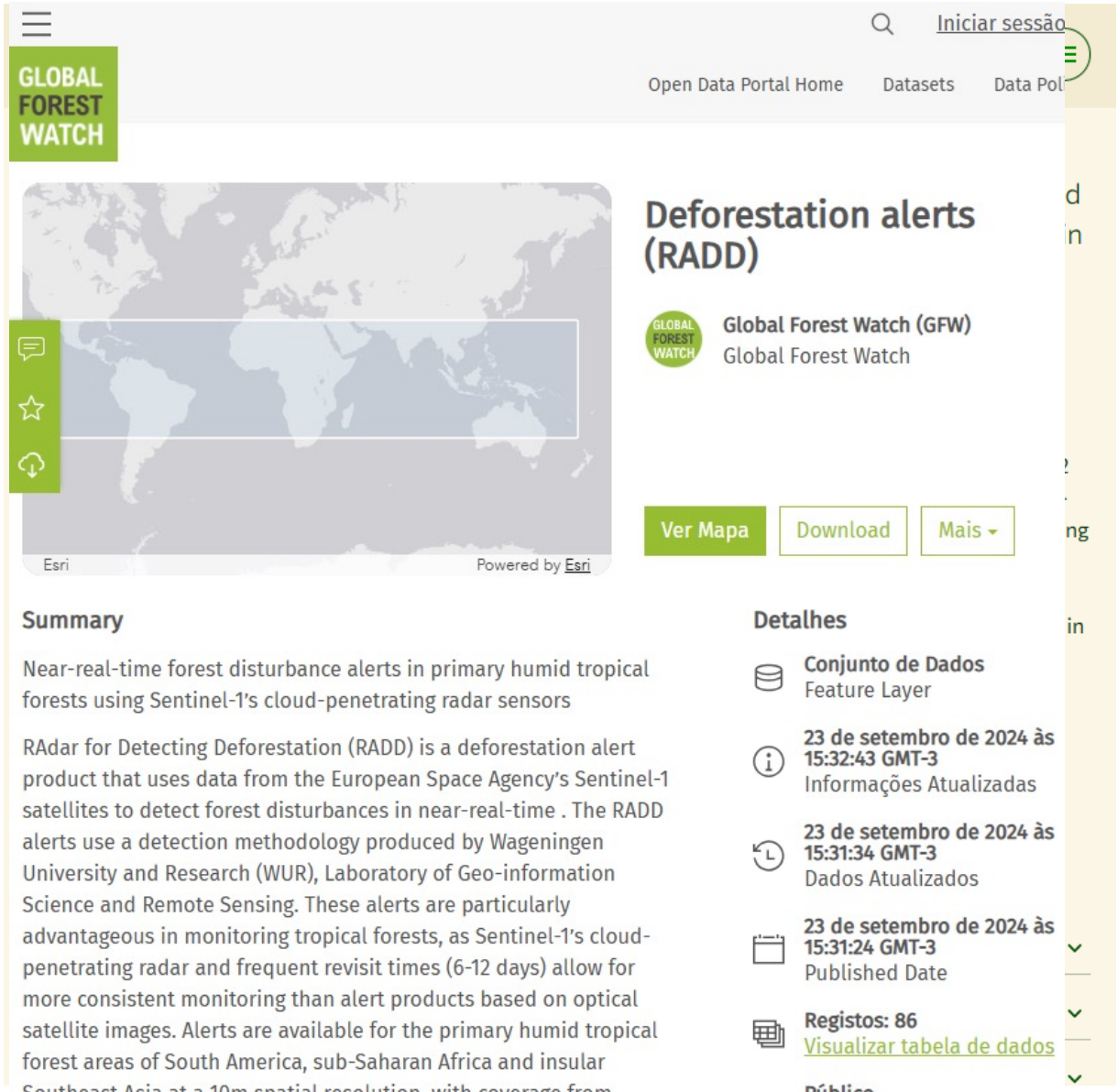
Système de suivi	Alertes GLAD (Université du Maryland)
Région	Tropiques (monde)
Principales méthodes d'IA / d'analyse	Algorithmes d'arbres de décision, analyse de séries temporelles, détection statistique des changements, apprentissage automatique
Principales applications	Détection des perturbations forestières en quasi temps réel
Données de télédétection	Landsat (GLAD-L) Sentinel (GLAD-S2)



https://glad.umd.edu/dataset

IA et suivi des forêts - RADD

Système de suivi	Alertes RADD (Université de Wageningue et WRI)
Région	Forêts tropicales
Principales méthodes d'IA / d'analyse	Apprentissage automatique, analyse de séries temporelles SAR, détection bayésienne des changements
Principales applications	Déforestation en quasi temps réel sous couvert nuageux
Données de télédétection	Sentinel 1 SAR



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

IA et suivi des forêts - GEDI

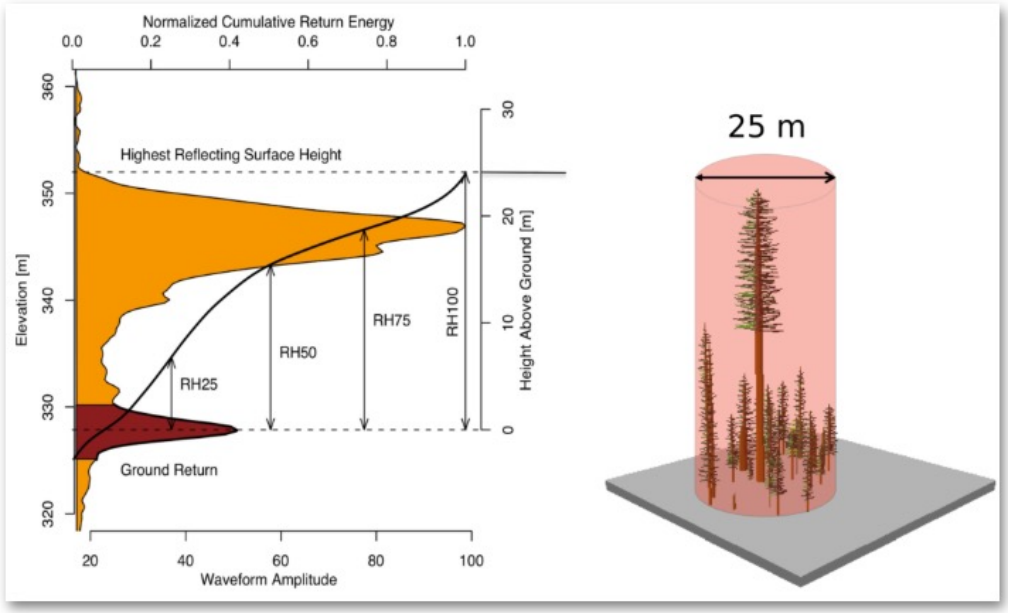
Système de suivi	Produits de biomasse GEDI de la NASA
Région	Mondiale
Principales méthodes d'IA / d'analyse	Random Forest, Gradient Boosting , Réseaux de neurones profonds, (CNN, modèles à encodeur Transformer), Apprentissage par transfert
Principales applications	Estimation de la biomasse aérienne, structure forestière
Données de télédétection	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.



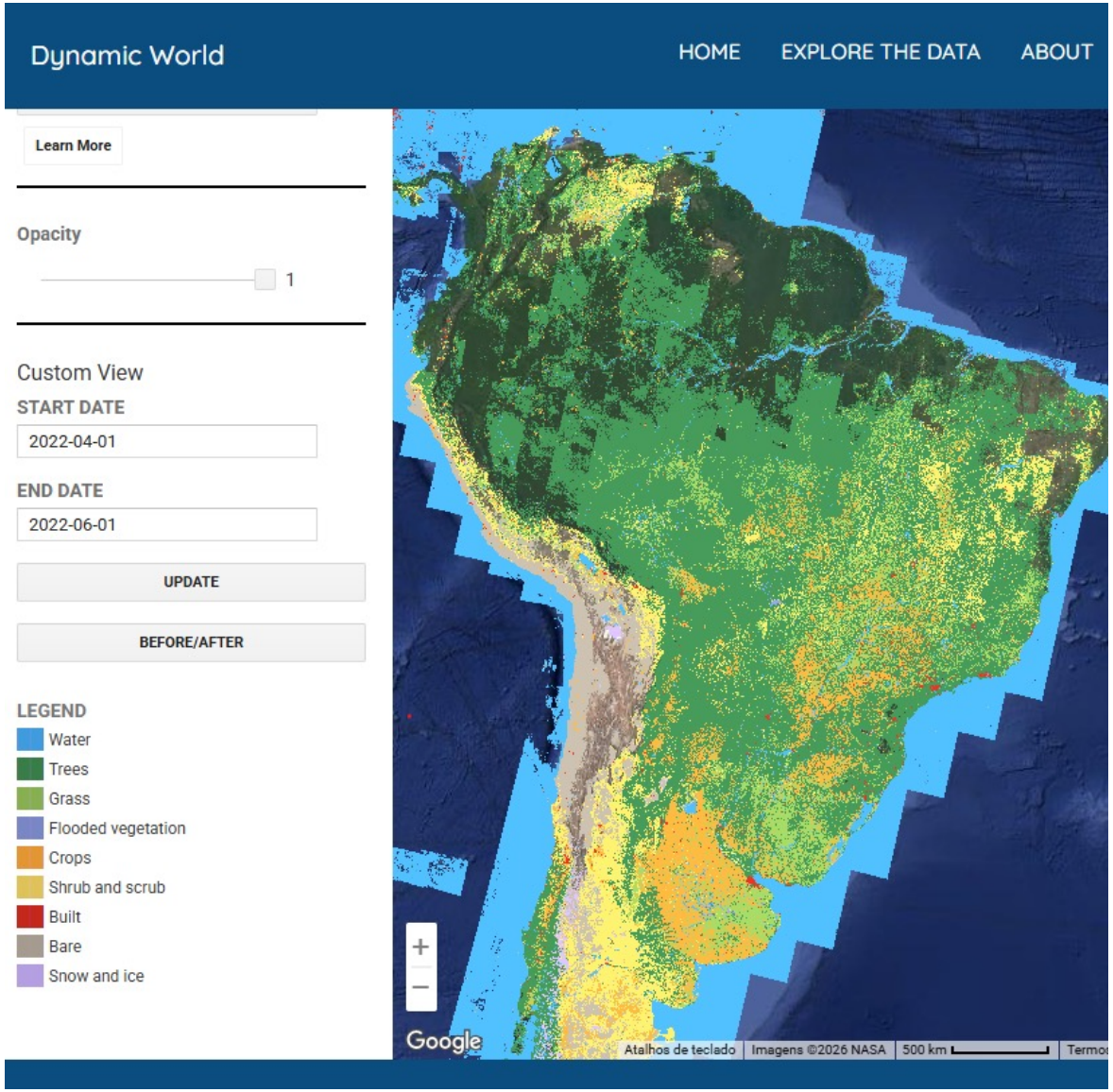
LEVEL 3 - GRIDDED CANOPY HEIGHT METRICS AND VARIABILITY

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

IA et suivi des forêts

Dynamic World

Système de suivi	Google Dynamic World
Région	Mondiale
Principales méthodes d'IA / d'analyse	Réseaux de neurones profonds (segmentation sémantique à base de CNN)
Principales applications	Classification de l'occupation des sols en quasi temps réel
Données de télédétection	Sentinel-2



https://dynamicworld.app/

BiomasBR - INPE

Programme de l'INPE de suivi de la végétation par imagerie satellitaire

Informations systématiques sur la végétation native,
les activités de déforestation (suppression) et de **dégradation** dans tous les biomes brésiliens

Données officielles brésiliennes de déforestation pour les politiques publiques

Conservation et développement durable

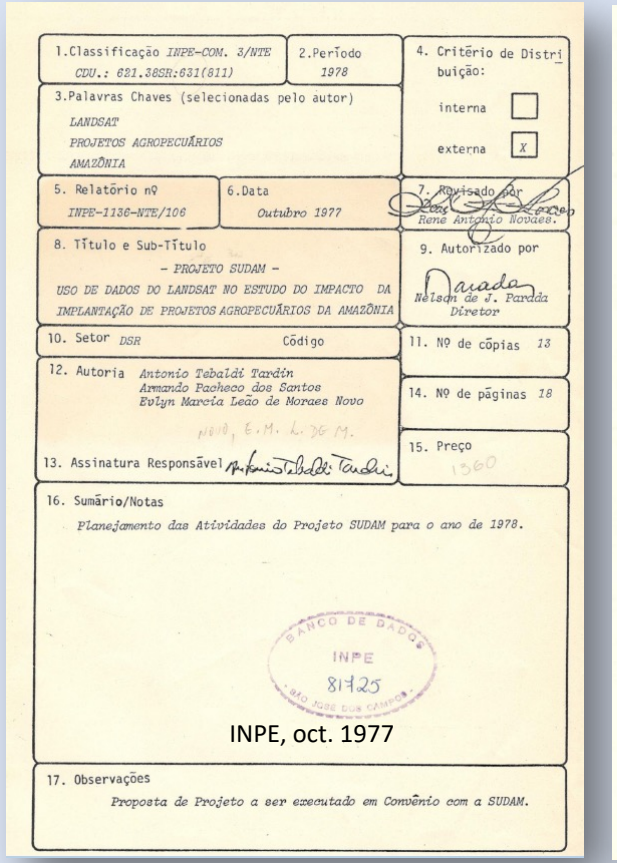
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/



Historique – télédétection et recherche à l'INPE

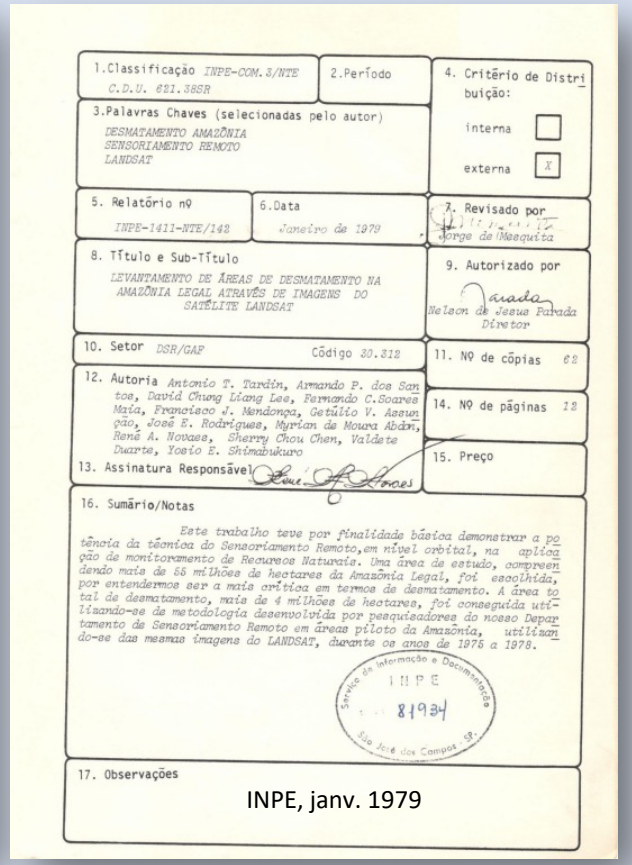


INPE – Cuiabá, 1973
Réception et traitement des images Landsat



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, oct. 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

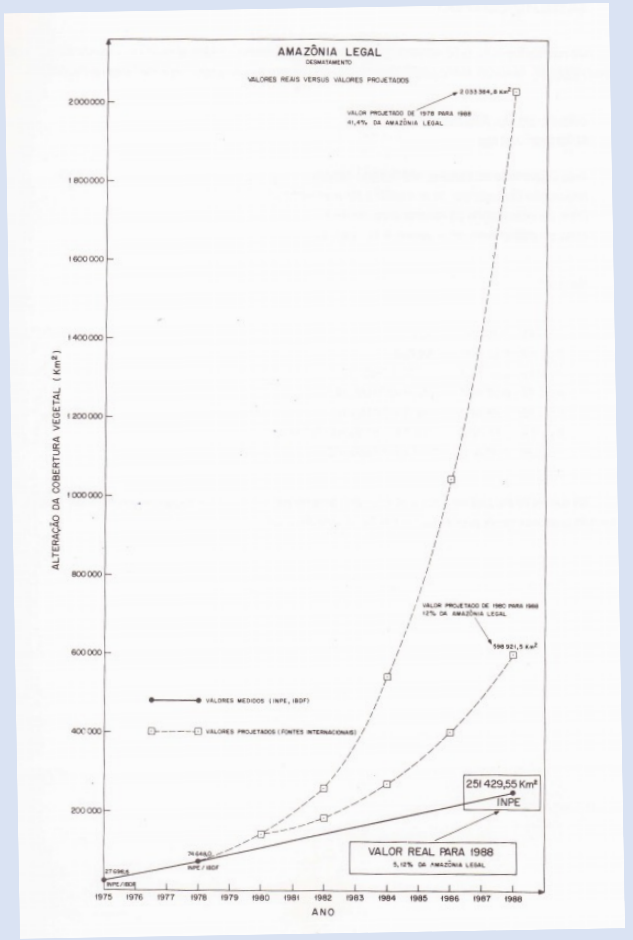
INPE, janv. 1979

Années 1980 : début du suivi par satellite - PRODES

Déforestation projetée > 2 000 000 km²



1989 - Première cartographie complète de l'Amazonie légale brésilienne

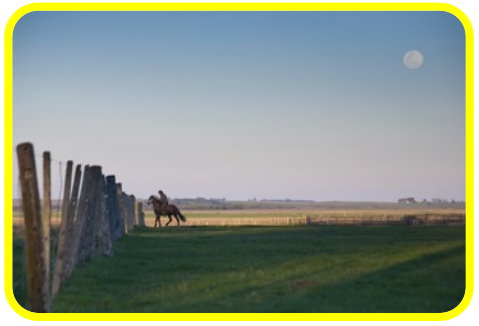


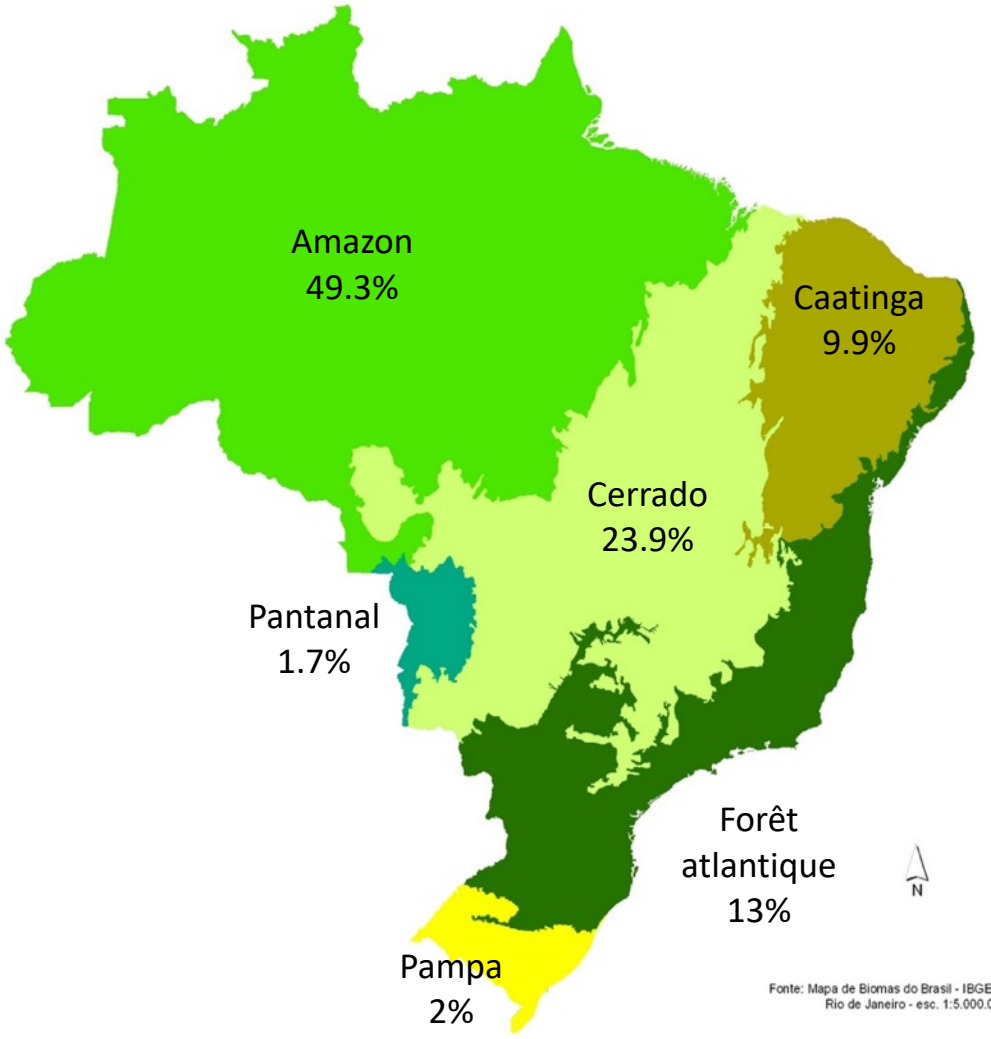
76

Biomes brésiliens















8 515 767,049 km²

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

Biomas Br

PRODES



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

Prodes - Suivi annuel de la végétation native supprimée

Prodes – Méthodologie

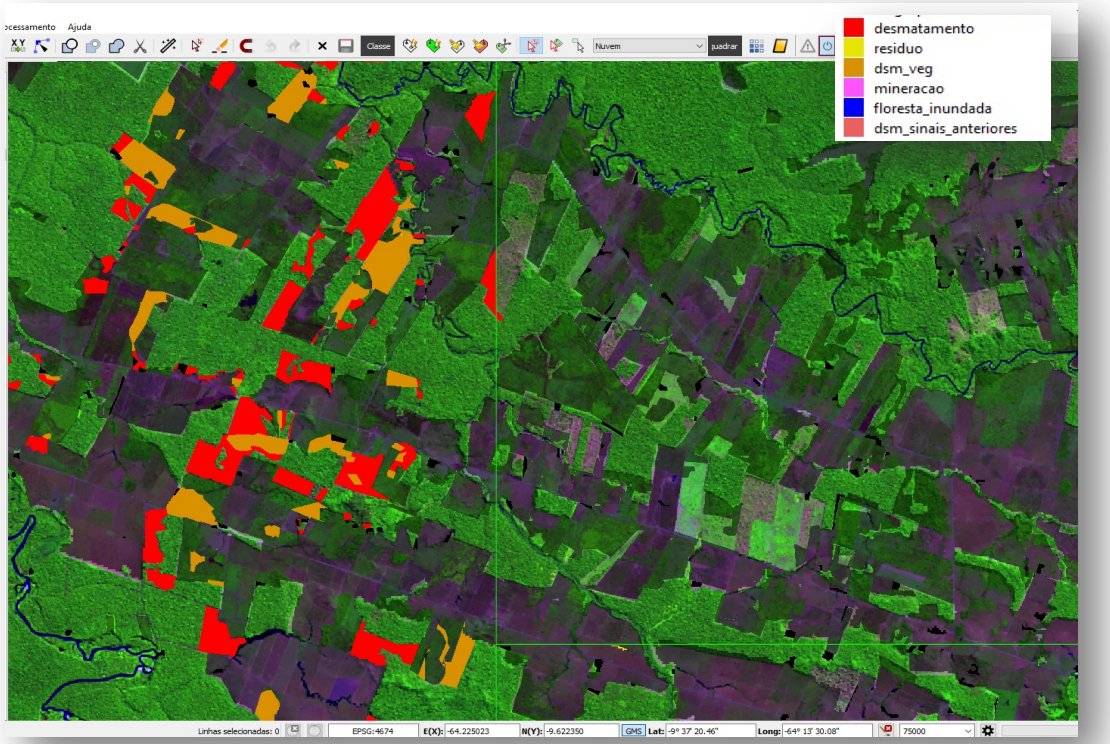
Système incrémental - augmentation annuelle de la **déforestation**
Suppression de la végétation native

Résolution spatiale moyenne (**10**-30 m) – Sentinel-2
Unité minimale de cartographie = **1 ha** (6,25 ha - plus longue série historique)
Couverture exhaustive (Amazonie seule = 516 tuiles Sentinel)

Jusqu'en 2023 - identification visuelle par des **interprètes**, revue par des **auditeurs** et **validation indépendante** par des experts externes de chaque biome

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

Données ouvertes – Terrabrasilis (https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/)



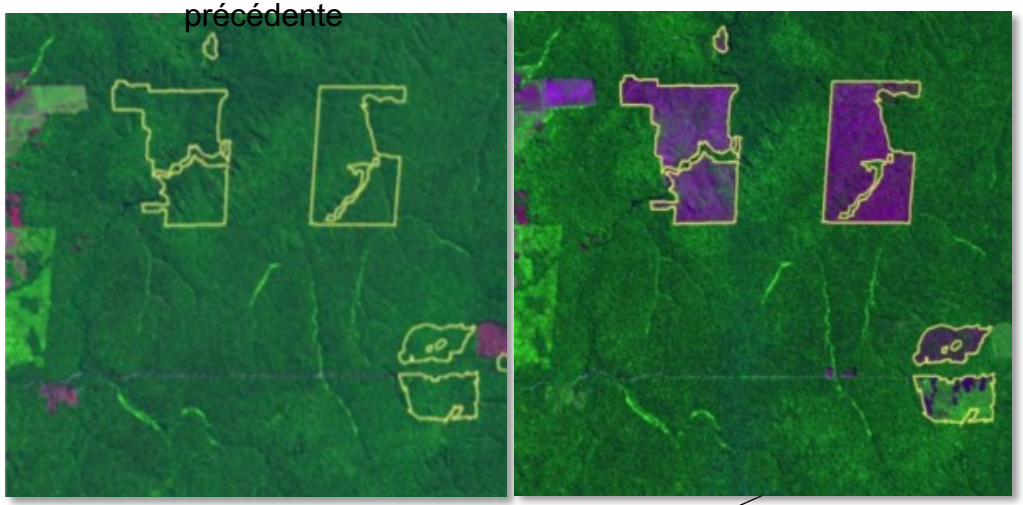
Almeida *et al*. Methodology for Forest Monitoring used in PRODES and DETER projects. 2022 . http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34R/443H3RE

Prodes – Évolution méthodologique

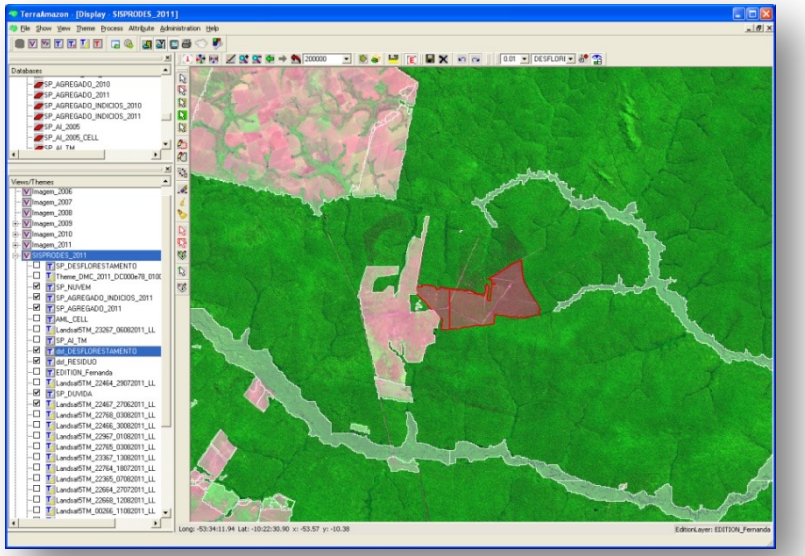
Prodes Amazonie – méthodologie précédente

Année précédente

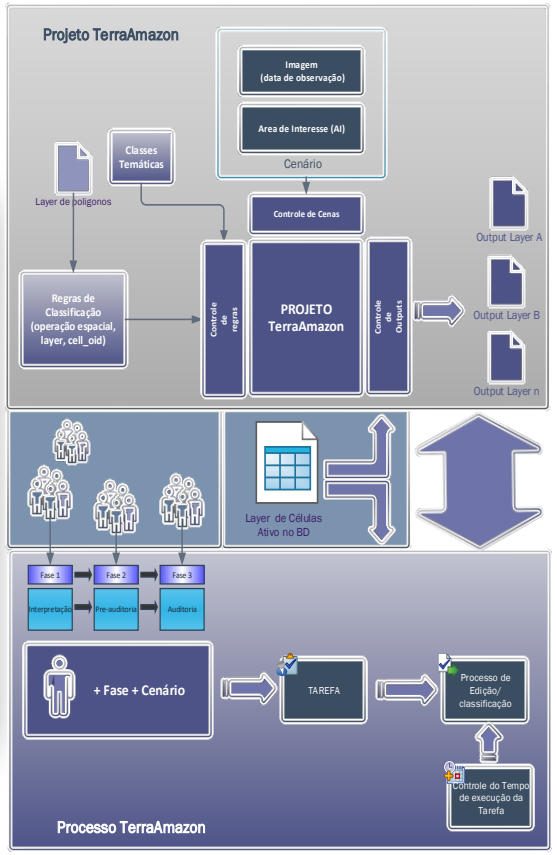
Année cartographiée







TerraAmazon



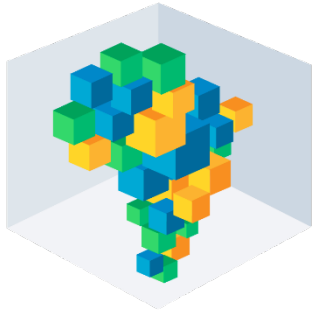
Prodes – Évolution méthodologique

Prodes – Des images Landsat annuelles uniques aux cubes de données de séries temporelles Sentinel

Mégadonnées d'images de télédétection modélisées en cubes de données multidimensionnels

Motivation : innovation technologique pour les projets de suivi environnemental de l'INPE (**BiomasBR**)

Cartographie de l'usage et de l'occupation des sols



BRAZIL DATA CUBE

Analyse de séries temporelles

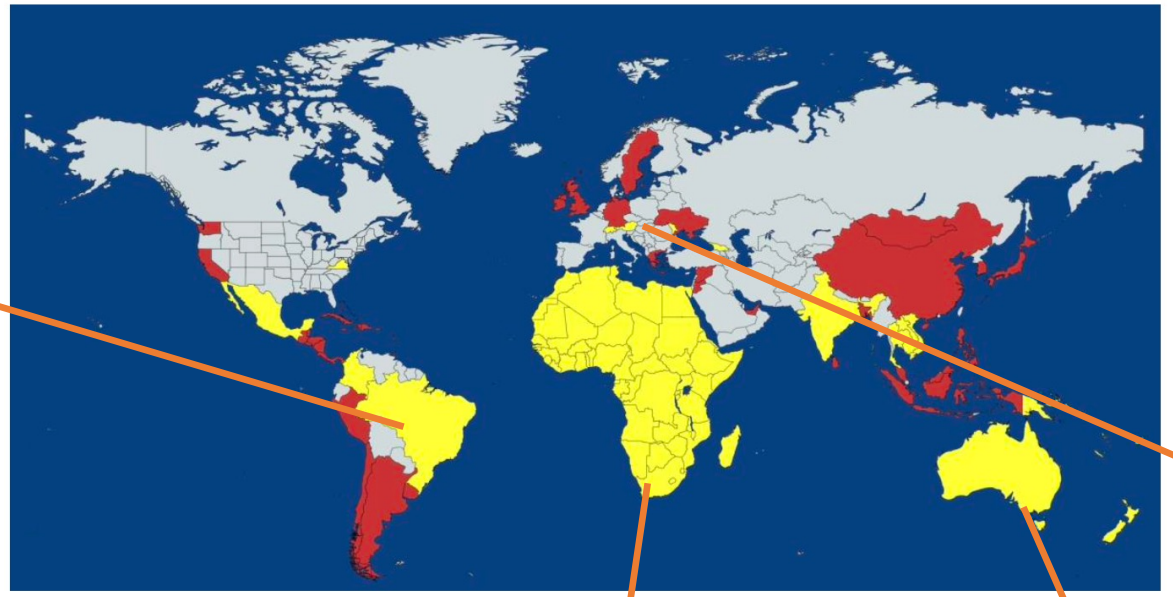
Technologie d'<u>apprentissage automatique</u> sur mégadonnées

Source : Ferreira et Queiroz (2025)

Partenariat avec des initiatives similaires

Source : [Sudmanns et al, 2022]

Jaune : opérationnel
Rouge : en développement



BRAZIL DATA CUBE

http://brazildatacube.org

data MDPI

Article

Paving the Way towards an Armenian Data Cube

Swiss Data Cube

https://www.swissdatacube.org/

CEPAL — NASA — INEGI

Digital Earth Americas

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

Source : Ferreira et Queiroz (2025)

Digital Earth AFRICA

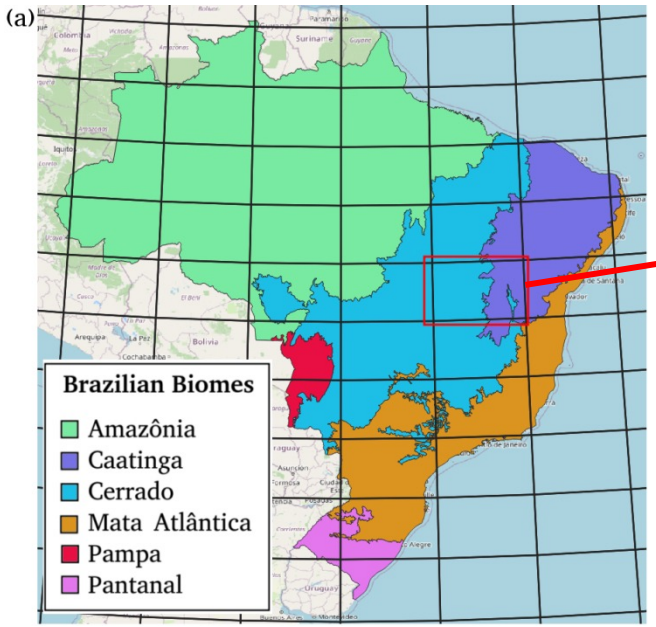
https://digitalearthafrica.org/

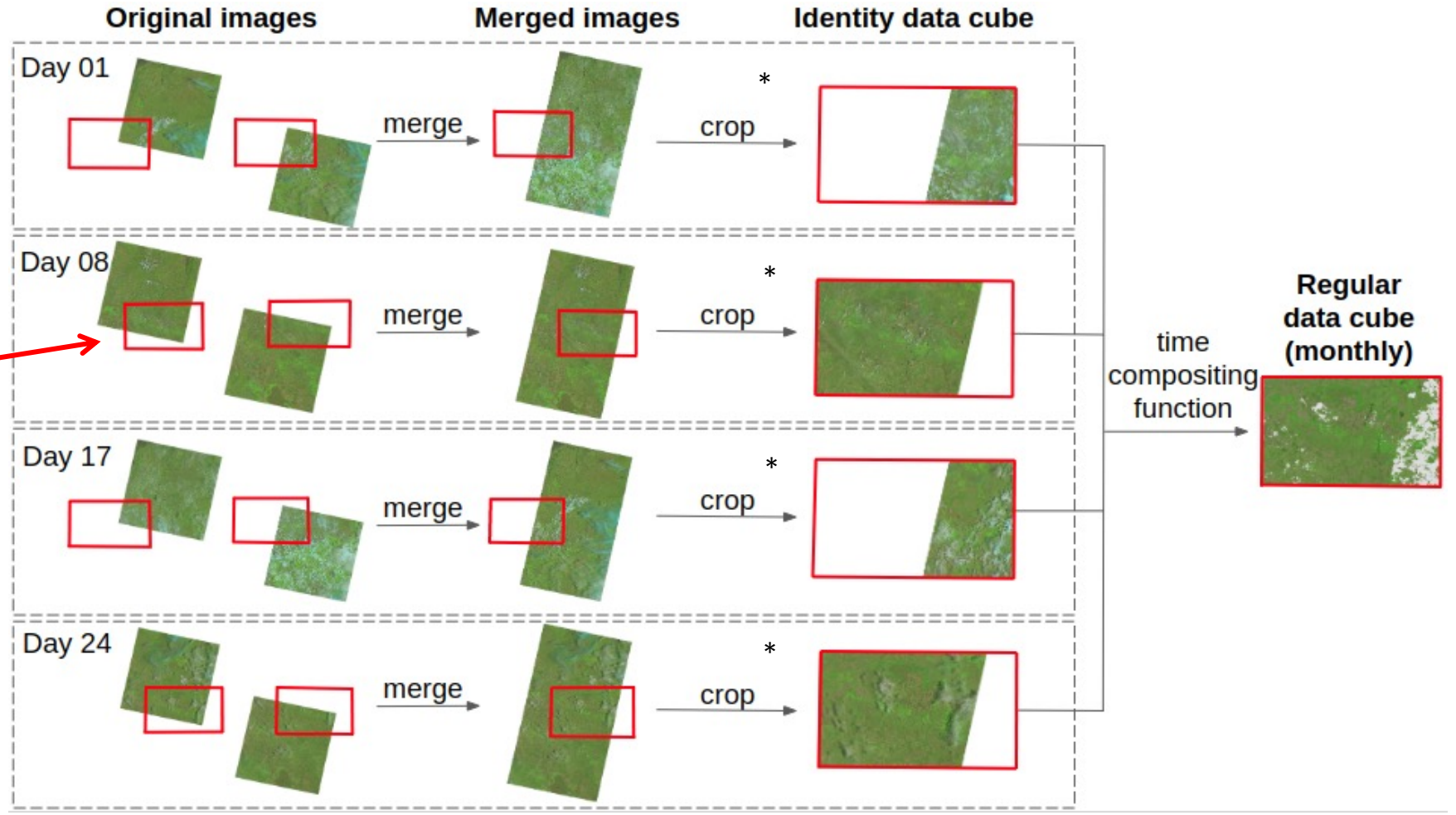
Digital Earth AUSTRALIA

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

Source : Ferreira et Queiroz (2025)

Construction des cubes de données





*rééchantillonnage bilinéaire pour la bande de meilleure résolution spatiale

Source : Ferreira et Queiroz (2025)

Brazil Data Cube - BDC

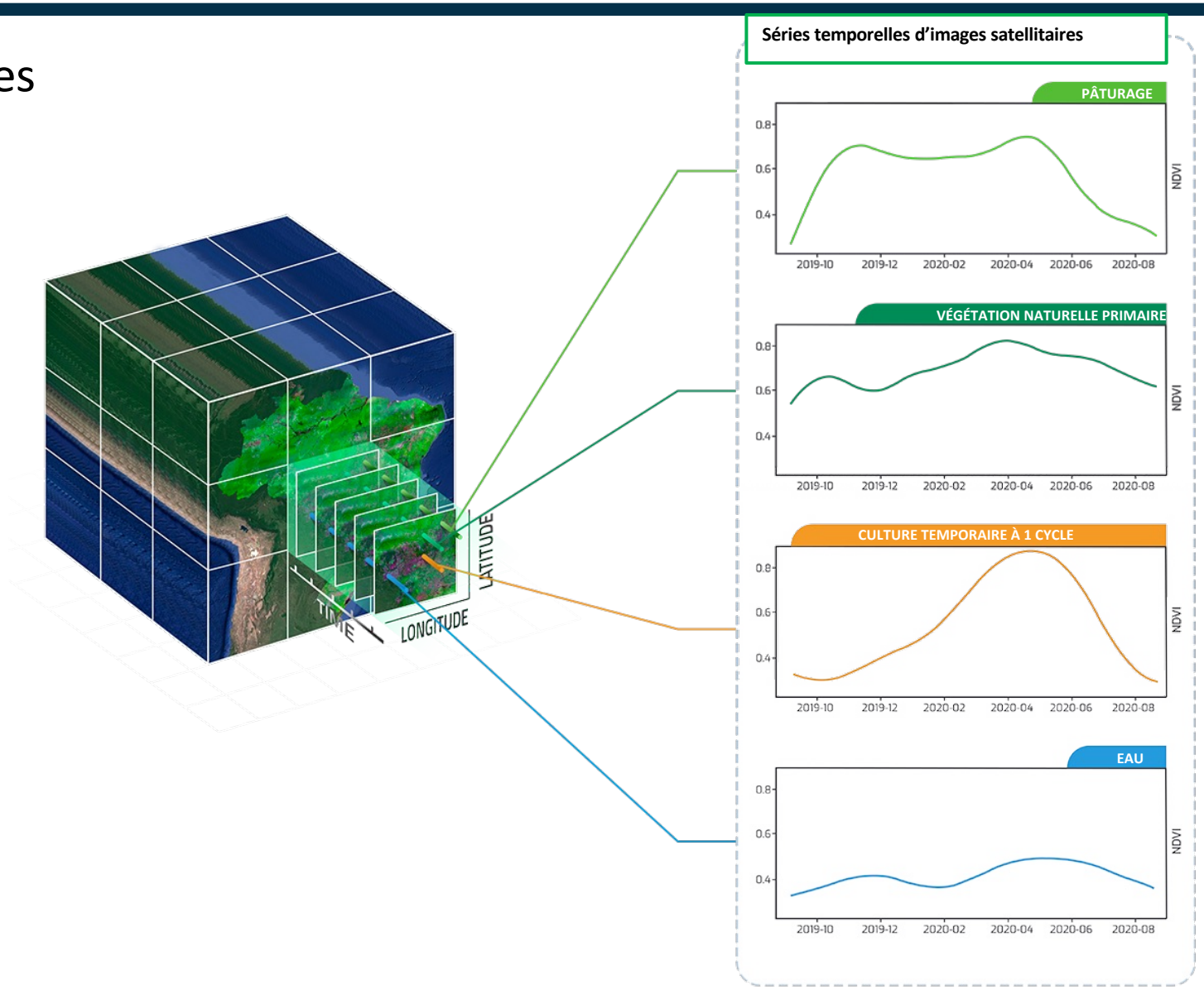
Pourquoi un cube de données d'observation de la Terre ?

Tableau multidimensionnel d'images satellitaires à

4 dimensions
latitude, longitude, date et attributs

pour l'analyse des séries temporelles.

(Appel et al., 2019)



Source : Ferreira et Queiroz (2025)

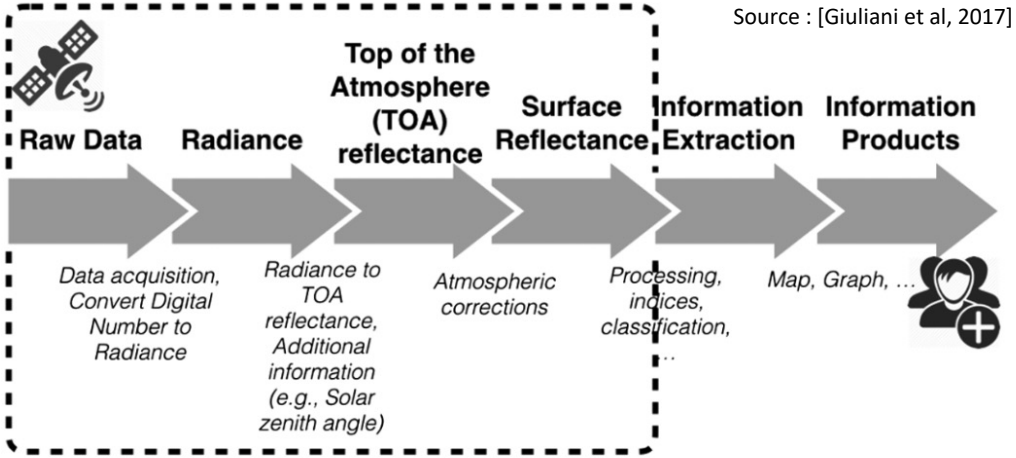
Prodes - Suivi annuel de la végétation native supprimée

Prodes Amazonie – nouvelles technologies - ANALYSE DE MÉGADONNÉES

Brazil Data Cube

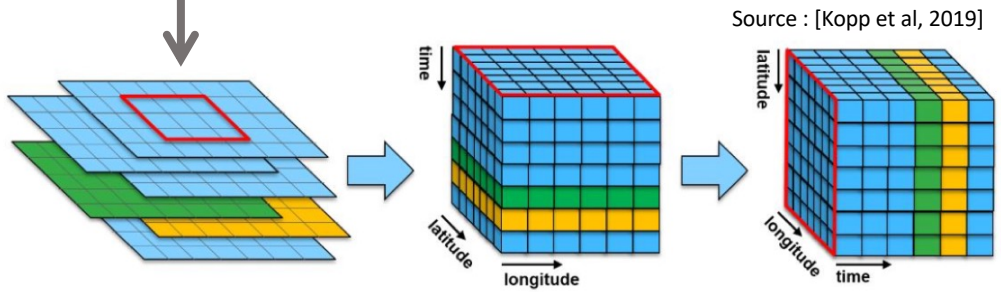
(1) Données prêtes à l'analyse (ARD) d'images satellitaires à moyenne résolution pour le Brésil : CBERS-4, Landsat 8, Sentinel 2.

(2) Cubes de données multidimensionnels.



Source : [Giuliani et al, 2017]

Données CEOS prêtes à l'analyse pour les terres :
https://ceos.org/ard/index.html



Source : [Kopp et al, 2019]

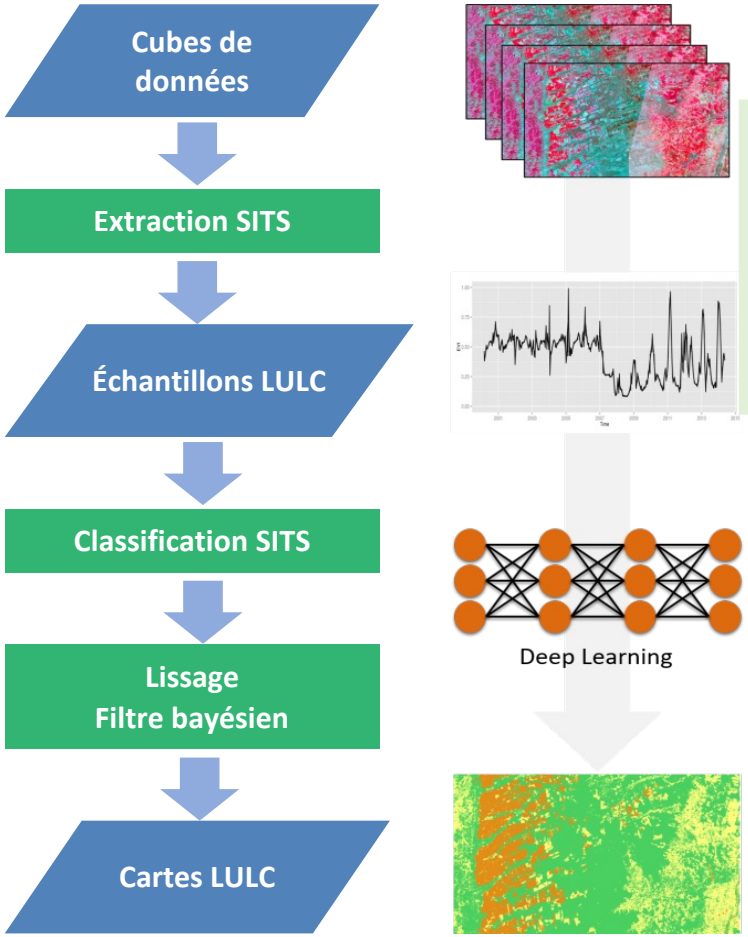
Collections d'images satellitaires d'observation de la Terre – ARD

Cubes de données – tableau à quatre dimensions.

Source : Ferreira et Queiroz (2025)

Brazil Data Cube - BDC

Cartographie de l'usage et de l'occupation des sols (LULC)



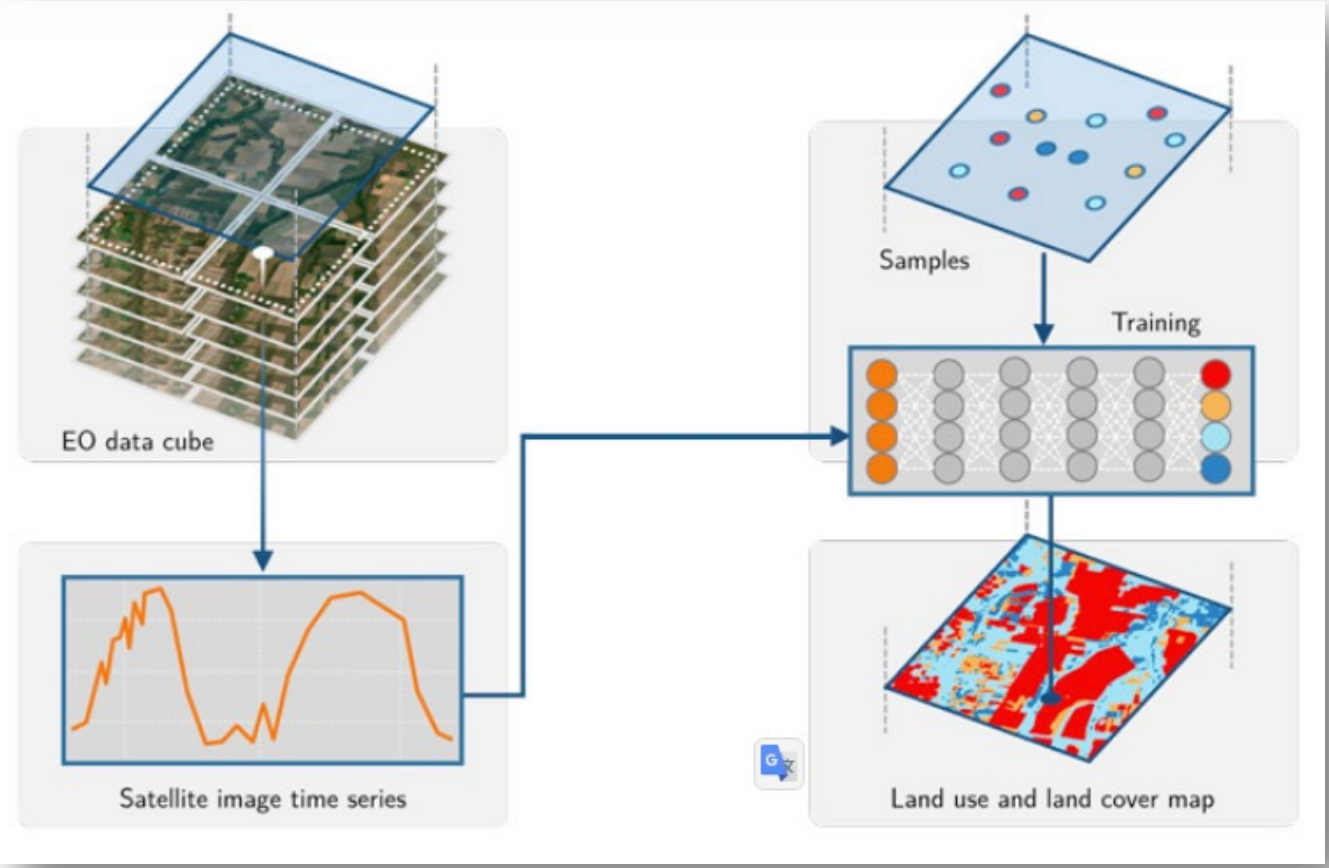
Source : [Ferreira et al, 2020]

Cube de données d'OT,
analyse de séries temporelles d'images satellitaires (SITS), et
apprentissage automatique pour produire des cartes LULC à partir de grandes bases d'OT.

Les SITS permettent des traitements complexes, difficiles avec des approches de détection des changements bitemporelles, voire annuelles.

(Pasquarella et al., 2016)

SITS – séries temporelles d'images satellitaires



Simoes et al, (2021]

SITS - outils d'analyse et de classification de séries temporelles : cartes auto-organisatrices, regroupement, filtrage et visualisation des données.

Algorithmes avancés d'apprentissage automatique pour cartographier l'usage et l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires.

Algorithmes d'AA :

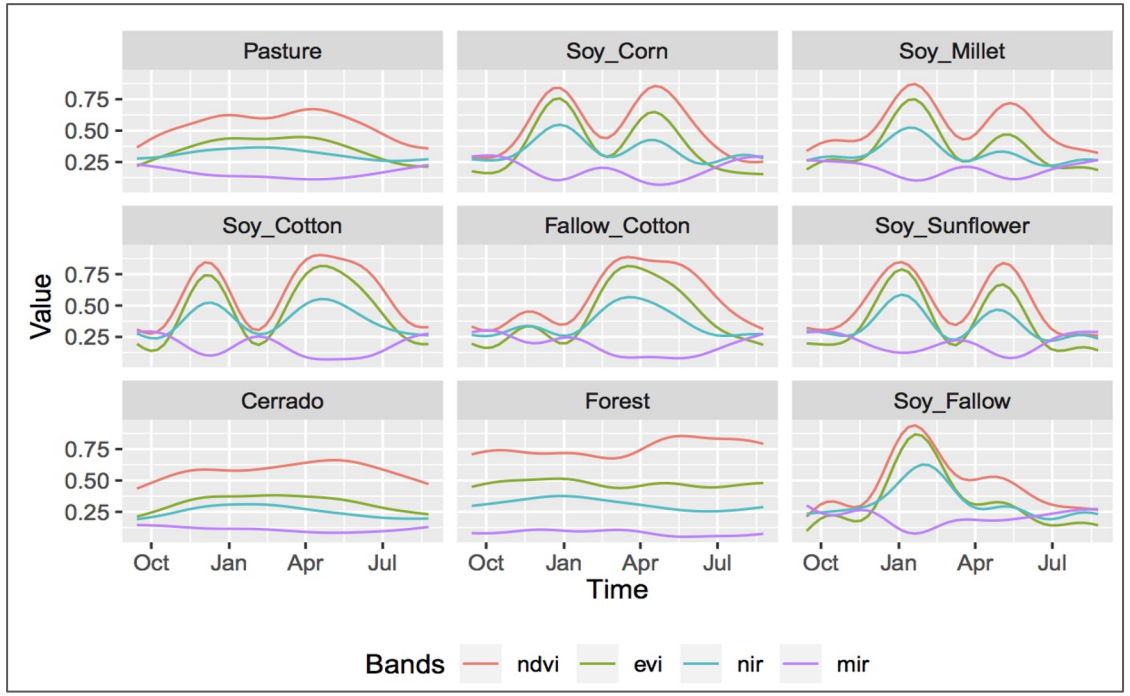
- Machines à vecteurs de support (SVM),
- Forêts aléatoires (RF),
- Extreme Gradient Boosting,
- Perceptrons multicouches 1D entièrement connectés,
- Réseaux de neurones convolutifs 1D,
- Version 1D de la méthode ResNet.

Plongements (embeddings)

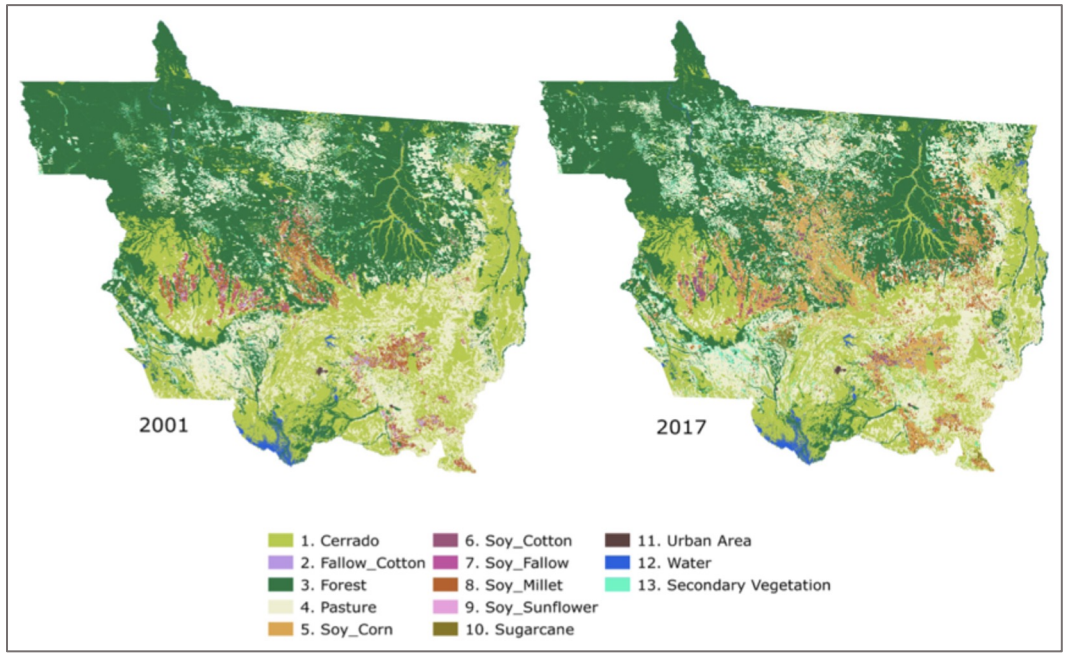
https://data.inpe.br/bdc/sits-satellite-image-time-series/

Brazil Data Cube - BDC

Analyse de séries temporelles d'images et **apprentissage automatique**
pour produire
des cartes d'usage et d'occupation des sols à partir de grandes bases d'observation de la Terre



Séries temporelles d'images NDVI, EVI, PIR, IRM - année agricole
MODIS – produit MOD13Q1 / méthode – SVM (machine à vecteurs de support)

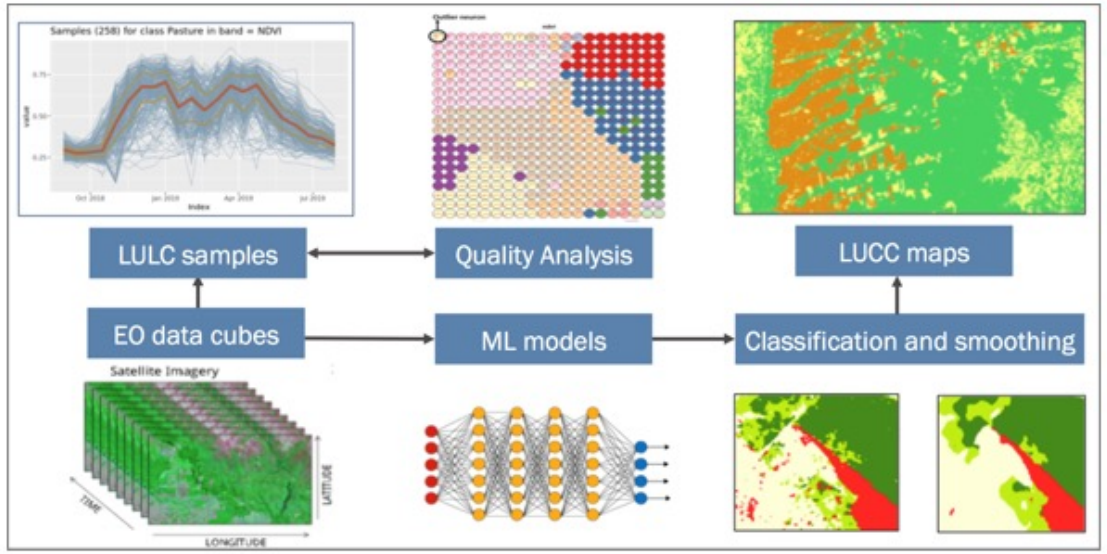


Cartes d'usage et d'occupation des sols de l'État du Mato Grosso (Brésil) de 2001 à 2017, Scientific Data, 2020 (Simões et al., 2020)

Prodes – nouvelles technologies - analyse par 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"))

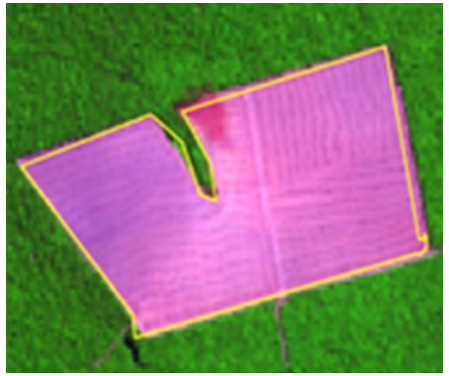
mlp_model <- sits_deeplearning(layers = c(512, 512, 512, 512, 512), activation = "relu")

dl_model <- sits_train(samples, mlp_model)

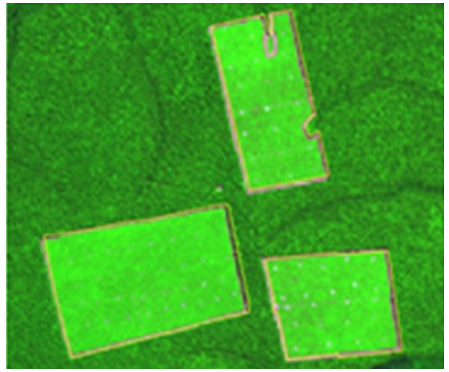
result <- sits_classify(data = cube, ml_model = dl_model, output_dir = tempdir())
```

Prodes Amazonie – classes

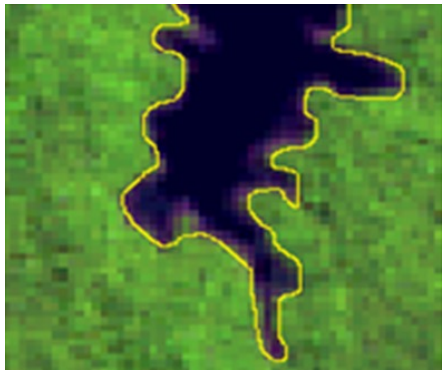
Déforestation par coupe rase sol nu



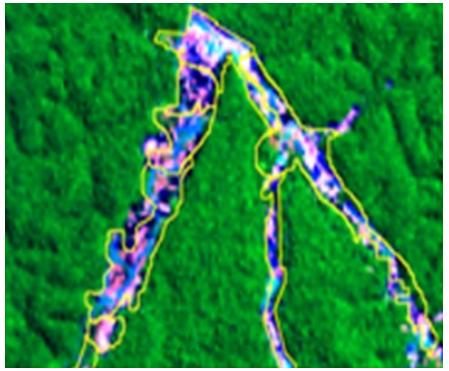
Déforestation par coupe rase végétation herbacée



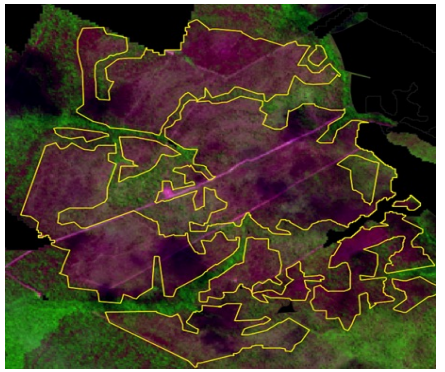
Déforestation par coupe rase forêt inondée



Déforestation par coupe rase mines



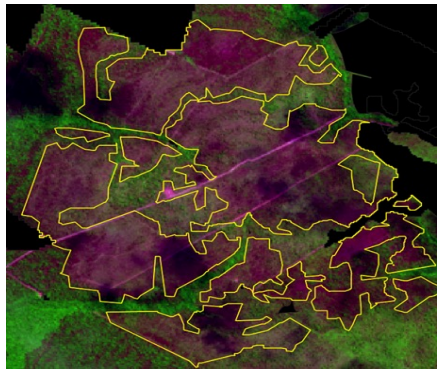
Déforestation par dégradation progressive



Prodes - Suivi annuel de la végétation native supprimée

Prodes Amazonie – classes de dégradation - depuis 2022

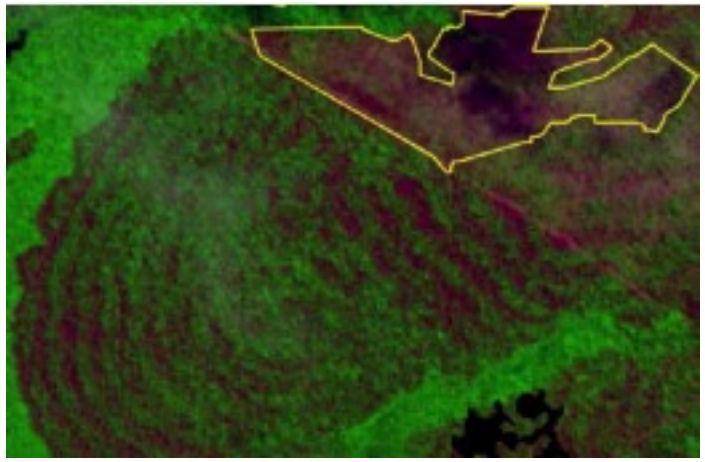
Déforestation par dégradation progressive



Exploitation sélective



Feux de forêt récurrents



Prodes - Suivi annuel de la végétation native supprimée

Prodes BRÉSIL

Depuis 1988 - Amazonie légale brésilienne

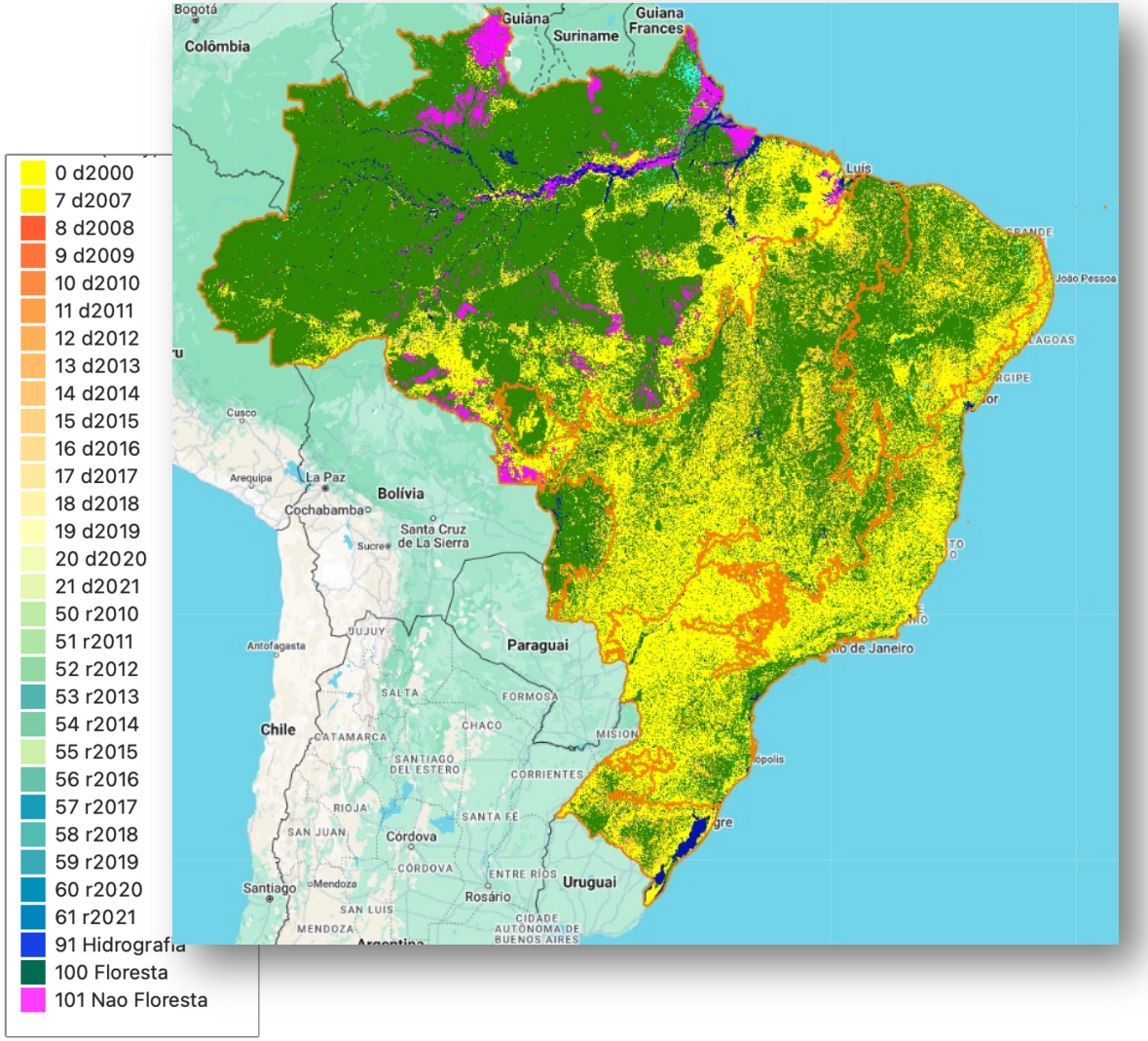
Tous les biomes de 2001 à **2025** (1 ha)

Amazonie, Amazonie non forestière*
Cerrado, Caatinga, Forêt atlantique, Pantanal et Pampa

Sentinel-2 - Brazil Data Cube, automatisation des processus

Données officielles de déforestation du gouvernement brésilien

Base des politiques publiques et d'autres initiatives : PPCDAm/PPCerrado, Fonds Amazonie, Moratoire du soja, TAC de la viande, etc., ainsi que d'innombrables travaux scientifiques.

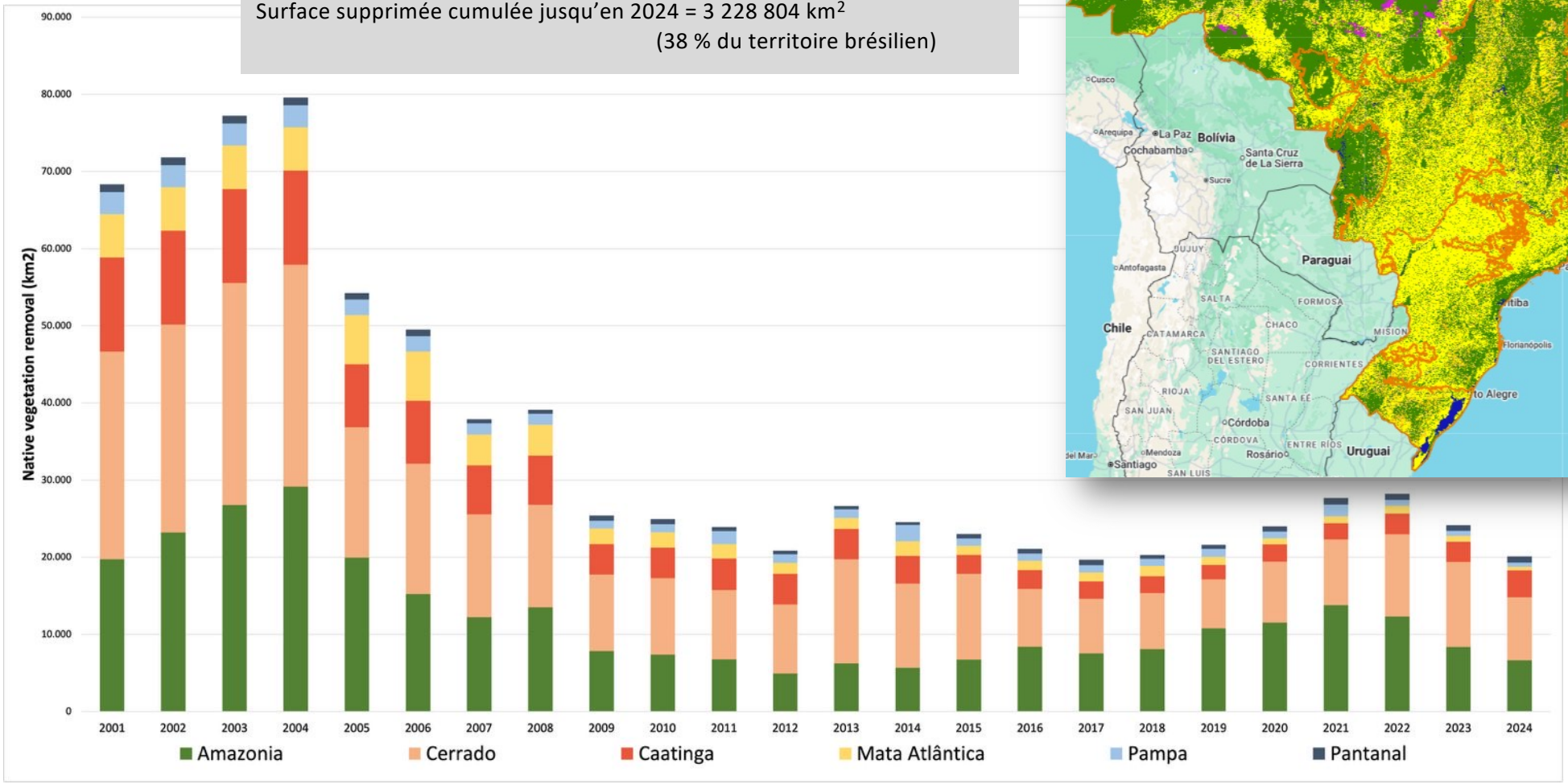


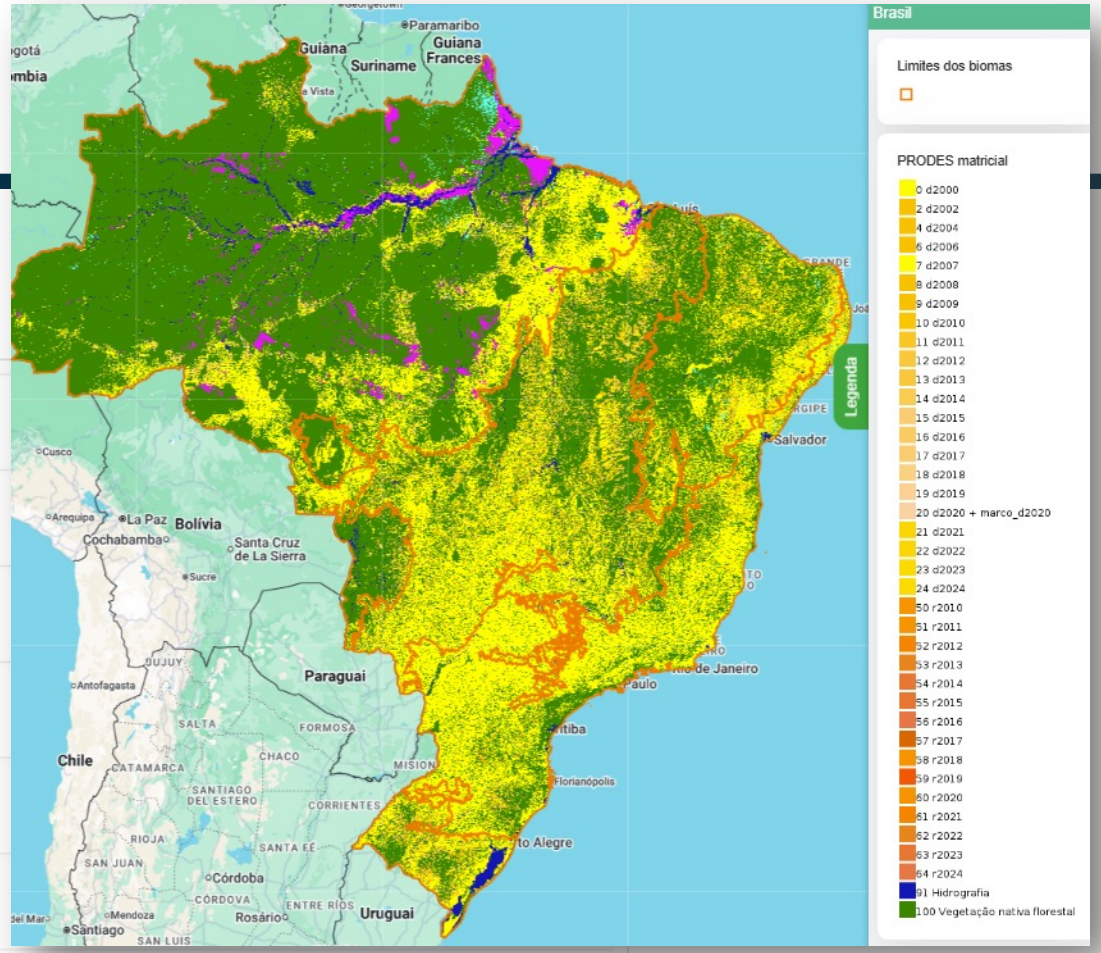
Prodes - Brésil

TerraBrasilis

Suppression de la végétation native en 2024

Surface supprimée cumulée jusqu'en 2024 = 3 228 804 km^2
(38 % du territoire brésilien)



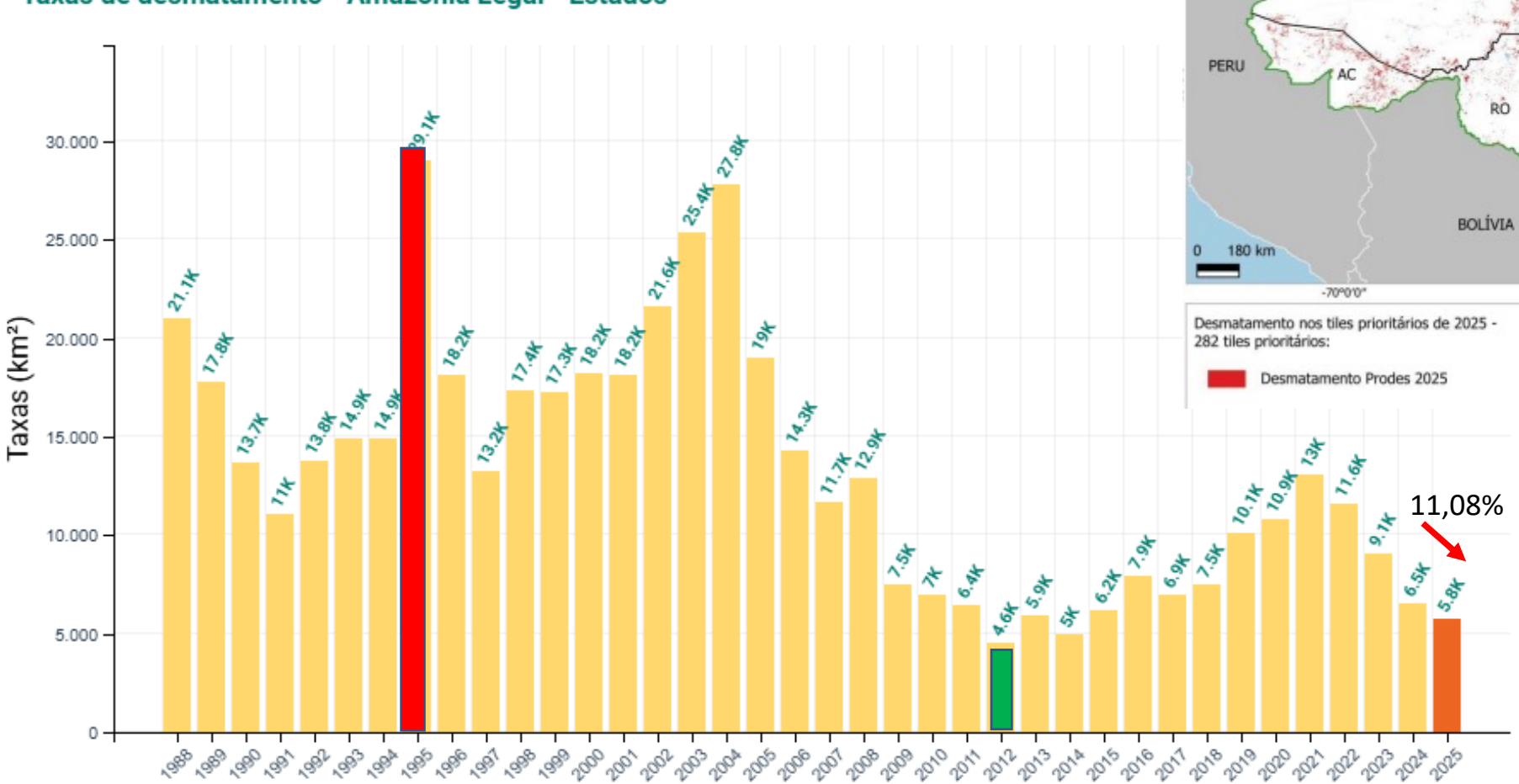


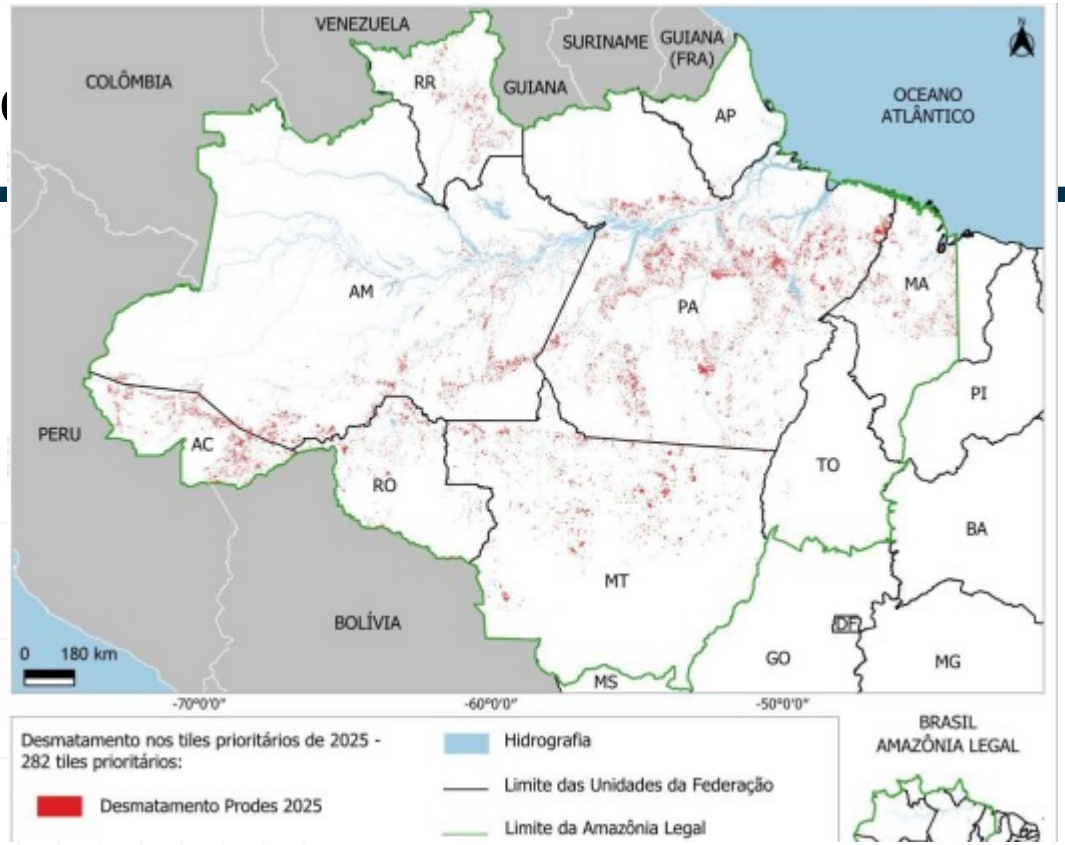
Polygones > 1 ha
Image Sentinel (10 m)
Suppression de la végétation native

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

Prodes - Amazonie légale brésilienn

Déforestation cumulée jusqu'en 2024 > 857 301,71 km²
> 21 % de la forêt originelle de la région amazonienne



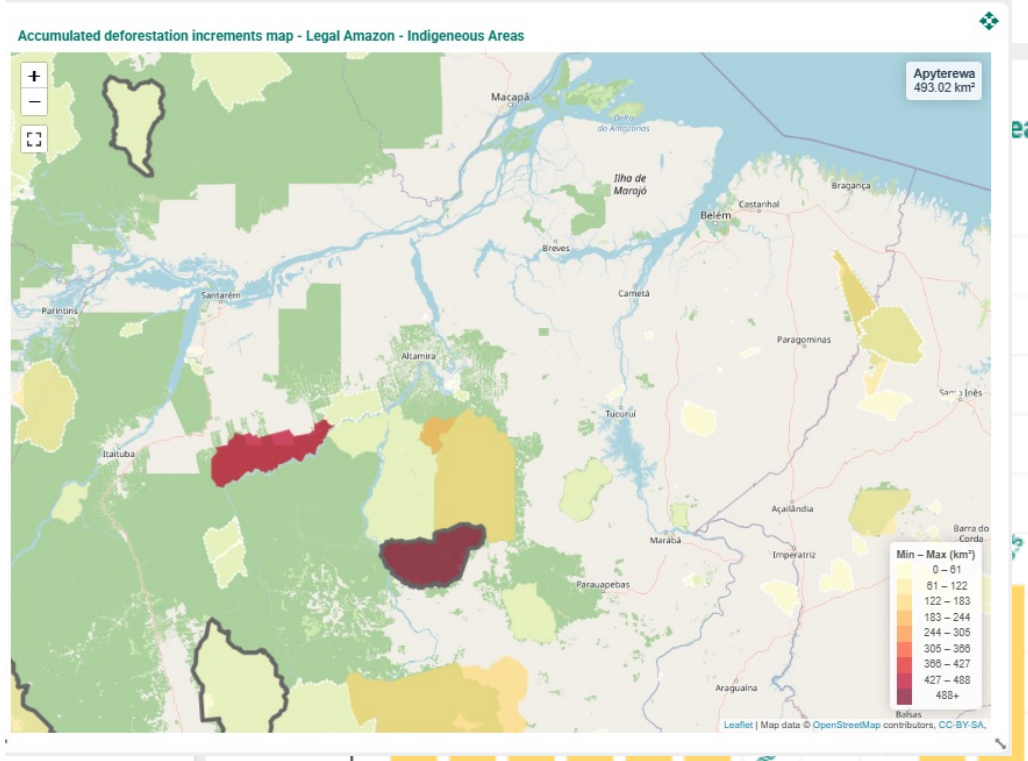


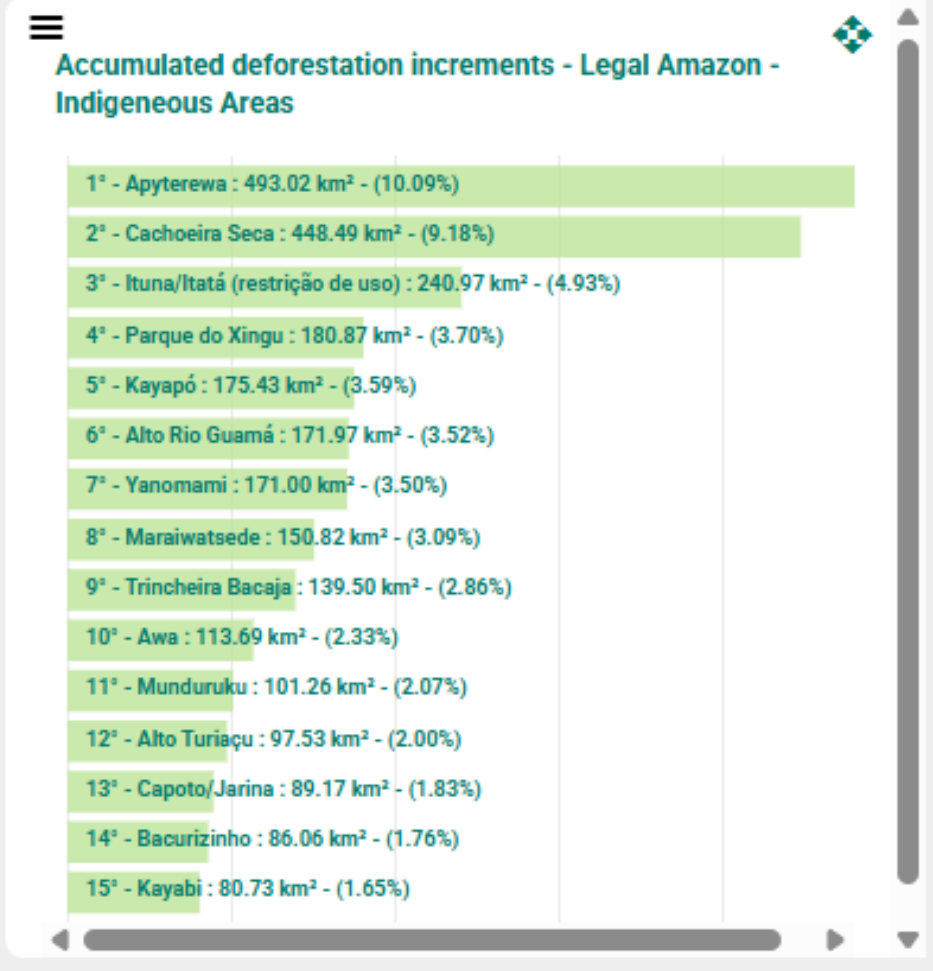
5 731 km²
Taux de déforestation 2025 (consolidé)

https://terrabrasilis.dpi.inpe.br

94

Prodes - Territoires autochtones

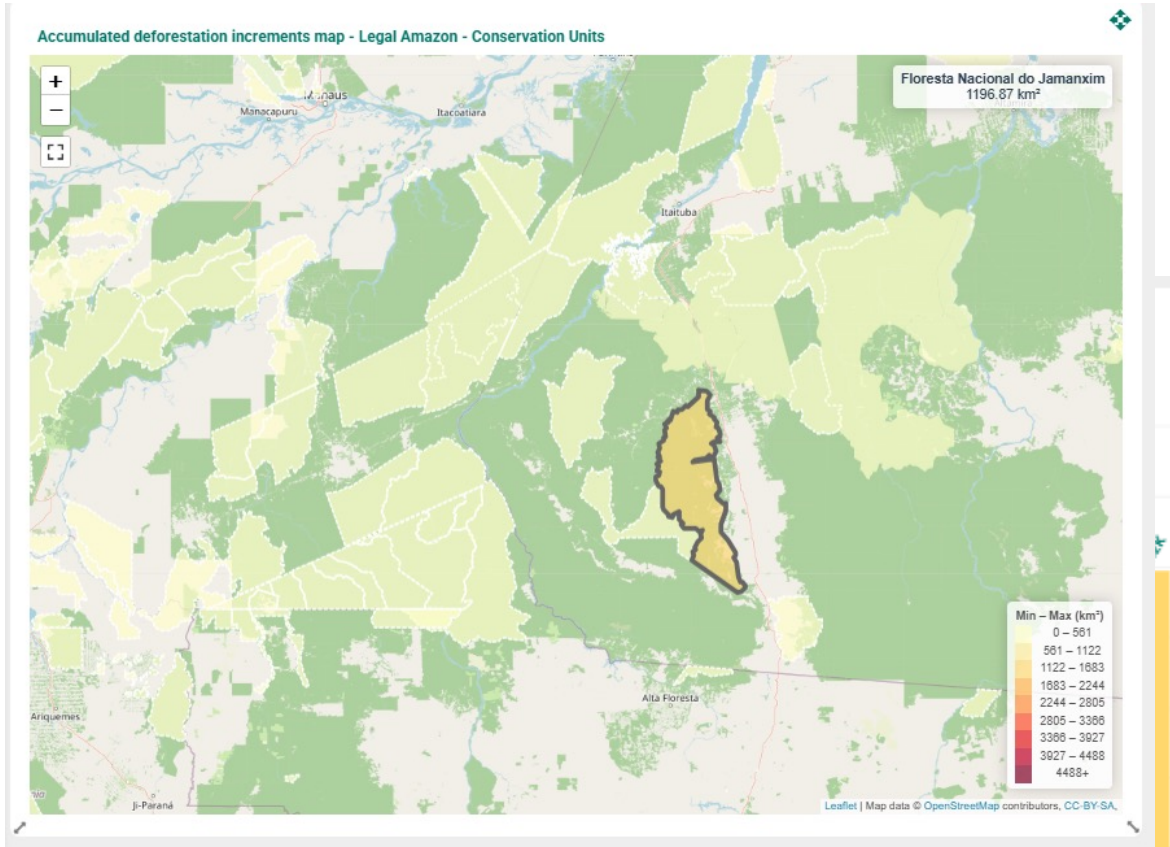


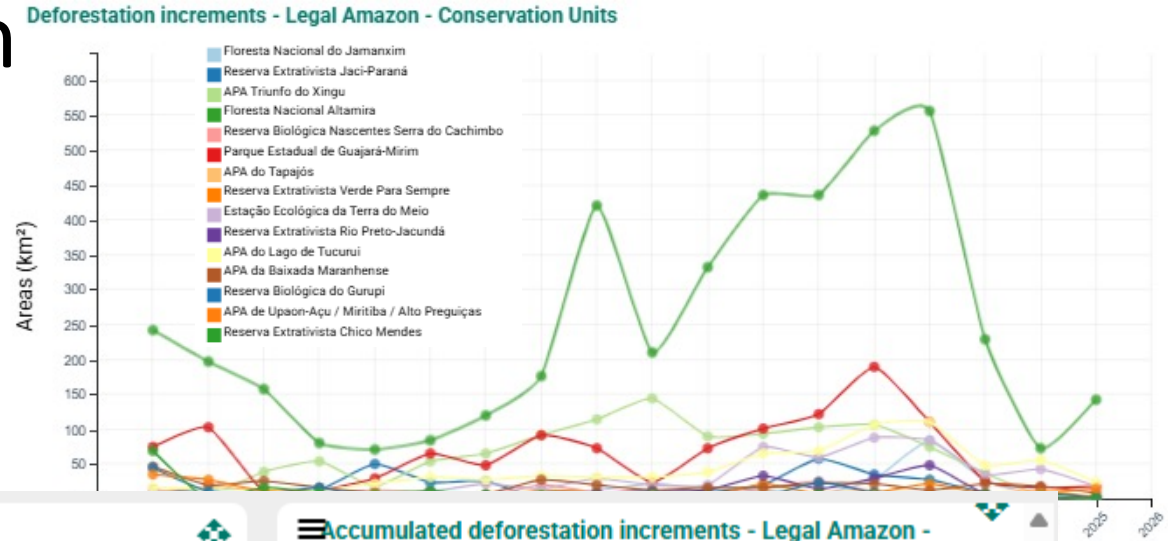


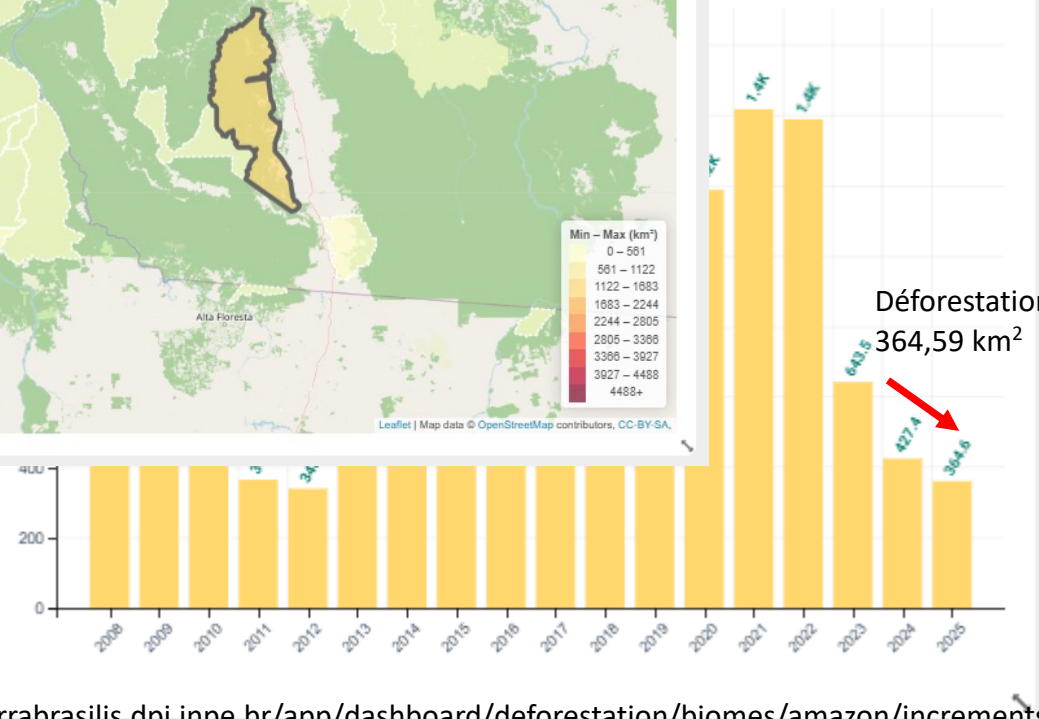
https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/app/dashboard/deforestation/biomes/legal_amazon/increments

104

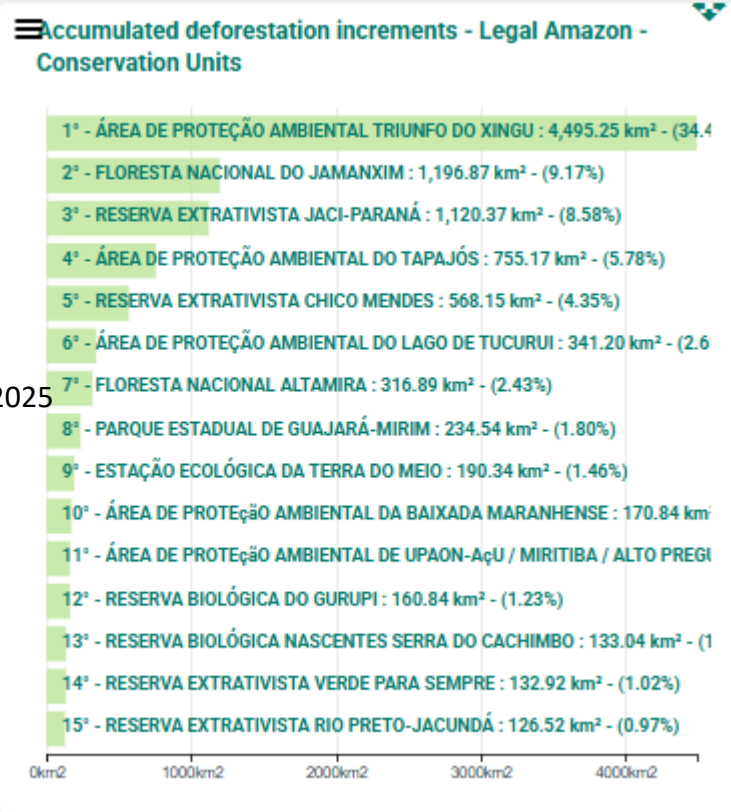
Unités de conservation







Déforestation 2025
364,59 km²



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

105

Biomas Br

Prodes

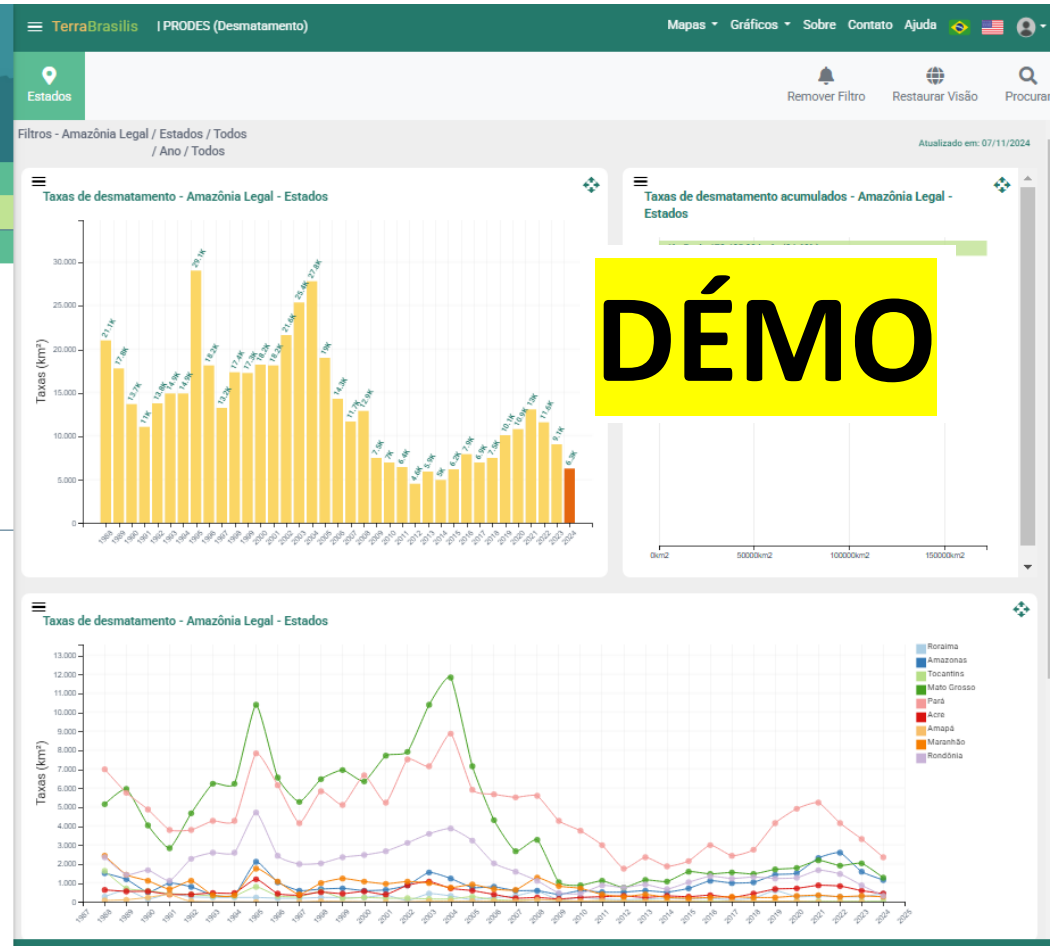
TerraBrasilis

TerraBrasilis - plateforme développée par l'INPE pour l'**organisation, l'accès et l'usage** des données géographiques des systèmes de suivi environnemental.

Cartes



Tableau de bord - graphiques / requêtes



ET téléchargement

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

Prodes – Conformité environnementale

Institutions brésiliennes qui évaluent la conformité (CONAB / SERPRO) avec les données Prodes

A) RDUE - Règlement de l'Union européenne sur la déforestation

Les produits issus de terres déboisées après le **31 décembre 2020** ne pourront pas être commercialisés

B) **Crédit agricole** (résolution CMN n° 5.193/2024)

Restrictions de crédit pour les zones déboisées après le **31 juillet 2019**

C) **« Zone rurale consolidée »*** (décret n° 6.514/2008),

Code forestier – la déforestation illégale antérieure au **22 juillet 2008** est considérée comme consolidée et amnistiée.



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

* Il s'agit de zones déjà occupées par l'agriculture, l'élevage ou des infrastructures avant le 22 juillet 2008 (date fixée par le Code forestier).

107

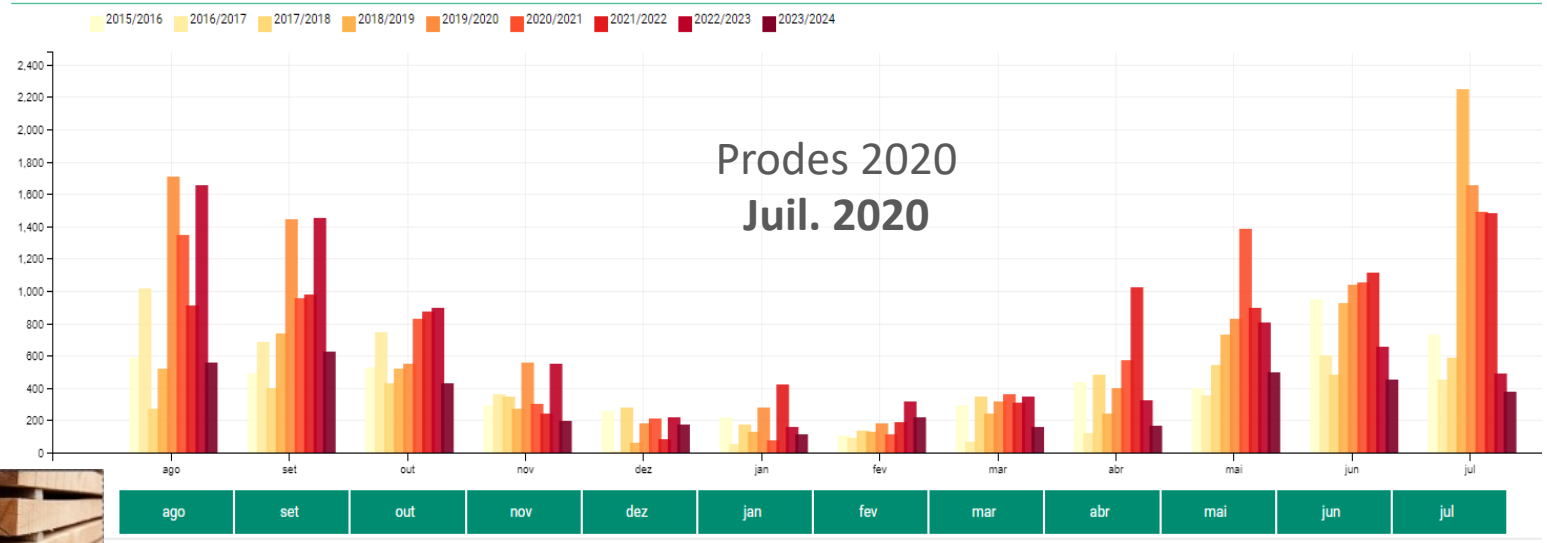
Prodes – décembre 2020 RDUE

Règlement de l'Union européenne sur la déforestation (RDUE)*
(RDUE 2023/1115)

Référence – **31/12/2020**

Surface minimale = **0,5 ha**

Prodes – Calendrier





** Le RDUE 2023/1115 vise à prévenir la déforestation et la dégradation des forêts liées aux produits mis sur le marché de l'UE ou exportés depuis celle-ci, en exigeant des entreprises qu'elles garantissent que les produits ne proviennent pas de terres déboisées après le 31 décembre 2020.*

Prodes – décembre 2020 RDUE

Règlement de l'Union européenne sur la déforestation (RDUE)
(RDUE 2023/1115)

Méthodologie

Données Sentinel-2/MSI – séries temporelles Brazil Data Cube (BDC)

Attributs spectraux :
B04, B8A, B11, NDVI, NBR, NDWI, AWEINSH, texture B8A (moyenne).

Algorithmes de regroupement non supervisé
SOM - Carte auto-organisatrice (SOM)
AHC - Classification ascendante hiérarchique

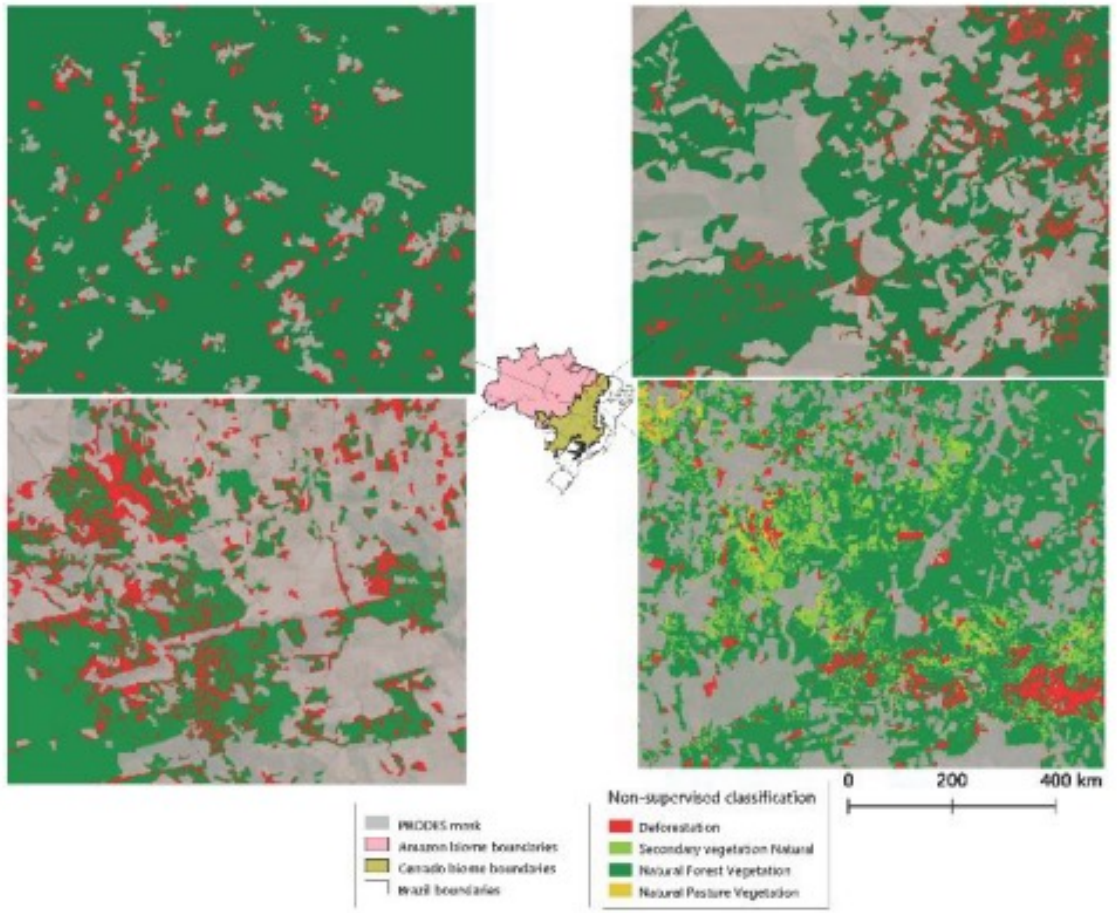
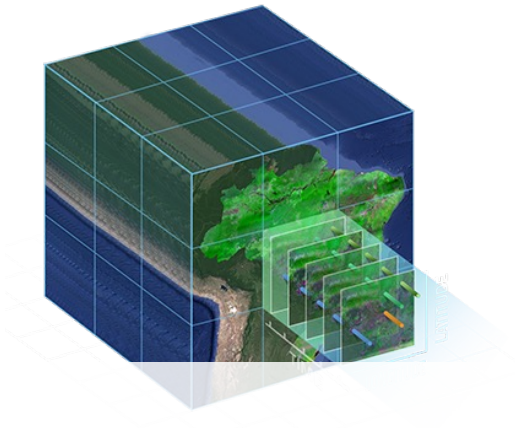


Figure 2. Tiles classified in the Brazilian Amazon and Cerrado biomes using the non-supervised approach.

Soler et al. (2025)

Prodes – déc. 2020 RDUE

Règlement de l'Union européenne sur la déforestation (RDUE) (RDUE 2023/1115)



Brazil Data Cube

Août-déc. 2020

Carte auto-organisatrice (SOM)

Algorithme non supervisé fondé sur l'IA (apprentissage profond)

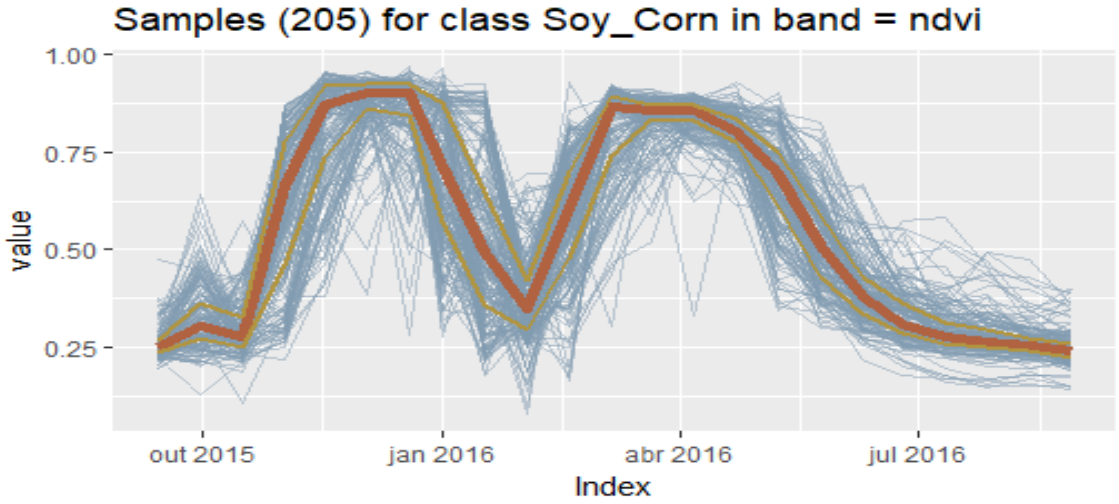
Dendrogrammes - nombre de neurones

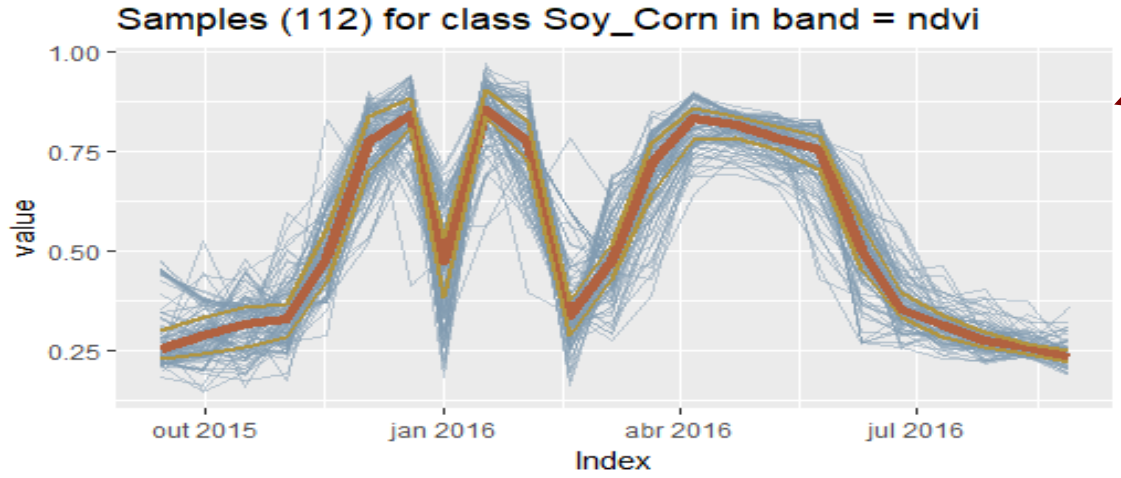
AHC - Classification ascendante hiérarchique

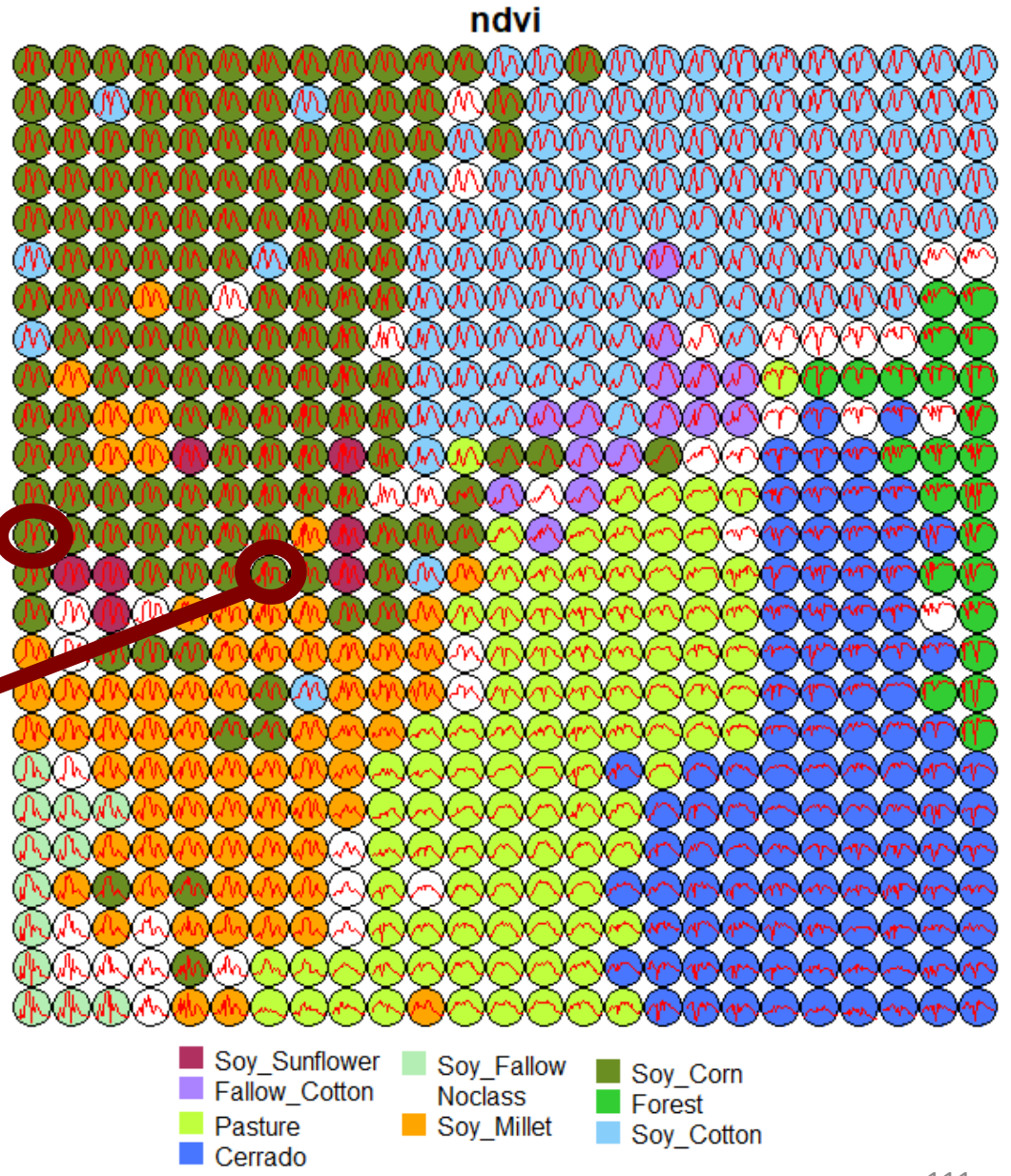
Étiquetage des segments – inspection visuelle

Les SOM pour repérer différents motifs SITS

Réseau de neurones à cartes auto-organisatrices (SOM) pour le regroupement de SITS

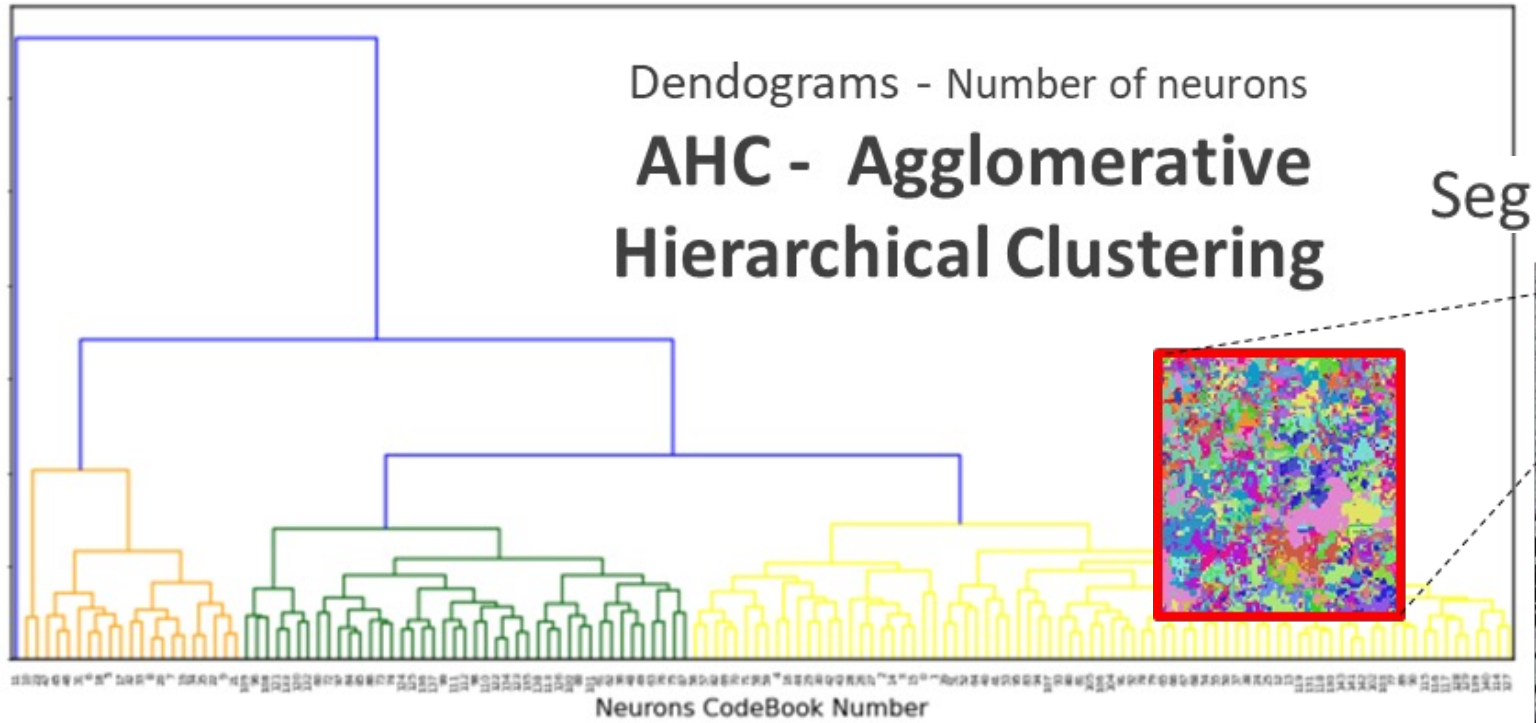




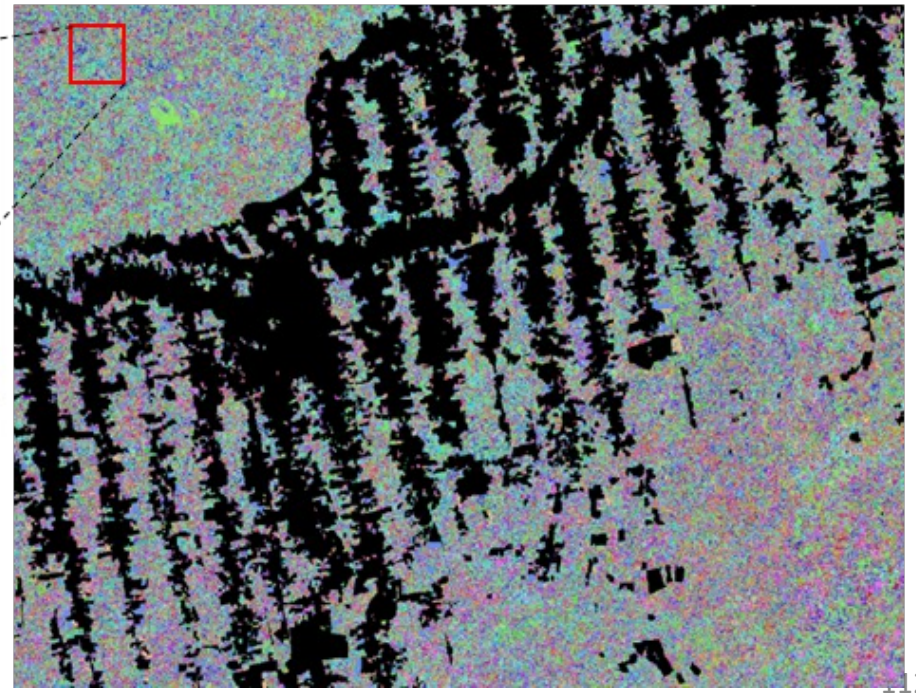


Prodes – déc. 2020 RDUE

Règlement de l'Union européenne sur la déforestation



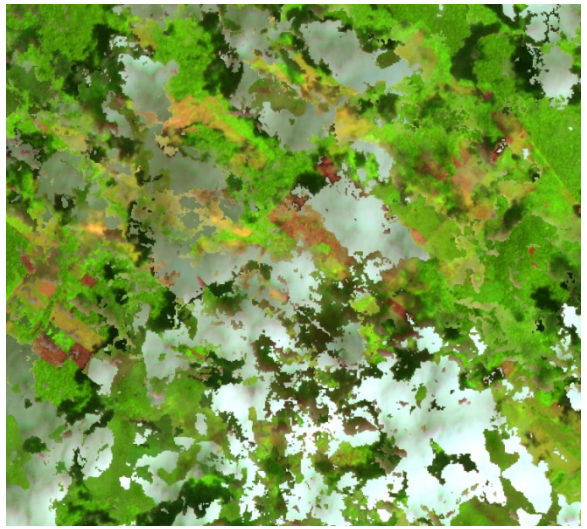
Segment labelling – Visual inspection



Prodes – décembre 2020 RDUE

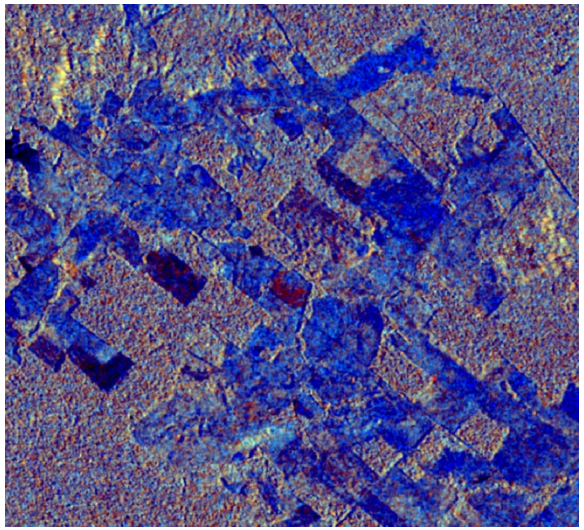
Radar – données auxiliaires

Image mosaïque Sentinel-2
BDC déc. 2020



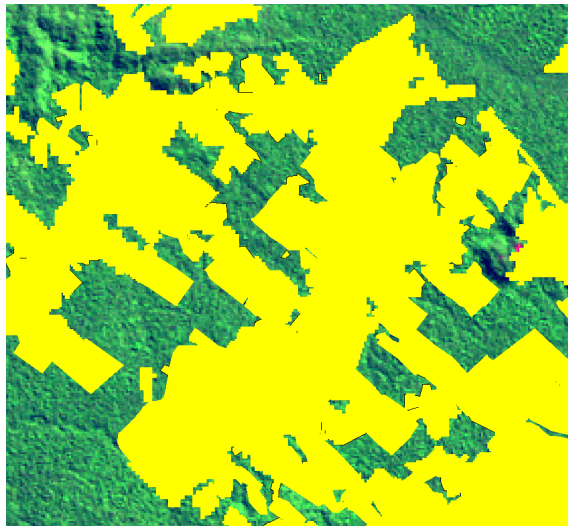
Sentinel - 2 (MSS)

Image radar 28/12/2020
(sans nuages)



Sentinel - 1 (SAR)

Délimitation des zones
déboisées (jaune)



Prodes – Validation de la précision

Processus PRODES : conséquences sur la qualité des données

Aspects de la **qualité de PRODES** :

I - Exigences des processus de cartographie

II - Validation externe

III - Transparence

Sélection et traitement des images	Meilleure période de détection Couverture nuageuse réduite
Inspection visuelle	Équipe pluridisciplinaire et expérimentée Normalisation de la légende et du protocole Données auxiliaires Informations sur les spécificités régionales ou locales
Audit	Processus systématique (100 % du territoire) Inspection visuelle
Post-traitement	Vérification de la cohérence et des règles de traitement
Validation de la carte	Échantillonnage stratifié et aléatoire Personnel externe
Diffusion des données	Transparence (http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/) Rapports techniques Publications scientifiques

Auditeur indépendant
Experts de chaque biome

Validateur

Images satellitaires haute résolution comme référence

Mosaïque mensuelle Planet (5 m)

WPM/CBERS4 – PCA (2m)

Prodes – Commandement et contrôle

Plan d'action pour la prévention et le contrôle de la déforestation en Amazonie légale (PPCDAm)

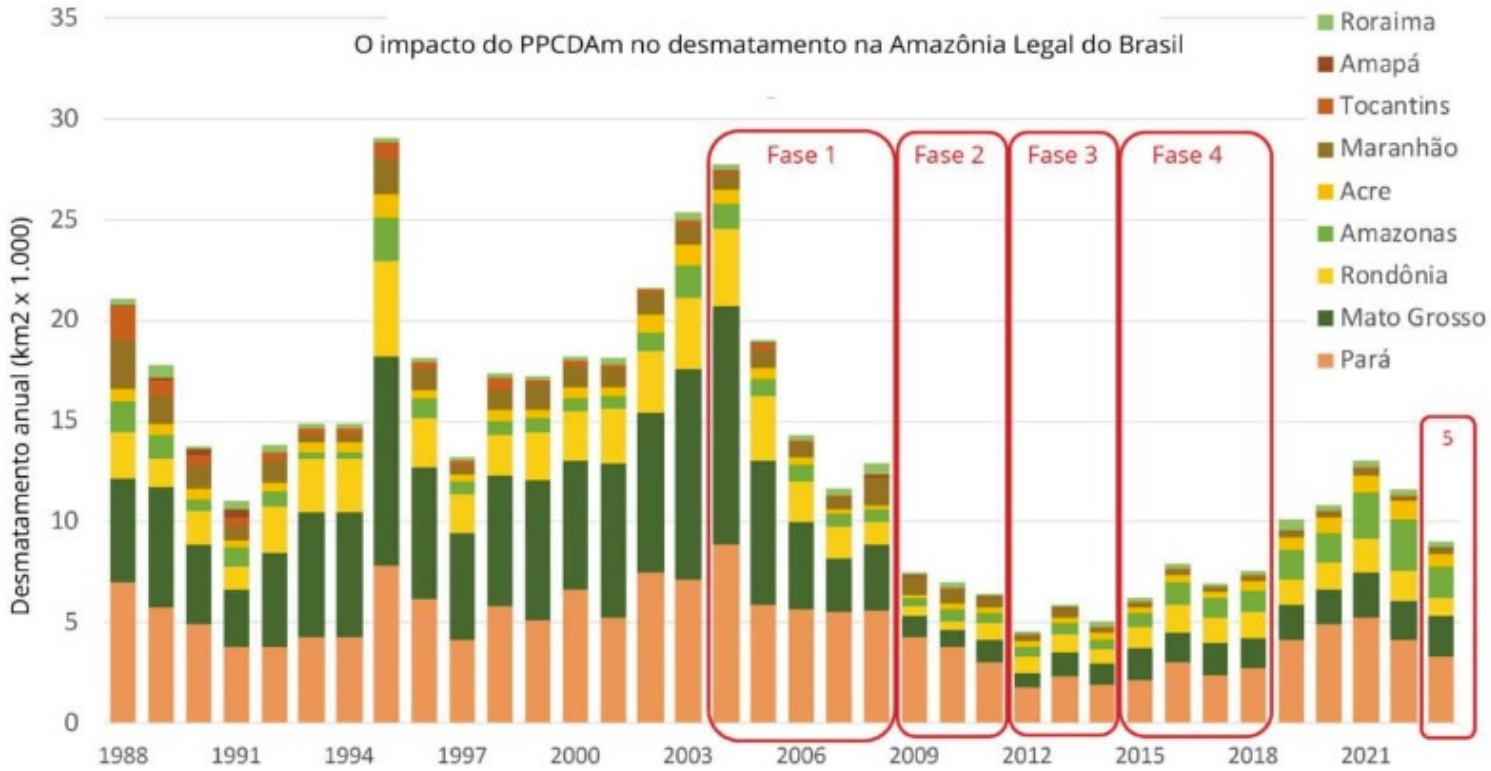
Lancé en 2003 – baisse de la déforestation entre 2004 et 2012.

En 2009,
Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques (CCNUCC)
Réduction de 80 % de la déforestation d'ici 2020.

2012 – objectif dépassé.
Taux annuel = 20 % de sa moyenne historique sur vingt ans.

2018 – gouvernement Bolsonaro – démantèlement du programme

2023 – phase 5 – ONG, endiguement de la déforestation et régularisation foncière pour les communautés forestières, les assentamentos agraires et les agriculteurs familiaux ; - productior durable, REDD+, restauration



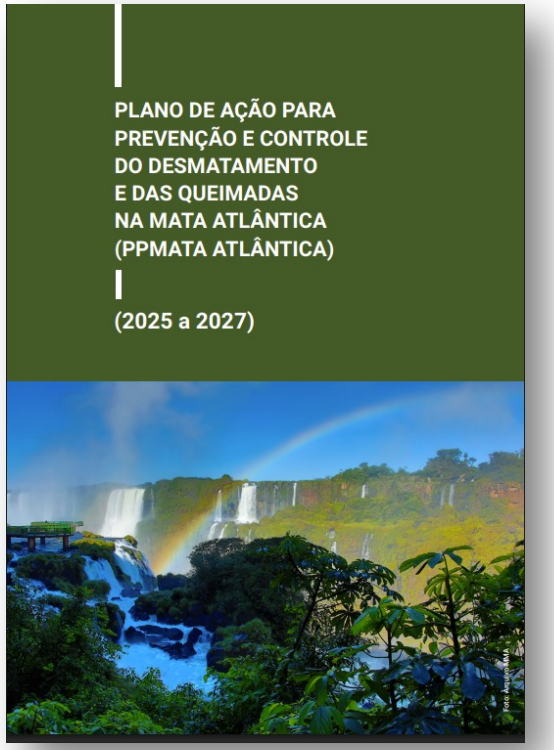
https://brasil.mongabay.com/2025/09/a-formula-que-reduziu-o-desmatamento-no-brasil-no-seculo-21/

115

Prodes – Commandement et contrôle

Plan d'action pour la prévention et le contrôle de la déforestation (PPCD)
Tous les biomes

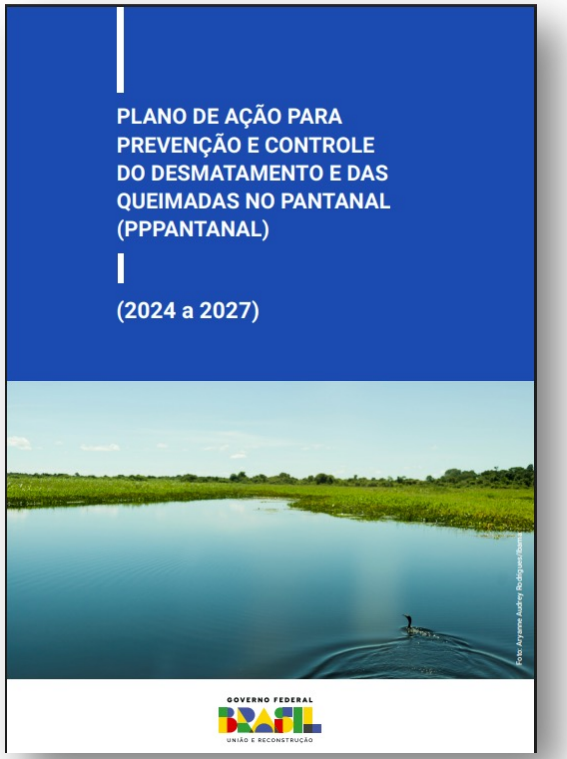
(décret de 2023 – en plus du PPCDAm et du PPCerrado)



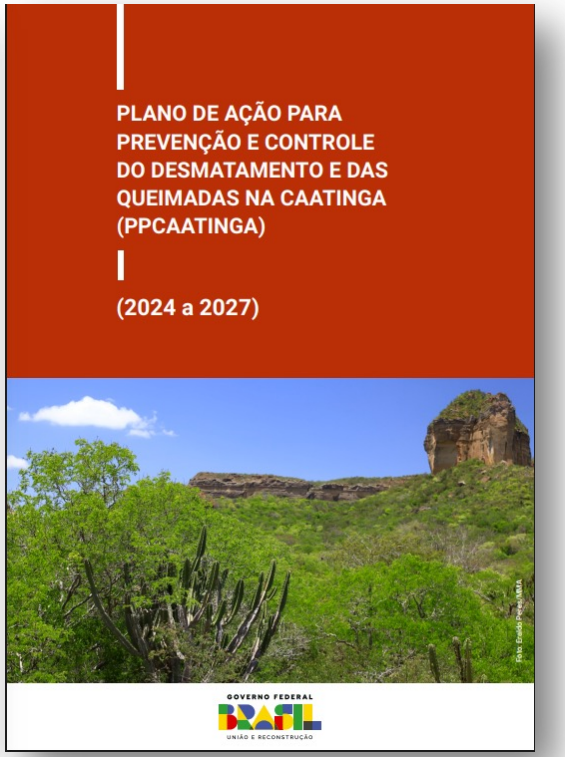
https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/controle-ao-desmatamento-queimadas-e-ordenamento-ambiental-territorial/controle-do-desmatamento-1/ppmata-atlantica/PPMata_Atlantica_2025_internet_final.pdf



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

Suivi quotidien de la suppression et de la dégradation de la végétation native



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

Alertes de suppression/dégradation

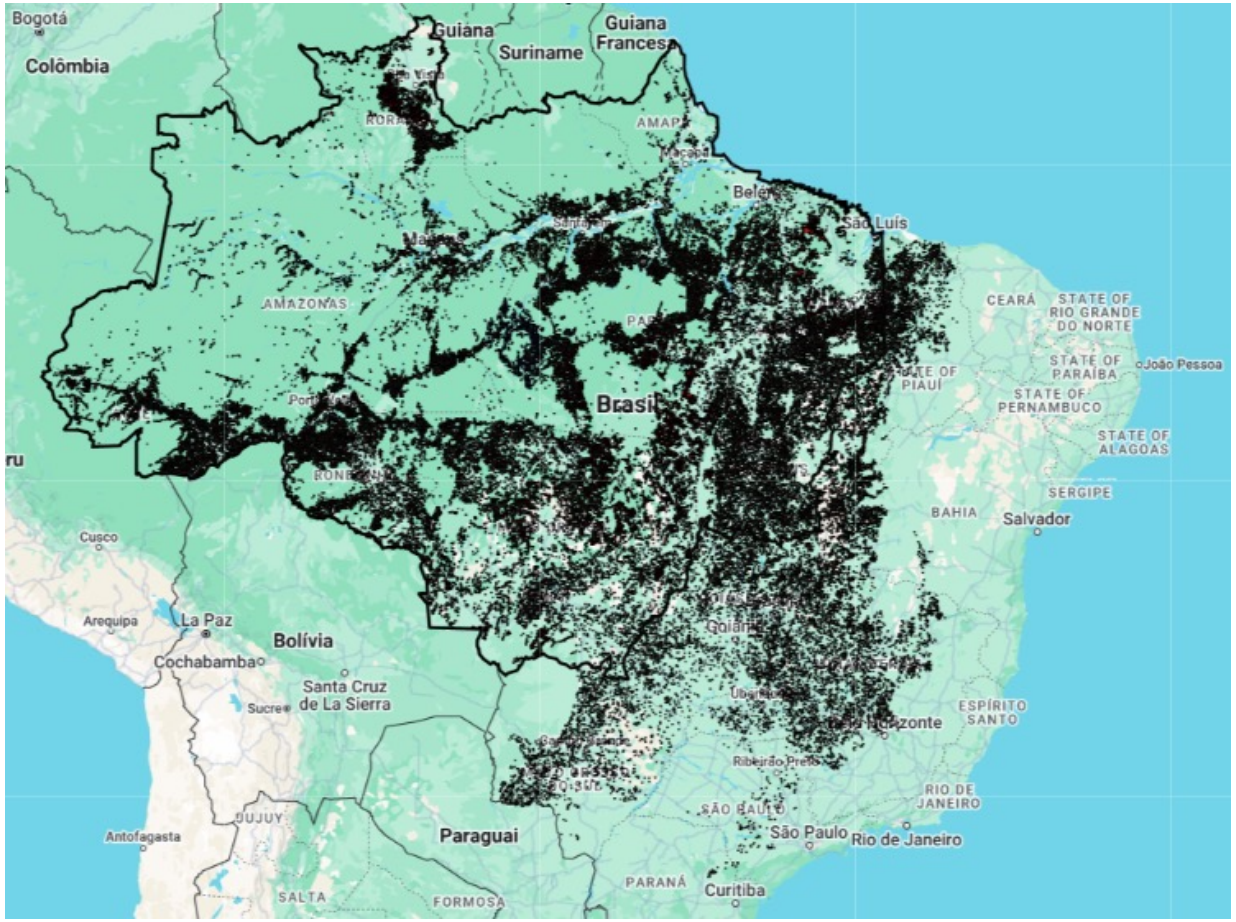
Deter

Amazonie, Cerrado,
Pantanal et Amazonie non forestière

Des <u>alertes</u> quotidiennes sont produites
Des agrégats mensuels sont aussi publiés

Les alertes sont envoyées aux institutions de contrôle
IBAMA, secrétariats à l'environnement des États et des municipalités, etc.

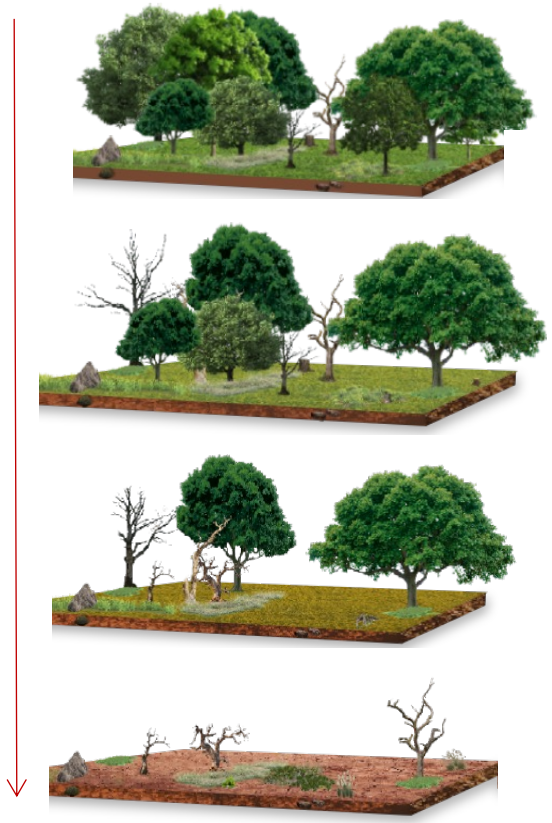
Données : polygones, tableaux, vecteurs ;
Disponibles sur la plateforme **TerraBrasilis**

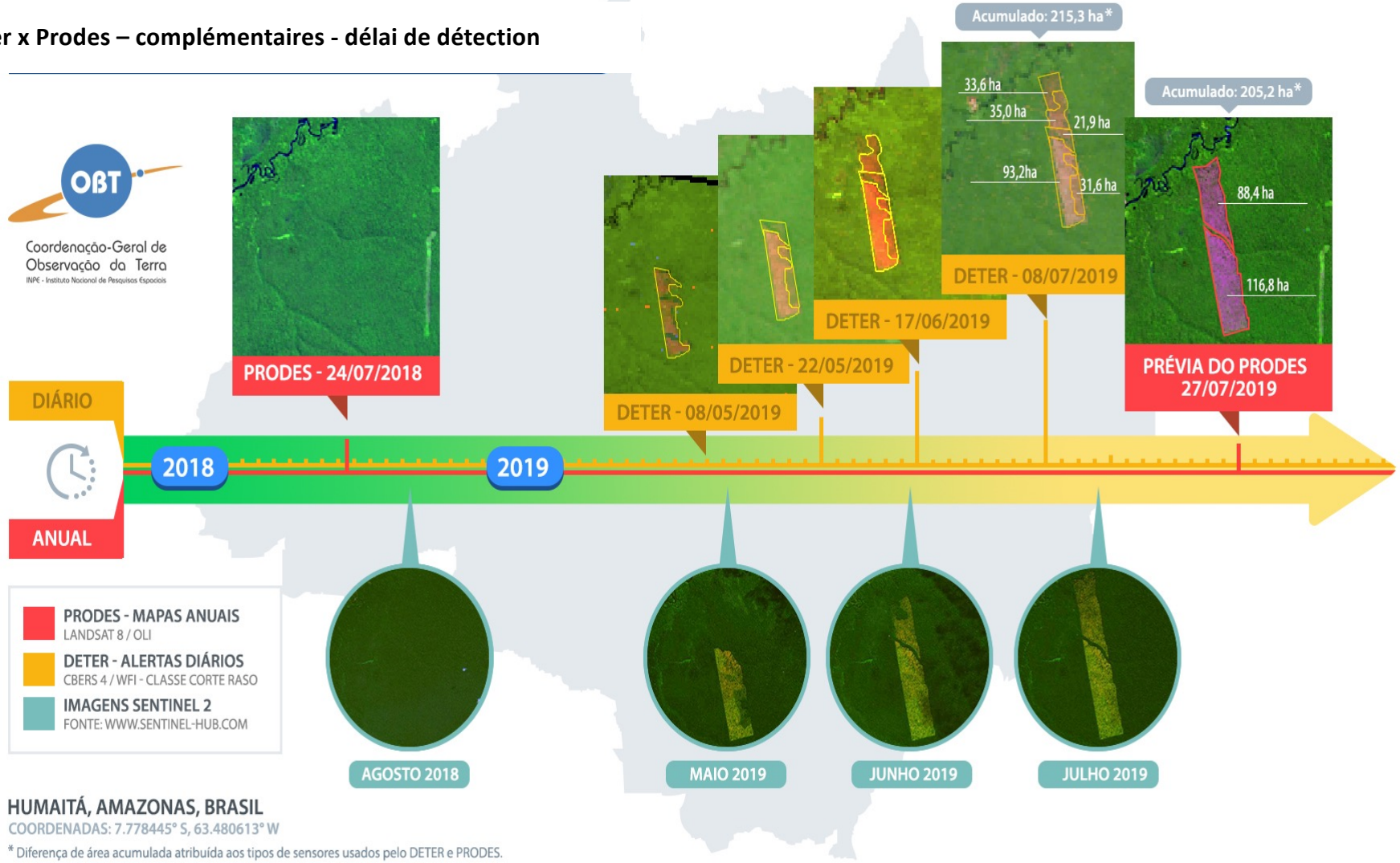


https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Alertes de suppression/dégradation

Alertes quotidiennes Deter x Prodes – complémentaires - délai de détection





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/

Alertes de suppression/dégradation

Deter

Amazonie, Cerrado,
Pantanal et Amazonie non forestière

Déforestation, suppression et dégradation forestière



2004 – 2014 MODIS 250 m (> 25 ha)
2015 – aujourd'hui WFI 64 m (> 3 ha)

Satellites brésiliens
Amazonia 1, CBERS 4 et CBERS 4A
Capteur Wide Field Imaging – WFI



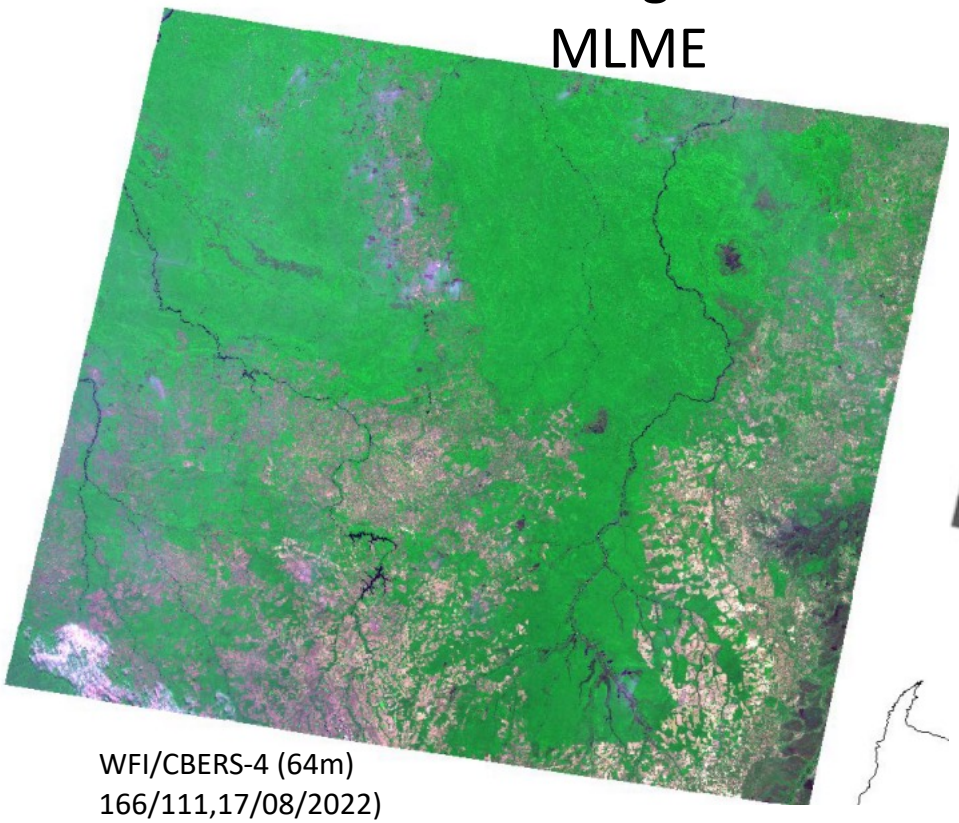
Alertes
Surface minimale de **3 hectares**
Photo-interprétation visuelle

Masque Prodes
Cartographie incrémentale
Peut comporter des « répétitions »

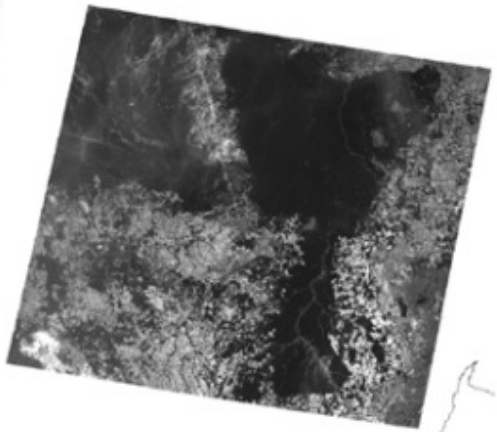
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/deter-monitoramento-diario-da-supressao-e-degradacao-de-vegetacao-nativa/

Alertes de suppression/dégradation

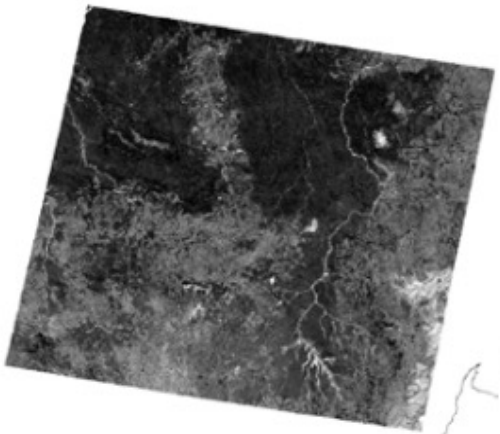
Images WFI modèle linéaire de mélange spectral - MLME



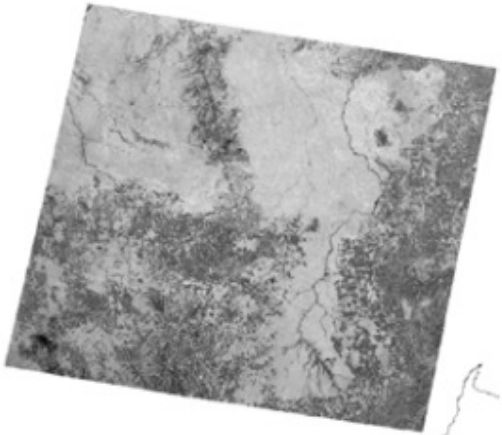
WFI/CBERS-4 (64m)
166/111,17/08/2022)
R(R)/IRp(G)/G (B)



Fraction sol



Fraction ombre



Fraction végétation

***Masque Prodes pour détecter les alertes**

Alertes de suppression/dégradation

Deter

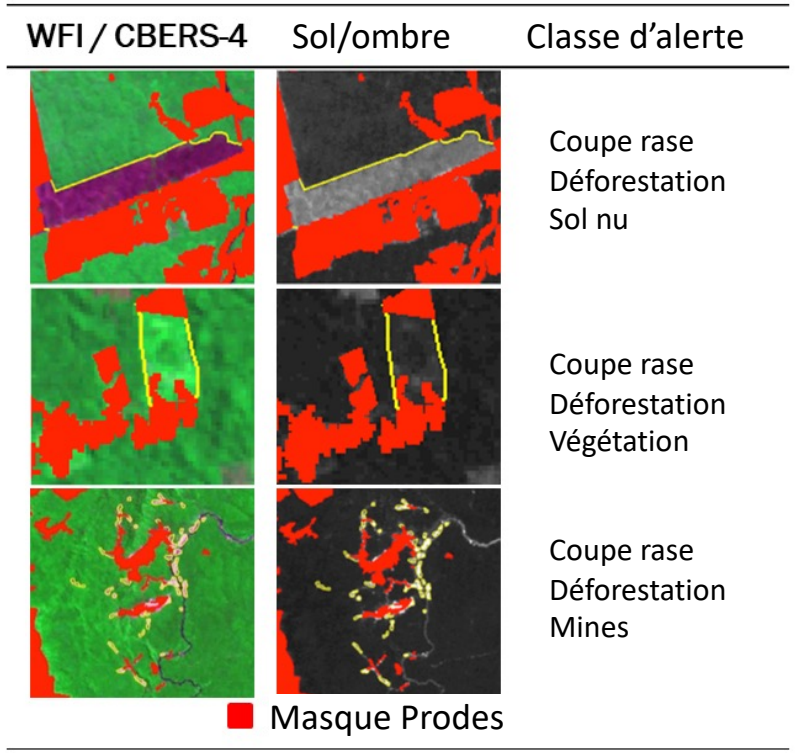
Alertes quotidiennes

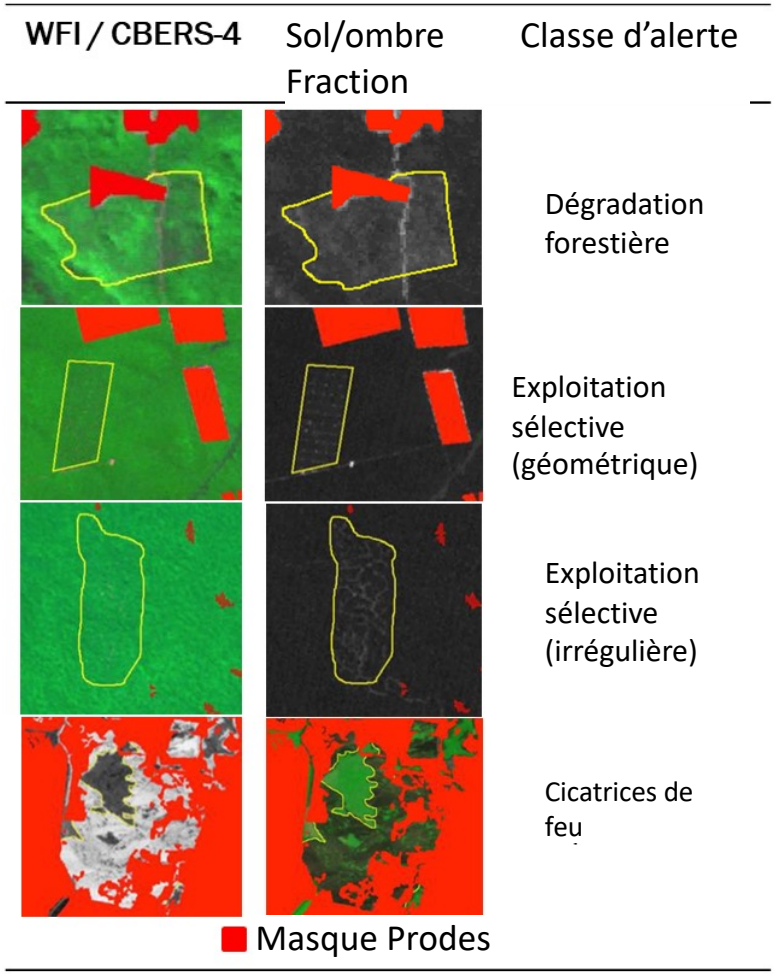
Classes :
Déforestation /
suppression,

et

Cicatrices de feu,
dégradation forestière
et exploitation sélective
(indicateurs de ***dégradation*** *forestière)*

Classes DETER - Amazonie





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

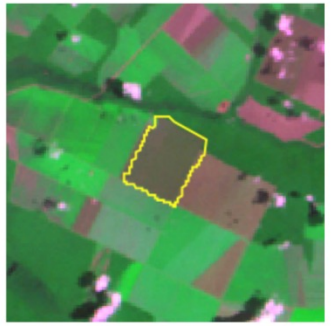
Alertes de suppression/dégradation

DETER - avant et après

(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

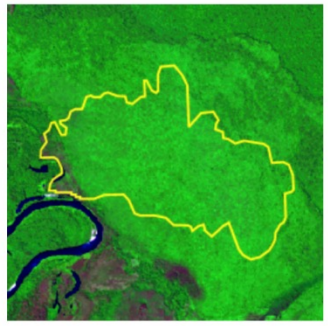

CB4 2022-12-11


CB4 2023-02-01

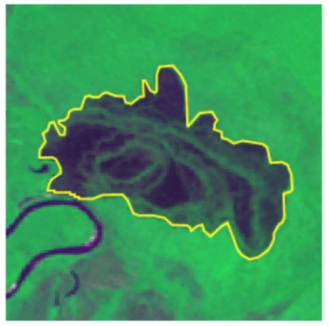


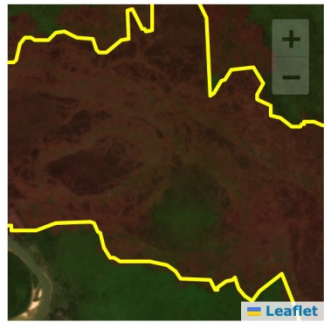
Planet 2023-02

(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

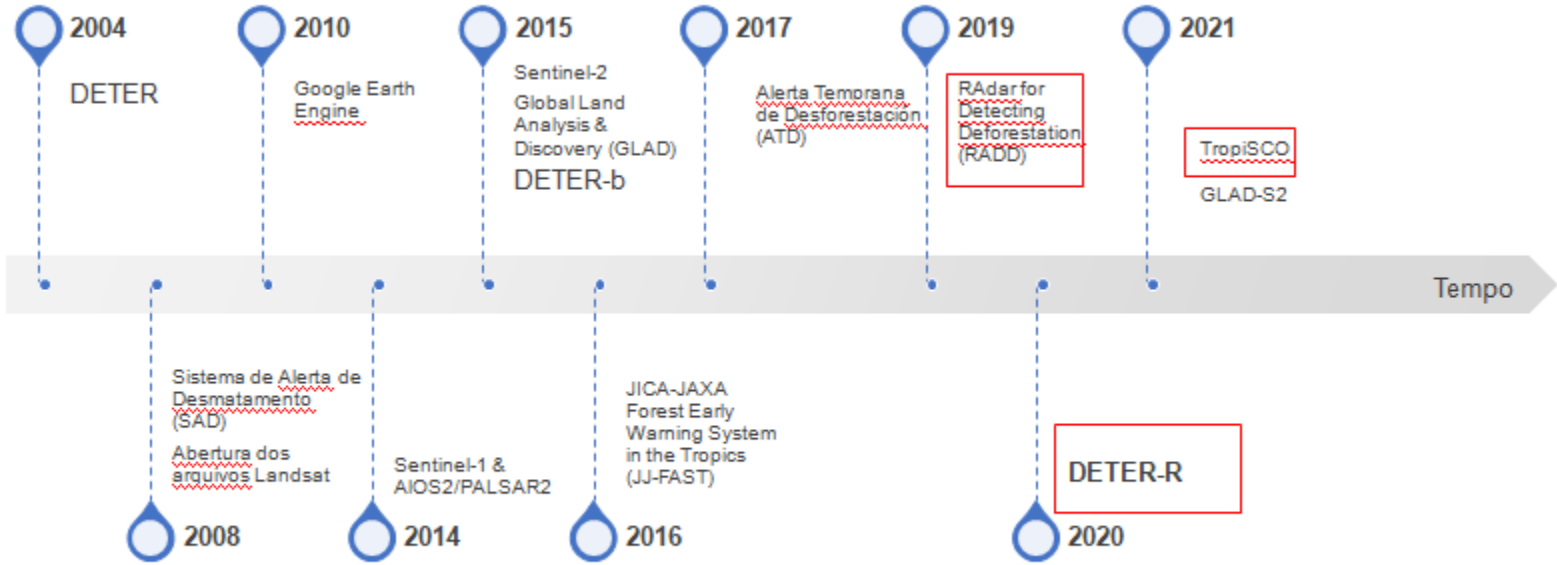


Planet 2022-10

Alertes de suppression/dégradation

Deter-R

Système automatique de détection des perturbations forestières en quasi temps réel fondé sur des images SAR en bande C.



Exploité de nov. 2020 à août 2024

Les données produites ne sont pas publiques.

Sistemas baseados em banda C

Deter-RT

Le nouveau système INPE-TropiSCO de suivi de la déforestation dans le biome amazonien.

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

124

Alertes de suppression/dégradation

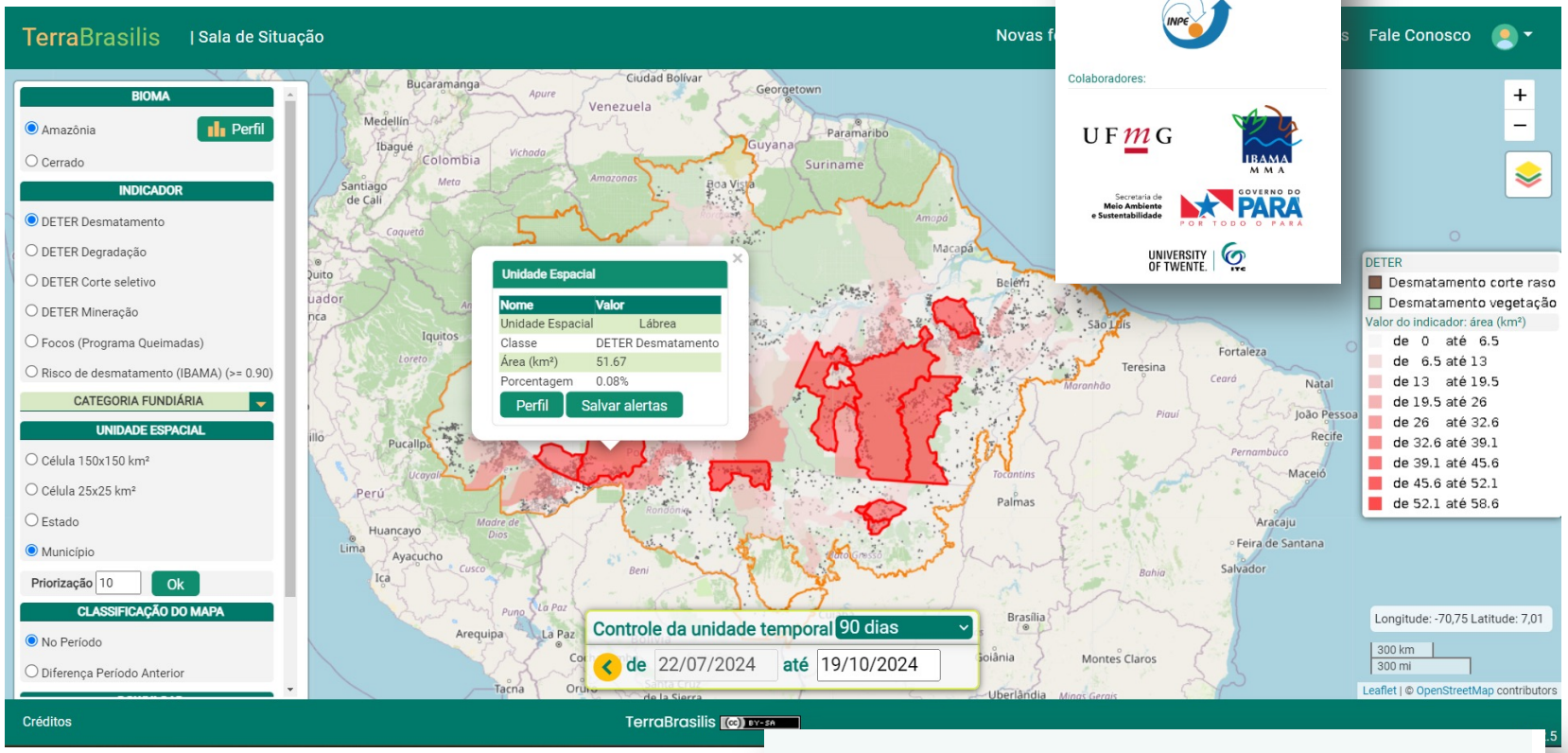
Salle de situation

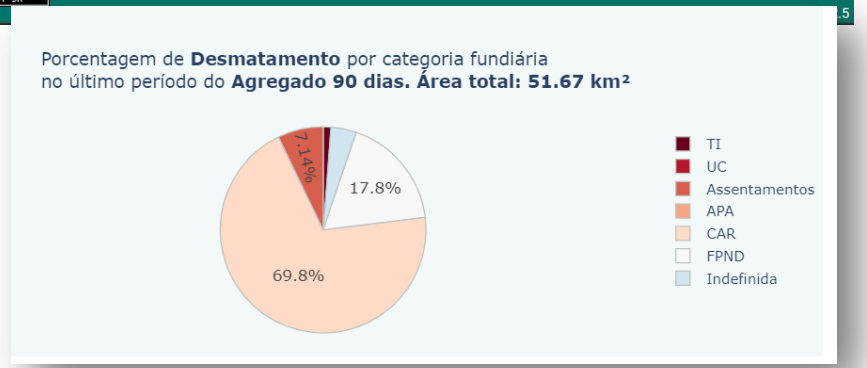
DETER et feux de forêt (programme Queimadas)

Risque de déforestation
Modèle de l'IBAMA

Outil des décideurs

MUNICIPALITÉS





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

Alertes de suppression/dégradation

Évolution de Deter



COEAM (2025)

Test des classes Deter Amazonie



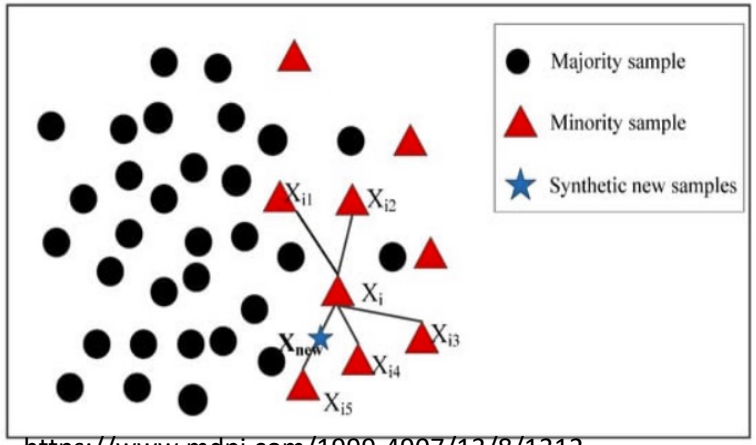
Déforestation

Random Forest avec échantillons synthétiques



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

Principe de l'algorithme SMOTE fondé sur les k plus proches voisins.



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

Alertes de suppression/dégradation

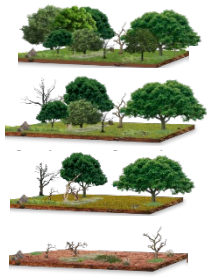
Évolution de Deter

Test des classes Deter Amazonie

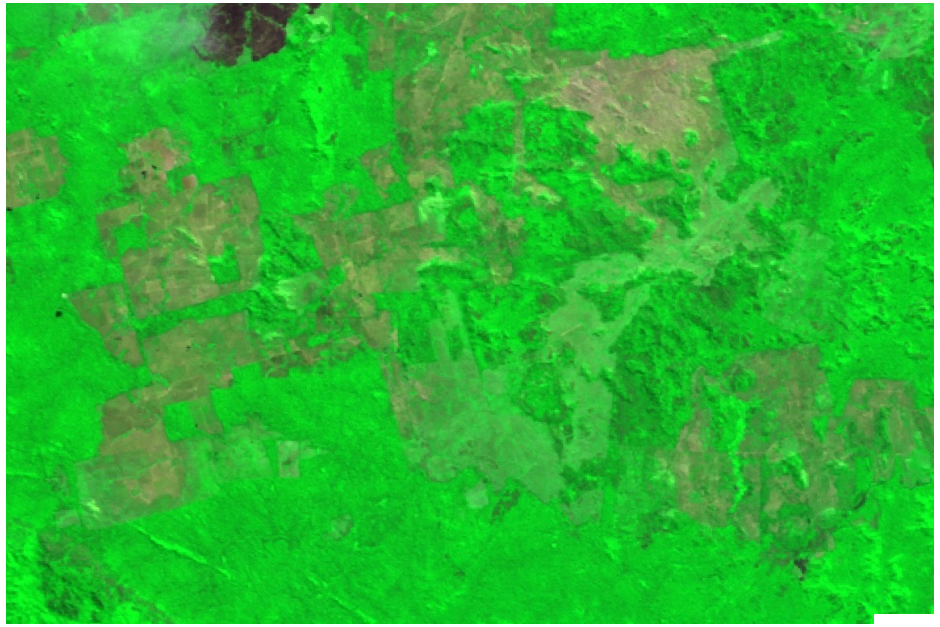


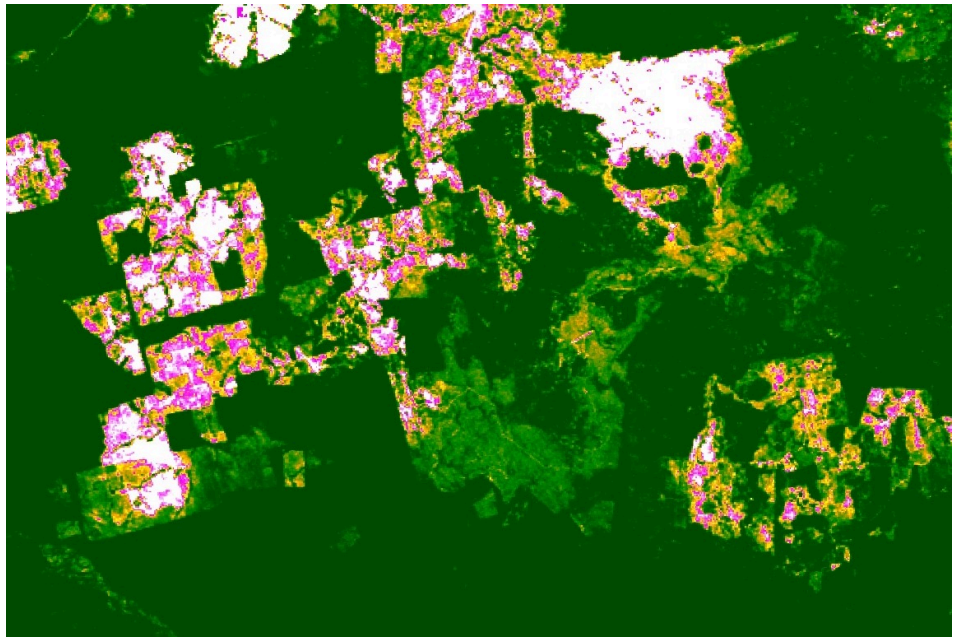
COEAM (2025)

Indices dérivés du modèle linéaire de type NDFI (Normalized Difference Fraction Index)



Dégradation





Différents niveaux de dégradation forestière

Alertes de suppression/dégradation



COEAM (2025)

Évolution de Deter

Test des classes Deter Amazonie

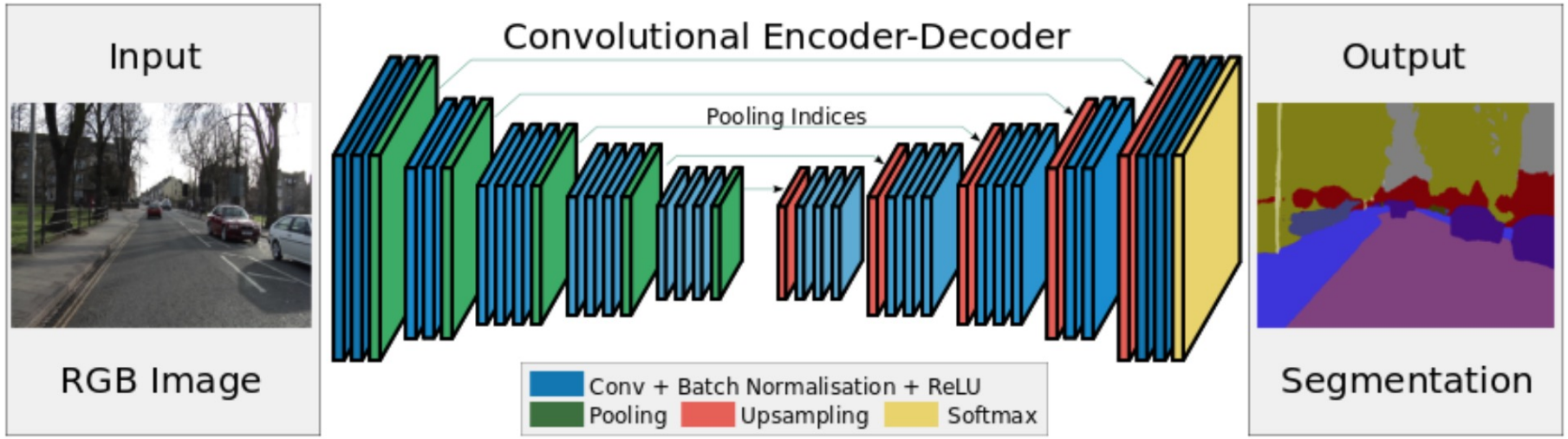


Dégradation forestière par le feu



Mines

La segmentation identifie le contexte



Apprentissage profond avec architecture U-net

Alertes de suppression/dégradation



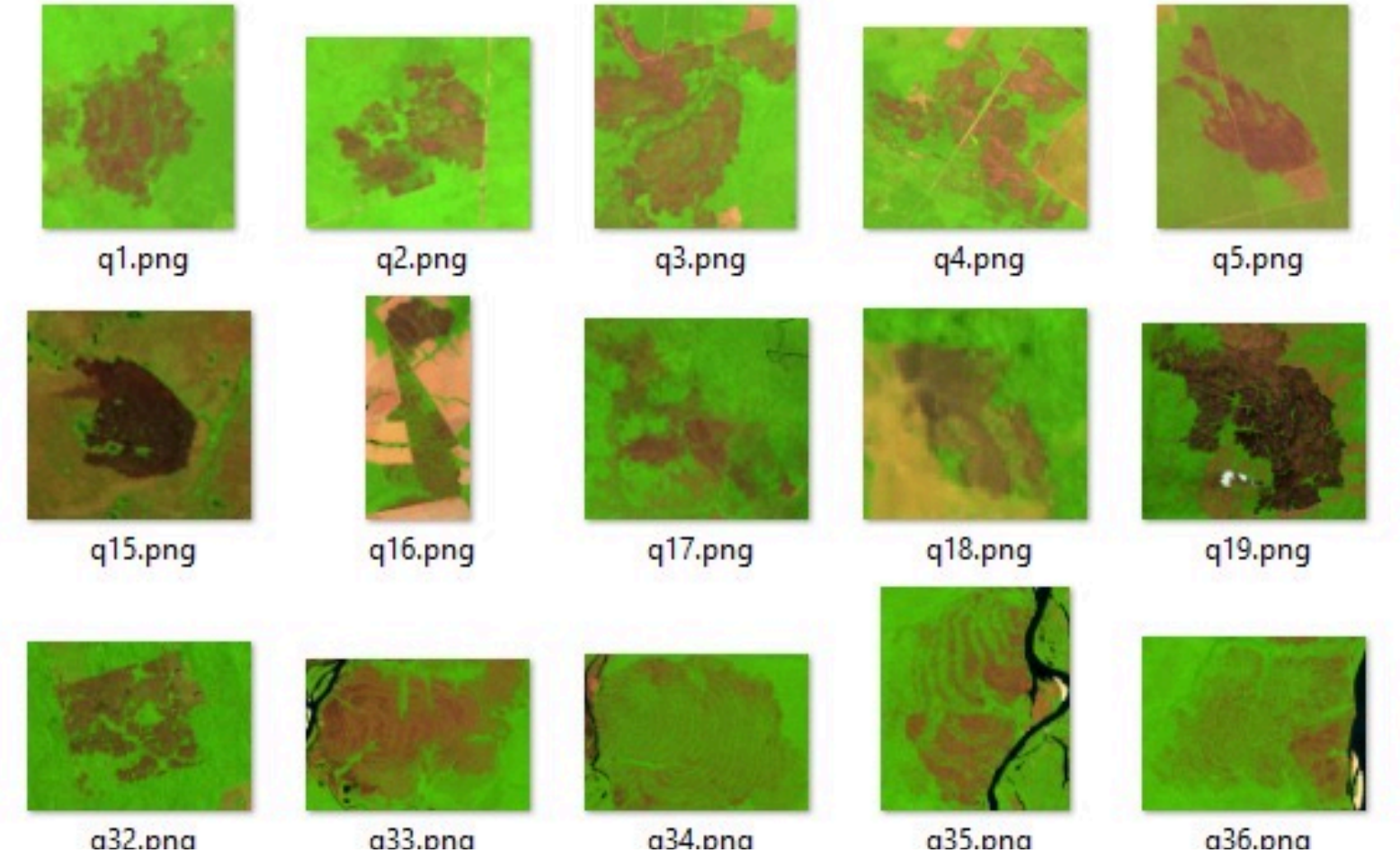
COEAM (2025)



Feu

Évolution de Deter

Entraînement



Apprentissage profond avec architecture U-net

Alertes de suppression/dégradation



COEAM (2025)

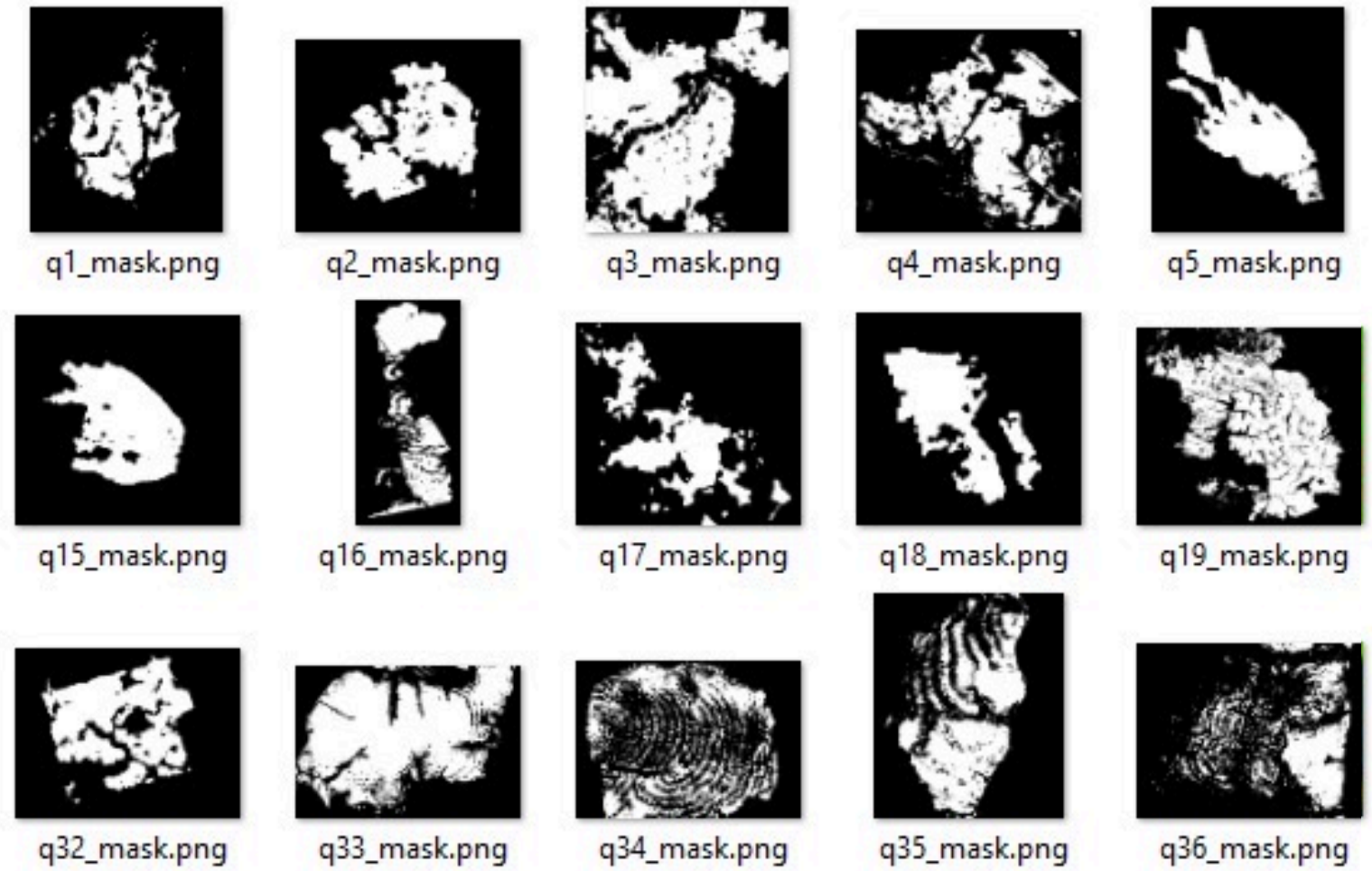
Masque pour entraîner le réseau à « voir » un brûlis et à l'identifier.

Comme si l'on entraînait les yeux de l'algorithme de segmentation.

Évolution de Deter

Masquage





Apprentissage profond avec architecture U-net

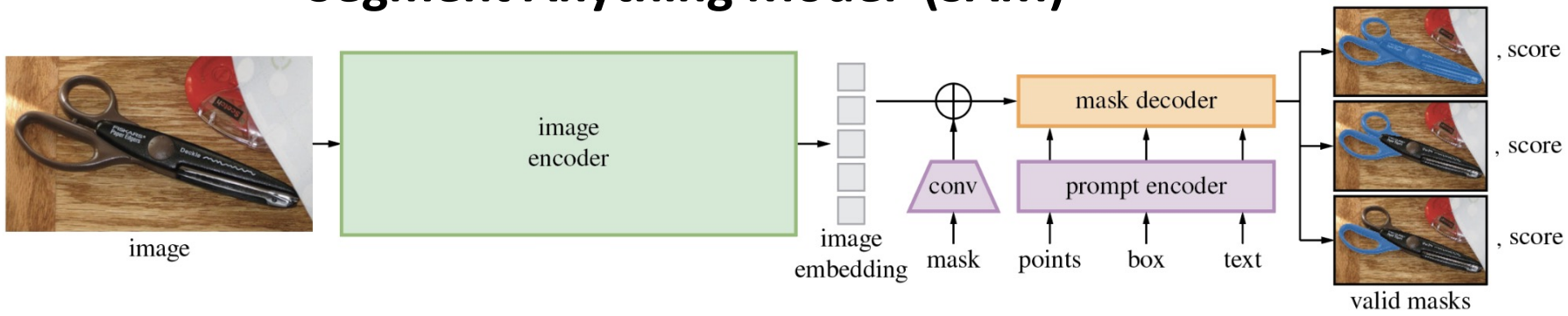
Alertes de suppression/dégradation



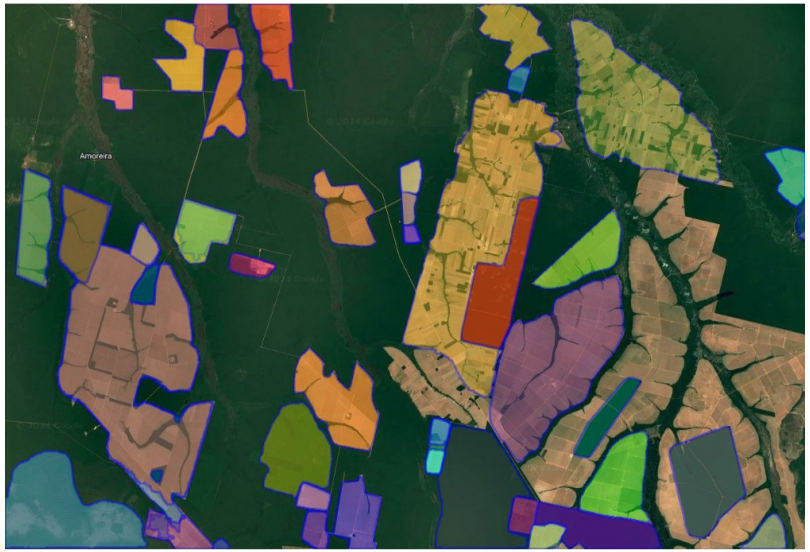
COEAM (2025)

Évolution de Deter – tests d'algorithmes

Segment Anything Model (SAM)







YOLO (You Only Look Once)

CNN

Alertes de suppression/dégradation

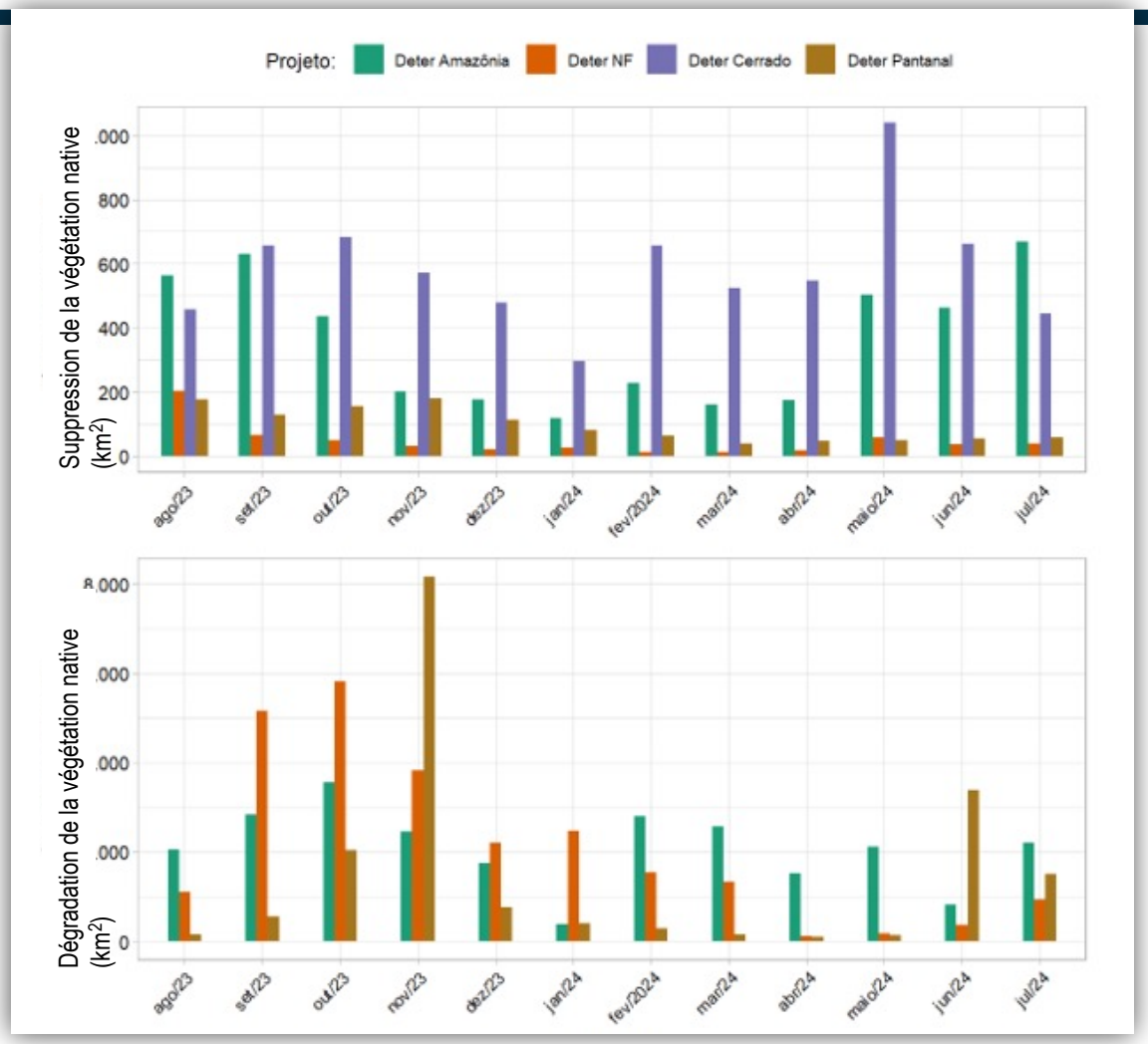
Cartes, polygones et statistiques DETER disponibles sur la plateforme TerraBrasilis

Des données précieuses pour :

- *planifier et suivre les stratégies*
- *analyser les **tendances de la déforestation** en comparant les périodes*

Dégradation Deter 2025 Amazonie 2025 prévision de déforestation

**Évolution – système intégré : Prodes à partir de Deter*



Suppression de la végétation native et dégradation forestière. DETER août 2023 – juin 2024

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

Des alertes aussi pour la société

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

Suivi systémique de l’usage et de l’occupation des sols



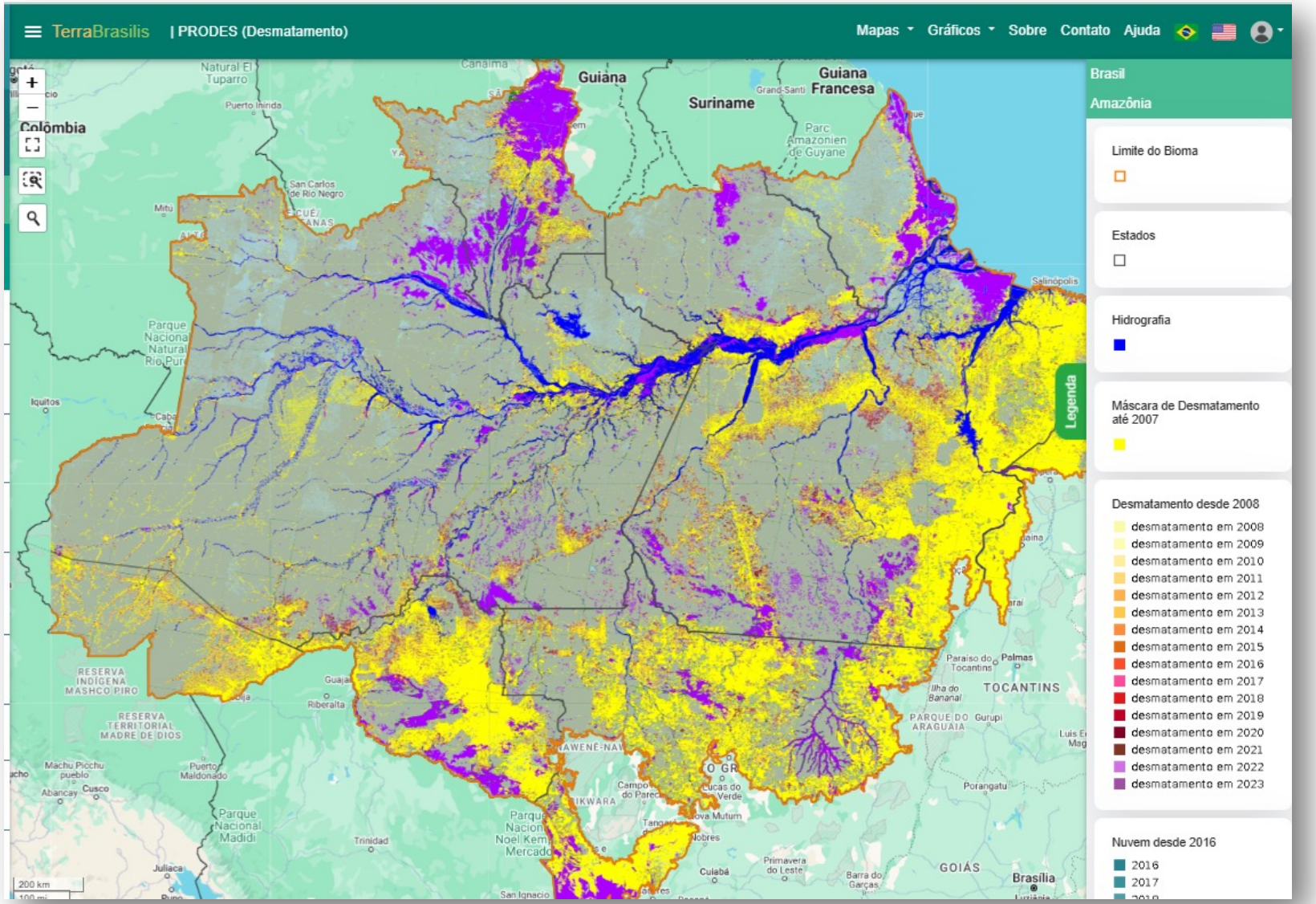
Embrapa

Entreprise brésilienne de recherche agricole

INPE

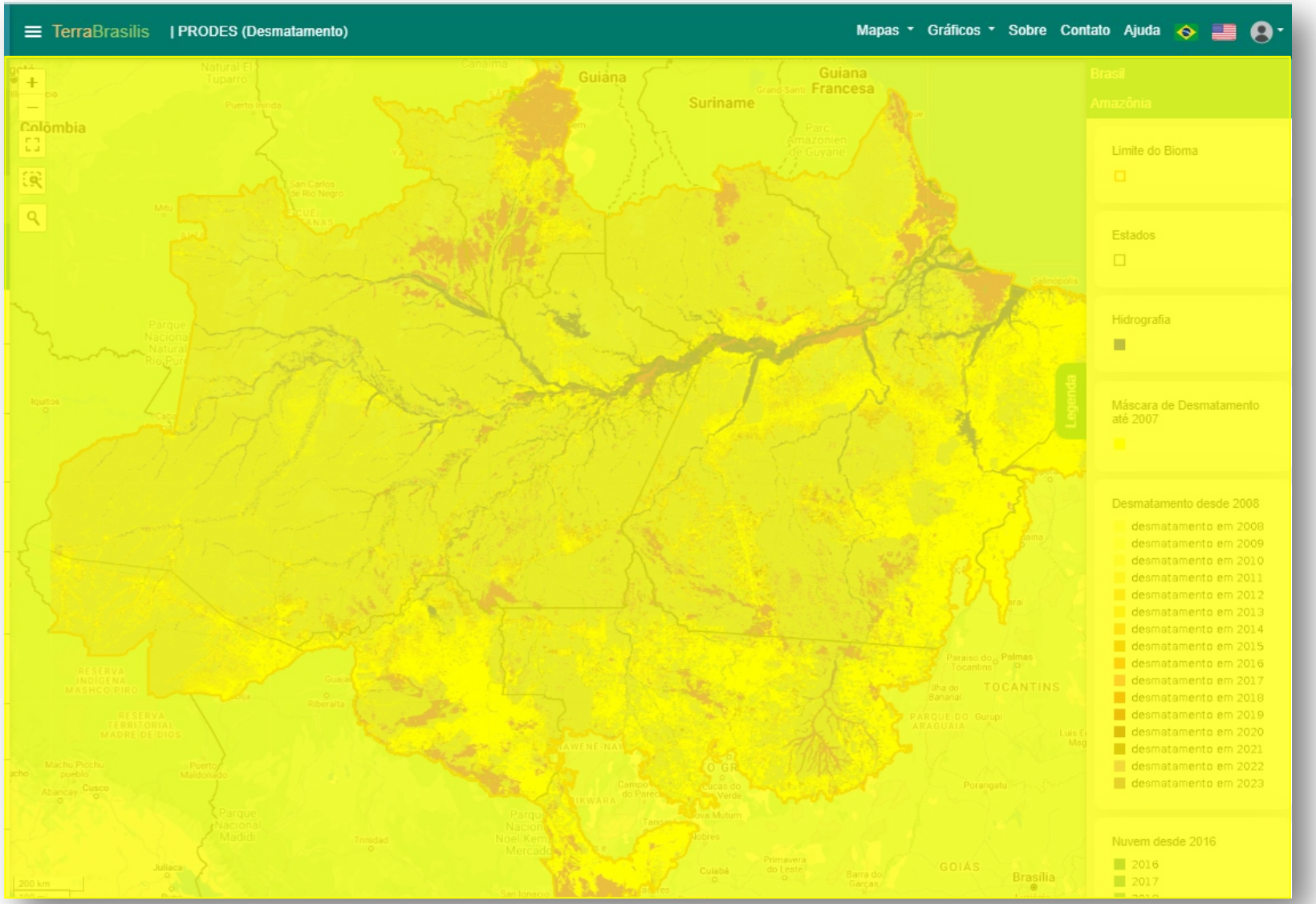
https://data.inpe.br/big/web/biomasbr/terraclass-monitoramento-sistemico-de-uso-e-cobertura-da-terra/

Qu'est-ce qui a remplacé la végétation native ?



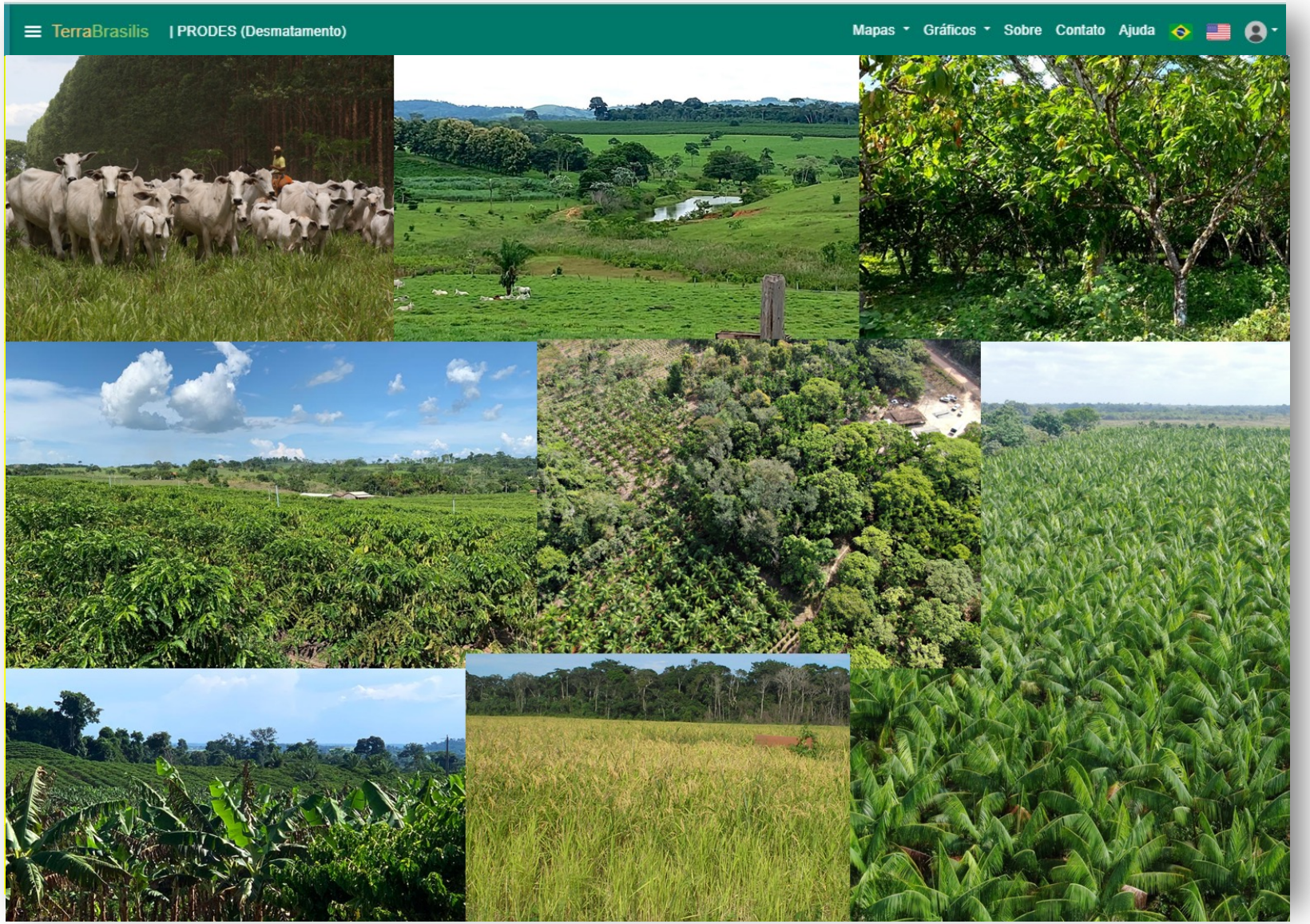
De la déforestation (Prodes)

Qu'est-ce qui a remplacé la végétation native ?



De la déforestation (Prodes)

Qu'est-ce qui a remplacé la végétation native ?



De la déforestation (Prodes)
à
l'usage et l'occupation des sols
TerraClass

Ventirueri (2025)

PROJET TERRACLASS

Partenariat entre l'INPE et l'EMBRAPA (depuis 2011)



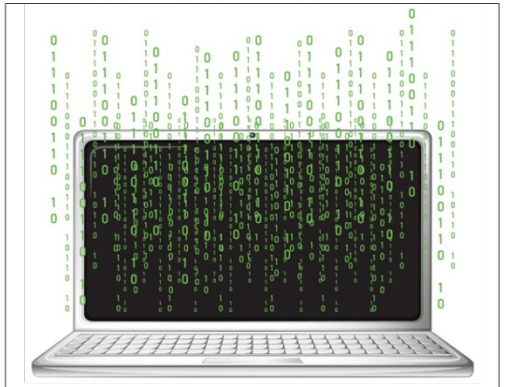
MÉTHODOLOGIE



Sentinel-2 10 m Images

BRAZIL DATA CUBE

Brazil Data Cube



Machine Learning Algorithms

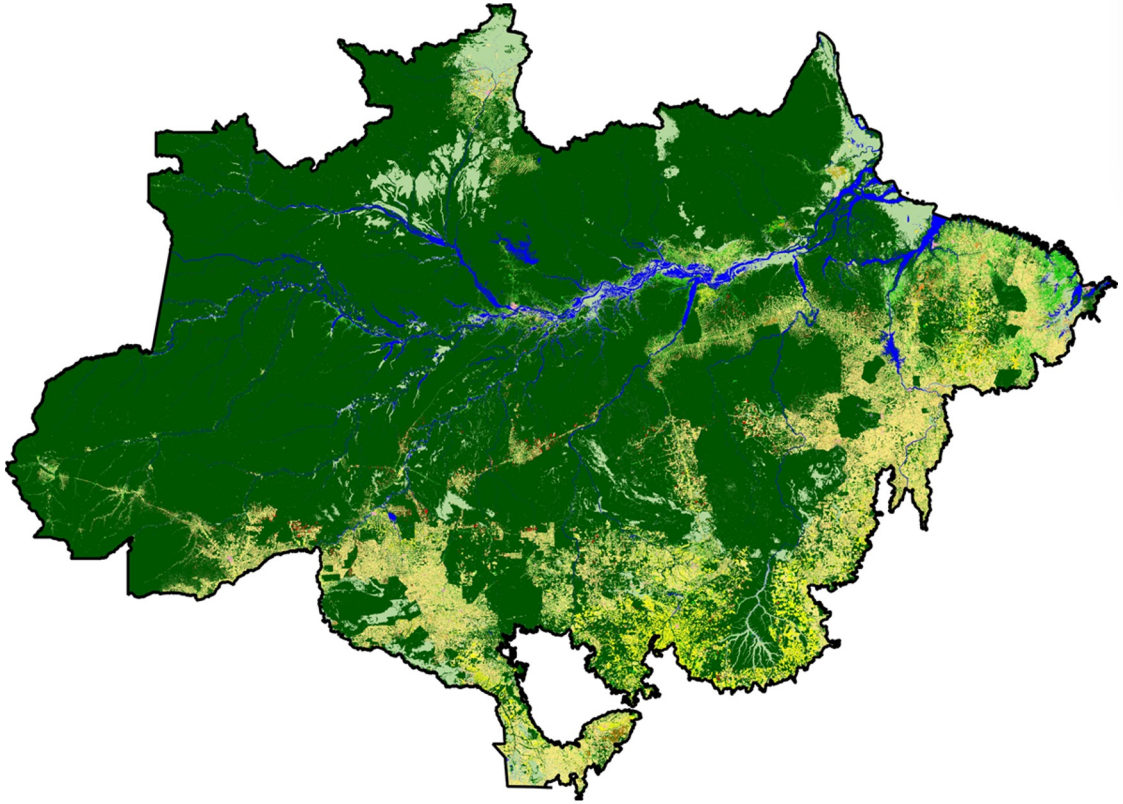
sits

SITS computing package

Coutinho (2023)

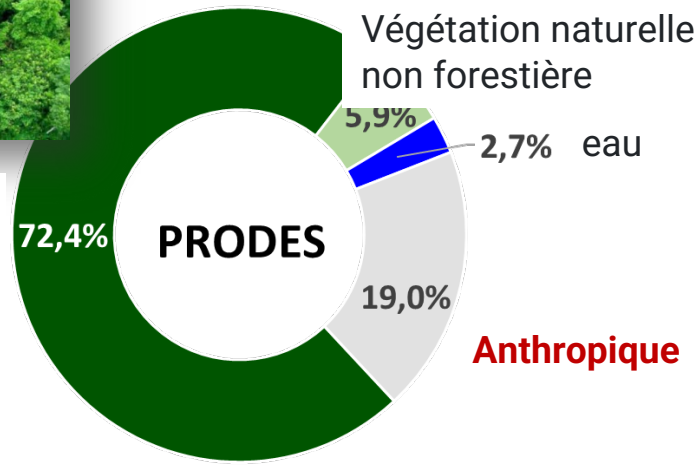
RÉSULTATS

TerraClass 2022





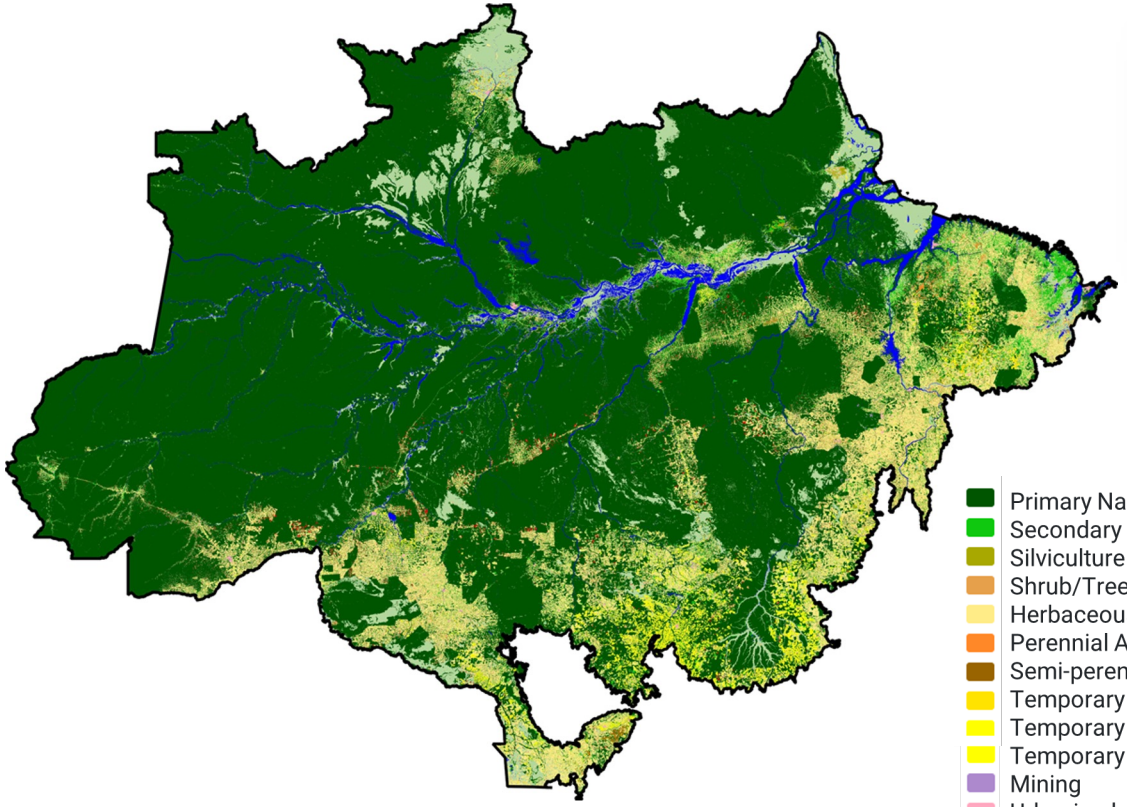
Végétation naturelle forestière primaire



PRODES (2022)

RÉSULTATS

TerraClass 2022

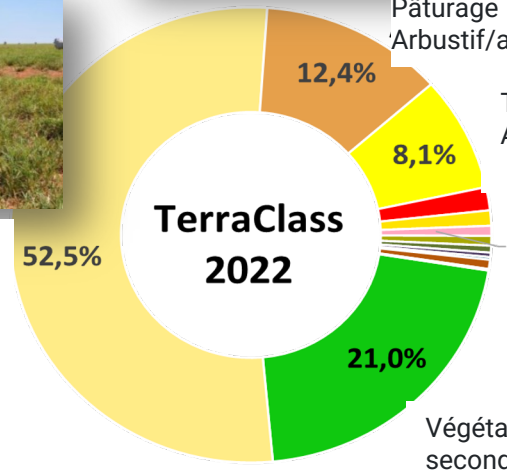


- Primary Natural Forest Vegetation
- Secondary Natural Forest Vegetation
- Silviculture
- Shrub/Tree Pasture
- Herbaceous Pasture
- Perennial Agricultural Crop
- Semi-perennial Agricultural Crop
- Temporary Agricultural Crop of 1 Cycle
- Temporary Agricultural Crop of More than 1 Cycle
- Temporary Agricultural Crop
- Mining
- Urbanized
- Other Uses
- Not Observed
- Deforestation in the Year
- No Forest
- Natural Non-Forest
- Water Body









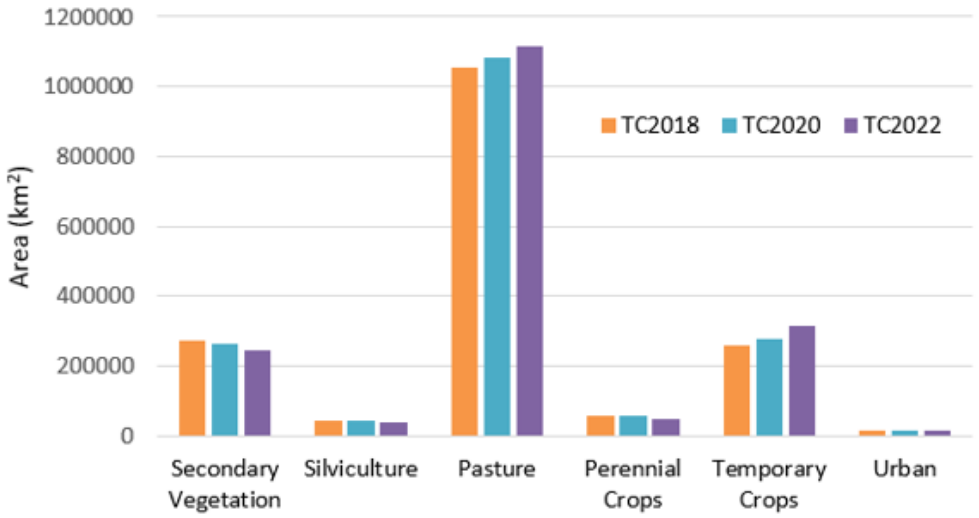
TerraClass (2022)



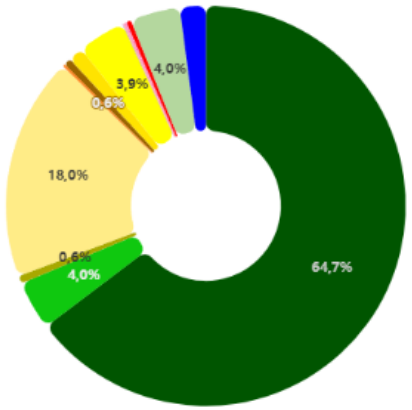
TRAJECTOIRES D'USAGE DES SOLS

Amazonie (2008 – 2022) et Cerrado – 2018, 2020 et 2022 (unifié)

Cartographie bisannuelle



2018
2020
2022







Amaral et al. 2025

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

TerraClass

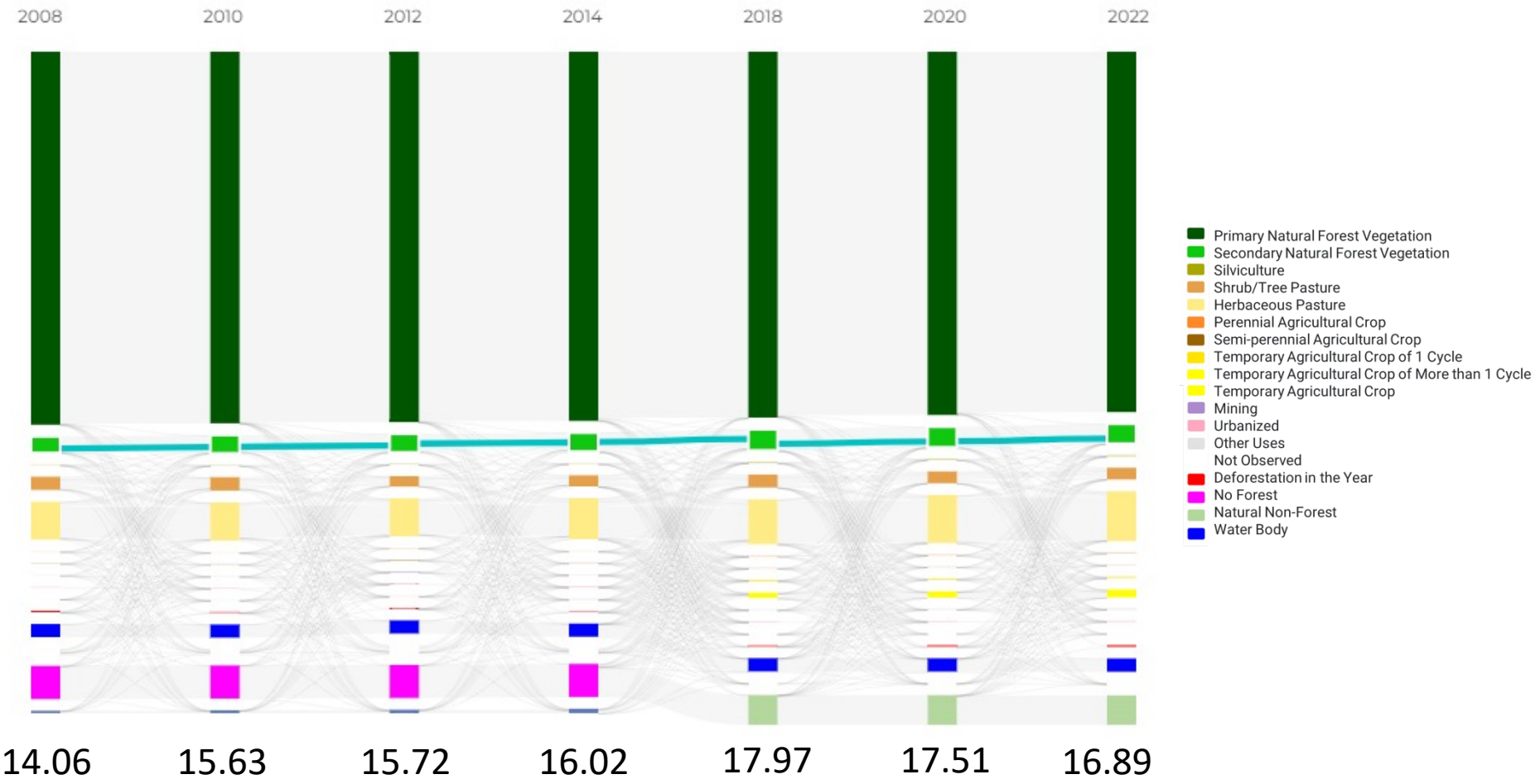
Végétation secondaire (VS) en Amazonie

Persistance

6 735 018,71 ha
2012 – 2022
(10 ans)

6 027 202,24 ha
2010 – 2022
(12 ans)

5 304 131,67 ha
2008 – 2022
(14 ans)



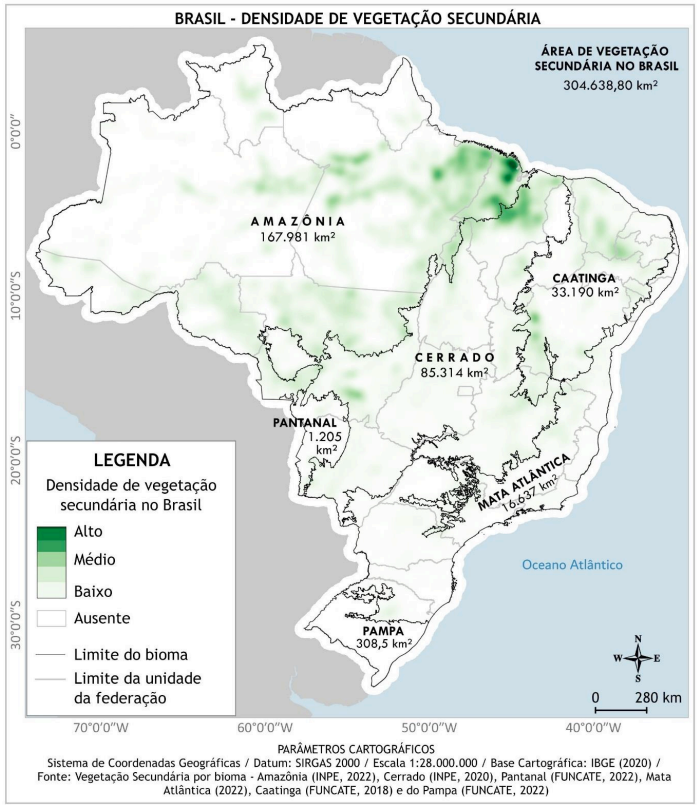
Milliers d'ha	14.06	15.63	15.72	16.02	17.97	17.51	16.89

TerraClass - Paysage

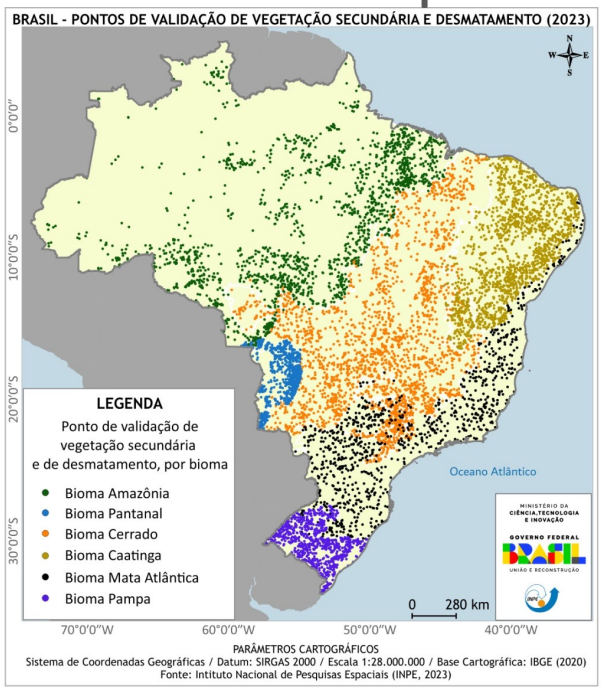
Cartographie de la végétation secondaire (VS)

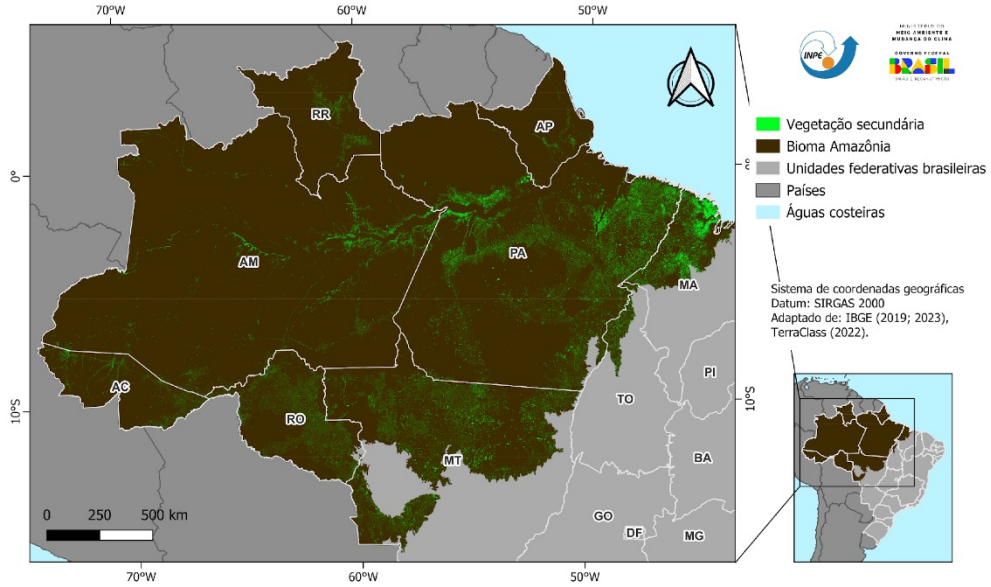
Zones de végétation secondaire pour tous les biomes brésiliens
2018, 2020 et 2022

À intégrer et publier dans TerraBrasilis en 2025



VS 2022 - Validation par biome





Végétation secondaire du biome amazonien

TerraClass - Paysage

Analyse paysagère de la végétation secondaire (VS) – BRÉSIL

Catégorie foncière	Surface (%)
Territoires quilombolas	0.85
UC de protection intégrale	1.28
Forêts publiques non affectées	1.82
UC d'usage durable (hors APA)	3.11
Terres autochtones	5.03
Aire de protection environnementale (APA)	6.18
Assentamento rural	**15.46**
Propriétés privées (SIGEF)	**22.34**
Zone sans enregistrement foncier	**43.92**

Surface totale (VS) = 16 247 366,72 ha (689 288 taches)

MÉTRIQUE	Analyse		
	Surface	Polygones	OBS
Âge pondéré (années)	(34.38%) 7–9 (07.66%) 1–3	(34.69%) 4 - 6 (09.36%) 13 - 14	**jeune (4 – 9 ans)**
Surface (ha)	(32.51%) 100 –| 1,000 (19.28%) > 1,000	(42.25%) 2 –| 5 (39.40%) 5 –| 20	**Beaucoup de petites, quelques grandes importantes**
Zone centrale	(41.40%) 10 –| 1,000	(87,04 %) nulle	**importante effet de lisière**
Dimension fractale	(99,33%) 1.25–1.5	(93.76%) 1.25–1.5	**forme géométrique - anthropique**
Distance euclidienne au plus proche voisin	84,30 % - 0 m	69,80 % - 0 m	**adjacente à de la végétation**
Végétation voisine la plus proche	85,47 % - végétation primaire	73,85 % - végétation primaire	**végétation primaire**

TerraClass et PLANAVEG

Comissão de Recuperação da Vegetação Nativa (Conaveg)

La Commission de restauration de la végétation native
objectif commun de restaurer 12 millions d'hectares de végétation native dans notre pays.
Ce nouveau pacte et ce jalon se traduisent désormais dans le Planaveg 2025-2028.

Planaveg

Plano Nacional de Recuperação da Vegetação Nativa
Plan national de restauration de la végétation native
(article 5 du décret n° 8.972 du 23 janvier 2017,
arrêté interministériel n° 230 du 14 novembre 2017)

« Les données de végétation secondaire (VS) produites par le projet TerraClass seront consolidées comme une couche structurante d'intelligence spatiale et de suivi de la restauration de la végétation native au Brésil, et figureront parmi les principales couches de la plateforme nationale de suivi ».

OBJECTIF
Restauration de la végétation native dans les zones dégradées des unités de conservation (UC), des terres autochtones (TI) et d'autres territoires collectifs.



Planaveg

146

UTILISATEURS DES DONNÉES PRODES

Biomas Br

Politiques publiques

National Adaptation Plan to Climate Change

General Strategy

VOLUME I

Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation

conservation of forest carbon stocks

+ sustainable management of forests

enhancement of forest carbon stocks

United Nations Framework Convention on Climate Change



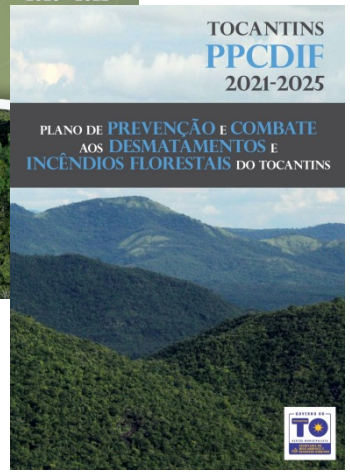
Plano de controle do desmatamento na Amazônia entra em consulta pública

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.





Science et études universitaires

PRODES

07/17/2026:

1 787 articles dans

576 revues

CLIMATE POLICY INITIATIVE
NÚCLEO DE AVALIAÇÃO DE POLÍTICAS CLIMÁTICAS PUC-Rio

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

Climate Policy Initiative



Contrôle du commerce

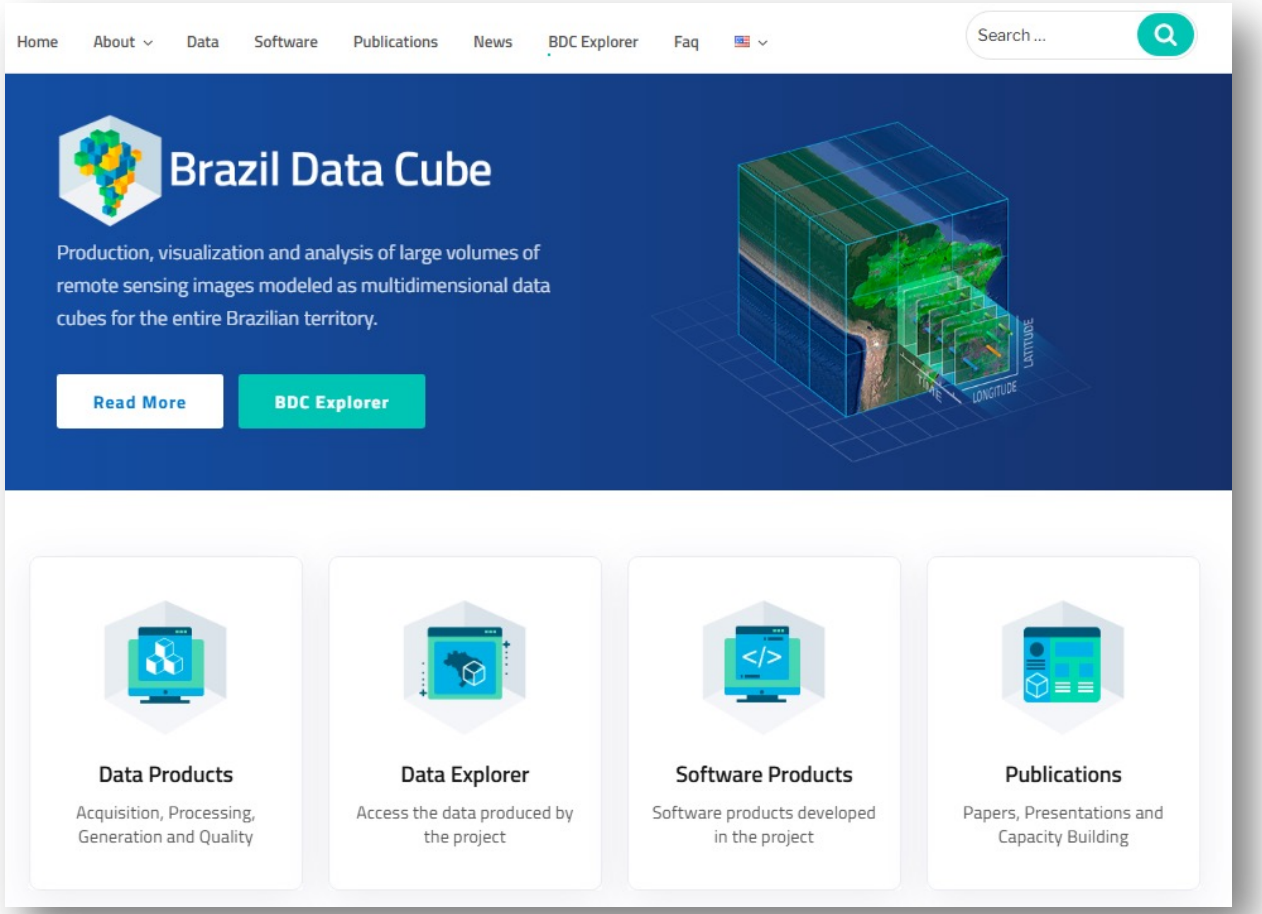




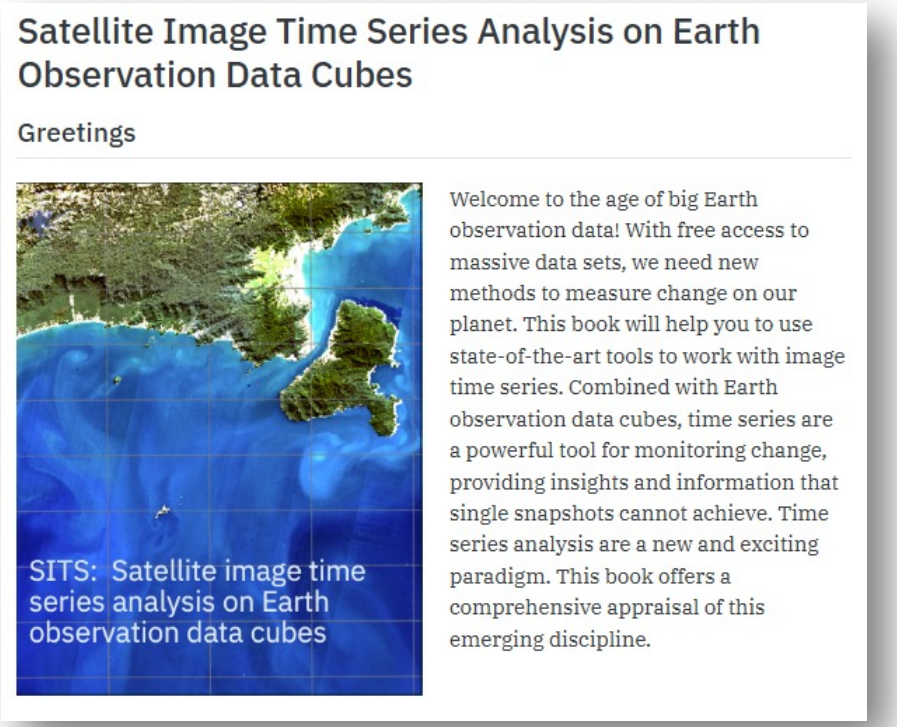
https://data.inpe.br/biomasbr/citacoes/

BDC - SITS

Nouvelles technologies de l'INPE pour Prodes - accès libre - analyse par IA pour la télédétection -



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



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

BiomasBR

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

Un programme stratégique de l'INPE

Construction / historique
Équipes – recherche scientifique
Collaborations et partenariats

Accès libre
Couverture exhaustive
Précision constante des données
Séries historiques
Amélioration continue

Méthodes d'IA – classification d'images
Contribution face au changement climatique

Données ouvertes et outils d'IA pour la société



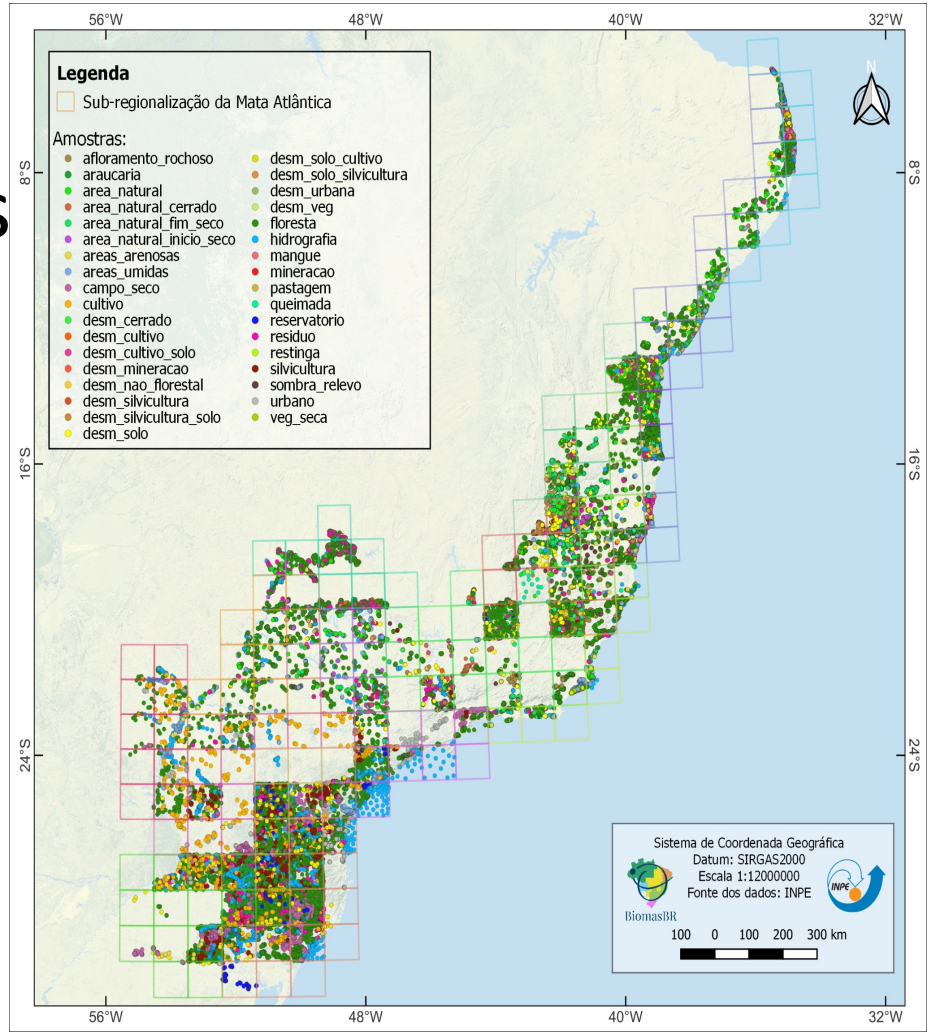


L'IA pour les forêts – grands défis

Peu de jeux de données étiquetées

Les données de référence de qualité sont coûteuses et longues à produire.

Cela limite l'apprentissage supervisé et la précision des modèles.





L’IA pour les forêts – grands défis

Généralisation entre écosystèmes

Les modèles entraînés dans un biome ou un pays fonctionnent souvent mal ailleurs

Cela réduit la transférabilité vers de nouveaux écosystèmes et climats.





L'IA pour les forêts – grands défis

Variabilité temporelle
Couverture nuageuse

Saisonnalité, phénologie, perturbations
Dégradation x déforestation

Forêt tropicale – couverture nuageuse

L'IA rate l'exploitation sélective, les dégâts du feu et la dégradation du sous-bois

Séries temporelles incomplètes





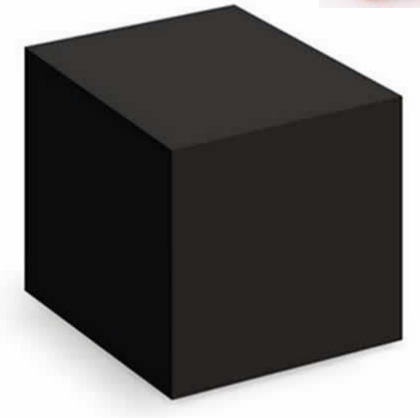
L'IA pour les forêts – grands défis

Explicabilité et estimation de l'incertitude



Les modèles d'apprentissage profond sont souvent des « boîtes noires ».

Difficile pour les agences et les décideurs de se fier aux produits opérationnels.



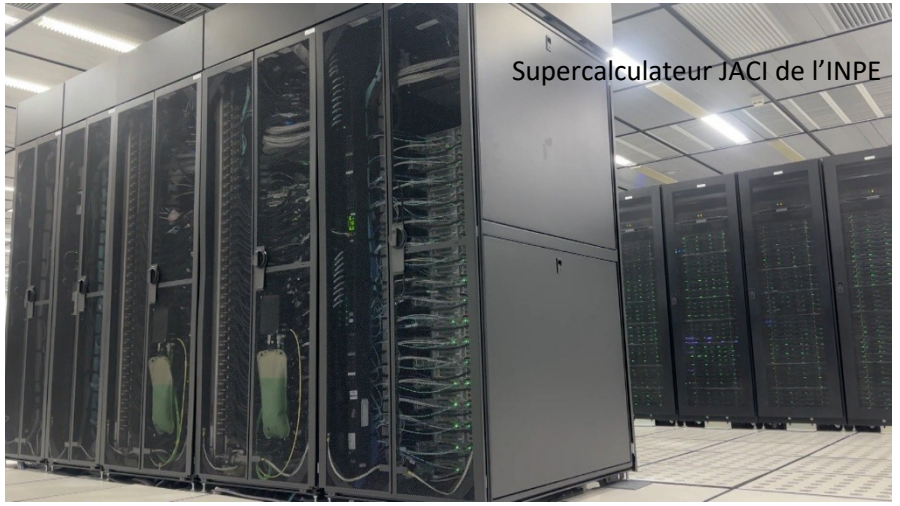


L'IA pour les forêts – grands défis

Besoins de calcul importants

L'apprentissage profond moderne et les modèles de fondation exigent des GPU, beaucoup de stockage et du calcul haute performance.

Aujourd'hui, l'accès est réservé à certaines organisations



Supercalculateur JACI de l'INPE



Google DeepMind

OpenAI



L'IA pour les forêts – grands défis

- Intégration dans les **systèmes de suivi opérationnels**
- Cohérence à long terme pour les rapports environnementaux
- Passage à l'échelle - modèles de fondation pour le suivi mondial des forêts

Questions éthiques et de gouvernance



L’IA pour les forêts

Suivi des forêts pour le carbone et le changement climatique

Télédétection et IA – évolution et défis

Discussion – usage des données forestières une autre conférence
Recherche et développement – nous comptons sur vous !

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?

Merci !

Silvana Amaral

+55 12 996255480

silvana.amaral@inpe.br

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



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO