

CoSIA
Couverture du Sol par Intelligence Artificielle

Mise à jour : 5 avril 2023

Documentation technique

SOMMAIRE

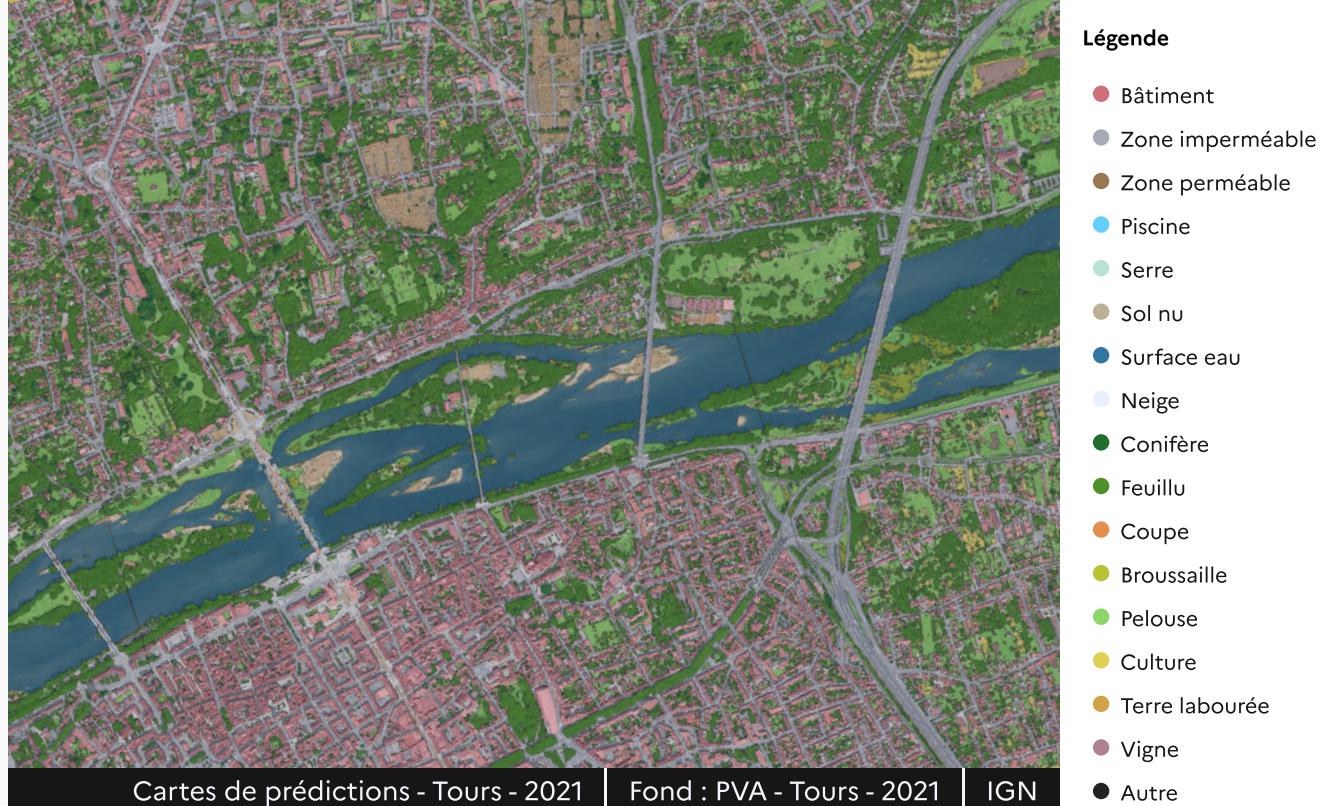
- Qu'est-ce que CoSIA ? p.1
- Quelles sont les couvertures décrites par CoSIA ? p.2
- À partir de quelles données est produite CoSIA ? p.5
- Comment est produite CoSIA ? p.6
- Pourquoi certaines données sont-elles erronées ? p.8
- À quel métriques puis-je me référer ? p.9
- Lexique p.17

Descriptif

Les cartes CoSIA décrivent la couverture du sol, soit la nature du sol, selon 16 classes (bâtiment, surface d'eau, conifère, culture, broussaille...). Cette description du sol est produite pour tout le territoire français (métropole et DROM-TOM) et avec une haute résolution de 20 cm par pixel.

Les cartes CoSIA sont un produit de l'IGN qui interviennent actuellement dans la conception de l'OCS-GE. Leur résolution spatiale et leur finesse sémantique peuvent également aider dans la production d'autres cartographies et au calcul d'autres indicateurs comme la végétation en ville, les haies & bocages, les trames vertes & bleues ou encore intervenir dans la réalisation de MOS locaux ou d'un OCS GE plus fin.

Pour produire ces cartes, on utilise des processus d'intelligence artificielle dont des méthodes d'apprentissage profond (deep learning). Ces cartes sont alors dites de "prédiction" car elles sont obtenues à partir d'un modèle numérique d'IA qui estime statistiquement pour chaque pixel son appartenance à une classe, et peuvent ne pas refléter de manière exhaustive la réalité du terrain. Il existe des marges d'erreurs qui sont référencées pour chaque classe.



Quelles sont les couvertures décrites par CoSIA ?

p.2

Nomenclature

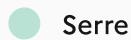
Les cartes CoSIA sont composées de 16 classes : bâtiment, zone imperméable, zone perméable, piscine, serre, sol nu, surface d'eau, neige, conifère, feuillus, coupe, broussaille, pelouse, culture, terre labourée, vigne et autre. Elles sont définies et illustrées dans la table ci-dessous.

CLASSE	DESCRIPTION	ILLUSTRATION
● Bâtiment	Bâtiment ou autres type de constructions. Exemples : tours, châteaux d'eau, silo, auvents... <u>Attention</u> : un simple mur n'est pas considéré comme un bâtiment.	
● Zone imperméable	Zone non construite, munie d'un revêtement la rendant imperméable (asphalte, béton...). <u>Exemples</u> : route, terrain de sport revêtu, parking...	
● Zone perméable	Terrain stabilisé et compacté, partiellement ou totalement perméable, et recouvert de matériaux minéraux (pierres, terre, graviers). <u>Exemples</u> : voies ferrées, chemins, carrières, salines, chantiers, enrochements rocheux, cours de ferme, cimetières (sauf zones goudronnées ou végétalisées), terrains de sports non revêtus...	



Piscine

Bassin de piscine non couverte.



Serre

Construction, pérenne ou non, en verre ou en plastique, translucide, close ou couverte à vocation le plus souvent agricole.



Sol nu

Zone naturelle non végétalisée.
Exemple : sable, galets, rochers, lapiaz...

On peut aussi classer en sol nu d'anciennes zones artificialisées retournant à la nature (carrière).



Surface eau

Surface naturelle couvertes d'eau au moment de la prise de vues aérienne.



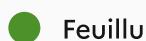
Neige

Surface couverte de neige ou de glace au moment de la prise de vues aérienne.



Conifère

Peuplement de conifères ou conifères isolés.



Feuillu

Peuplement de feuillus ou feuillus isolés.



Coupe

Zone à vocation forestière récemment exploitée (coupe à blanc, coupe claire) ou récemment plantée (semis, fourrés).



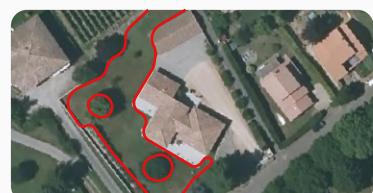
Broussaille

Terrain couvert d'arbustes et de sous-arbrisseaux.
Exemples : landes montagnardes, garrigues, maquis non boisés, terrains en friches, landes marécageuses.



Pelouse

Surface non agricole couverte de végétation herbacée.
Exemples : pelouse naturelle, d'agrément, terrain de sport, clairière...



Culture

Zone herbacée à vocation agricole incluant les cultures et les prairies.



Terre labourée

Zone de culture sans végétation au moment de la prise de vues aérienne.



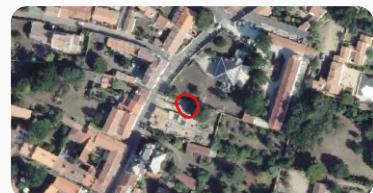
Vigne

Plantations de vignes.



Autre

Zone non classée (classe inconnue, ombre dense...).



À partir de quelles données est produite CoSIA ?

p.5

Données entrantes

Les cartes CoSIA sont produites à partir de trois bases de données de l'IGN : la BD Ortho, le MNT RGE-Alti et le MNS ainsi qu'à partir d'annotations manuelles.



Annotations

L'IGN a fait produire 2500 km² d'annotations manuelles à travers 63 départements. À partir des prises de vue aériennes, chaque pixel est annoté et appartient à l'une des 17 classes de couverture du sol.

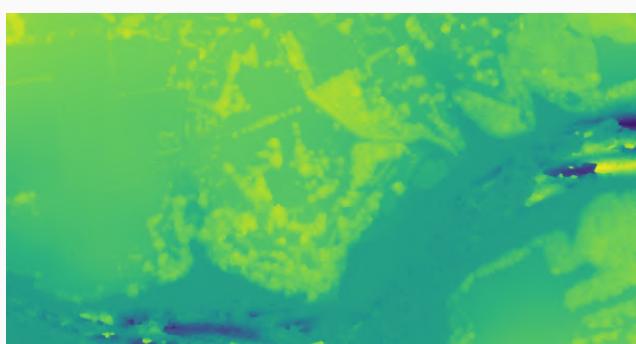
<https://geoservices.ign.fr/ressources-ia-de-couverture-du-sol>



Données Ortho

La BD ORTHO® 20 cm et l'Ortho IRC sont utilisées. Elles sont produites tous les trois ans (1/3 des départements français par an) à partir des prises de vues aériennes opérées par l'IGN. Les canaux rouge, vert et bleus sont utilisés ainsi que l'infrarouge pour détecter la végétation.

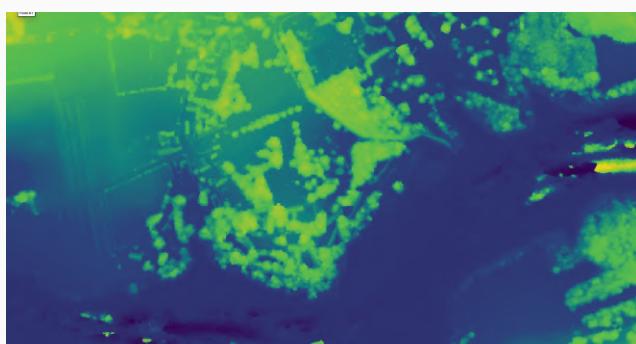
<https://geoservices.ign.fr/bdortho>



MNS

Le modèle numérique de surface (MNS) maillé décrit le relief du territoire : la forme du sol et du sursol. En plus du terrain, est fournie l'altitude de l'ensemble des éléments au-dessus du sol comme la végétation, les bâtiments ou les ouvrages d'art.

<https://geoservices.ign.fr/rgealti>



MNT RGE ALTI

Le modèle numérique de terrain (MNT) maillé décrit le relief du territoire : la forme et l'altitude normale de la surface du sol.

<https://geoservices.ign.fr/rgealti>

Comment sont produites les cartes CoSIA ?

p.6

La production de COSIA en 8 étapes.

1

Prises de vues aériennes

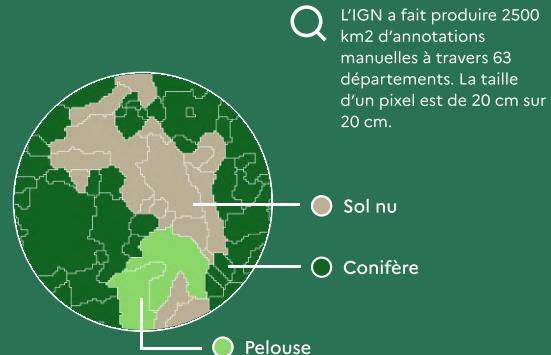
La production de CoSIA se fait par département et à partir des données ortho issues des prises de vues aériennes (un tiers des départements sont couverts chaque année).



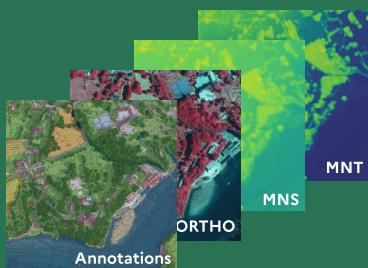
2

Annotation du territoire

À partir des données ortho, on crée des groupes de pixels dont les couleurs sont proches (on parle de segmentation d'images) et l'on assigne manuellement à chaque groupe de pixel l'une des 16 classes de couverture du sol.



3



Génération d'un jeu de données

Les annotations au format raster sont regroupées avec la BD Ortho RVB IR, le MNT et le MNS pour obtenir un jeu de données. On a alors pour chaque pixel un certain nombre d'informations.

4

Conception d'un modèle d'intelligence artificielle

On crée un modèle numérique (un ensemble de règles) et on utilise pour cela l'intelligence artificielle et des méthodes d'apprentissage profond (deep learning). Ces technologies servent à reconnaître automatiquement des objets sur un jeu de données (ici bâtiment, arbre, plan d'eau...).

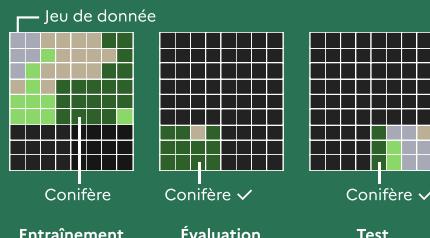
5

Entraînement du modèle

Le modèle d'intelligence artificielle prédit pour chaque pixel du jeu de données la probabilité qu'il appartienne à chacune des classes. Le modèle s'entraîne : il teste et affine un très grand nombre de paramètres jusqu'à ce qu'il produise un résultat le plus proche des annotations.



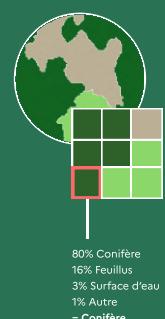
Pour l'entraînement du modèle, le jeu de données est divisé en trois parties. Le modèle s'entraîne sur la partie 1. Il est ensuite appliqué sur la partie 2 pour évaluer les paramètres choisis et est enfin testé sur la partie 3 pour s'assurer de sa performance.



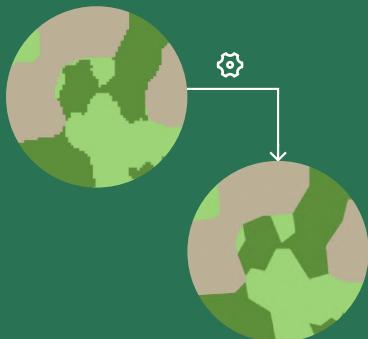
6

Inférence France entière

Le modèle, correctement paramétré, est appliquée (ou inférée) sur l'ensemble de la France. Le pourcentage le plus élevé détermine dans chaque cas la classe du pixel.



7



Vectorisation

En data-science, les données obtenues grâce au modèle sont appelées cartes de prédition (car le modèle produit une estimation). Ces données, sous format raster, sont ensuite simplifiées et vectorisées (suppression des pixels isolés et lissage des contours des polygones). Cette simplification réduit fortement le poids de la donnée et offre une meilleure usabilité.

8

Mise à disposition

CoSIA est disponible depuis les sites de l'IGN. La donnée millésimée est mise à jour tous les trois ans pour un même département.



Q Zoom sur la simplification

Pourquoi simplifier la donnée ?

Pour répondre aux usages métiers, la donnée est vectorisée. Mais la résolution initiale des pixels de 20 cm par 20 cm alourdit considérablement la donnée. On procède alors à une simplification pour que son poids reste raisonnable et qu'elle

puisse facilement être exporté et manipulée au sein de logiciels SIG. Par exemple, la métropole de Tours sans simplification est d'environ 1.6 Gb. Avec le procédé de simplification, on réduit son poids à 186 Mb, soit par 8.

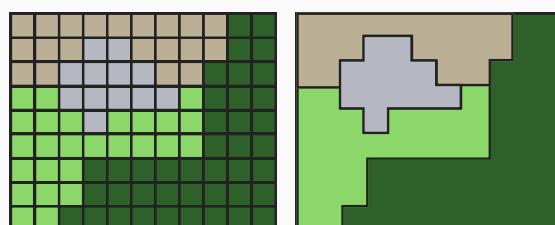
1 Suppression de pixels

On supprime les pixels isolés et les petits groupes de pixels par méthode Sieve. Seules les petites surfaces, correspondant à des objets inférieurs à 1m, sont supprimées.



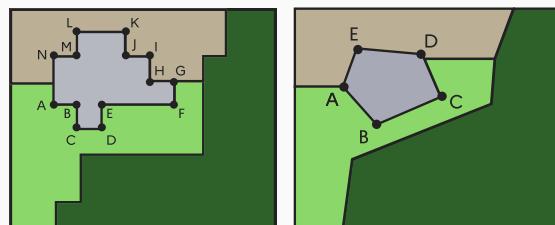
2 Vectorisation de la donnée

Les données sont vectorisées. Les polygones suivent les formes des pixels et ont une forme "d'escalier". Cette opération participe à alourdir la donnée.



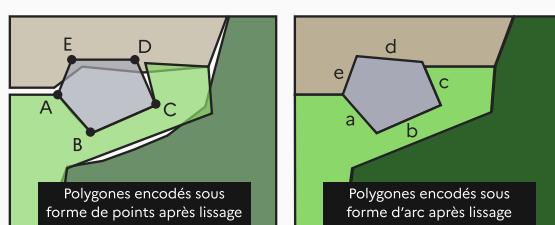
3 Simplification des polygones

Les polygones sont lissés en suivant l'algorithme de Douglas-Peucker avec un coefficient de 0,5 m. La valeur indique approximativement la distance maximale qu'un contour peut changer après lissage.



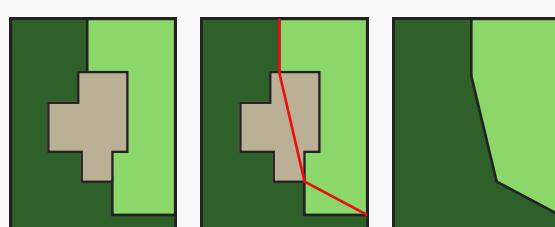
+ Cohérence Topologique

Pour garder une cohérence topologique entre les polygones adjacents lors du lissage et éviter des trous ou des recouvrements, les polygones sont encodés sous une suite d'arcs au lieu de points. Puis, après lissage, ils sont de nouveau encodés sous une suite de points standards pour faciliter leur manipulation.



+ Effets de bord

On note parfois dans la méthode utilisée, des effets de bords. Des polygones avec une géométrie particulière et une largeur étroite (inférieur à deux fois le coefficient de lissage, soit environ 1m) sont supprimés ou il existe des recouvrements. Mais ces cas restent rares.



5 paramètres à prendre en compte

pour mieux comprendre les technologies d'intelligence artificielles et de deep learning et leurs limites.

1 Les données d'entrée

Les modèles d'intelligence artificielle sont des modèles qui appliquent des traitements à une donnée. Si l'on a une donnée entrante qui possède des biais ou des inexactitudes, ceux-ci se retrouveront au sein des données sortantes. S'il y a des erreurs dans les annotations manuelles ou les bases de données entrantes comme le MNS, celles-ci induiront des résultats erronés dans COSIA.

2 La caractérisation des données

Pour le modèle, certaines classes sont plus faciles que d'autres à interpréter par leur couleur, altitude, géométrie ou voisinage. Les bâtiments ou les piscines sont par exemple facilement reconnaissables par leur couleur, altitude et géométrie. En revanche, les cultures, broussailles et pelouses peuvent être plus difficiles à distinguer par leur géométries plus organiques et leurs couleurs similaires.

3 La diversité des données

Certaines classes sont plus représentées sur l'ensemble du territoire comme les bâtiments ou les cultures. Le modèle aura pu identifier une diversité de représentations de ces classes. Au contraire, le modèle aura été moins exposé aux neiges ou aux serres et aura plus de mal à classifier les pixels s'y apparentant.

4 Le classement par vue aérienne

Une autre problématique liée au classement est la nature de l'image. Si un parking est recouvert par de la végétation, par exemple, les feuilles d'un arbre, sa surface sera réduite ou morcelée. Le modèle n'est entraîné que pour détecter ce qui est visible sur les images. Les cartes de couverture du sol sont donc à utiliser avec d'autres bases de données pour obtenir des cartographies cohérentes.

5 Les zones sensibles

Enfin, certaines zones considérées comme sensibles tels que les aéroports ou les bases militaires sont floutées dans les données entrantes. Le modèle ne peut prédire pour ces zones des données correctes.



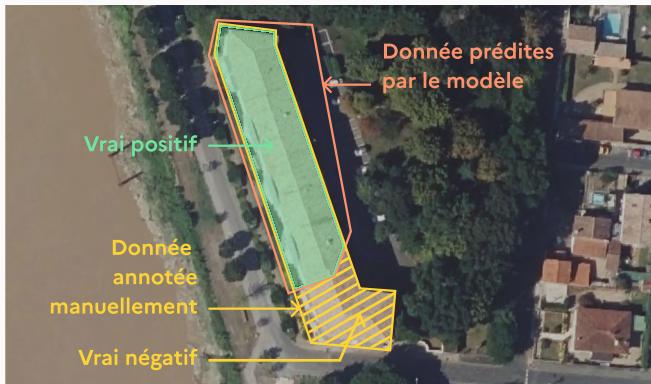
Exemple d'une route morcelée

À quels métriques puis-je me référer ?

p.9

Métriques

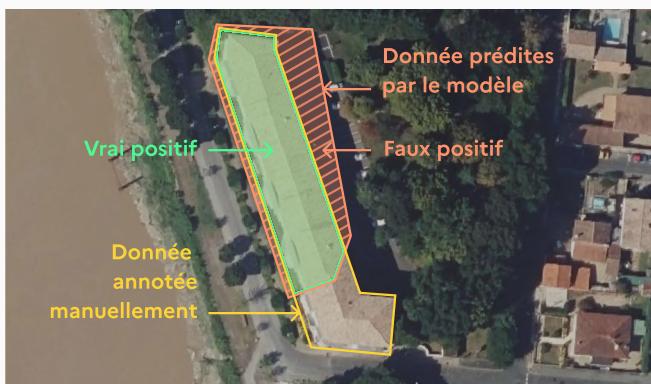
Les métriques disponibles mesurent la performance du modèle et sont calculés sur les annotations réparties sur la France entière. Ils ne prévalent donc pas pour un département en particulier.



Rappel (ou sous-détection)

Ce métrique indique le nombre de pixels bien classés sur l'ensemble des pixels qui ont été annotés.

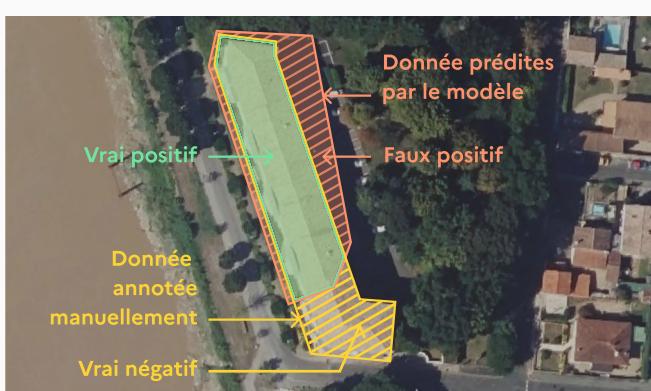
$$\frac{\text{Vrai positif}}{\text{Vrai positif} + \text{Vrai négatif}}$$



Précision (ou sur-détection)

Ce métrique indique le nombre de pixels bien classés sur l'ensemble des pixels prédits par le modèle.

$$\frac{\text{Vrai positif}}{\text{Vrai positif} + \text{Faux positif}}$$



IoU Intersection over Union

Ce métrique indique le nombre de pixels bien classés sur l'ensemble des pixels qui ont été annotés et des pixels prédits par le modèle.

$$\frac{\text{Vrai positif}}{\text{Vrai positif} + \text{Vrai négatif} + \text{Faux positif}}$$

Rappel

France entière Millésimes: 2019, 2020, 2021

Données en (%)

	bâtiment	91,12	5,31	0,91	0,01	0,07	0,07	0,30	0,00	0,02	0,35	0,00	0,06	1,76	0,02	0,00	0,00
	Zone imperméable	3,53	83,38	7,36	0,03	0,01	0,18	0,48	0,00	0,09	1,05	0,00	0,21	3,54	0,08	0,07	0,01
	Zone perméable	1,45	11,76	67,12	0,00	0,02	4,01	0,87	0,01	0,27	1,15	0,04	0,57	10,51	1,28	0,82	0,11
	Piscine	6,09	16,88	0,68	66,26	0,24	0,06	3,09	0,00	0,05	0,48	0,00	0,11	6,03	0,03	0,00	0,00
	Serre	30,47	3,47	5,93	0,03	49,02	0,13	0,11	0,00	0,01	0,66	0,01	0,12	4,35	4,34	0,19	0,57
	Sol nu	0,16	2,30	25,14	0,00	0,00	47,82	7,48	0,01	0,57	0,66	0,19	2,13	9,90	1,93	1,67	0,05
	Surface eau	0,42	1,37	2,14	0,10	0,02	0,93	90,15	0,00	0,04	0,82	0,01	0,31	2,31	0,93	0,47	0,00
	Neige	16,82	4,65	36,98	0,01	0,01	26,26	5,39	7,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	2,77	0,00
	Conifère	0,03	0,16	0,16	0,06	0,00	0,21	0,20	0,00	64,93	28,09	0,14	3,12	2,87	0,06	0,00	0,02
	Feuillu	0,99	0,36	0,19	0,00	0,03	0,06	0,18	0,00	3,44	86,97	0,08	3,97	3,96	0,50	0,01	0,16
	Coupe	0,01	0,01	2,67	0,00	0,00	1,48	0,20	0,00	5,30	12,42	6,74	31,05	31,66	7,65	0,08	0,74
	Broussaille	0,13	0,65	0,99	0,00	0,00	1,34	0,54	0,01	2,58	17,48	0,35	43,38	30,77	1,76	0,01	0,1°
	Pelouse	0,51	1,45	2,45	0,00	0,01	1,17	0,53	0,00	1,19	5,15	0,16	4,28	72,61	10,08	0,21	0,20
	Culture	0,02	0,10	1,04	0,00	0,02	0,10	0,16	0,00	0,06	0,95	0,05	0,66	24,98	66,75	4,40	0,70
	Terre labourée	0,02	0,96	5,08	0,00	0,01	0,43	0,42	0,00	0,03	0,44	0,03	0,06	2,33	44,60	44,89	0,70
	Vigne	0,01	0,06	0,79	0,00	0,02	0,10	0,03	0,00	0,32	1,51	0,51	1,48	4,46	19,33	0,96	70,44
	bâtiment	Zone imperméable	Zone perméable	Piscine	Serre	Sol nu	Surface eau	Neige	Conifère	Feuillu	Coupe	Broussaille	Pelouse	Culture	Terre labourée	Vigne	

Données prédites par le modèle

Légende

Données de référence :

Partie des annotations manuelles qui ont servi à évaluer le modèle (voir étape 5 de la production de CoSIA, page 8).

Données prédites par le modèle :

La prédiction de la classe pour chaque pixel des données de référence.

Lecture du tableau :

Ce tableau se lit uniquement en ligne selon l'énoncé suivant :

"Parmi tous les pixels annotés comme [classe] dans les annotations de référence, XX % ont été prédits par le modèle comme [classe]."

Rappel

France entière Millésimes: 2019, 2020, 2021

CLASSE	CONCLUSIONS GÉNÉRALES
● Bâtiment	Parmi tous les pixels annotés comme bâtiment dans les annotations de référence : 91,12 % ont été prédits par le modèle comme bâtiment, 5,31 % comme zone imperméable.
● Zone imperméable	Parmi tous les pixels annotés comme zone imperméable dans les annotations de référence : 83,38 % ont été prédits par le modèle comme zone imperméable, 7,36 % comme zone perméable.
● Zone perméable	Parmi tous les pixels annotés comme zone perméable dans les annotations de référence : 67,12 % ont été prédits par le modèle comme zone perméable, 11,76 % comme zone imperméable.
● Piscine	Parmi tous les pixels annotés comme piscine dans les annotations de référence : 67,12 % ont été prédits par le modèle comme zone perméable, 16,88 % comme imperméable, 6,09 % comme bâtiment, 6,03 % comme pelouse.
● Serre	Parmi tous les pixels annotés comme serre dans les annotations de référence : 49,02 % ont été prédits par le modèle comme zone perméable, 30,47 % comme bâtiment, 5,93 % comme zone imperméable.
● Sol nu	Parmi tous les pixels annotés comme sol nu dans les annotations de référence : 47,82 % ont été prédits par le modèle comme sol nu, 25,14 % comme zone perméable, 9,90 % comme pelouse, 7,48 % comme surface d'eau.
● Surface eau	Parmi tous les pixels annotés comme surface d'eau dans les annotations de référence : 90,15 % ont été prédits par le modèle comme surface d'eau.
● Neige	Parmi tous les pixels annotés comme neige dans les annotations de référence : 7,09 % ont été prédits par le modèle comme neige, 36,98 % comme zone perméable, 26,26 % comme sol nu, 16,82 % comme bâtiment, 5,39 % comme surface d'eau.

● Conifère	Parmi tous les pixels annotés comme conifère dans les annotations de référence : 64,93 % ont été prédits par le modèle comme conifère, 28,09 % comme zone feuillu.
● Feuillu	Parmi tous les pixels annotés comme feuillu dans les annotations de référence : 86,97 % ont été prédits par le modèle comme feuillu.
● Coupe	Parmi tous les pixels annotés comme coupe dans les annotations de référence : 6,74 % ont été prédits par le modèle comme coupe, 31,66 % comme pelouse, 31,05 % comme broussaille, 12,42 % comme feuillu, 5,30 % comme conifère.
● Broussaille	Parmi tous les pixels annotés comme broussaille dans les annotations de référence : 43,38 % ont été prédits par le modèle comme broussaille, 30,77 % comme pelouse, 17,48 % comme feuillu.
● Pelouse	Parmi tous les pixels annotés comme pelouse dans les annotations de référence : 72,61 % ont été prédits par le modèle comme pelouse, 10,08 % comme culture, 5,15 % comme feuillu.
● Culture	Parmi tous les pixels annotés comme culture dans les annotations de référence : 66,75 % ont été prédits par le modèle comme culture, 24,98 % comme pelouse.
● Terre labourée	Parmi tous les pixels annotés comme terre labourée dans les annotations de référence : 44,89 % par le modèle comme terre labourée, 44,60 % comme culture, 5,08 % comme zone perméable.
● Vigne	Parmi tous les pixels annotés comme vigne dans les annotations de référence : 70,44 % par le modèle comme vigne, 19,33 % comme culture.

Précision

France entière Millésimes: 2019, 2020, 2021

Données du modèle (%)

	bâtiment	Zone imperméable	Zone perméable	Piscine	Serre	Sol nu	Surface eau	Neige	Conifère	Feuillu	Coupe	Broussaille	Pelouse	Culture	Terre labourée	Vigne
bâtiment	88,99	3,22	0,85	1,93	4,06	0,20	0,33	0,14	0,02	0,09	0,01	0,07	0,48	0,01	0,00	0,00
Zone imperméable	5,72	83,90	11,36	9,93	0,54	0,82	0,89	0,09	0,16	0,44	0,03	0,42	1,62	0,06	0,33	0,08
Zone perméable	1,36	6,82	59,75	0,57	1,42	10,89	0,92	5,14	0,26	0,28	1,51	0,66	2,77	0,56	2,41	0,42
Piscine	0,03	0,05	0,00	67,80	0,07	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
Serre	0,80	0,06	0,15	0,17	80,05	0,01	0,00	0,02	0,00	0,00	0,01	0,00	0,03	0,05	0,02	0,06
Sol nu	0,07	0,68	11,38	0,00	0,11	66,03	4,06	2,03	0,28	0,08	3,73	1,26	1,33	0,43	2,49	0,09
Surface eau	0,37	0,74	1,77	16,38	1,01	2,34	89,49	0,57	0,03	0,18	0,22	0,33	0,57	0,38	1,28	0,01
Neige	0,56	0,10	1,16	0,08	0,01	2,52	0,20	91,92	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,29	0,00
Conifère	0,03	0,12	0,18	0,06	0,00	0,73	0,28	0,00	73,63	8,72	6,85	4,63	0,97	0,04	0,21	0,09
Feuillu	0,33	0,79	0,66	0,37	6,59	0,62	0,71	0,01	12,60	80,65	12,00	17,60	3,98	0,84	0,10	2,34
Coupe	0,00	0,00	0,26	0,00	0,00	0,44	0,02	0,00	0,56	0,33	29,04	4,00	0,92	0,37	0,03	0,31
Broussaille	0,13	0,39	0,91	0,15	0,21	3,76	0,59	0,01	2,48	4,40	13,97	52,32	8,40	0,80	0,03	0,41
Pelouse	1,55	2,73	7,10	2,47	1,99	10,32	1,85	0,01	3,74	4,08	20,94	16,23	62,36	14,38	1,96	2,40
Culture	0,05	0,14	2,22	0,08	3,36	0,68	0,41	0,02	0,13	0,56	4,68	1,87	15,90	70,59	31,24	6,32
Terre labourée	0,01	0,25	2,01	0,00	0,14	0,52	0,20	0,04	0,01	0,05	0,57	0,03	0,27	8,72	58,88	1,17
Vigne	0,00	0,01	0,23	0,00	0,43	0,09	0,01	0,00	0,10	0,01	6,46	0,56	0,38	2,77	0,92	86,29

Données prédites par le modèle

Légende

Données de référence :

Partie des annotations manuelles qui ont servi à évaluer le modèle (voir étape 5 de la production de CoSIA, page 8), soit 55 003 012 289 pixels dispersées sur l'ensemble du territoire.

Données prédites par le modèle :

la prédiction de la classe pour chaque pixel des données de référence.

Lecture du tableau :

Ce tableau se lit uniquement en **colonne** selon l'énoncé suivant :

"Parmi tous les pixels prédits comme [classe] par le modèle, XX % sont annotés comme [classe] dans les annotations de référence."

Précision

France entière Millésimes: 2019, 2020, 2021

CLASSE	CONCLUSIONS GÉNÉRALES
● Bâtiment	Parmi tous les pixels prédis comme bâtiment par le modèle : 88,99 % sont annotés comme bâtiment dans les annotations de référence, 5,72 % comme zone imperméable.
● Zone imperméable	Parmi tous les pixels prédis comme zone imperméable par le modèle : 83,90 % sont annotés comme zone imperméable dans les annotations de référence, 6,82 % comme zone perméable.
● Zone perméable	Parmi tous les pixels prédis comme zone perméable par le modèle : 59,75 % sont annotés comme zone perméable dans les annotations de référence, 11,38 % comme sol nu, 11,36 % comme zone imperméable, 7,10 % comme pelouse.
● Piscine	Parmi tous les pixels prédis comme piscine par le modèle : 67,80 % sont annotés comme piscine dans les annotations de référence, 16,38 % comme surface d'eau, 9,93 % comme zone imperméable.
● Serre	Parmi tous les pixels prédis comme serre par le modèle : 80,05 % sont annotés comme serre dans les annotations de référence, 6,59 % comme feuillu.
● Sol nu	Parmi tous les pixels prédis comme sol nu par le modèle : 66,03 % sont annotés comme sol nu dans les annotations de référence, 10,89 % comme zone perméable, 10,32 % comme pelouse.
● Surface eau	Parmi tous les pixels prédis comme surface d'eau par le modèle : 89,49 % sont annotés comme surface d'eau dans les annotations de référence.
● Neige	Parmi tous les pixels annotés comme neige dans les annotations de référence : 91,92 % sont annotés comme neige dans les annotations de référence, 5,14 % comme zone perméable.
● Conifère	Parmi tous les pixels prédis comme conifère par le modèle : 73,63 % sont annotés comme conifère dans les annotations de référence, 12,60 % comme feuillu.

● Feuillu	Parmi tous les pixels prédis comme feuillu par le modèle : 80,65 % sont annotés comme feuillu dans les annotations de référence; 8,72 % comme conifère.
● Coupe	Parmi tous les pixels prédis comme coupe par le modèle : 29,04 % sont annotés comme coupe dans les annotations de référence, 20,94 % comme pelouse, 13,97 % comme broussaille, 12,00 % comme feuillu, 6,85 % comme conifère, 6,45 % comme vigne.
● Broussaille	Parmi tous les pixels prédis comme broussaille par le modèle : 52,32 % sont annotés comme broussaille dans les annotations de référence, 16,23 % comme pelouse.
● Pelouse	Parmi tous les pixels prédis comme pelouse par le modèle : 62,36 % sont annotés comme pelouse dans les annotations de référence, 15,90 % comme culture, 8,40 % comme broussaille.
● Culture	Parmi tous les pixels prédis comme culture par le modèle : 70,59 % sont annotés comme culture dans les annotations de référence, 14,38 % comme pelouse, 8,72 % comme terre labourée.
● Terre labourée	Parmi tous les pixels prédis comme terre labourée par le modèle : 58,88 % sont annotés comme terre labourée dans les annotations de référence, 31,24 % comme culture.
● Vigne	Parmi tous les pixels prédis comme vigne par le modèle : 86,29 % sont annotés comme vigne dans les annotations de référence, 6,32 % comme culture.

IoU

France entière Millésimes: 2019, 2020, 2021

Données du modèle

IoU par classe en %

- Batiment 81,89
- Zone imperméable 71,88
- Zone perméable 46,22
- Piscine 50,40
- Serre 44,16
- Sol nu 38,38
- Surface eau 81,52
- Neige 7,05
- Conifère 55,69
- Feuillu 71,96
- Coupe 5,78
- Broussaille 31,09
- Pelouse 50,49
- Culture 52,23
- Terre labourée 34,18
- Vigne 63,35

Conclusions

- Le modèle prédit avec précision les classes bâtiment, zone imperméable, surface d'eau et feuillu.
- Le modèle prédit avec difficulté les classes sol nu, neige, coupe, broussaille et terre labourée.

Ces définitions proviennent du glossaire de la CNIL et sont disponibles à cette URL : <https://www.cnil.fr/fr/glossaire>

Annotation

L'annotation est le procédé par lequel les données sont décrites manuellement afin d'être caractérisées, par exemple en attribuant à une image de chien l'étiquette correspondante. On parle aussi de vérité terrain ou groundtruth.

Apprentissage automatique (ou Machine learning)

L'apprentissage automatique (machine learning en anglais) est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui vise à donner aux machines la capacité d'« apprendre » à partir de données, via des modèles mathématiques. Plus précisément, il s'agit du procédé par lequel les informations pertinentes sont tirées d'un ensemble de données d'entraînement. Le but de cette phase est l'obtention des paramètres d'un modèle qui atteindront les meilleures performances, notamment lors de la réalisation de la tâche attribuée au modèle. Une fois l'apprentissage réalisé, le modèle pourra ensuite être déployé en production.

Apprentissage profond (ou Deep learning)

L'apprentissage profond est un procédé d'apprentissage automatique (machine learning) utilisant des réseaux de neurones possédants plusieurs couches de neurones cachées. Ces algorithmes possédant de très nombreux paramètres, ils demandent un nombre très important de données afin d'être entraînés.

Donnée d'entrée

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, une donnée d'entrée est une donnée utilisée pour l'apprentissage automatique ou la prise de décision du système d'IA (en phase de production).

Donnée de sortie

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, une donnée de sortie est une valeur représentant tout ou partie de l'opération effectuée par le système d'IA à partir des données d'entrée.

Échantillon

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, l'échantillon est une fraction représentative d'une population ou d'un univers statistique.

Entraînement

L'entraînement est le processus de l'apprentissage automatique pendant lequel le système d'intelligence artificielle construit un modèle à partir de données.

Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est un procédé logique et automatisé reposant généralement sur un algorithme et en mesure de réaliser des tâches bien définies. Pour le Parlement européen, constitue une intelligence artificielle tout outil utilisé par une machine afin de « reproduire des comportements liés aux humains, tels que le raisonnement, la planification et la créativité ».

Modèle

Le modèle d'IA est la construction mathématique générant une déduction ou une prédiction à partir de données d'entrée. Le modèle est estimé à partir de données annotées lors de la phase d'apprentissage (ou d'entraînement) du système d'IA.