



CAFEZH - CArtopgraphie des Fonctions Ecologiques des Zones Humides de la vallée estuarienne de la Seine.

Clémence Rozo, Sébastien Rapinel, Nicolas Baghdadi, Benoit Beguet, Anis Guelmami, Arnaud Huguet, Annet Laverman, Julie Mollies, Edith Parlanti, Gwenhael Perrin, Laurence Hubert-Moy, Virginie Lafon.



RÉSUMÉ EXECUTIF

Bien que les fonctions écologiques rendues par les zones humides soient aujourd'hui admises par les gestionnaires et les citoyens, la connaissance de leurs dynamiques spatio-temporelles le long de l'estuaire de la Seine reste méconnue. Pourtant, des approches de cartographie des fonctions basées sur l'analyse de données de télédétection ont été développées sur des milieux alluviaux, mais leur transférabilité à des milieux estuariens reste à évaluer.

Les objectifs de ce projet sont au nombre de trois :

1. Délimiter et caractériser les zones humides de l'estuaire de la Seine à échelle fine,
2. Suivre les dynamiques intra- et inter-annuelles de la végétation et de l'hydrologie,
3. Évaluer et cartographier les fonctions biogéochimiques (stockage de carbone, dénitrification) des zones humides à partir d'indicateurs dérivés de données de télédétection.

Ces objectifs sont ambitieux tant sur le plan scientifique que quant à leur portée thématique. Des méthodes issues de la littérature sont adaptées à notre domaine d'application. Dans ce projet, la méthode d'évaluation des fonctions de dénitrification et de stockage de carbone repose sur l'analyse de données à haute résolution spatiale et temporelle (Sentinel) ainsi que sur des données multispectrales à très haute résolution spatiale (SPOT-6/7), et tri-dimensionnelle (LiDAR). Un effort spécifique d'observation terrain a été mené pour calibrer et évaluer la performance de ces approches dans le cadre du projet CAFEZH.

Plus précisément, l'intensité des fonctions est évaluée pour deux années (2022 et 2023) selon une analyse multicritère basée sur des indicateurs issus des données de télédétection. Une campagne de mesures saisonnière étalée sur une année visant à étudier la dynamique de la matière organique et des principaux éléments associés (carbone et azote) permet d'évaluer la fiabilité de la méthode. Concrètement, le projet se déroule en 3 phases à savoir (i) la collecte de donnée comprenant deux campagnes de levée de données terrain, (ii) la cartographie de déterminants du fonctionnement biogéochimique et (iii) la cartographie des fonctions biogéochimiques [FIGURE 1].

Les résultats comprennent un ensemble conséquent de données en open data à savoir des relevés terrain, des variables dérivées de télédétection, des indicateurs et des cartes d'évaluation des fonctions dénitrification et stockage de carbone pour chacune des deux années. Ces données sont utilisables pour le suivi écologique, la planification territoriale et plus précisément d'identifier les sites à enjeux de gestion et de comprendre l'effet des modes de gestion et des événements naturels sur les processus fonctionnels. Porté par un consortium pluridisciplinaire, ce projet ouvre des perspectives méthodologiques (intégration de l'intelligence artificielle, nouvelles séries temporelles à très haute résolution, développement d'indicateurs innovants) et thématiques (protection et restauration des écosystèmes, gestion des usages, prévention des risques), constituant une avancée importante pour la cartographie opérationnelle et la gestion durable des zones humides.

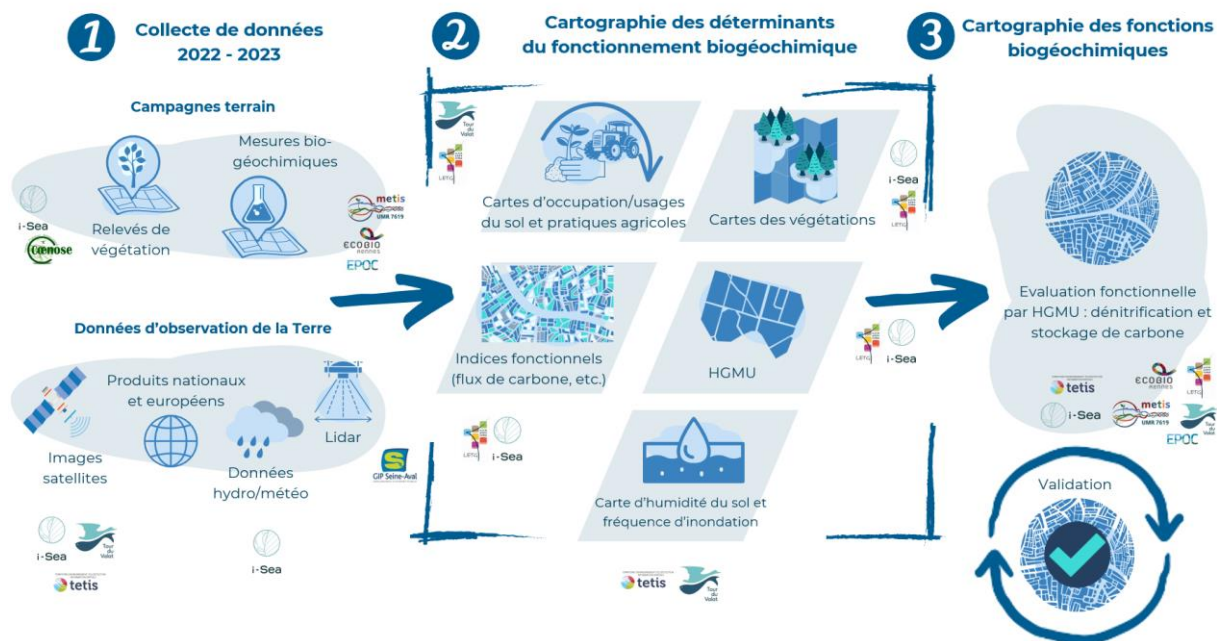


Figure 1. Approche globale du projet CAFEZH en trois grandes étapes.

SCIENTIFIQUES AYANT PARTICIPÉS

- **Equipe 1 : i-Sea, 30 avenue de Canteranne, 33600 Pessac**

Coordination technique : Clémence Rozo, Benoit Béguet, Virginie Lafon

Autres participants : Nicolas Débonnaire, Julie Molliès

Sous-traitant : Gwenhael Perrin (Bureau d'étude Coenose)

- **Equipe 2 : LETG UMR 6554 CNRS, Université de Rennes**

Coordination scientifique : Laurence Hubert-moy, Sébastien Rapinel

Autre participant : Léa Panhelleux

- **Equipe 3 : EPOC UMR 5805 CNRS, Université de Bordeaux**

Partenaires : Edith Parlanti

Autre participant : Zoé Hayet

- **Equipe 4 : Observatoire des Zones Humides Méditerranéennes, Fondation Tour du Valat**

Partenaires : Anis Guelmami

- **Equipe 5 : UMR ECOBIO, Université de Rennes**

Partenaires : Annet Laverman

Autres chercheurs (ou équivalents) : Abigael Hervieu

- **Equipe 6 : UMR 7619 METIS, Sorbonne Université**

Partenaires : Arnaud Huguet

- **Equipe 7 : UMR TETIS, Montpellier**

Partenaires : Nicolas Baghdadi

REMERCIEMENTS

Nous souhaitons tout d'abord remercier chaleureusement l'ensemble des partenaires et acteurs ayant contribué à la réalisation de ce travail.

Nos remerciements s'adressent aux techniciens du Parc Naturel Régional, dont les relevés de terrain sur les fossés ont constitué une base précieuse pour l'indicateur correspondant ainsi qu'à Nathan Rondeau et Markus Neupert accompagné de Fabrice Bureau (respectivement écologues et pédologue au laboratoire ECODIV) pour leur expertise et leur temps. Nous tenons également à remercier le dispositif DINAMIS (Dispositif Institutionnel National d'Approvisionnement Mutualisé en Imagerie Satellitaire) pour la mise à disposition des images SPOT-6/7, ainsi que le programme Copernicus, qui a permis d'accéder à des données satellitaires indispensables.

Nous exprimons toute notre gratitude aux acteurs locaux qui ont accepté d'expertiser les indicateurs produits, en apportant un regard critique et opérationnel essentiel à l'appropriation des résultats. De même, nous remercions la Réserve Naturelle, qui a partagé ses connaissances sur le mode de gestion des prairies, enrichissant ainsi l'analyse des indicateurs thématiques.

Nos remerciements vont également aux CDD ayant participé aux campagnes de collecte des relevés biogéochimiques, dont l'investissement a permis de disposer d'un jeu de données de terrain d'une grande valeur scientifique. Nous remercions en outre l'équipe projet FEREE, pour son implication dans l'estimation du poids relatif de chaque indicateur et pour ses échanges constructifs tout au long de l'étude.

Enfin, nous tenons à souligner l'accompagnement du GIP Seine Aval, et en particulier de Manuel Muntoni, Nicolas Bacq et Eric L'Ebrelec, pour leur rôle déterminant dans le montage et le suivi de ce projet. Leur soutien constant a largement contribué à la bonne conduite et à la réussite de ce travail.

Table des matières

Résumé executif	2
Scientifiques ayant participé.....	3
Remerciements	4
Lexique	7
Contexte	9
I. Objectifs de la démarche	9
II. Plan d'action du projet.....	10
III. Emprise du site d'étude	11
Volet 1 - Collecte de données.....	11
I. Données terrain	12
II. Donnée de télédétection	15
III. Données LiDAR.....	16
IV. Cartographies dérivées de données de télédétection.....	17
Volet 2 - délimitation et caractérisation des zones humides.....	17
I. Délimitation des zones humides.....	17
II. Caractérisation des zones humides	22
Volet 3 - Cartographie des fonctions biogéochimiques	38
I. Approche multicritère.....	38
II. Croisement des mesures de terrain et des observations satellitaire	49
III. Des pixels aux sites.....	53
Conclusion, et perspectives.....	56
Bibliographie.....	59
ANNEXES.....	71
I. Données, méthode et résultats détaillés de la campagne terrain de végétation	71
II. Données, méthodes et résultats détaillés de la campagne terrain biogéochimique	74
III. Compléments d'information concernant les séries temporelles d'images Sentinel-1, Sentinel-2 et SPOT-6/7	81
IV. Données, méthode et résultats détaillés de la délimitation des zones humides	83
V. Complément d'information sur les choix des indicateurs	85
VI. Données, méthode et résultats détaillés de la densité de fossés	87
VII. Données, méthode et résultats détaillés des cartographies de l'humidité et la trophie	88
VIII. Données, méthode et résultats détaillés de l'occupation des sols	103
IX. Données, méthode et résultats détaillés du mode de gestion des prairies	107
X. Données détaillées de la productivité primaire annuelle nette et de la saisonnalité des flux de carbone.....	110

XI.	Méthode et résultats détaillés de l'humidité de surface des sols	111
XII.	Données, méthode et résultats détaillés de la fréquence d'inondation.....	115
XIII.	Méthode et résultats détaillés de l'approche multicritère	120
XIV.	Résultats et analyses détaillés du croisement des mesures de terrain et des observations satellitaires.	130
XV.	Résultats détaillés de la partie « du pixel au site »	141

LEXIQUE

ACP	Analyse en composantes principales
BD	Base de données
BG	β -glucosidase
BIX	Indice biogéochimique d'activité biologique
CAFEZH	C artographie des F onctions E cologiques des Z ones H umides de la vallée estuarienne de la Seine
CHM	Modèle numérique de hauteur de canopée
COD	Carbone organique dissous
DINAMIS	Dispositif Institutionnel National d'Accès Mutualisé en Imagerie Satellitaire
DREAL	Directions régionales de l'environnement de l'aménagement et du logement
DTM	Modèle numérique de terrain – Digital Terrain Model
EEM	Matrices d'excitation-émission
ENS	Espace naturel sensible
EIV_M	Indice d'Ellenberg d'humidité
EIV_N	Indice d'Ellenberg de trophie
FI	Indice de fluorescence
HGMU	Unité hydro géomorphologique
HIX	Indice biogéochimique d'humidification
IGN	Institut national d'information géographique et forestière
LUCAS	Land Use / Cover Area Frame Survey
MAXDEV	Écart maximal par rapport à l'altitude moyenne - Maximum Deviation from mean elevation
MNT	Modèle numérique de terrain
MO	Matière organique
MOD	Matière organique dissoute
MOP	Matière organique particulaire
NAG	N-acétyl- β -glucosaminidase
NDVI	Indice de végétation par différence normalisée - Normalized Difference Vegetation Index

NIR	Proche infrarouge - Near infrared
OFB	Office français de la biodiversité
OSO	Carte d'Occupation des sols du CESBIO
PNR	Parcs naturels régionaux
PNRBSN	PNR des Boucles de la Seine Normande
RGE	Référentiel à grande échelle
RNN	Réserves Naturelles Nationales
RPG	Registre parcellaire graphique
RREL	Range relative du NDVI
S1	Satellite Sentinel-1
S2	Satellite Sentinel-2
SIC	Site d'importance communautaire
SR	Indice d'absorption UV-visible (rapport des pentes spectrales)
STOCK_A	Cartographie du stockage de carbone avec le scénario A
STOCK_B	Cartographie du stockage de carbone avec le scénario B
SWIR	Infrarouge à ondes courtes - Short-Wave InfraRed
TPI	Indice de position topographique multiscalaire – Topographic Position Index
TWI	Indice topographique d'humidité - Topographic Wetness Index
UT	Unité typologique
VDCNI	Distance verticale par rapport au cours d'eau le plus proche
ZH	Zone humide
ZNIEFF	Zone naturelle d'intérêt écologique, faunistique et floristique

CONTEXTE

I. Objectifs de la démarche

Les zones humides jouent le rôle de puits, de source et de transformation pour la dynamique de la matière organique (MO) et les éléments associés (carbone, azote, phosphore, soufre...) [HOSEN ET AL., 2018]. Les matières organiques et les nutriments alimentant les zones humides peuvent provenir des cours d'eau, des milieux littoraux, de zones boisées (apport de feuilles), de surfaces agricoles (épandage de lisier, d'engrais et amendements organiques), de rejets, etc. Les zones humides sont ainsi un lieu d'échanges permettant i) le dépôt d'une partie des matières organiques apportées, fournissant ainsi des éléments nutritifs aux organismes vivant sur le site, ii) la libération de matières organiques dans l'eau, qui iront alimenter le fleuve et d'autres zones humides en aval et iii) les transformations en rendant disponible ou éliminant des nutriments (N, P, Fe) – comme services écosystémiques. La qualité des eaux dépend en grande partie de ces sources et flux de matières qui ont ainsi un rôle important dans le maintien des milieux de vie des organismes.

L'estuaire de la Seine présente une diversité de milieux structurés selon des gradients de salinité, d'anthropisation et d'humidité et soumis à différentes gestions agricoles et hydrauliques. Au regard de la littérature scientifique existante [MALTBY & BARKER, 2009], cette situation structure une grande variabilité spatio-temporelle dans l'expression des fonctions biogéochimiques des zones humides. Une étude récente a d'ailleurs confirmé le rôle épuratoire important des vasières [MUNTONI, 2020], mais les fonctions biogéochimiques des autres milieux de l'estuaire de la Seine restent mal appréhendées [MORELLE, 2020]. La dynamique spatio-temporelle des processus biogéochimiques, ainsi que la cartographie des dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques sont autant de questions fondamentales qui restent à aborder.

Une des raisons de ce manque de connaissance est le coût et l'investissement en temps que nécessiterait un suivi terrain appliqué à l'ensemble de l'estuaire de la Seine. L'usage de données de télédétection offre une approche alternative à l'approche terrain [RAPINEL ET AL., 2019], facilitée par la multiplication des satellites d'observation de la Terre, et leur capacité de revisite et mesure standardisée à grande échelle, par ex. de l'humidité des sols, des surfaces inondées ou de la production primaire [PETTORELLI ET AL., 2016].

Dans ce contexte, le projet de **C**artographie des **F**onctions **E**cologiques des **Z**ones **H**umides de la vallée estuarienne de la Seine (**CAFEZH**) a été mené pour parvenir à la cartographie de la dénitrification et du stockage de carbone en intégrant nombre de catalogues de données et paramètres télédétection. Les travaux se sont concentrés sur trois objectifs :

- **La délimitation et la caractérisation des zones humides de l'estuaire de la Seine à échelle fine,**
- **La caractérisation des dynamiques intra et interannuelles de la végétation et de l'hydrologie des zones humides,**
- **La cartographie deux fonctions biogéochimiques que sont le stockage de carbone et la dénitrification ainsi que de fournir une estimation de leur intensité.**

Afin d'évaluer et de spatialiser les fonctions biogéochimiques de stockage de carbone et de dénitrification de l'estuaire aval de la Seine, une démarche adaptée de RAPINEL ET AL. (2019). Elle repose sur une analyse multicritère des indicateurs dérivés des données de télédétection. L'évaluation est spatialisée par unité hydro géomorphologique (HGMU) (échelle intra parcellaire). Une agrégation

spatiale à l'échelle des sites (échelle inter parcellaire) est effectuée pour une lecture plus globale en vue d'action de planification. Afin de souligner les dynamiques temporelles des fonctions, l'analyse est menée sur deux années successives. Des mesures visant à caractériser la matière organique (quantité de C, dégradabilité) et les nutriments azotés sont ponctuellement effectuées en des secteurs clé pour estimer la fiabilité des évaluations fonctionnelles. Enfin, la dynamique hydrologique étant très variable à l'échelle intra et interannuelle, nous analysons deux années successives de données d'inondation et d'humidité des sols, c'est l'un des aspects originaux de notre démarche.

II. Plan d'action du projet

Pour répondre à cette étude, le programme d'étude s'articule autour de trois volets distincts et 15 actions (coordonnés suivant la logique présentée [FIGURE 2] :

- Volet 1 : Collecte de données (actions 1-2),
- Volet 2 : Caractérisation des zones humides (actions 3-9),
- Volet 3 : Évaluation des fonctions biogéochimiques (actions 10-13).

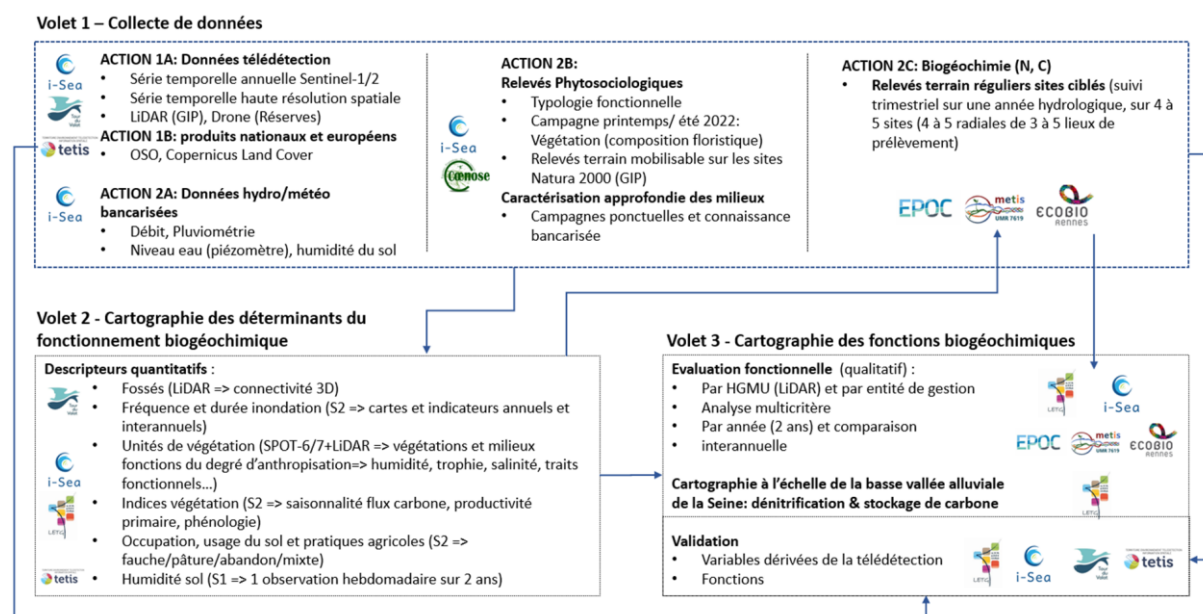


Figure 2. Plan d'action du projet.

Les actions comprennent la collecte des données utilisées dans ce projet (actions 1-2), les traitements effectués pour délimiter et caractériser la géomorphologie et la végétation des zones humides (**objectif 1** : actions 3-7), leur hydrodynamisme (**objectif 2** : actions 8-9), évaluer leurs fonctions biogéochimiques (**objectif 3** : actions 10-11), évaluer la robustesse des résultats (**objectif 3** : actions 12-13). Deux campagnes terrain sont incluses dans les actions 1-2 : la campagne de végétation réalisée en 2022 et les campagnes de mesure biogéochimiques réalisées de la fin de l'année 2023 au début de l'année 2024. Une action supplémentaire (action 14) comporte le transfert des résultats vers les acteurs ainsi qu'une valorisation scientifique. Cette dernière action sera concrétisée par l'organisation d'un atelier et la réalisation d'un guide d'usage. En outre, la valorisation scientifique des résultats issus de ce programme sera assurée *via* la rédaction d'articles soumis dans des revues internationales et des revues techniques nationales. Enfin, une action d'animation (action 15) sera menée tout au long du projet.

III. Emprise du site d'étude

Un estuaire est la portion aval d'un fleuve sous l'influence de la marée. Pour la Seine, l'estuaire correspond aux 170 derniers kilomètres du fleuve, avant qu'il se jette dans la Manche. Il est délimité par le barrage de Poses en amont et la baie de Seine en aval. Il inclut les zones attenantes, notamment les berges et les zones humides connexes, ainsi que la zone maritime localisée à son embouchure avec la Manche.

Dans le cadre du projet CAFEZH, le site d'étude est composé du lit mineur de la Seine et des plaines alluviales de la Seine [FIGURE 3]. Le lit mineur est la partie du fleuve comprise entre les berges et les plaines alluviales sont des surfaces de faible pente, proche du lit mineur et majeur d'un cours d'eau et souvent dans une zone inondable. Le site couvre une surface de 51 421 ha.

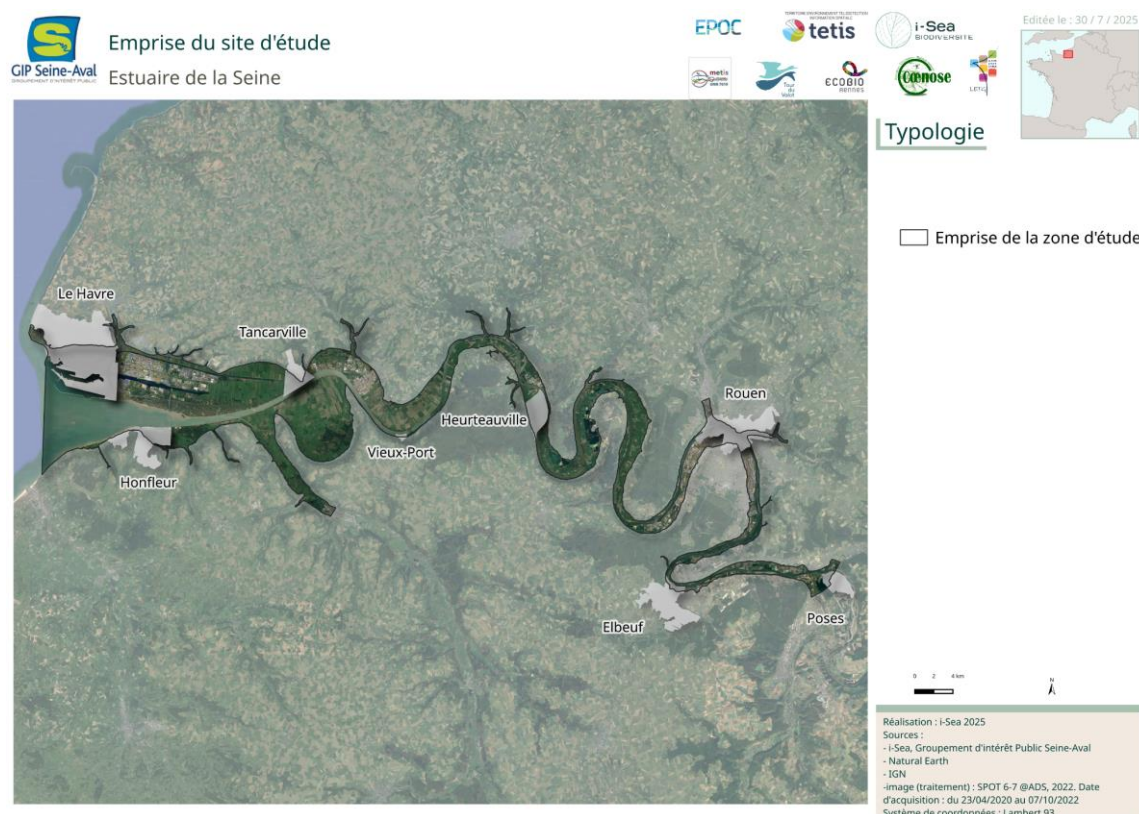


Figure 3. Emprise du site d'étude.

VOLET 1 - COLLECTE DE DONNÉES

Les deux premiers volets du programme visent à répondre aux deux premiers objectifs fixés par l'équipe en apportant une caractérisation fine de déterminants des fonctionnalités écologiques des zones humides, en nous appuyant sur l'exploitation massive de données de télédétection (détaillés au sein du volet 2), les observations terrain (détaillés au sein du volet 1) servant à calibrer et valider les méthodes d'analyse et traitement déployées.

I. Données terrain

1. Relevés floristiques

Les campagnes terrain de relevés floristique ont été réalisées par un expert phytosociologue (Gwenahel Perrin, du bureau d'étude Coenose, sous-traitance i-Sea), en coordination avec i-Sea. L'objectif de ces campagnes est de contribuer à la calibration et à la validation des résultats des traitements de données de télédétection. Plus particulièrement, ces données servent de référence dans la production d'une cartographie fine des végétations sur le site d'étude et permet d'obtenir des indices d'Ellenberg. Le référentiel d'Ellenberg qualifie des facteurs abiotiques comme l'humidité, la trophie et la salinité, à partir de relevés floristiques [PERRIN, 2022, 2023].

a. Méthode

Les données capitalisées proviennent de la compilation de sources bibliographiques et de nouvelles observations complémentaires réalisées en 2022 sur des végétations terrestres et amphibies. Le détail des référentiels appliqués à l'ensemble des données est présent dans l'ANNEXE I. Les relevés possèdent, dès que possible, une information sur trois niveaux hiérarchiques de classification des habitats/végétations. Ces niveaux sont la classe, l'ordre et l'alliance. Le niveau de la classe est constitué de plusieurs ordres et chaque ordre peut contenir plusieurs alliances. Pour chaque relevé, le rattachement le plus fin a été effectué, en fonction de l'information disponible.

i. Données bibliographiques

Des relevés phytosociologiques, en grande partie acquis grâce aux partenaires locaux (ex : Réserve Naturelle Nationale de l'Estuaire de la Seine, Parc Naturel Régional des Boucles de la Seine) ont été récupérés, ainsi que des données issues de la littérature. Les données du CBN n'ont pas été mobilisables, les conditions nécessaires à leur intégration n'ayant pas été réunies au départ du projet. Ces données ont été filtrés de manière à ne conserver que les données utilisables pour le projet (date d'acquisition, géolocalisation disponible, etc). Parmi les filtres appliqués, les relevés ont été conservés quand ils étaient homogènes dans un rayon minimal de 6 m afin de permettre le lien avec la résolution des images satellites (SPOT 6/7) pour la suite du projet. Les cartes d'habitats et de végétation existantes ont également été mises à profit autant que possible, avec un contrôle vigilant de cohérence entre les données. Des détails sur les filtres appliqués et ces données sont présents dans l'ANNEXE I.

ii. Données acquises en 2022

Les données ont été acquises durant la période de mai à septembre 2022, sur les secteurs d'intérêt écologique reconnus dans le site d'étude (ZNIEFF, SIC, PNR, RNN, ENS). La prospection a été faite avec l'appui des gestionnaires locaux. Deux types d'observations ont pu être réalisés : des relevés phytosociologiques et des observations avec rattachement au synsystème. Dans les deux cas, l'information a été géolocalisée à l'aide de GPS de précision métrique.

b. Résultats

Un ensemble de 1930 relevés phytosociologiques bibliographiques a été capitalisé pour l'étude. Cependant, une part importante des relevés s'est avérée inexploitable pour plusieurs raisons. La première était que le relevé était présent dans un rayon de 6m très hétérogène, n'assurant pas une utilisation conjointe optimale avec les images satellite. La deuxième était que le rattachement du relevé à la typologie mise en place pour le projet était impossible par la composition du relevé. La liste des cartes d'habitats consultées est présente en ANNEXE I. La campagne de végétation de 2022 a permis de récolter 250 relevés phytosociologiques et 743 observations sans relevés phytosociologiques, en

respectant le critère d'homogénéité fixé pour la combinaison de données avec les images satellite. Parmi ces relevés, 714 disposent d'un rattachement au niveau de l'alliance. En combinant toutes les sources de données évoquées précédemment, 1972 échantillons ont été collectés pour servir à la cartographie des végétations [FIGURE 4]. Les données bibliographiques permettent de compléter la campagne terrain de manière significative. Un ensemble de 63 alliances a été relevé, le tout appartenant à 29 classes phytosociologiques.



Figure 4. Répartition géographique des données collectées.

2. Relevés biogéochimiques

Les campagnes et analyses biogéochimiques sont coordonnées et réalisées par les trois partenaires constituant l'équipe biogéochimie à savoir METIS, EPOC, ECOBIO avec le soutien de coordination d'i-Sea. Nous nous focalisons sur les cycles biogéochimiques du carbone et de l'azote au cours de ce projet, par le rôle essentiel des zones humides sur ces derniers (en particulier stockage du carbone et rôle épurateur vis-à-vis de l'azote), en nous attachant à garder une vision macroscopique des processus.

Étalées sur une année, des campagnes biogéochimiques sont menées dans le but d'étudier la dynamique de la matière organique et des principaux éléments associés (C, N) dans le double objectif (1) de mettre en évidence les services écosystémiques des zones humides et de les relier aux données de télédétection, mais également de (2) valider l'évaluation de l'intensité des fonctions faites à partir de l'analyse de données de télédétection.

a. Echantillonnage

Quatre campagnes de prélèvements ont eu lieu en début mars (hiver), juin (printemps), septembre (été) et novembre (automne) 2023 et ont permis d'échantillonner 19 points en hiver 2023 et 22 points

(ajout du site HydroScan) aux trois autres saisons dans 5 sites différents (Ile aux Moines, Heurteauville, Petiville, Feree et HydroScan) [FIGURE 5].

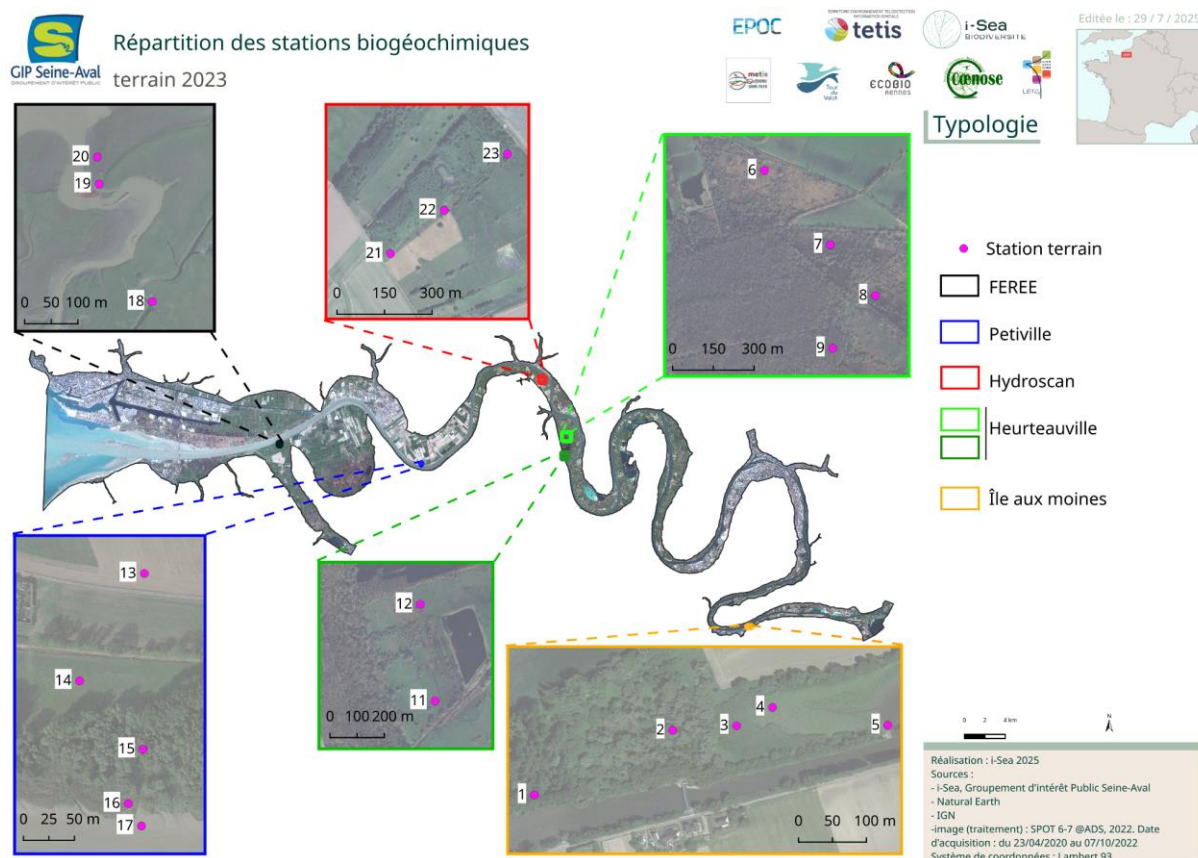


Figure 5. Répartition des stations terrain de la campagne biogéochimique.

b. Méthode d'analyse

Pour chaque point, un échantillon moyen a été réalisé par mélange de cinq prélèvements aléatoires effectués sur la zone d'étude. La couche superficielle de sol/sédiment a été prélevée, d'une part pour caractériser la matière organique particulaire (MOP) et d'autre part pour suivre la dégradation du carbone organique et les taux de dénitrification au cours d'incubations réalisées en laboratoire. Par ailleurs, l'eau porale a été prélevée à l'aide de micropréleveurs Rhizons placés directement sur site dans les sols/sédiments afin de caractériser la matière organique dissoute (MOD). La composition élémentaire et isotopique en carbone organique et azote (% Corg, %N, $\delta^{13}\text{C}$, $\delta^{15}\text{N}$) a été déterminée pour chaque échantillon de sol/sédiment prélevé au cours des quatre campagnes. Des analyses granulométriques ont par ailleurs été réalisées sur l'ensemble des échantillons, permettant de déterminer la taille médiane des particules et la texture du sol/sédiment (pourcentage d'argile, limon et sable).

Les propriétés optiques de la MOD des eaux porales ont été caractérisées par spectrophotométrie UV-Visible et par spectroscopie de fluorescence tridimensionnelle pour l'ensemble des 83 échantillons des quatre campagnes de prélèvements. En parallèle, la dégradation du carbone organique et les taux de dénitrification ont été déterminés dans des incubations « batch » pour trois campagnes de terrain (juin, septembre et novembre 2023). Des aliquotes de sédiments et de sols ont été incubées dans des conditions oxiques et anoxiques et la production de CO_2 a été déterminée à la fin des incubations. Les taux de dénitrification ont été déterminés de manière similaire, en alimentant les sédiments et les sols en nitrate. Les concentrations initiales de nitrate ont été déterminées ainsi que les concentrations à la

fin de la période d'incubation, la différence (disparition) de concentration de nitrate au fil du temps a permis de déterminer les taux de réduction du nitrate. Les mêmes systèmes ont été amendés avec de l'acétylène, bloquant la dernière étape de la dénitrification, ce qui a permis de mesurer le N₂O (protoxyde d'azote), composant résultant du processus de dénitrification dont les concentrations varient en fonction de l'intensité de ce dernier. Ces incubations sédiment/sol ont également permis de déterminer les concentrations initiales d'ammonium et de carbone organique dissous (COD) ainsi que la production d'ammonium et de COD, i.e. une mesure des taux de minéralisation globaux. La MOD initiale et en fin d'incubation a également été caractérisée par spectroscopie optique pour tous les échantillons. Des précisions sur ces relevés sont présents dans l'[ANNEXE II](#).

3. Données hydrologiques et météorologiques

Les données de débits journalier (Banque Hydro¹), de précipitations (Météo-France²) et de piézométrie (Eau France³), disponible sur la zone d'étude ont été bancarisés, pour les années 2022 et 2023. Ces données apportent des informations sur les niveaux d'humidité du sol. Le débit (m³/sec) est relevé dans des stations de La Seine à Vernon. Les stations de relevé de précipitations (mm/jour) sont situées à Petiville, Le Havre - Cap de la Hève, Mesnil-Esnard et Rouen-Boos. Les données des eaux souterraines (piézométrie) sont disponibles pour 5 lieux de forage (Forage Les Capucins à Saint Nicolas de Bliquetuit, Forage Port 2000 Le Havre à Sandouville, Forage Freneuse, Forage de la base de loisirs à Val de Reuil et Forage de Lillebonne). Cependant, 2 d'entre eux n'ont pas été accessibles tout au long de la période de l'étude (le forage Freneuse disponible jusqu'au 28 avril 2022 et le forage de Lillebonne disponible jusqu'au 5 mai 2022).

II. Donnée de télédétection

1. Séries temporelles Sentinel-1

Une base de données de 182 images radar Sentinel-1 a été constituée à partir de toutes les images (S1) disponibles entre janvier 2022 - décembre 2023, en modes ascendant (après-midi, vers 17h40 TU) et descendant (matin, vers 6h TU) et en deux polarisations VV et VH. Les capteurs Sentinel-1 (S1) fonctionnent en bande C. Les images S1 téléchargées sont des produits GRD (Ground Range Detected), à haute résolution spatiale avec des pixels de 10m × 10m. Le temps de revisite orbital des capteurs S1 est de 12 jours (les S1 passent au-dessus d'une même zone avec la même géométrie radar et à la même heure locale). Les images Sentinel-1 sont disponibles sur le site Web de Copernicus⁴. Un complément d'information sur le traitement et le nombre d'images téléchargées est présent dans l'[ANNEXE III](#).

2. Séries temporelles Sentinel-2

Une série temporelle de 420 images optiques Sentinel-2 a été téléchargée dans la période comprise entre janvier 2022 à décembre 2023. Les images S2 ont été téléchargées à partir du site Theia⁵ (French Land data center) qui fournit des images corrigées des effets atmosphériques et ortho-rectifiées (niveau 2A). Un complément d'information sur le traitement et le nombre d'images téléchargées est présent dans l'[ANNEXE III](#).

¹ <http://www.hydro.eaufrance.fr/>

² <https://www.infoclimat.fr/stations-meteo/analyses-mensuelles.php>

³ <https://ades.eaufrance.fr/>

⁴ <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

⁵ <https://www.theia-land.fr/>

3. Images SPOT-6/7

Des images SPOT 6/7 ont été programmées via DINAMIS⁶ durant l'année 2022. Ces acquisitions ont pour but de couvrir la période de végétation des habitats d'intérêts présents dans l'emprise de la zone d'étude. Afin d'augmenter la représentation temporelle des habitats, des images d'archives des années 2020 et 2021 ont également été bancarisées [ANNEXE III]. La résolution spatiale de ces images est de 6m pour les bandes multispectrales et 1,5m pour la bande panchromatique. Les images multispectrales, après une opération de fusion (pansharpening), sont utilisées avec une résolution spatiale de 1,5m. Chaque image dispose des bandes RVBPIR (Rouge, Vert, Bleue, Proche Infra-Rouge). Un total de 10 images a été bancarisé. Un complément d'information sur le traitement et le nombre d'images téléchargées est présent dans l'ANNEXE III.

III. Données LiDAR

1. Acquisition et pré-traitements des données

Les données LiDAR utilisées dans le cadre de ce projet proviennent d'une campagne d'acquisition aéroportée réalisée par le GIP Seine Aval entre mars et mai 2022. Un scanner LiDAR RIEGL disposant d'un système de double-capteurs (type RIEGL VQ-1560 II-S) a été utilisé dans l'objectif d'actualiser la topographie haute-définition de la vallée de Seine Normande [L'EBRELLEC & BACQ, 2023]. Ces données acquises dans l'infrarouge ont une densité de points comprise entre 11,2 et 20,6 points/m², une précision verticale de l'ordre de 5 cm, et un nombre d'échos mesurés illimité (retour d'onde complète). Elles ont été pré-traitées et classées selon les codes définis par l'ASPRS (American Society for Photogrammetry and Remote Sensing) pour les formats LAS. Ces données pré-traitées et classées ont été transmises par le GIP Seine Aval. Elles ont servi à générer des variables topographiques et caractérisant la structure de la végétation.

2. Génération de variables topographiques

Quatre variables topographiques ont été dérivées du nuage de points LiDAR (fichiers.laz) :

- Le modèle numérique de terrain (DTM) l'aide de la fonction "rasterize" du package R lidR [ROUSSEL ET AL., 2020] avec une méthode d'interpolation basée sur une triangulation Delaunay,
- La distance verticale par rapport au cours d'eau le plus proche (VDCNI), générée à partir du DTM et du réseau hydrographique (BD TOPAGE, IGN/OFB) à l'aide de la fonction "Vertical Distance to Channel Network" du package RSAGA
- L'indice topographique d'humidité (TWI) généré à partir du DTM à l'aide de la fonction "Topographic Wetness Index (One Step)" (Mattivi et al., 2019) du package RSAGA, et
- L'indice de position topographique multiscalaire (TPI) [LINDSAY ET AL., 2015] à l'aide de la fonction "wbt_max_elevation_deviation" du package R whitebox [LINDSAY, 2016].

Ces variables ont été générées d'une part à 1 m pour identifier les limites externes des zones humides et caractériser les fossés et la végétation, et d'autre part à 5m pour identifier les limites internes des zones humides et caractériser les HGMU. Le TPI a été généré aux échelles *micro* et *meso*. Une description détaillée de la méthodologie utilisée pour générer ces variables est présentée dans [PANHELLEUX ET AL., 2023].

⁶ <https://dinamis.data-terra.org/>

3. Génération de variables caractérisant la structure de la végétation

Trois variables caractérisant la structure de la végétation ont été générées à 1 m de résolution spatiale à l'aide du package *lidR* [ROUSSEL ET AL., 2020] :

- Le modèle numérique de hauteur de canopée (CHM), selon l'approche proposée par [KHOSRAVIPOUR ET AL., 2014] avec les fonctions "normalize_height" et "rasterize_canopy".
- La densité de végétation - correspondant au nombre de points LiDAR classés en tant que végétation au sein d'un pixel - avec la fonction "pixel_metrics". Cette variable a été calculée en prenant en compte toutes les strates de végétation pour produire la carte de végétation, tandis qu'elle a été calculée en prenant en compte uniquement la strate de végétation basse pour caractériser l'encombrement des fossés.
- La structure verticale de la végétation - correspondant au nombre moyen du nombre de retours observé pour les points inclus dans un pixel - avec la fonction "pixel_metrics". Cette variable a été calculée en prenant en compte toutes les strates de végétation pour produire la carte de végétation tandis qu'elle a été calculée uniquement en prenant en compte les strates de "végétation basse" et "sol" pour caractériser l'encombrement des fossés.

IV. Cartographies dérivées de données de télédétection

Un ensemble de produits en accès libre, dérivés des bases de données Copernicus, a été téléchargé et exploité afin de servir d'appui à la sélection des sites de prospection terrain. Il s'agit notamment des cartes d'occupation des sols à l'échelle nationale (données OSO du CESBIO) et européenne. Les données téléchargées sont récapitulées dans le TABLEAU 1.

Tableau 1. Ressources en libre accès collectées

Année	Donnée	Source
2018	Corine Land Cover	https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover
2019 - 2020 - 2021	OSO	https://www.theia-land.fr/product/carte-doccupation-des-sols-de-la-france-metropolitaine/
2021	RGE Alti	https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/rge-alti/

VOLET 2 - DÉLIMITATION ET CARACTÉRISATION DES ZONES HUMIDES

I. Délimitation des zones humides

1. Cartographie des limites externes

a. Données utilisées

i. Données terrain

Des relevés floristiques et pédologiques localisés dans le lit majeur de la Seine ont été utilisés pour calibrer le modèle prédictif et valider la carte des zones humides. Les relevés floristiques proviennent

de bases de données ainsi que de collectes réalisées dans le cadre de ce projet [PERRIN, 2022]. Le caractère humide (ou non) de chaque relevé floristique a été déterminé à partir de la valeur d'humidité de l'indice d'Ellenberg [HILL ET AL., 1999]. Un relevé est considéré humide d'un point de vue réglementaire si la valeur d'humidité de l'indice d'Ellenberg est $\geq 5,7 \pm 0,2$ [PERRIN ET AL., 2023]. Afin de tenir compte de cette marge d'incertitude, seuls les relevés avec une valeur $< 5,5$ ou $> 6,0$ ont été respectivement assignés à la classe "non humide" ou à la classe "humide". Les relevés pédologiques proviennent de la base de données DoneSol [GROLLEAU ET AL., 2004]. Les résultats exposés dans ce rapport intègrent le jeu de données du PNR des Boucles de la Seine Normande (PNRBSN), mobilisable au moment de la réalisation du projet, constitué de 100 points. Le caractère humide de chaque relevé pédologique a été assigné selon la classe de sol rencontrée [RAPINEL ET AL., 2023]. Au total, 573 relevés terrain ont été utilisés (138 relevés "non humides" et 435 relevés "humides"). Un jeu de calibration et un jeu de validation, comprenant respectivement 80 et 20 % des relevés, ont été générés par approche de blocs spatiaux [VALAVI ET AL., 2019] de façon à limiter le biais d'autocorrélation spatiale tout en préservant la proportion de chaque classe (« humide » et « non humide »).

ii. Variables prédictives

Quatre variables topographiques dérivées des données LiDAR générées à 1 m de résolution spatiale ont été utilisées : le DTM, le VDCNI, le TWI, et le TPI.

b. Méthode

Un modèle de type *machine learning* (*random forest*) a été calibré par validation-croisée en croisant les variables prédictives avec le jeu de relevés de calibration. Ce modèle a ensuite été prédit à l'ensemble des pixels des variables prédictives pour générer la carte de probabilité de présence de zones humides. L'importance de chaque variable pour la modélisation a été calculée. Un seuillage a été appliqué sur la carte de probabilité de présence de zones humides afin de la convertir en carte de présence/absence. Pour cela, un indice de précision (indice de Kappa) a été calculé pour chaque valeur de seuillage comprise entre 0 et 1 avec un pas de 0,01 à partir du jeu de relevés de validation. La valeur de seuillage permettant d'atteindre la précision la plus élevée a été retenue.

Une vectorisation de la carte de présence/absence de zones humides a été effectuée par approche orientée-objet [BLASCHKE, 2010] afin de la convertir du format raster au format vectoriel (polygones). Pour cela, l'algorithme de segmentation par seuillage "*multi-threshold*" a été utilisé en fixant la valeur de seuillage à 1 (code de la classe « humide ») et la superficie minimale d'un objet (polygone) à 0,1 ha. Les grandes surfaces bâties, pour lesquelles la topographie naturelle n'est plus perceptible, ont été masquées en utilisant la couche Corine Land Cover. L'emprise des surfaces marines et de la Seine ont aussi été masquées. Les contours précis de la Seine ont été extraits à partir du DTM, en sélectionnant sans valeur altimétrique due à la présence d'eau. Les berges et vasières non inondées au moment de l'acquisition LiDAR ont donc été conservées. Un lissage des contours de chaque objet a ensuite été réalisé en appliquant une opération morphologique de dilatation/érosion.

c. Résultats

La hauteur par rapport au niveau de la mer d'une part, et la hauteur par rapport au niveau du cours d'eau le plus proche d'autre part, sont les principales variables explicatives de la présence de zones humides dans l'estuaire de la Seine [ANNEXE IV]. La valeur de seuillage de la carte de probabilité de présence des zones humides, qui a été fixée à 0,62 [ANNEXE IV], permet d'atteindre une très bonne précision cartographique (précision globale 91 %, indice de Kappa 77%, voir TABLEAU 2). Notons que sans cette analyse de sensibilité, un seuillage par défaut à 0,5 aurait généré une carte nettement moins précise (indice de Kappa 69%). La comparaison entre la carte de pré-localisation des zones humides

diffusée par la DREAL Normandie et la carte des zones humides réalisée dans le cadre de ce projet est illustrée par la **FIGURE 6** : alors que la carte de pré-localisation montre l'ensemble du lit majeur de la Seine comme une seule zone humide, la carte obtenue par modélisation, plus détaillée, met en évidence de secteurs non humides, correspondant à des zones légèrement surélevées (bourrelets alluviaux, talus...). Il convient de préciser que ces résultats n'ont pas de portée réglementaire, mais s'inscrivent dans une démarche de recherche et de développement méthodologique. À ce titre, les limites produites n'ont pas vocation à se substituer à celles définies par la DREAL.

Tableau 2. Matrice de confusion entre la carte des zones humides réalisée avec un modèle random forest (lignes) et les relevés terrain de validation (colonnes). Précision globale : 91%, indice de Kappa : 77%, F1-score de la classe "humide" : 94%.

Prédiction	Référence		Précision Producteur (%)
	Humide	Non humide	
Humide	83	4	95,4
Non humide	6	24	80,0
Nombre total relevés	89	28	
Précision utilisateur (%)	93,3	85,7	

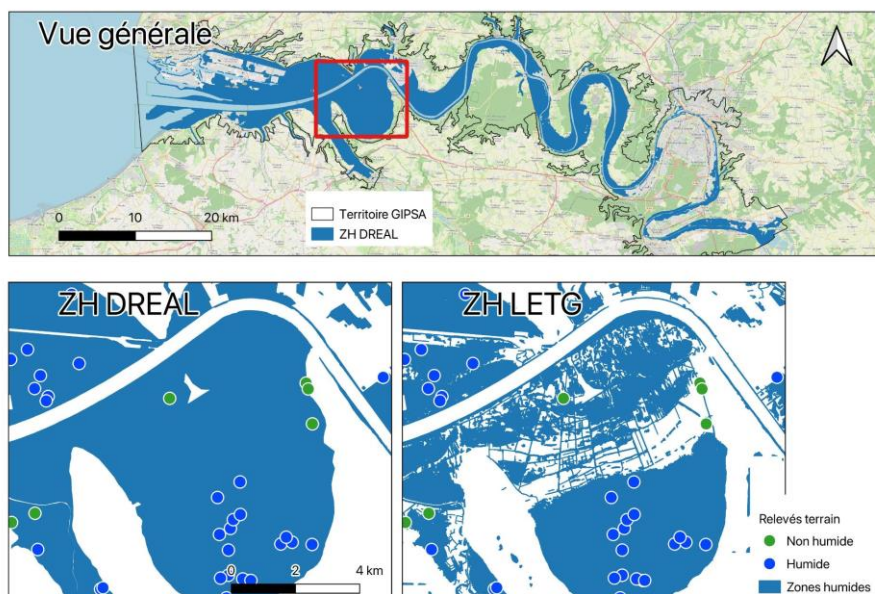


Figure 6. Comparaison entre la carte de pré-localisation des zones humides diffusée par la DREAL (gauche) et la carte des zones humides produite à échelle fine dans le cadre du projet CAFEZH (droite). Ces deux cartes sont affichées au format vectoriel.

2. Cartographie des limites internes

a. Définition

Les limites internes des zones humides correspondent aux unités hydro-géomorphologiques (HGMUs), caractérisées par un même hydrodynamisme et une même géomorphologie [MALTBY ET AL., 2009], au

sein desquelles les fonctions s'expriment avec la même intensité. La méthode mise en œuvre a visé à cartographier les HGMU à l'aide du critère géomorphologique dérivé des données LiDAR.

b. Génération d'un indice de position topographique multiscalaire

Un indice de position topographique (TPI) multi-échelle a été généré sur les zones humides à partir du MNT à 5 m, celui-ci ayant préalablement masqué en utilisant les limites externes des zones humides. La position topographique relative de chaque pixel par rapport à son voisinage a été caractérisée en utilisant le TPI avec une fenêtre d'analyse comprise entre 200 et 500 m de rayon. Le TPI comprend des valeurs standardisées entre -2 et +2, ce qui facilite l'interprétation de la microtopographie : les valeurs négatives caractérisent des dépressions, les valeurs positives des surélévations, et les valeurs proches de 0 des zones planes.

c. Segmentation d'unités topographiquement homogènes

Les surfaces en eau peu profondes (étangs, mares...), qui sont sans caractérisation topographique, ont été extraites du MNT par une première segmentation « multi-seuils » en utilisant la valeur « no data ». La surface minimale de détection a été fixée à 100 m². Puis, une seconde segmentation « multi-seuils » a été appliquée sur le TPI afin d'extraire et de caractériser des objets topographiquement homogènes en quatre classes : « Très bas » pour les valeurs inférieures à -1,0, « Bas » pour les valeurs comprises entre -1,0 et 0,0, « Haut » pour les valeurs comprises entre 0,0 et 1,5, et « Très haut » pour les valeurs supérieures à 1,5. La surface minimale de chaque objet a été fixée à 250 m².

d. Résultats

La segmentation du TPI a permis de délimiter 27 408 HGMU sur l'ensemble du site d'étude, avec une forte variabilité surfacique (médiane de 1,1 ha, déviation standard 11,7 ha). L'échelle de cette carte (1:10 000ème) est suffisante pour caractériser à la fois des petites HGMU linéaires telles que les grands fossés, les paléo-chenaux ou les friches, mais aussi de grandes HGMU surfaciques telles que des bourrelets alluviaux ou des dépressions [FIGURE 7].

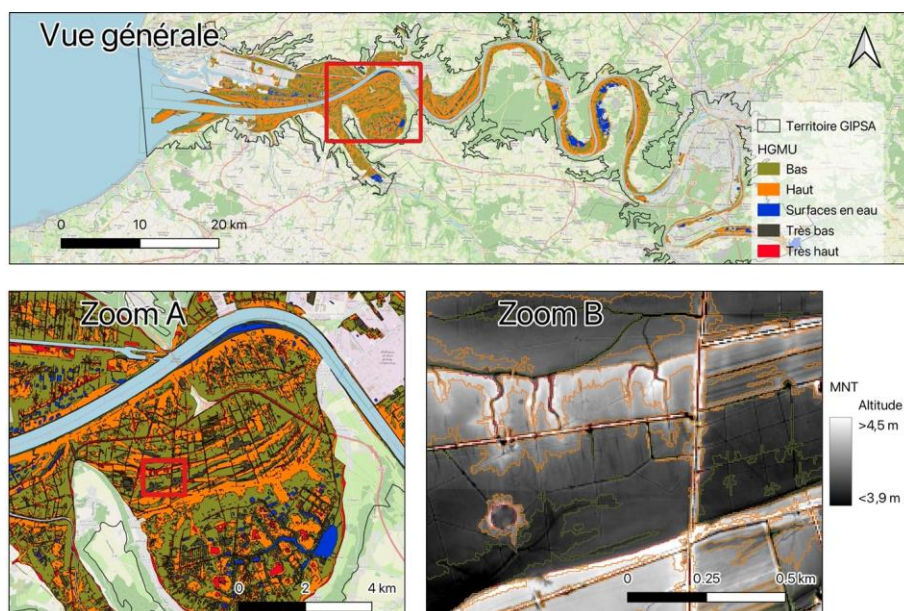


Figure 7. Carte des unités hydro-géomorphologiques (HGMU) de l'estuaire de la Seine générée automatiquement par segmentation de l'indice de position topographique.

3. Discussion

La qualité de la carte des zones humides générée automatiquement est très satisfaisante compte tenu non seulement de sa précision statistique, calculée à partir de relevés terrain indépendants et spatialement non corrélés aux relevés de calibration, mais aussi de sa cohérence spatiale. Ces résultats s'expliquent notamment par le grand nombre de relevés terrain exploitables ($n=573$), par la forte densité de points des données LiDAR acquises par le GIPSA [L'EBRELLEC & BACQ, 2023], mais aussi par l'approche de modélisation appliquée (limitation du sur-apprentissage, recherche d'une valeur de seuillage optimale).

La conversion de la carte des zones humides du format raster vers le format vectoriel est souvent demandé par les gestionnaires mais cette procédure est traditionnellement gourmande en ressources informatiques et génère des couches vectorielles lourdes et difficilement manipulables (nombreux petits polygones liés à des pixels isolés, nombreux vertices par polygone). La méthode de segmentation mise en œuvre ici a permis de s'affranchir de ces limitations : la couche vectorielle a été générée rapidement (± 30 minutes, en incluant les étapes de segmentation et de masquage) et sa légèreté (84 MO) facilite sa manipulation sous SIG tout en conservant un niveau de détail satisfaisant. Cette carte à échelle fine apporte un éclairage nouveau sur la distribution spatiale des zones humides de l'estuaire de la Seine au sens réglementaire. Grâce à son format vectoriel, elle peut être croisée par exemple avec des cartes d'occupation des sols pour cartographier les pressions anthropiques et agricoles exercées sur ces écosystèmes [DEMARQUET ET AL., 2024].

Toutefois, la présentation de cette nouvelle carte aux acteurs locaux a suscité des réserves liées à la diminution de surface cartographiée en zones humides par rapport à la carte diffusée par la DREAL. De plus, la mise à disposition, en fin de projet, d'un jeu de données supplémentaire de 1 000 points par le PNRBSN permettra une actualisation ultérieure de ces résultats. Pour ces raisons, l'évaluation des fonctions biogéochimiques a été effectuée dans ce projet au sein de l'enveloppe de pré-localisation des zones humides diffusée par la DREAL et sur laquelle un masque des principales surfaces artificialisées et de la Seine a été appliqué.

En ce qui concerne les limites internes des zones humides, la cartographie des HGMU a été réalisée automatiquement sur un grand territoire à partir du critère géomorphologique dérivé des données LiDAR, ce qui représente un progrès en termes de couverture spatiale, d'échelle d'analyse et de temps de production par rapport à l'approche traditionnelle appliquée à l'échelle d'un site par extrapolation manuelle d'observations terrain [MALTBY ET AL., 2009].

Le TPI et ses valeurs standardisées entre -2 et +2 a été préféré au MNT pour les raisons suivantes :

- Il élimine la pente longitudinale (amont vers aval) qui aurait altéré la qualité de segmentation (effet « cascade »), en particulier sur les petites vallées alluviales des tributaires de la Seine, là où la pente longitudinale est la plus marquée ;
- Il permet l'utilisation de l'algorithme « *multi-threshold segmentation* » qui, comparé à l'algorithme « *multi-resolution segmentation* » traditionnellement utilisé en approche orientée objet, a l'avantage de ne pas être contraint par une échelle spatiale de segmentation tout en étant beaucoup plus rapide en termes de temps de calcul ;
- Il permet de caractériser la position topographique de chaque HGMU. La caractérisation topographique en cinq classes (« Surfaces en eau », « Très bas », « Bas », « Haut », et « Très haut ») fournit une aide pour la lecture et l'interprétation de cette carte. Cette information catégorielle a été considérée indirectement pour évaluer les fonctions des zones humides *via* l'utilisation du TPI comme indicateur fonctionnel.

La méthode utilisée pour cartographier les HGMU repose sur la délimitation d'unités topographiquement homogènes, comme le montre la superposition de la carte des HGMU avec le MNT [FIGURE 7], les contours des HGMU épousant parfaitement la micro-topographie. Toutefois, la qualité de la carte des HGMU dépend de celle du MNT utilisé, des paramètres d'échelle spécifiés pour générer le TPI, et des paramètres de segmentation (seuils et taille minimale). Une validation plus approfondie de cette carte pourrait être effectuée sur la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine où plusieurs centaines de relevés floristiques sont disponibles, en comparant la variance des valeurs d'humidité d'Ellenberg au sein des HGMU avec celle observée sur l'ensemble de l'estuaire de la Seine.

Le concept d'HGMU a été initialement développé dans le cadre d'une approche terrain pour laquelle il était nécessaire d'extrapoler spatialement des observations ponctuelles relatives aux conditions biotiques et abiotiques des zones humides [MALTBY ET AL., 2009]. Dans cette étude, les observations sur ces conditions ont été dérivées de données de télédétection spatialement exhaustives. Pour cette raison, les fonctions des zones humides ont été spatialisées nativement par pixel puis agrégées (moyenne) par HGMU.

II. Caractérisation des zones humides

1. Choix des indicateurs

Dix indicateurs ont été sélectionnés pour évaluer les fonctions biogéochimiques des zones humides à partir de données de télédétection [ANNEXE V]. Ces indicateurs ont été sélectionnés pour cartographier les dynamiques spatio-temporelles des caractéristiques abiotiques des zones humides : les flux hydrologiques, l'humidité du sol, trophie du sol, gestion et utilisation des sols, productivité primaire annuelle, et la saisonnalité des flux de carbone. Ils ont été déduits directement ou indirectement des données de télédétection. Par exemple, la densité de fossé a été cartographiée directement à partir de données LIDAR tandis que la trophie du sol a été cartographiée indirectement à partir de la carte des végétations obtenue principalement à partir d'images SPOT-6/7. Afin de tenir compte des variations inter-annuelles de l'intensité des fonctions biogéochimiques, ces indicateurs ont été calculés dans la mesure du possible en 2022 et 2023. Notons que parmi les indicateurs susceptibles de varier sensiblement entre les deux années, seule la fréquence d'inondation a été considérée comme stable, car elle n'a pas été calculée pour chacune de ces deux années (elle a été calculée pour le millésime 2022 en prenant en compte la période 2019-2022).

Ces indicateurs présentent une couverture spatiale exhaustive, à l'exception de la trophie et de l'humidité des sols dérivés des valeurs d'Ellenberg qui ne couvrent que les zones couvertes par des végétations naturelles, et de l'humidité de surface des sols dérivée de données Sentinel-1&2, qui ne couvre que les milieux ouverts (prairies et cultures) avec une faible couverture végétale. Notons que le niveau de maturité méthodologique diffère selon l'indicateur : par exemple celui-ci est très élevé pour la productivité primaire annuelle nette, qui est couramment utilisée pour le suivi agronomique ou écologique de la végétation, tandis qu'il est faible pour la densité de fossé, qui fait encore l'objet de recherches méthodologiques.

2. Caractérisation de la pression de drainage

Cette partie présente une méthode de caractérisation du réseau de drainage du site d'étude, désigné par souci de simplification comme des « fossés » dans les différentes figures de ce rapport.

a. Méthode

La cartographie de la pression de drainage a été réalisée selon une démarche comprenant quatre étapes. Des précisions sur la méthode sont présentées en ANNEXE VI.

- L'extraction du réseau hydrographique à partir du TPI (fossés secs) et du DTM (fossés inondés) en utilisant une analyse orientée objet [HAY & CASTILLA, 2008].
- Le calcul de la profondeur des fossés en soustrayant l'altitude minimale à l'altitude maximale observées sur le DTM.
- Le calcul de la densité et de la structure verticale de la végétation en dérivant les informations des données LiDAR "Densité de végétation" et "Structure verticale de la végétation".
- Le calcul de la densité de fossés à l'échelle des HGMU.

b. Résultats

Sur l'ensemble du site d'étude, 98 345 fossés, d'une longueur moyenne de 32,6 m ($\pm$ 53,3 m) et totalisant 3 211 km, ont été extraits automatiquement à partir de l'analyse du MNT. La profondeur moyenne des fossés est de 0,37 m ($\pm$ 1,29 m). La densité moyenne des points LiDAR classés « sol » ou « végétation basse » utilisés pour caractériser la densité de végétation est de 0,38 ($\pm$ 1,06), tandis que le nombre moyen de retours LiDAR, indicateur de la structure verticale de la végétation, est de 1,21 ($\pm$ 0,49).

La comparaison entre la carte des fossés réalisée par le GIP SA dans le cadre du projet CONNECT [MUNTONI ET AL., 2025] et la carte des fossés réalisée par le laboratoire LETG dans le cadre du programme CAFEZH est présentée en ANNEXE VI. Celle-ci apparaît plus complète, notamment au niveau des petits fossés élémentaires, bien que certaines discontinuités subsistent. Les données de profondeur associées à chaque fossé sont cohérentes : les fossés principaux, qui délimitent les parcelles, présentent des profondeurs supérieures à 0,6 m, tandis que les fossés élémentaires, situés à l'intérieur des parcelles, affichent des profondeurs inférieures à 0,2 m. De plus, une forte corrélation apparaît entre la carte de densité de végétation et la carte de la structure verticale de la végétation, avec des valeurs particulièrement élevées au niveau du réseau bocager.

Les cartes de densité des petits et grands fossés sont illustrées dans la FIGURE 8.

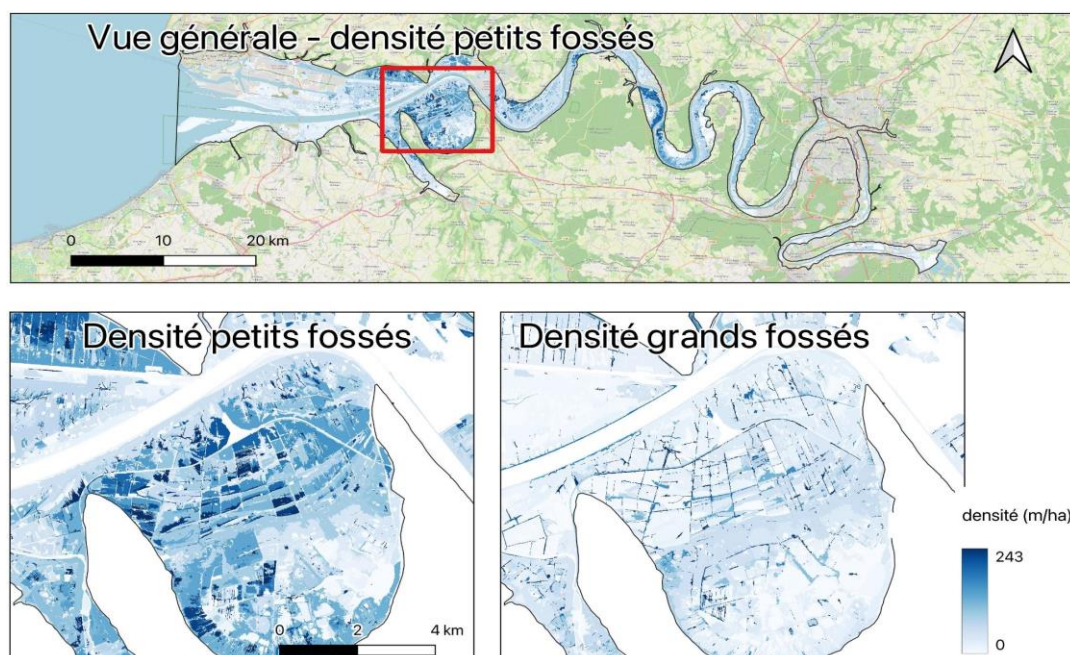


Figure 8. Cartes de densité des petits fossés (profondeur < 40 cm) et des grands fossés (profondeur > 40 cm) dérivées des données LiDAR.

Les densités moyennes observées sont de 64 m/ha (± 85) pour les petits fossés et de 34 m/ha (± 90) pour les grands fossés. Les densités de petits fossés les plus élevées sont observées au nord de la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine, dans les marais Vernier et de Petiville, et dans la boucle d'Heurteauville. Les valeurs élevées de densité de grands fossés traduisent la présence d'HGMUs linéaires situées le long du tracé de ces fossés.

Encart N°1 – Comment les fossés et leur entretien conditionnent-ils les flux au sein des zones humides estuariennes ?

Les fossés jouent un rôle clé dans la régulation hydrologique des zones humides en permettant à la fois l'entrée d'eau en provenance de l'estuaire et l'évacuation des eaux de la zone humide vers celui-ci. D'un point de vue fonctionnel, l'efficacité de ces flux hydrologiques dépend largement de leur entretien : un fossé régulièrement curé et dégagé de la végétation favorise une circulation rapide de l'eau, tandis qu'un fossé non entretenu limite le drainage et favorise les processus de stockage de carbone et de dénitrification.

Récemment, le projet CONNECT du GIP SA a permis de cartographier le réseau des fossés principaux, et le programme CAFEZH a complété cette cartographie en intégrant les petits fossés et en caractérisant leur structure (profondeur, encombrement végétal) à partir de nuages de points LiDAR. Ces premiers résultats doivent encore être validés scientifiquement, en mobilisant les relevés de terrain sur les caractéristiques des fossés collectés par les techniciens du Parc naturel régional (PNR) des Boucles de la Seine.

À l'avenir, le suivi temporel du niveau d'eau dans ces fossés pourrait être envisagé grâce à l'utilisation d'imagerie satellitaire à très haute résolution spatiale (inférieure à 50 cm) et temporelle (hebdomadaire), provenant notamment des nouveaux satellites Pléiades Néo, Skysat ou SuperView-Neo.

3. Trophie et humidité du sol

a. Méthode

Les cartographies de la trophie et de l'humidité du sol se basent sur la combinaison des relevés floristiques effectués durant la campagne de végétation et d'une cartographie fine des habitats réalisée dans le cadre du projet. Les relevés floristiques possèdent les indices d'Ellenberg, relatifs à l'humidité du sol et la trophie ainsi que les informations d'appartenance à un habitat, en particulier une classe, un ordre ou une alliance de végétation [ANNEXE VII]. Ces relevés ont été relevés suivant un protocole adapté à l'usage des images satellite [ANNEXE VII].

La production de la cartographie des habitats naturels repose sur le procédé Biocoast, développé par la société i-Sea. Ce processus s'appuie principalement sur deux sources de données complémentaires : les images satellites et les données de terrain validées par des experts. Dans le cadre de cette étude, ces sources sont représentées par les relevés floristiques, les images satellitaires SPOT 6/7 et les variables dérivées de télédétection (distance à la mer, distance à la Seine, dénivelé à la Seine, TPI, TWI, hauteur de canopée (CHM), nombre de retour Lidar et VDCNI). Elles sont intégrées dans une chaîne de traitement automatisée fondée sur des algorithmes de machine learning (*Random Forest* – RF), [BEGUET

ET AL., 2014 ; BREIMAN, 2001], permettant de générer une cartographie prédictive des habitats sur l'ensemble du site d'étude.

Les images SPOT 6/7 possédant des nuages et les variables dérivées de la télédétection n'ayant pas une couverture spatiale exhaustive sur la zone d'étude, plusieurs modèles ont été nécessaires avant d'obtenir une cartographie des habitats couvrant l'intégralité de la zone d'étude [ANNEXE VII]. Le traitement commence par le calcul, pour chaque image SPOT 6/7, d'un ensemble d'indices radiométriques. Ces indices sont ensuite concaténés avec les bandes spectrales d'origine sur plusieurs dates, afin de constituer une série temporelle d'images. Des variables issues de la télédétection sont ajoutées à la suite des indices. À partir de cette série, les pixels correspondant aux polygones de référence sont extraits pour entraîner et évaluer des modèles RF. Ces modèles sont ensuite appliqués à l'ensemble des pixels de l'image, dans les zones appropriées en fonction des modèles. Une régularisation par filtre majoritaire est appliquée aux prédictions afin de limiter les effets de bruit inhérents à la classification. Le résultat, sous forme de raster prédictif, est ensuite vectorisé. Les cartographies produites par zones sont ensuite assemblées pour couvrir toute la zone d'étude.

Cette méthode a été réalisée pour deux niveaux de classification phytosociologique : les classes et les ordres. Le niveau des alliances ne permettait pas une modélisation fiable, par sa composition et le manque de données pour beaucoup d'alliance [ANNEXE VII]. Cette particularité a nécessité une méthodologie emboîtée, où les ordres ont été prédits à l'intérieur des classes correspondantes, conformément à la typologie établie. À noter que, contrairement aux classes, la régularisation par filtre majoritaire n'a pas été appliquée aux prédictions des ordres.

La cartographie exhaustive des ordres a ensuite été convertie, avec les valeurs d'Ellenberg moyennes établies pour chaque communauté végétale, en carte d'humidité et de trophie [ANNEXE VII]. Pour les quatre communautés végétales qui n'ont pas pu être assignées à un ordre (« *Agropyreteea pungentis* - autre », « *Phragmito – Magnocaricetea* - autre », « *Agrostietea stoloniferae* - autre » et « *Arrhenatheretalia elatioris* - autre »), les valeurs d'Ellenberg du niveau hiérarchique supérieur (classe) ont été retenues. Les surfaces en eau (sur les images SPOT-6/7) ainsi que les surfaces cultivées (d'après le RPG 2022) ont été masquées.

b. Résultats

Les résultats détaillés de la cartographie des communautés végétales sont détaillés en ANNEXE VII. La cartographie des communautés végétales au niveau de l'ordre obtient une précision moyenne globale de 75,5%. Il est important de considérer la représentativité spatiale de la base de données d'entraînement utilisée. Les polygones d'apprentissage ont une surface cumulée de 266 ha, ce qui représente 0,73 % de la surface du site d'étude. La cartographie de l'intégralité du site d'étude est donc produite par des modèles entraînés sur 0,73 % du territoire cartographié. Cette information permet entre autres de relativiser la capacité prédictive des modèles, ainsi que la représentativité et pertinence des évaluations quantitatives obtenues pour leurs évaluations.

La FIGURE 9 représente un extrait des résultats cartographiques d'humidité et de trophie produits. Globalement, ces cartes montrent que le site d'étude est humide (moyenne $6,75 \pm 1,12$) et mésotrophe (moyenne $5,6 \pm 0,51$). Les valeurs d'humidité les plus fortes se concentrent au sud de la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine, dans la vallée de la Risle, ainsi que dans les tourbières du marais Vernier et d'Heurteauville. Les valeurs de trophie les plus élevées apparaissent dans les roselières de la réserve naturelle, tandis que les valeurs les plus faibles sont visibles dans la tourbière du marais Vernier.

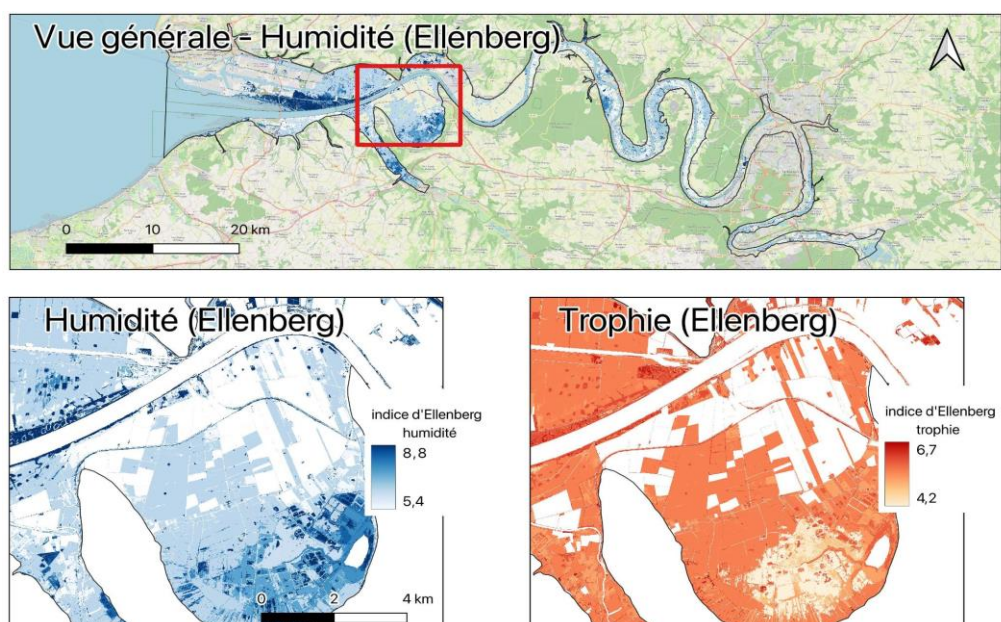


Figure 9. Cartes de l'humidité et de la trophie (Ellenberg) sur le site d'étude.

Encart N°2 – Comment spatialiser les gradients de salinité, de trophie et d'humidité au sein des zones humides estuariennes ?

Pour comprendre comment l'humidité du sol, la richesse en nutriments (trophie) ou encore la salinité varient dans les zones humides, il faut croiser plusieurs sources d'information. Le point de départ choisi est les relevés de végétation : chaque plante est liée à un certain type de sol et d'habitat, ce qui donne des indices précieux sur l'humidité ou la richesse du milieu.

Ces données de terrain sont ensuite combinées avec des images satellites et des mesures issues de la télédétection (comme la distance à la mer ou à la Seine, le relief ou encore la hauteur de la végétation). Des algorithmes d'intelligence artificielle permettent d'intégrer toutes ces informations et de produire des cartes prédictives des habitats naturels.

Enfin, en associant à chaque habitat ses valeurs d'humidité et de trophie de référence, on obtient des cartes continues qui rendent visibles les gradients écologiques dans l'estuaire. Ces cartes servent de base pour mieux comprendre le fonctionnement des milieux. Ces cartes pourront servir à orienter la gestion et la conservation des zones humides en appui aux décisions écologiques et territoriales.

4. Occupation du sol

a. Méthode

iii. Acquisition des données

La production de la carte d'occupation du sol (Land Use / Land Cover ou LULC) repose sur l'exploitation de données satellitaires couvrant l'ensemble de l'hydropériode 2022 et le territoire de compétence du GIP Seine-Aval. Les images principales proviennent des satellites Sentinel-2 A et B, qui offrent une résolution spatiale de 20 m. Afin de compléter cette série et de mieux couvrir les différentes saisons, des images issues du satellite Landsat-8 OLI, d'une résolution initiale de 30 m mais rééchantillonnées à 20 m pour être homogènes avec les données S2, ont également été mobilisées. L'association de ces

deux sources a permis de saisir les contrastes saisonniers, indispensables pour différencier les cultures, suivre les dynamiques des milieux humides et améliorer la qualité globale de la classification. Les données satellitaires ont été renforcées par un ensemble de données auxiliaires, indispensables pour la calibration, les corrections postérieures et la validation des résultats. Un complément d'information concernant les images satellite et les données auxiliaires utilisées est présent dans l'[ANNEXE VIII](#).

iv. Méthodologie de traitement et classification

Le traitement des données a été conduit avec le logiciel GEOclassifier [[WEISE ET AL., 2020](#)], développé dans le cadre du projet SWOS 2015-2019 (Satellite-based Wetlands Observation Service), en suivant une approche de classification supervisée orientée objet [[GUELMAMI ET AL., 2023](#)]. La première étape a consisté en une segmentation des séries d'images S2 et Landsat-8, afin de délimiter des objets homogènes correspondant à des unités paysagères comme des parcelles agricoles, des plans d'eau, des zones urbaines ou des formations végétales. Ces objets ont ensuite été classés grâce à des zones d'apprentissage établies à partir des données auxiliaires. La nomenclature adoptée combine le système de classification CORINE Land Cover avec la typologie Ramsar, afin de mieux représenter la diversité des habitats humides, particulièrement nombreux sur le territoire du GIP Seine-Aval. Une phase de corrections post-classification, de validation et de post-traitement ont ensuite été réalisées pour limiter les confusions entre classes proches. Des compléments d'informations sur ces phases sont présents dans l'[ANNEXE VIII](#).

b. Résultats

Les cartes d'occupation des sols 2022 et 2023 sont présentées dans la [FIGURE 10](#). Peu de changements d'occupation des sols ont été détectés entre ces deux années, les variations les plus significatives étant une conversion de 0,1% de la surface des prairies permanentes en prairies temporaires.

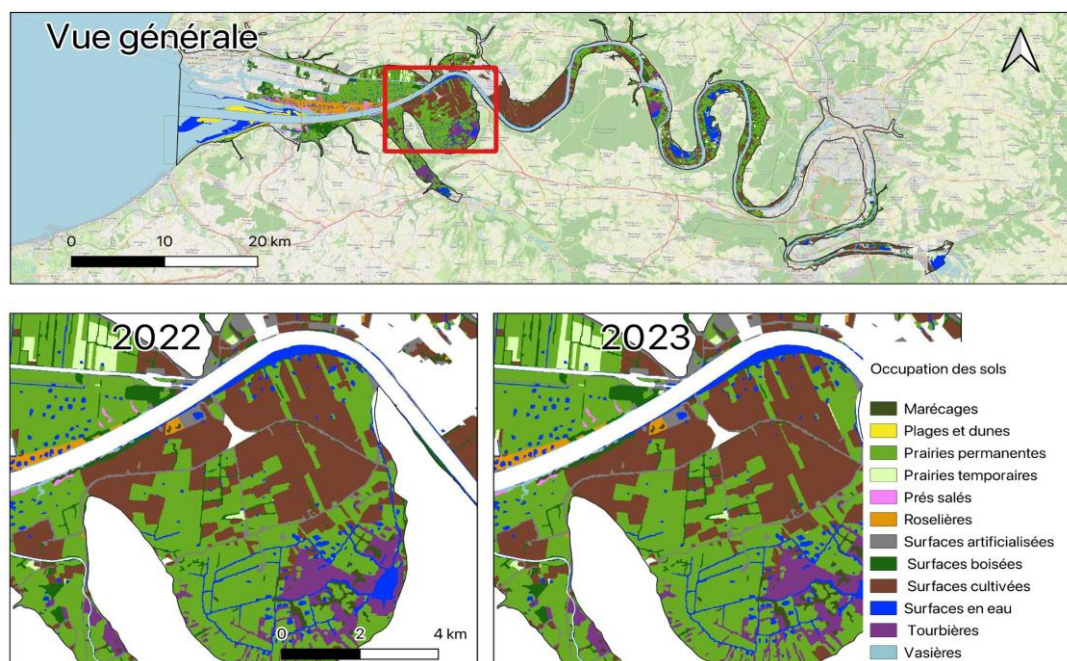


Figure 10. Cartes de l'occupation du sol sur le site d'étude.

Toutefois, certaines zones spécifiques, notamment les vasières de la rive gauche entre Tancarville et la Risle, semblent ne pas être individualisées et apparaissent classées en « surface en eau ». Cette

situation est probablement liée au moment du passage des satellites par rapport au cycle de marée et constitue une limite d'interprétation à prendre en compte, sans remettre en cause la cohérence globale des résultats.

Environ un tiers de la superficie du site d'étude est occupé par des prairies permanentes (33 %), suivi des surfaces cultivées (23 %) et des surfaces en eau (11 %). Les surfaces boisées et artificialisées représentent respectivement 10 % et 8 % de la surface totale. Les autres catégories d'occupation du sol couvrent chacune moins de 5 % de la superficie du site. Un complément de résultat est présent dans l'[ANNEXE VIII](#).

5. Mode de gestion

a. Méthode

Les pratiques agricoles appliquées sur les prairies influencent les flux de carbone, en particulier au sein des prairies. Dans ce but, plusieurs types de données ont été bancarisés afin d'obtenir des informations sur la gestion de prairies présentes sur le site d'étude. Le Registre Parcellaire Graphique (RPG) de l'année 2022 et 2023, ainsi que la base de données Land Use / Cover Area Frame Survey (LUCAS) de 2022, ont été utilisés pour qualifier les prairies permanentes et temporaires (codes utilisés présents en [ANNEXE IX](#)). Les données d'assolement des prairies de 2022, fournies par le GIP Seine Aval pour qualifier des prairies fauchées et pâturées (résumé du nombre de données en Annexe IX). L'ensemble de ces données ont été utilisées en combinaison avec des images Sentinel-2 (détails en [ANNEXE IX](#)).

i. *Evolution de la biomasse sur la parcelle*

Cette étape a pour but de déterminer les prairies sans événement de fauche ou pâture afin d'obtenir une classe "autre". L'indice (NDVI), calculé sur chaque image de la série temporelle, permet de suivre l'évolution de la biomasse [[PETTORELLI ET AL., 2005](#)]. Le NDVI moyen a été calculé pour chaque parcelle. Une baisse significative du NDVI moyen par parcelle (seuil empirique fixé à -0,2 entre deux dates consécutives) est interprétée comme indicateur d'un événement de fauche ou de pâture. Un indicateur binaire est ensuite utilisé pour caractériser la présence (1) ou l'absence (0) d'un événement au sein de la série temporelle S2.

ii. *Détermination du mode de gestion*

Pour distinguer les types de gestion sur l'ensemble du site d'étude (fauchée, pâturée, autre), un algorithme de machine learning (Random Forest - RF) a été entraîné sur les données 2022, en s'appuyant sur des variables telles que les NDVI moyens, les écarts-types inter-dates, et l'indice de brillance (BI). Le modèle a ensuite été appliqué sur les images 2022 afin de prédire sur l'ensemble du site d'étude la présence de prairies fauchées, pâturées ou avec un autre type de gestion. Le modèle 2022 a également été appliqué sur les images 2023 pour obtenir le millésime 2023. La carte d'occupation du sol précédemment calculée a ensuite été mise à jour avec les informations dérivées de ces résultats, pour les deux millésimes. La précision globale moyenne du modèle obtenu est de 85,5%. L'évaluation détaillée du modèle est présentée en [ANNEXE IX](#). Le modèle parvient globalement à différencier les modes de gestion entre eux.

iii. *Post traitements*

Quatre étapes de post-traitement ont été appliquées à chaque millésime: (1) Les parcelles initialement classées comme « Autre » ont été réaffectées à la classe « Mixte »; (2) La couche vectorielle a ensuite été convertie en raster à une résolution de 5 m, avec les codes suivants : 1 pour la pâture, 2 pour la

fauche et 3 pour une gestion mixte; (3) Un processus d'érosion-dilatation a été appliqué afin de combler les discontinuités entre parcelles adjacentes liées aux erreurs du RPG; (4) Enfin, une intersection avec l'emprise de la carte de végétation a permis d'identifier les milieux naturels autres que les prairies, auxquels a été attribué un code 4 correspondant à la classe "Absence de gestion".

b. Résultats

Un extrait des prédictions cartographiques des modes de gestion est illustré par la **FIGURE 11**. Une variation des modes de gestion est observée à la fois dans l'espace et le temps. En 2022 comme en 2023, la classe « absence de gestion » qui ne représente pas les prairies, constitue la classe dominante, représentant près de la moitié de la surface du site (47 % en 2022 et 48 % en 2023). La fauche représente la deuxième modalité, en forte progression entre les deux millésimes (18 % en 2022 contre 27 % en 2023). La gestion mixte se maintient à des proportions intermédiaires, avec une légère diminution (17 % en 2022 ; 15 % en 2023). Enfin, la pâture enregistre la plus forte baisse, diminuant de 18 % en 2022 à 10 % en 2023.

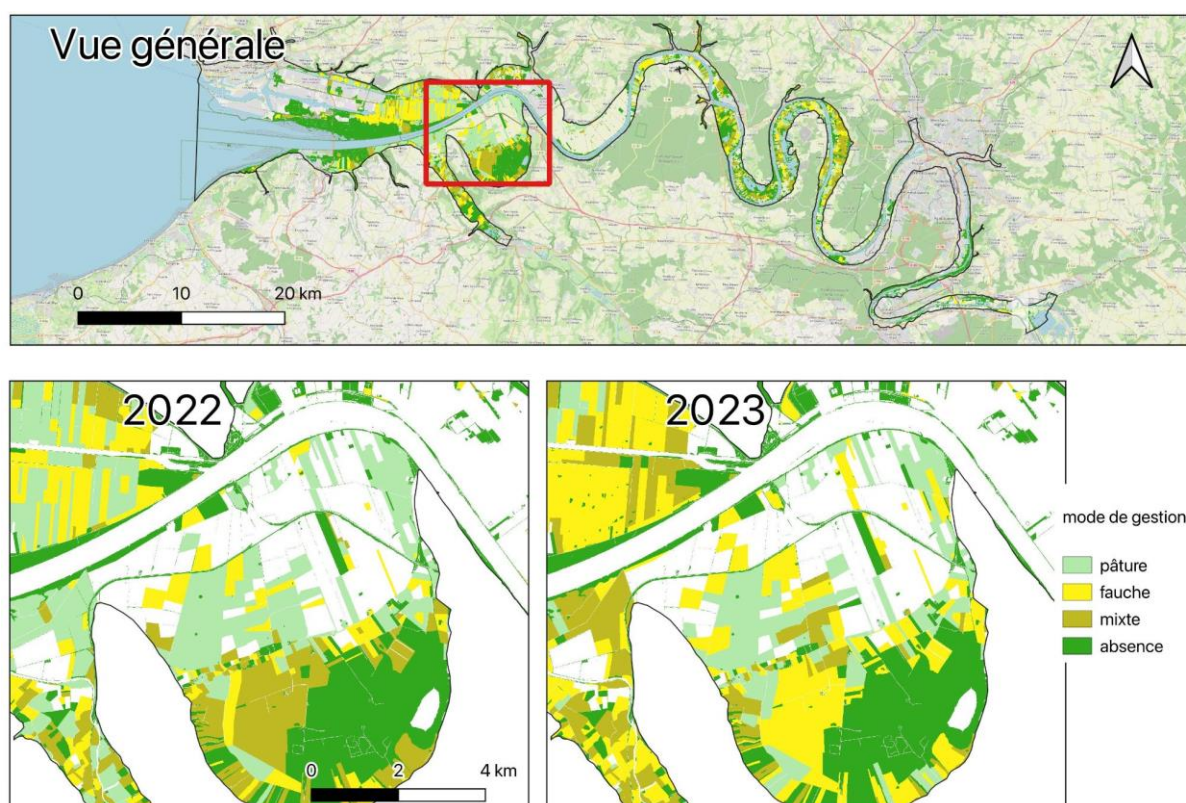


Figure 11. Cartes du mode de gestion des prairies réparties sur le site d'étude.

6. Productivité primaire annuelle nette

a. Méthode

Les données utilisées pour le calcul de cet indicateur sont les images Sentinel-2 (S2). L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) est couramment utilisé comme indicateur de l'activité photosynthétique de la végétation et, par extension, de la productivité végétale. Pour cette étude, le NDVI a été calculé à partir de toutes les acquisitions Sentinel-2 disponibles et sans nuages pour l'année 2022 et 2023 (détail dans l'**ANNEXE X**). Seules les scènes utilisables ont été incluses, et les valeurs NDVI ont été agrégées (additionnées) afin d'obtenir une estimation de la production primaire annuelle nette

(NDVI-i) [CABELLO ET AL., 2012; RAPINEL ET AL., 2020]. En raison de la variabilité de la disponibilité et de la qualité des images, en particulier en ce qui concerne la couverture nuageuse, la résolution temporelle a été normalisée à un minimum d'une image par mois, au moins pendant la saison de croissance. Les valeurs négatives ont été reclassées à la valeur zéro.

b. Résultats

Globalement, si les valeurs moyennes de NDVI-I sont légèrement plus élevées en 2022 ($2,8 \pm 1,2$) qu'en 2023 ($2,7 \pm 1,1$), de fortes variations spatio-temporelles sont observées à l'échelle parcellaire en particulier sur les prairies et les surfaces cultivées [FIGURE 12]. Les valeurs les plus élevées sont observées sur les milieux prairiaux et boisés, alors que les valeurs les plus faibles sont visibles sur les surfaces en eau et artificialisées. Les surfaces cultivées présentent des valeurs intermédiaires.

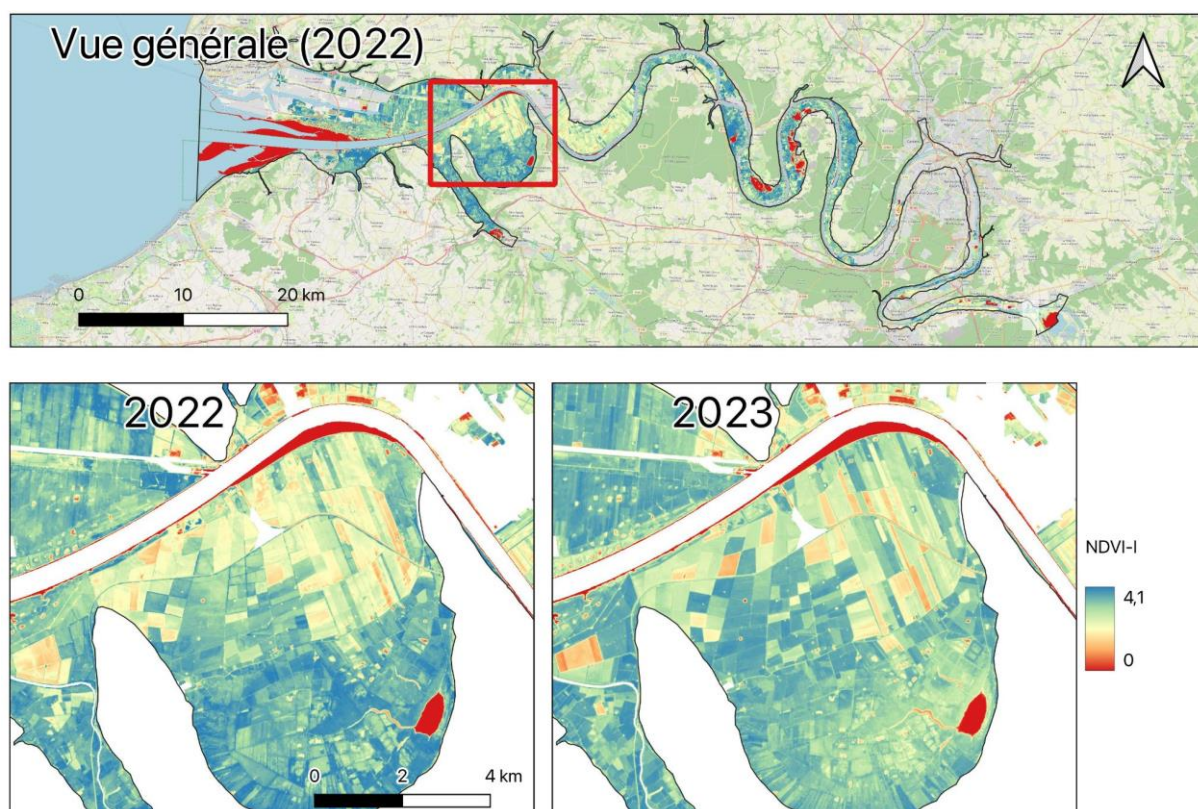


Figure 12. Cartes de la productivité primaire annuelle nette sur le site d'étude.

7. Saisonnalité des flux de carbone

a. Méthode

La plage relative intra-annuelle du NDVI (indicateur RREL) traduit la saisonnalité des flux de carbone [CABELLO ET AL., 2012; RAPINEL ET AL., 2020]. Cet indicateur est la différence entre le NDVI maximal et le NDVI minimal, divisée par le NDVI-I. Les données de base de cet indice sont les images Sentinel-2 utilisées dans le calcul du NDVI-I [ANNEXE X]. Les valeurs négatives ont été reclassées à la valeur zéro.

b. Résultats

Les résultats indiquent une variation des valeurs de RREL comprise entre 0 et 0,57 [FIGURE 13]. Une faible valeur indique une faible variabilité saisonnière des flux de carbone, comme par exemple dans les zones de tourbières, dans le marais-vernier. A l'inverse, des plus fortes valeurs de RREL indiquent la présence d'une variation saisonnière marquée, comme pour les zones de cultures et prairies. Une

variation inter-annuelle est également visible entre 2022 et 2023. Cependant cette observation est dépendante du jeu de données utilisé pour la construction de l'indice. Bien que certaines dates soient comparables, le nombre de dates varie entre les deux années, influençant donc la variabilité inter-annuelle.

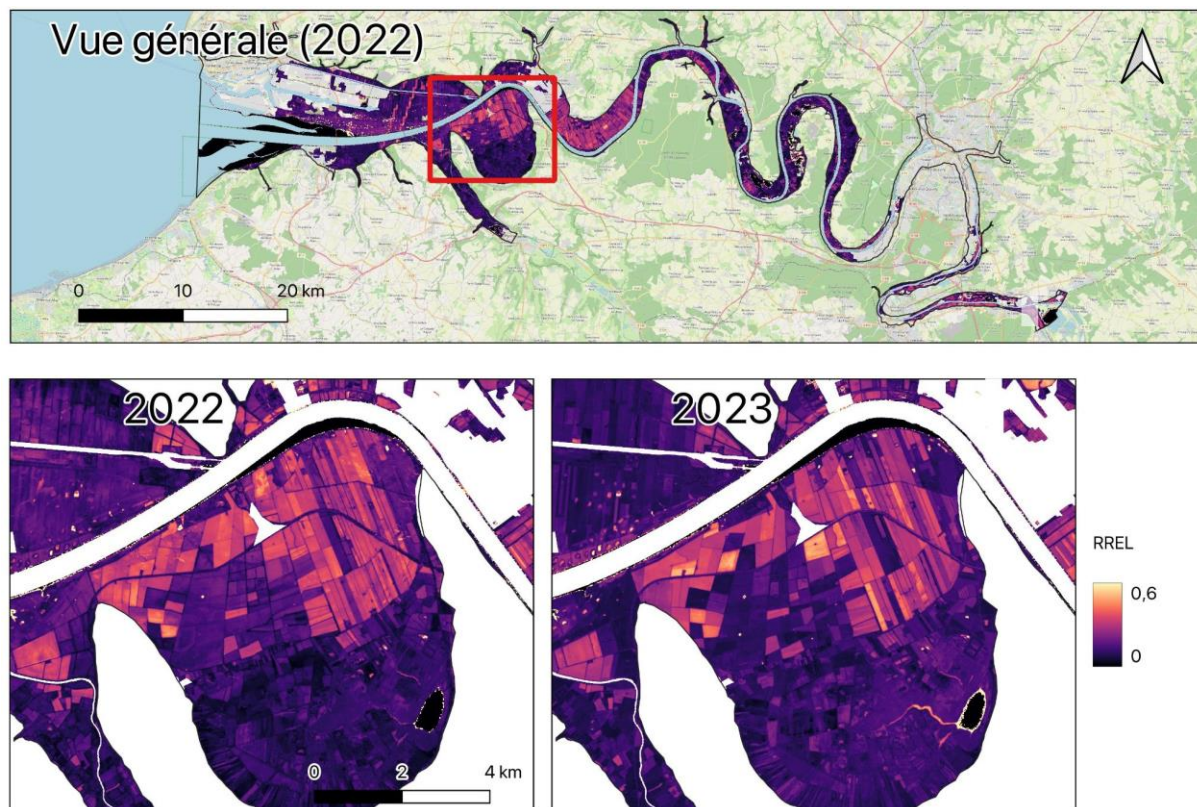


Figure 13. Cartes de la saisonnalité des flux de carbone sur le site d'étude.

8. Humidité de surface du sol

a. Méthode

i. Estimation de l'humidité des sols

La méthode d'estimation de l'humidité des sols, développée à l'INRAE (UMR TETIS), est basée sur l'utilisation d'images satellitaires radar (Sentinel-1) et optique (Sentinel-2), données gratuites et libres d'accès. Les estimations de l'humidité correspondent à l'humidité volumique de la première couche du sol (5-10 cm) en vol.%. L'indice de végétation NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), qui fournit une information spatialisée sur l'état de développement de la végétation, a été calculé à partir des images Sentinel-2 (S2) bancarisées. Une interpolation a été faite sur les cartes de NDVI tous les 15 jours pour avoir des indices de végétation au plus près des dates d'acquisitions radar Sentinel-1 (S1). Pour rappel, le NDVI S2 est utilisé pour caractériser la contribution de la végétation dans le signal radar S1.

Les cartes d'humidité sont établies sur les parcelles agricoles et les prairies définies selon des cartes d'occupation du sol disponibles (RPG⁷, etc). Afin d'extraire les zones agricoles et les prairies, nous avons utilisé l'occupation du sol OSO (Centre d'expertise du pôle Theia) qui contient 23 classes de couverture terrestre [INGLADA ET AL., 2018]. La carte d'occupation du sol a été filtrée dans le but de ne

⁷ https://geoservices.ign.fr/sites/default/files/2021-12/DC_DL_RPG_2-0.pdf

garder que les zones agricoles cultivées par les céréales (blé, maïs, orge, colza, tournesol ...) ainsi que les prairies (les vignes et vergers sont exclus). C'est sur ces parcelles que l'estimation de l'humidité a été effectuée. La carte OSO 2021 en format vecteur est disponible en téléchargement pour la France entière et par région sur le site de Theia. Enfin, nous avons produit des cartes d'humidité plus fines spatialement en utilisant une segmentation intra-parcellaire produite par le laboratoire LETG à partir d'un MNT à 5 m issu de données Lidar. Les cartes d'humidité sont estimées pour toutes les images S1 disponibles sur chaque polygone de la carte d'occupation du sol (idéalement un polygone = une parcelle ou un objet homogène). L'algorithme d'estimation de l'humidité fournit une valeur d'humidité moyenne par parcelle (cartographie de l'humidité à l'échelle parcellaire).

La cartographie de l'humidité de surface du sol à l'échelle de la parcelle (ou un polygone) est basée sur le couplage des données radar Sentinel-1 et des données optiques Sentinel-2. Le signal radar Sentinel-1 est modélisé comme la somme de la contribution de la végétation et de celle du sol atténuée par la végétation (Water Cloud Model). La contribution de la végétation peut être exprimée en fonction d'un paramètre caractéristique de la végétation (LAI, NDVI ou le contenu en eau de la végétation). Pour sa part, la contribution du sol, qui dépend de l'humidité et de la rugosité du sol en plus des paramètres instrumentaux, en particulier l'angle d'incidence, la longueur d'onde radar et la polarisation, est modélisée en utilisant un modèle de rétrodiffusion radar physique (Integral Equation Model). Pour une parcelle donnée, les informations issues des images (signal radar et angle d'incidence issus de S1, et NDVI issu de S2) permettent d'estimer l'humidité du sol grâce à une inversion par réseau de neurones.

La précision obtenue sur l'humidité volumique est de l'ordre de de 6 vol.%. L'algorithme est en général appliqué tant que l'indice de végétation des parcelles NDVI n'est pas supérieur à environ 0.7. Au-delà de ce seuil, le signal radar de Sentinel-1 en bande C (longueur d'onde d'environ 6 cm) n'atteint pas le sol et l'estimation de l'humidité du sol est impossible car le signal radar reçu contient la contribution de la végétation mais pas celle du sol. De plus, l'algorithme est appliqué sur les surfaces avec une pente inférieure ou égale à 20%.

ii. Post-traitements

Cinq étapes de post-traitement ont été effectuées sur la version produite à l'échelle intra-parcellaire : (1) Les rasters correspondant aux observations d'humidité ont été triés par date et agrégés par mois de façon à harmoniser le nombre d'observations disponibles entre 2022 et 2023; (2) Un nouveau raster représentant la moyenne annuelle a été calculé; (3) Les valeurs du raster ont été divisées par cinq afin de les convertir en % d'humidité volumique du sol; (4) Les trous, correspondant aux limites des unités topographiques, ont été bouchés à l'aide d'un filtre médian 3x3; (5) Le raster a été projeté système de projection français (EPSG 2154) et masqué sur l'emprise des zones humides.

b. Résultats

Les cartes d'humidité volumique du sol moyenne pour les années 2022 et 2023 dérivées à l'échelle intra-parcellaire à partir des séries temporelles Sentinel-1/2 sont illustrées dans la [FIGURE 14](#).

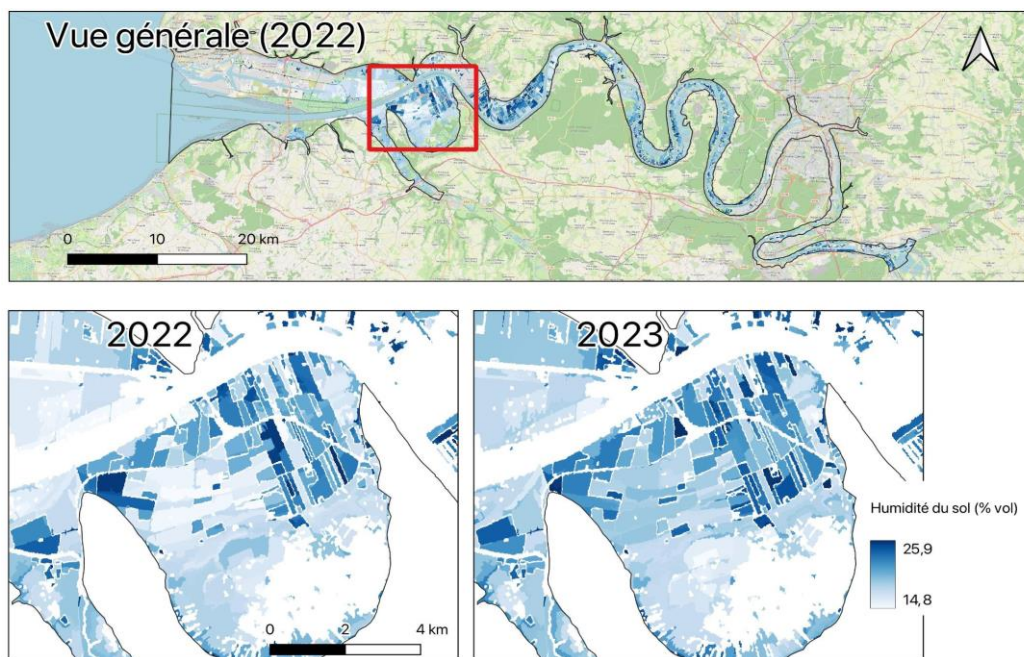


Figure 14. Cartes d'humidité volumique du sol moyenne pour les années 2022 et 2023 dérivées à l'échelle intro-parcellaire à partir des séries temporelles Sentinel-1/2. Cet indicateur a été calculé uniquement pour les prairies et cultures identifiées dans la couche OSO (<https://www.theia-land.fr/ces-occupation-des-terres/occupation-des-sols/>). Les autres secteurs ont été masqués (en blanc sur la carte).

Globalement, l'humidité volumique du sol moyenne est similaire en 2022 ($19,6\% \pm 3,0$) et en 2023 ($20,0\% \pm 2,6$), même si une forte variabilité spatio-temporelle est observée à l'échelle parcellaire. Les valeurs d'humidité les plus élevées sont observées sur les surfaces cultivées ($22,3\%$) alors que les valeurs les plus faibles le sont sur les prairies ($18,0\%$) [ANNEXE XI]. L'humidité du sol est très vraisemblablement sous-estimée sur les prairies.

De plus amples résultats se trouvent en ANNEXE XI.

9. Dynamiques des eaux de surface

a. Méthode

Le suivi repose sur l'analyse des séries temporelles d'images optiques Sentinel-2 et Landsat-8 OLI couvrant une hydropériode de 7 ans 2017-2023. L'approche s'appuie sur l'indice spectral *Water In Wetlands* ou WIW [LEFEBVRE ET AL., 2019], qui combine les bandes infrarouges proche (NIR) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) pour détecter les surfaces en eau. Pour chaque date d'acquisition (Sentinel-2 à 20 m et Landsat-8 à 30 m, ré-échantillonné à 20 m), l'indice WIW génère un raster binaire indiquant la présence ou l'absence d'eau pour chaque pixel. Les rasters binaires obtenus sont ensuite additionnés pixel par pixel sur l'ensemble de l'hydropériode. Le nombre d'occurrence pour chaque pixel est conservé puis en rapportant le nombre au total d'images disponibles, on obtient une mesure de la fréquence d'inondation, exprimée en pourcentage. Les cartes résultantes traduisent un gradient allant de 0 % (jamais inondé) à 100 % (inondé en permanence). Dans un second temps, les cartes obtenues sont croisées avec la carte d'occupation du sol, caractérisant ainsi chaque occupation du sol par un indicateur hydrologique. De plus amples détails méthodologiques sont présents dans l'ANNEXE XII.

b. Résultats

La carte de la fréquence annuelle d'inondation sur la période 2017 - 2023 est illustrée **FIGURE 15**. De manière générale, une grande partie du site d'étude est rarement inondé (fréquence moyenne de 0,1). Toutefois, l'écart type, relativement élevé (0,3), met en évidence une forte dispersion des valeurs, révélant une variation spatiale marquée. Mis à part les surfaces en eau permanentes, les fréquences d'inondation les plus élevées sont principalement observées dans la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine et au sud du marais Vernier. Des résultats plus détaillés sont présents dans l'**ANNEXE XII**.

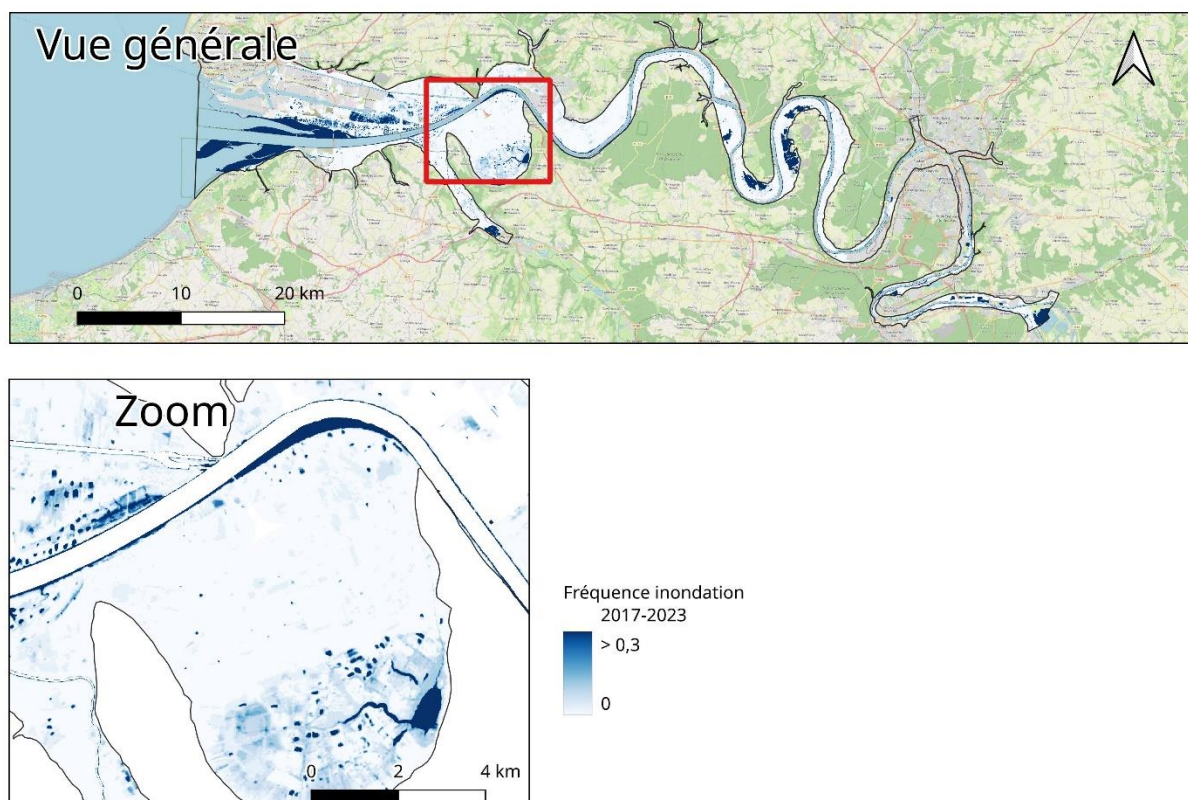


Figure 15. Carte de la fréquence annuelle d'inondation sur la période 2017-2023.

10. Position topographique

a. Méthode

L'indicateur de position topographique a été dérivé directement du TPI calculé à 5 m de résolution spatiale avec une échelle d'analyse méso (200 - 500 m). Cet indicateur met en évidence les zones de dépressions (valeurs négatives) et les zones de surélévation (valeurs positives) au sein des zones humides à une échelle spatiale fine, les premières étant *a priori* caractérisées par une humidité du sol plus importante.

b. Résultats

La carte de la position topographique est illustrée **FIGURE 16**. Même si la valeur moyenne de cet indicateur indique un site globalement plat (-0,1), la forte dispersion des valeurs (écart type +1,1) traduit une hétérogénéité locale de la topographie. Les dépôts sédimentaires, les dépôts de curage des fossés, et les remblais, potentiellement moins humides, se traduisent par des valeurs positives, représentées en rouge. À l'inverse, les dépressions, fossés et paléo-chenaux, potentiellement plus humides, se distinguent par des valeurs négatives, représentées en bleu.

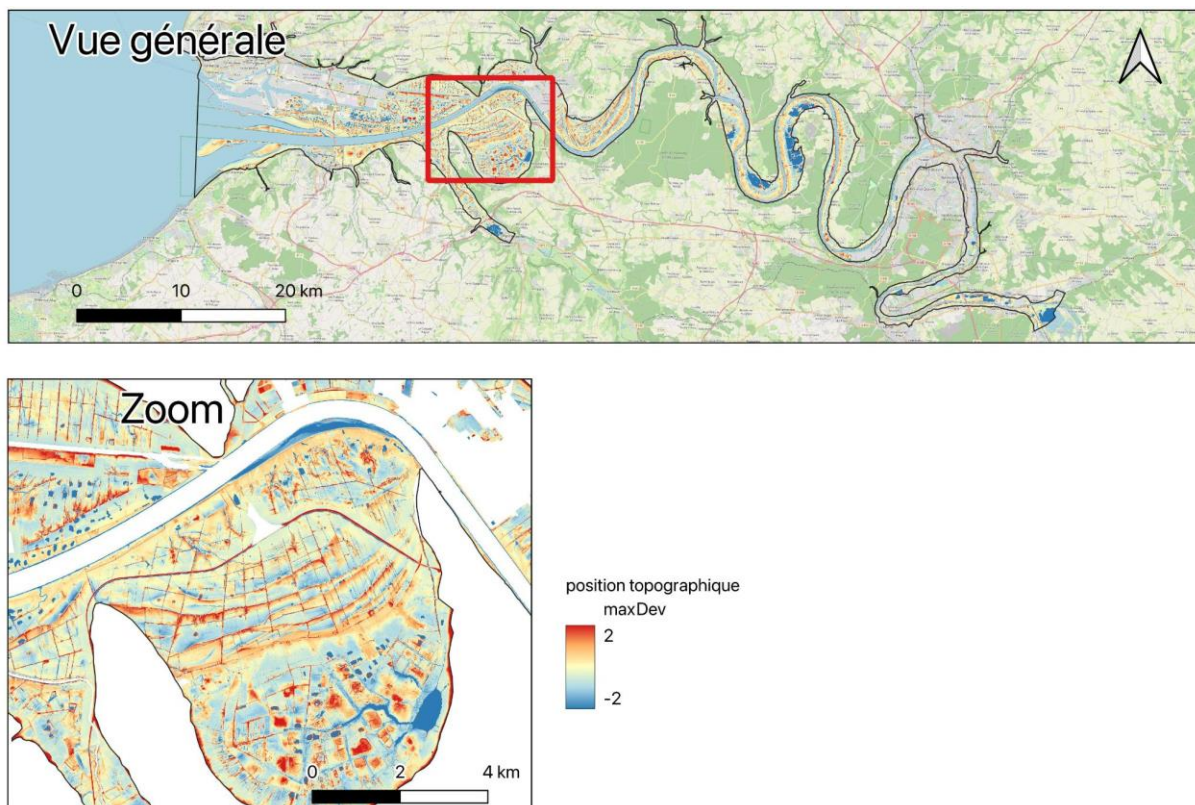


Figure 16. Carte de la position topographique dérivée du TPI (maxDev) et caractérisant l'humidité du sol.

11. Discussion

Les indicateurs de densité de fossés, d'humidité et trophie, du mode de gestion des prairies constituent une réelle innovation en télédétection. Développés dans une logique de recherche et développement (R&D), ils permettent d'obtenir une information originale par rapport aux référentiels existants. L'indicateur d'humidité de surface des sols est également dans une démarche de R&D, en particulier pour les prairies humides. Les autres indicateurs tels que l'occupation des sols, la productivité primaire annuelle nette, la saisonnalité des flux de carbone, la fréquence annuelle d'inondation et la position topographique sont issus de méthodes existantes et opérationnelles. Du fait de la méthode employée, les fossés englobent tous les éléments linéaires creux et rectilignes identifiés, incluant à la fois des fossés *stricto sensu* et des portions de cours d'eau dont le tracé a été fortement rectifié. Pour affiner cette distinction, il conviendrait de croiser la couche vectorielle "fossés" avec la BD TOPAGE.

L'indicateur de densité de fossés produit pour la caractérisation du réseau de drainage, est une information exhaustive par rapport aux données existantes. Cette carte est enrichie par une caractérisation de la profondeur et de l'encombrement de la végétation. L'approche est automatique, robuste et répliquable sur l'intégralité du site d'étude, ce qui confère un potentiel important pour des applications à large échelle. Enfin, la densité de fossés apparaît comme un indicateur pertinent pour l'évaluation de certaines fonctions biogéochimiques, ouvrant des perspectives d'utilisation scientifique et opérationnelle. Cependant, plusieurs limites doivent être soulignées. Le nombre total de fossés définis dépend fortement de la segmentation du linéaire des fossés. La qualité de l'indicateur reste tributaire de la date d'acquisition LiDAR, influencée par le niveau d'eau ou la couverture arborée au moment du survol. De plus, la validation de l'encombrement végétal n'a pas pu être menée à son terme en raison d'un accès tardif aux données de terrain du PNR Boucle de la Seine. L'indicateur se

révèle également inadapté pour la modélisation hydrologique en raison de son caractère discontinu, et sa précision dépend directement du découpage des HGMU, ce qui le rend sensible à la qualité de ce zonage préalable.

L'indicateur d'humidité et trophie repose sur une combinaison innovante entre une cartographie exhaustive des habitats de la zone d'étude et l'approche phytosociologique d'Ellenberg. Développé à partir d'une campagne terrain de grande ampleur et de données d'archives, il offre une spatialisation fine (1,5 m) des indices, grâce à une méthode automatique, répliquable et multi-indicateurs. Cette méthode, optimisant toutes les données disponibles, permet donc de produire une donnée constituant un apport de connaissance majeur. Les résultats obtenus apparaissent cohérents avec la réalité écologique, notamment dans les tourbières. Toutefois, la qualité de l'indicateur dépend fortement de celle de la carte de végétation et des données d'entraînement associées (exhaustivité des habitats recensés dans les relevés de végétation), ainsi que de la représentativité phénologique des séries temporelles satellitaires. Les valeurs d'Ellenberg (humidité ou trophie) associés aux niveaux de rattachement de la végétation utilisés (moyenne par classe ou ordre) peuvent présenter une variabilité élevée et une représentativité limitée en fonction des unités de végétation. Cela reflète une base de données encore insuffisante (0,7 % du territoire représenté). L'indicateur final est limité aux habitats naturels et prairiaux, excluant les zones cultivées, et ne prend pas encore en compte la salinité, pourtant déterminante pour les processus de dénitrification. Enfin, une étude de faisabilité de croisement entre des images SPOT et Sentinel-2 pourrait se révéler intéressante en combinant la dimension temporelle de Sentinel-2 avec la finesse spatiale de SPOT.

La production d'une carte d'occupation des sols adaptée aux zones humides constitue un apport grandement utile à l'étude des zones humides. Basée sur une méthode éprouvée, la typologie élaborée est fine, robuste et cohérente avec les besoins spécifiques du projet. La mise à jour annuelle de cette donnée garantit une actualisation régulière, favorisant son intégration dans des démarches de suivi à moyen et long terme. La méthodologie opérationnelle et la qualité des résultats en font un outil fiable pour caractériser les dynamiques d'occupation du territoire. Cependant, la typologie initiale a dû être simplifiée afin de l'intégrer dans l'approche multi-critères retenue, ce qui peut réduire le niveau de détail disponible pour certaines analyses spécifiques. Par ailleurs, la précision de la carte produite n'a pas encore été pleinement évaluée, ce qui invite à des travaux complémentaires de validation avant un usage opérationnel à grande échelle.

Le mode de gestion des prairies représente une contribution originale au suivi des zones humides. L'indicateur repose sur une méthode automatique et reproductible, produisant des résultats à bonne résolution spatiale (10 m). La précision du modèle s'est révélée satisfaisante, et sa mise à jour annuelle permet un suivi régulier de l'évolution des pratiques. L'adéquation entre résolution spatiale et temporelle renforce sa pertinence pour l'analyse des dynamiques prairiales. Cependant, cet indicateur demeure une donnée de prédiction et n'a pas pu être vérifié en tout point. La typologie souffre d'un manque de précision, notamment avec la classe générique « non gérée » qui reste à affiner. Les données d'apprentissage comprenaient également des cas indéterminés, susceptibles d'avoir introduit des biais. Enfin, l'indicateur dépend de la qualité du RPG (information déclarative, non exhaustive sur l'ensemble du territoire) et de la série temporelle satellitaire mobilisée, ce qui peut en affecter la robustesse interannuelle.

L'indicateur de la productivité primaire repose sur une méthodologie bien documentée et facile à mettre en œuvre. La robustesse de la méthode et son caractère exhaustif sur la zone d'étude en font un outil opérationnel fiable. La possibilité de suivre les dynamiques interannuelles et intra-annuelles des flux de carbone constitue un atout important, permettant d'intégrer des variations temporelles

finies dans l'évaluation écologique. Toutefois, la qualité des résultats est dépendante de la disponibilité et de la régularité des séries temporelles d'images, dont le nombre varie selon les années, compliquant les comparaisons interannuelles. L'intégration d'images à couverture spatiale (nuages) même incomplète pourrait être envisagée pour combler le manque d'image complète. Le produit Copernicus interpolé sans nuages pourrait constituer une piste d'amélioration, tout en considérant le faible nombre d'observations réelles en hiver. L'absence de validation terrain constitue également une faiblesse notable. Enfin, une amélioration méthodologique est envisagée *via* l'utilisation des produits *Copernicus Total Productivity*, qui permettraient de générer des profils temporels plus homogènes et comparables d'une année à l'autre.

L'indicateur d'humidité de surface constitue une innovation appliquée en particulier pour le suivi des prairies humides. Il repose sur l'imagerie radar Sentinel-1, permettant un suivi temporel régulier et automatique, y compris en hiver. La robustesse de l'approche et la fréquence d'observation élevée confèrent à cet indicateur une grande valeur pour le suivi intra-annuel de l'humidité des sols. Néanmoins, l'indicateur n'est exploitable que pour les prairies à faible couverture végétale et pour les cultures, ce qui en réduit la représentativité sur l'ensemble des milieux. Les valeurs obtenues dans les prairies sont fortement affectées par la couverture végétale, rendant l'interprétation délicate. De plus, cet indicateur n'a pas été retenu dans l'évaluation fonctionnelle, car les prairies présentaient systématiquement des valeurs d'humidité inférieures à celles des sols nus en cultures. Cette source de donnée constitue une piste qui nécessite d'être approfondie dans la perspective d'un suivi opérationnel, en complément des approches optiques.

L'indicateur de fréquence annuelle d'inondation bénéficie d'une méthodologie éprouvée, déjà utilisée sur d'autres territoires comme la Camargue. Sa résolution spatiale fine (10 m avec Sentinel-2, contre 30 m pour Landsat) en fait un outil performant pour l'étude des zones humides. L'intégration de cette donnée renforce la précision de la caractérisation hydrologique. Cependant, l'indicateur ne permet pas de suivi interannuel, limitant son intérêt pour l'analyse des dynamiques à long terme. Sa qualité dépend du nombre d'observations exploitables issues de Sentinel-2, fortement influencé par la couverture nuageuse. De plus, la détection ne concerne que les milieux ouverts, ce qui crée une dépendance vis-à-vis de la végétation. Enfin, un seuil minimal de surface et de profondeur d'inondation est nécessaire pour que l'événement soit détecté, induisant probablement une sous-estimation des phénomènes réels.

L'indicateur de position topographique s'appuie sur des données LiDAR à très haute résolution spatiale et permet de caractériser finement les variations topographiques, ce qui constitue une base précieuse pour l'évaluation hydrologique et écologique. La qualité de l'information produite en fait un indicateur incontournable pour l'analyse du fonctionnement des zones humides. Cependant, il traduit une humidité potentielle ou théorique, et non une mesure directe de l'état hydrologique. De plus, l'approche dépend d'un paramétrage par seuil, dont la pertinence doit être ajustée selon les échelles d'analyse retenues. Cette dépendance méthodologique peut générer des incertitudes et nécessite une attention particulière lors de l'interprétation.

Pour conclure cette discussion, l'approche développée dans ce travail repose sur une méthode exploratoire et innovante, qui mérite d'être soulignée. Elle se distingue par la capacité à mobiliser et combiner un ensemble d'indicateurs issus de la télédétection, chacun possédant sa propre résolution spatiale et temporelle. L'harmonisation de ces données hétérogènes constitue un véritable défi scientifique et méthodologique, qui amène à une caractérisation fine et multi-dimensionnelle des milieux étudiés. Un autre point central de la démarche concerne la valorisation des données de terrain. Si les données satellitaires offrent une couverture spatiale et temporelle riche, elles ne peuvent

pleinement déployer leur potentiel sans être appuyées par des mesures de terrain robustes. La disponibilité et la qualité de ces données conditionnent directement la performance des indicateurs, et les résultats obtenus démontrent l'importance d'en disposer en quantité suffisante. Le présent travail a su exploiter un volume conséquent de données de terrain, toutes optimisées et intégrées dans le processus, confirmant ainsi qu'il est essentiel de poursuivre leur collecte pour renforcer la pertinence et la fiabilité des analyses futures. Neuf indicateurs complémentaires ont ainsi été mobilisés, couvrant des dimensions variées telles que les processus hydrologiques et phénologiques. Leur combinaison résulte d'une collaboration interdisciplinaire qui a rassemblé quatre équipes d'experts, conjuguant compétences thématiques et savoir-faire en télédétection. Ce caractère collectif et transversal de la démarche constitue un atout majeur, mais il soulève également la question de la pérennité du dispositif. En effet, pour actualiser cette méthode, il serait nécessaire de recalculer les indicateurs sur de nouvelles séries temporelles, de renouveler les campagnes de collecte terrain et de mettre à disposition les outils ayant permis la production initiale. Cela implique un investissement humain et organisationnel conséquent, qu'il convient de considérer dans la durabilité de l'approche. Enfin, la restitution des résultats aux gestionnaires et la tenue d'échanges dédiés témoignent de la volonté de créer une dynamique constructive entre équipes scientifiques et usagers de terrain. Ces allers-retours sont indispensables pour favoriser l'appropriation des indicateurs et, au-delà, questionner leur usage opérationnel dans la gestion future des territoires. L'enjeu est donc double : consolider la robustesse scientifique de la méthode tout en assurant sa transférabilité et son utilité pour les acteurs concernés.

VOLET 3 - CARTOGRAPHIE DES FONCTIONS BIOGÉOCHIMIQUES

Ce volet vise à proposer une première spatialisation de la capacité des zones humides de l'estuaire de la Seine à dénitrifier les sols et stocker le carbone et répondre au troisième objectif du consortium. Dans ce but, nous mobilisons les cartographies obtenues dans les premières phases du projet, en multipliant les indicateurs fonctionnels de la dénitrification et du stockage de carbone et en les combinant par des approches statistiques.

I. Approche multicritère

1. Principe de l'analyse multicritère

L'évaluation des fonctions est effectuée par une approche multi-critères, chaque fonction étant évaluée avec cette méthode par une combinaison d'indicateurs [RAPINEL ET AL., 2019; WANG ET AL., 2024]. La sélection, le poids et la standardisation de chaque indicateur est réalisée à dire d'expert et sur la base de la littérature scientifique existante.

Dans le cadre de cette étude, l'évaluation des fonctions des zones humides a été effectuée pour deux fonctions (stockage de carbone et dénitrification), deux millésimes (2022 et 2023), et deux scénarios (un scénario A qui inclut tous les indicateurs (hormis l'humidité de surface des sols), et un scénario B qui ne conserve que les indicateurs spatialement exhaustifs). Ainsi, si l'emprise spatiale de l'évaluation fonctionnelle effectuée selon le scénario B inclut toute la zone d'étude, celle du scénario A exclu les zones sans végétation naturelle (bâti isolé, routes, terres arables et surface en eau) qui n'étaient pas

renseignées par les indicateurs de trophie et d'humidité du sol dérivés des indices d'Ellenberg [FIGURE 17].

Les données qui ont été utilisées pour évaluer les fonctions biogéochimiques des zones humides comprennent :

- Les cartes des indicateurs fonctionnels au format raster ré-échantillonnées à 5 m de résolution spatiale et alignés sur la même grille ; notons que l'indicateur d'humidité de surface des sols dérivé des données Sentinel-1 & 2 n'a pas été retenue en raison d'une part de l'absence d'information hors des prairies et cultures et d'autre part de l'incohérence entre les valeurs d'humidité observées entre les prairies et les cultures [ANNEXE XI].
- La carte des HGMU au format vectoriel.

L'approche multicritères mise en œuvre est basée sur l'utilisation du package SpatMCDA [WANG ET AL., 2024] associé au logiciel open-source R [R. CORE TEAM, 2019]. Elle comprend quatre étapes : la standardisation des indicateurs, la pondération des indicateurs, la combinaison des indicateurs, et une analyse de sensibilité.

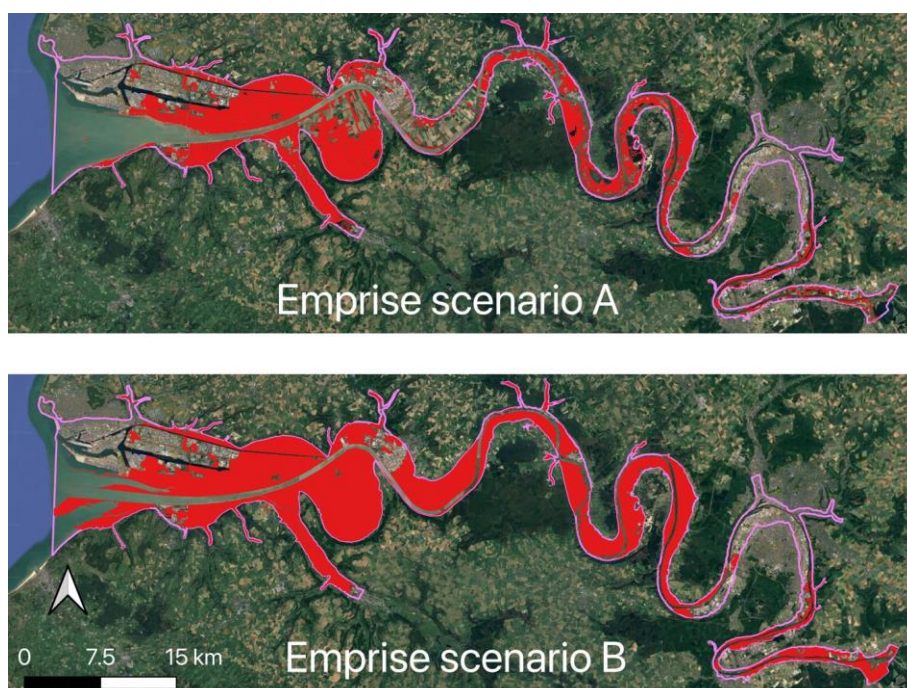


Figure 17. Emprise spatiale (surface rouge) sur laquelle ont été évaluées les fonctions des zones humides selon les scénarios A et B. Le trait rose indique les contours de pré-localisation des zones humides (source GIP Seine Aval, DREAL Normandie).

2. Méthode

a. Standardisation des indicateurs

Comme les unités de chaque indicateur ne sont pas identiques, une étape de standardisation est nécessaire pour transformer les valeurs entre 0 (très faible intérêt pour la fonction) et 1 (très fort intérêt pour la fonction). Le choix du type de standardisation (minimum - maximum), gaussienne, cloche, linéaire, sigmoïdale, ou reclassification) et de la pente (négative ou positive) appliqués à chaque indicateur sont sélectionnés selon ses caractéristiques et sa relation par rapport à la fonction d'intérêt (détail en ANNEXE XIII). Les indicateurs retenus pour l'analyse multicritère comprennent huit indicateurs

quantitatifs et deux catégoriels. Le détail de la standardisation des indicateurs est présent dans l'ANNEXE XIII.

i. Densité de grands fossés

Une forte densité de grands fossés (*a priori* entretenus) diminue la saturation en eau des sols, ce qui d'une part accélère la minéralisation de la matière organique et réduit le stockage du carbone [LAL, 2004] et d'autre part limite les conditions anaérobies favorables à la dénitrification [SEITZINGER ET AL., 2006]. Cet indicateur est standardisé par une fonction sigmoïdale décroissante sur la base des valeurs de 1^{er} et 3^{ème} quartiles [FIGURE 18].

ii. Densité de petits fossés

La présence de petits fossés (*a priori* non entretenus) permet de retenir temporairement l'eau, créant une alternance de conditions aérobies et anaérobies favorables au stockage de carbone [HOLDEN ET AL., 2004] et à la dénitrification [VIDON AND HILL, 2004]. Une standardisation de cet indicateur par une fonction d'appartenance en cloche (sur la base des valeurs des 1^{er} et 3^{ème} quartiles, FIGURE 18) apparaît appropriée : une faible densité de petits fossés est peu efficace, une densité intermédiaire – permettant une rétention d'eau sans drainage excessif – est optimale, alors qu'une forte densité - qui engendre un excès de drainage – est négatif vis-à-vis du stockage de carbone et de la dénitrification.

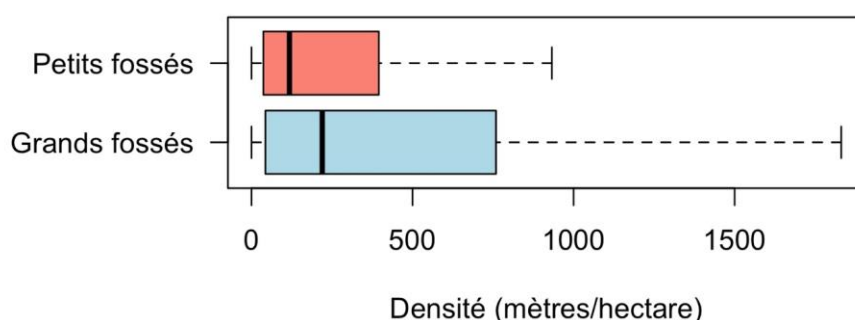


Figure 18. Distribution des valeurs de densité de fossés par HGMU. Seules les HGMU comprenant au moins un petit fossé (n = 7940) ou un grand fossé (n = 7022) ont été sélectionnées.

iii. Humidité du sol

L'indicateur d'humidité des sols dérivé des valeurs d'Ellenberg (EIV_m) est standardisé selon une fonction sigmoïdale croissante pour les deux fonctions: plus les valeurs sont élevées, plus l'humidité est importante, ce qui favorise d'une part l'accumulation de matière organique, et d'autre part les conditions anaérobies favorables au processus de dénitrification [MITSCH & GOSSELINK, 2015]. Toutefois, un plafond bas est atteint lorsque les sols ne sont plus hydromorphes (valeur < 5) [PERRIN ET AL., 2023]. A l'inverse, un plafond haut est atteint lorsque la végétation est submergée de façon prolongée (valeur > 10) [HILL ET AL., 1999].

iv. Trophie du sol

L'indicateur de trophie dérivé des valeurs d'Ellenberg (EIV_n) est standardisé par une fonction sigmoïdale décroissante pour la fonction stockage de carbone, celui-ci se décomposant rapidement dans les milieux eutrophes [BROUNS ET AL., 2014]. A l'inverse, cet indicateur est standardisé par une fonction sigmoïdale croissante pour la dénitrification, celle-ci étant favorisée par l'augmentation de la disponibilité en nutriments [GROFFMAN ET AL., 2006]. Sur la base du guide d'interprétation des valeurs d'Ellenberg [HILL ET AL., 1999], les valeurs inférieures à 3 (sol plus ou moins infertile) et supérieures à 7 (sol fertile) ont été plafonnées.

v. Productivité primaire annuelle nette

L'indicateur de productivité primaire annuelle nette a été standardisé par une fonction sigmoïdale croissante pour les deux fonctions biogéochimiques : une augmentation de la productivité primaire annuelle nette favorise d'une part le stockage de carbone organique via la biomasse racinaire [ZHU ET AL., 2023] et d'autre part le développement de bactéries dénitrifiantes [KIM ET AL., 2015]. Toutefois, un plafond bas a été fixé à 2,35 (Q1 sur pour le millésime 2022), ce qui correspond approximativement aux valeurs de pixels observées sur des surfaces avec une productivité primaire supposée nulle (routes...). A l'inverse, un plafond haut a été fixé à 3,64 (Q3 sur pour le millésime 2022), ce qui correspond approximativement aux valeurs de pixels observées sur des surfaces caractérisées par une très forte productivité primaire (boisements, prairies permanentes...).

vi. Saisonnalité des flux de carbone

L'indicateur de saisonnalité des flux de carbone est standardisé par une fonction sigmoïdale décroissante vis-à-vis du stockage de carbone : une faible variation saisonnière favorise un stockage continu du carbone [WANG ET AL., 2022]. A l'inverse, cet indicateur est standardisé par une fonction sigmoïdale croissante vis-à-vis de la fonction dénitrification : les pics de réduction bactérienne de nitrate coïncident avec les apports saisonniers de substrat organique frais (litière automnale, rhizodéposition) [DAVIDSSON & LEONARDSON, 1997; VIDON & HILL, 2004]. Les valeurs inférieures à 0,08 (Q1 sur le millésime 2022) et supérieures à 0,19 (Q3 sur le millésime 2022) ont été plafonnées.

vii. Fréquence annuelle d'inondation

L'indicateur de fréquence annuelle d'inondation est standardisé par une fonction d'appartenance en cloche pour les deux fonctions biogéochimiques. Le potentiel de dénitrification est faible dans des zones jamais inondées, optimal lorsqu'une alternance d'inondation et de non inondation est observée (0,3-0,7) et faible dans des zones toujours inondées (1) [KADEN ET AL., 2021]. Le potentiel de stockage de carbone est faible dans les zones jamais inondées (0) car la décomposition du carbone est rapide, optimal dans les zones alternant périodes inondées (stockage) et non inondées (production) (fréquence 0,3-0,7), et faible dans les zones toujours inondées (fréquence 1), car là l'apport de matière organique y est faible [FABRE, 2019; PENDEA ET AL., 2023].

viii. Position topographique

A l'instar de l'indicateur d'humidité des sols dérivé des valeurs d'Ellenberg, la standardisation de l'indicateur de position topographique a été effectuée par une fonction sigmoïdale décroissante car les valeurs négatives et positives correspondent respectivement aux dépressions et reliefs [LINDSAY ET AL., 2015]. Les valeurs de plafond haut et plafond bas sont respectivement fixées à -2 et +2, ce qui correspond à l'intervalle de valeurs habituellement observées dans les fonds de vallées.

ix. Occupation des sols

L'intérêt et le score de chaque type d'occupation des sols vis à vis des fonctions stockage de carbone et dénitrification sont décrits dans les tableaux présents en ANNEXE XIII.

x. Mode de gestion

Le stockage de carbone s'exprime avec une intensité plus forte dans les prairies pâturées que dans les prairies fauchées [JÉRÔME ET AL., 2013], en raison notamment des restitutions animales et d'une exportation moindre de la biomasse [PELLERIN ET AL., 2020]. Dans les prairies pâturées, une biomasse microbienne élevée est observée, ce qui stabilise la matière organique [OLSEN ET AL., 2011]. Dans les

prairies de fauche, l'export de biomasse se fait au détriment de l'humus et donc du stock de carbone [POEPLAU ET AL., 2016]. Une étude menée dans le sud-ouest de la France a montré qu'une gestion mixte, alternant fauche et pâture, peut contribuer à accroître significativement les stocks de carbone dans le sol [SENAPATI ET AL., 2014]. De même, l'absence de gestion est favorable au stockage de carbone car l'absence d'export de biomasse par la fauche ou le pâturage augmente l'accumulation de matière organique [HU ET AL., 2016].

Le processus de dénitrification est modéré dans les prairies fauchées en raison d'une concentration atténuée en nitrates due d'une part à la coupe de la végétation, qui exporte une grande partie de l'azote prélevée dans le sol [HEFTING ET AL., 2005], et d'autre part à l'absence d'animaux et donc d'intrants azotés. A l'inverse, dans les prairies pâturées extensivement, le processus de dénitrification est fortement stimulé en raison de la présence d'animaux qui apportent des nitrates sous forme d'urine et crottin et favorisent des conditions anaérobies en compactant le sol par le piétinement [LE ROUX ET AL., 2003]. A noter qu'en cas de pâturage intensif, un tassement du sol excessif conduit à une dominance de conditions anaérobies, ce qui réduit le processus de dénitrification [OLSEN ET AL., 2011]. L'absence de gestion est aussi favorable à la dénitrification en raison de la présence importante de carbone organique souvent combinée à une saturation hydrique des sols [LI ET AL., 2022].

L'intérêt et le score du mode de gestion des prairies pour ces deux fonctions est reporté dans le TABLEAU 3.

Tableau 3. Intérêt et score du mode de gestion des prairies pour les fonctions biogéochimiques

Mode de gestion	Intérêt pour la fonction « stockage de carbone »	Intérêt pour la fonction « dénitrification »
Absence	Très fort (1)	Fort (0,7)
Pâturage	Fort (0,7)	Très fort (1)
Fauche	Modéré (0,5)	Modéré (0,5)
Mixte	Très fort (1)	Fort (0,7)

b. Calcul du poids des indicateurs

Le poids de chaque indicateur est calculé à partir d'une analyse hiérarchique des processus [VAIDYA AND KUMAR, 2006]. Plus précisément, une matrice de jugement est calculée par paire d'indicateurs en comparant leur importance relative vis-à-vis d'une fonction à évaluer. Pour cela, une valeur est assignée à dire d'expert en se basant sur une échelle graduelle en cinq niveaux [SAATY, 1977] [TABLEAU 4]. Ensuite, le poids de chaque indicateur, normalisé entre 0 et 1, est calculé à partir de la racine carrée du produit de chaque ligne de la matrice de jugement. Cette méthode garantit que le poids assigné à chaque indicateur reflète bien le jugement effectué par l'expert.

Un test statistique de cohérence est alors appliqué afin de s'assurer du bien-fondé de la matrice de jugement [FRANEK AND KRESTA, 2014]. Si la valeur du test est $< 0,1$, la matrice de jugement est cohérente. En revanche, si la valeur est $> 0,1$ alors la matrice de jugement est incohérente.

Tableau 4. Échelle graduelle utilisée pour comparer l'importance des indicateurs par paire vis-à-vis d'une fonction à évaluer.

Valeur	Importance relative	Valeur inverse
1	Les deux indicateurs sont d'importance égale.	1/1 (1,00)

3	Un indicateur est légèrement plus important.	1/3 (0,33)
5	Un indicateur est nettement plus important.	1/5 (0,20)
7	Un indicateur est beaucoup plus important.	1/7 (0,14)
9	Un indicateur est extrêmement plus important.	1/9 (0,11)

Dans le cadre de ce projet, trois experts et un groupe d'experts ayant une connaissance sur les zones humides de l'estuaire de la Seine ont été sollicités :

- Expert 1 : Anniet Laverman (biogéochimiste au laboratoire ECOBIO),
- Expert 2 : Edith Parlanti (biogéochimiste au laboratoire EPOC),
- Expert 3 : Anis Guelmami (télédéecteur à la Tour du Valat),
- Experts 4 : Nathan Rondeau et Markus Neupert (écologues au laboratoire ECODIV), accompagné de Fabrice Bureau (pédologue au laboratoire ECODIV)

Afin d'agréger ces expertises, la méthode « Agrégation des Priorités Individuelles » [FORMAN & PENIWATI, 1998] a été appliquée selon la procédure suivante :

1. Chaque expert (ou groupe d'experts) a apporté ses propres
2. Jugements en remplissant une matrice de jugement pour chaque fonction.
2. Pour chaque expert (ou groupe d'experts), le vecteur de poids a été calculé à partir de chaque matrice de jugement cohérente.
3. Un vecteur de poids final a été calculé par agrégation (médiane) des vecteurs de poids de chaque expert (ou groupe d'experts).
4. Le vecteur de poids final a été normalisé afin que la somme soit égale à 1.

Le nombre d'indicateurs pour les scénarios A et B étant respectivement de dix et huit, le poids des huit indicateurs du scénario B a été normalisé afin que la somme soit égale à 1.

c. Combinaison des indicateurs

La carte de chacune des deux fonctions biogéochimiques est obtenue par combinaison linéaire pondérée des indicateurs standardisés. Elle est exprimée en valeurs continues comprises entre 0 (intensité nulle) et 1 (intensité maximale). Une agrégation spatiale (moyenne) des valeurs est ensuite réalisée par HGMU.

d. Analyse de sensibilité

Une analyse de sensibilité a été réalisée en faisant varier itérativement le poids de chacun des 10 indicateurs de plus ou moins 20% (avec un pas de 1%). A chaque itération, une carte de fonction est produite par combinaison linéaire pondérée des indicateurs. Puis une carte illustrant la robustesse de l'analyse multi-critères, qui traduit l'effet du choix du poids de chaque indicateur sur la variabilité de l'intensité fonctionnelle, est produite en calculant la déviation standard de toutes les cartes de fonction.

Ainsi, 400 cartes ont été générées (10 indicateurs x 40 valeurs de pondération) pour chaque scénario, chaque année et chaque fonction. Au total, 3 200 cartes ont été produites. Pour des raisons de ressources informatiques, la résolution des cartes raster a été dégradée de 5 à 30 m.

3. Résultats

a. Indicateurs standardisés

Tous les indicateurs standardisés ont des valeurs comprises entre 0 (intérêt très faible) et 1 (intérêt très élevé). A titre d'exemples, deux indicateurs standardisés sont présentés sur le marais Vernier sur la [FIGURE 19](#). Cette figure montre que les valeurs de l'indicateur quantitatif "Trophie du sol" et les valeurs de l'indicateur catégoriel "Occupation du sol" sont bien exprimées sur une même échelle de valeurs. Elle montre aussi que pour un même indicateur les valeurs standardisées peuvent varier d'une fonction à l'autre : les faibles valeurs d'Ellenberg caractérisant l'indicateur "Trophie du sol" présentent un intérêt très élevé pour le stockage de carbone mais très faible pour la dénitrification.

Plus de détails concernant la standardisation des indicateurs sont présents dans l'[ANNEXE XIII](#).

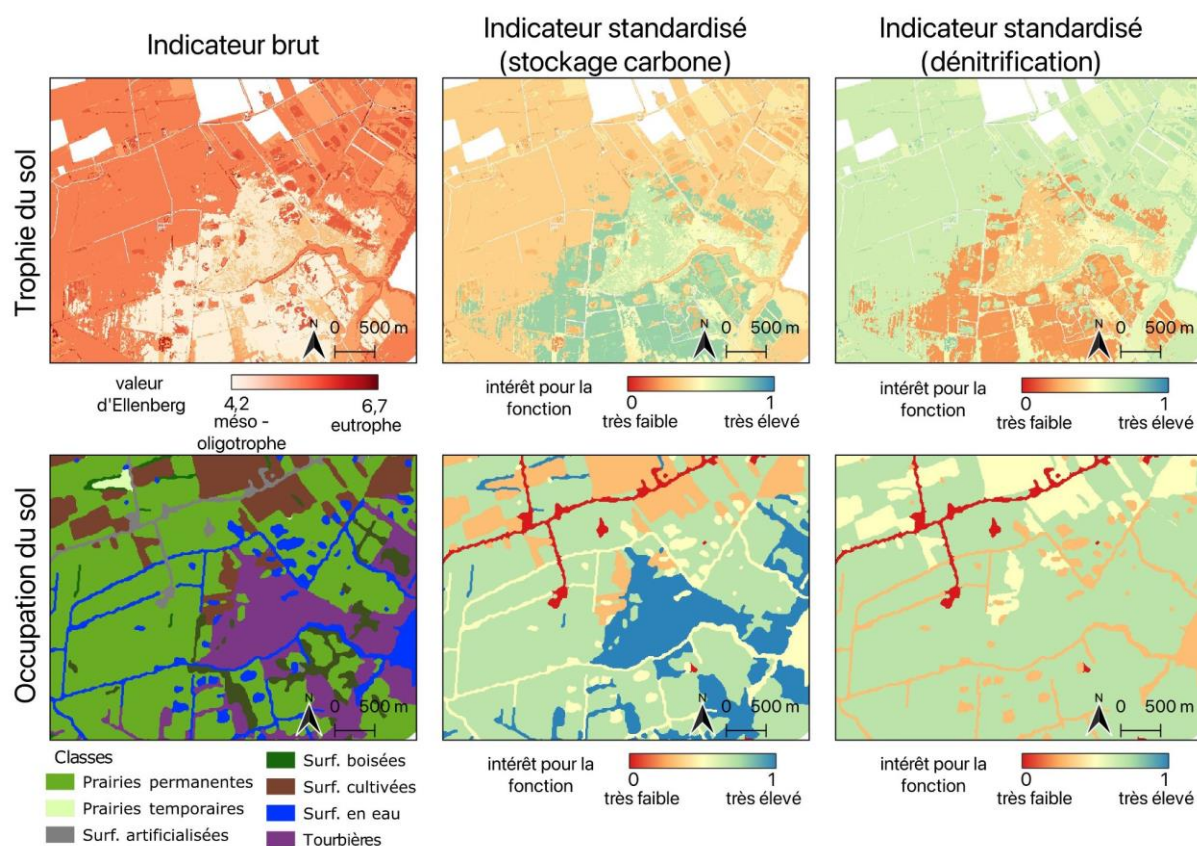


Figure 19. Exemples de standardisation d'un indicateur quantitatif (trophie du sol, en haut) et d'un indicateur catégoriel (occupation du sol en 2023, en bas) sur le marais Vernier (X : 518 941 m-, Y : 6 927 903 m) pour les fonctions "Stockage de carbone" (au milieu) et "Dénitrification" (à droite).

b. Poids assignés aux indicateurs

Le poids médian des indicateurs par fonction est présenté [FIGURE 20](#). Pour la fonction "Stockage de carbone", les poids les plus élevés ont été assignés aux indicateurs "Production primaire annuelle nette", "Saisonnalité des flux de carbone", et "Mode de gestion des prairies". Pour la fonction "Dénitrification", les poids les plus élevés ont été assignés aux indicateurs "Valeur de trophie", "Production primaire annuelle nette", et "Fréquence annuelle d'inondation". A l'inverse, les indicateurs "Densité de fossés" et "Position topographique" ont été considérés par les experts comme peu influents pour les deux fonctions. De plus amples détails sont présentés dans l'[ANNEXE XIII](#).

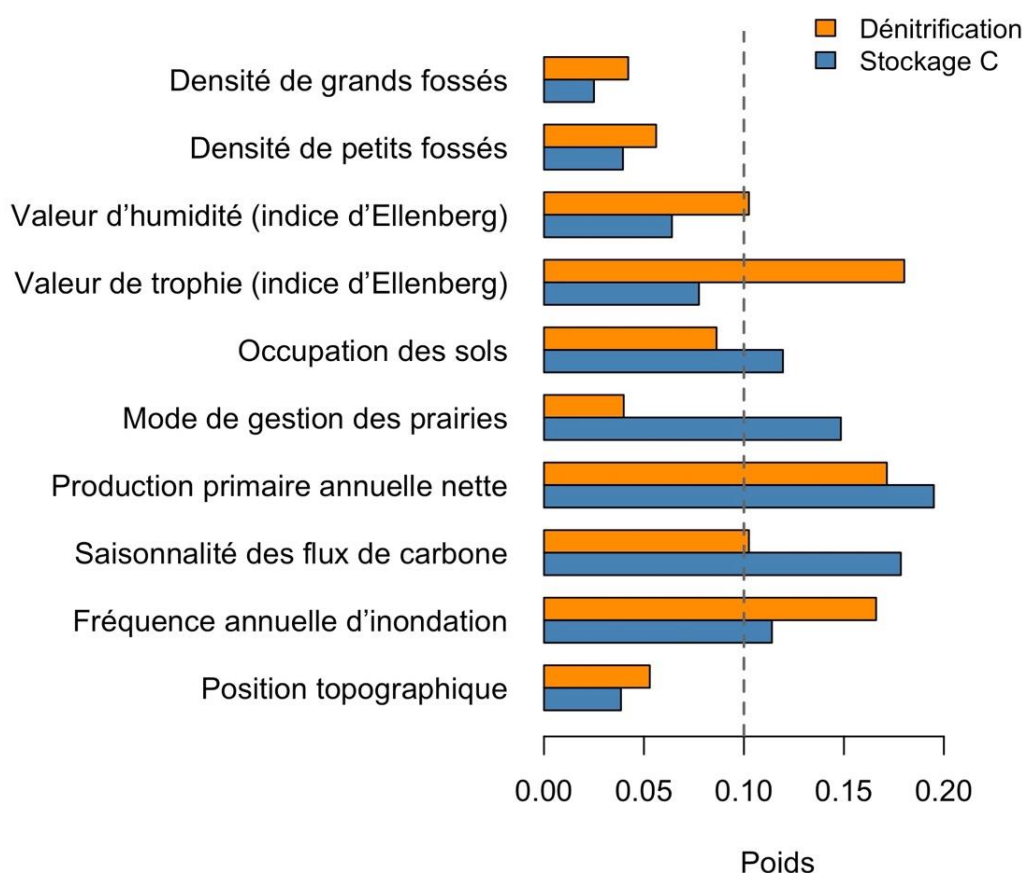


Figure 20. Poids médian assigné aux indicateurs par fonction

c. Dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques

La surface occupée par les cinq classes d'intensité fonctionnelle (très faible, faible, moyenne, forte, très forte) exprimée en pourcentage est présentée par scénario et par fonction dans le tableau en ANNEXE XIII. Globalement, la fonction "Dénitrification" s'exprime très majoritairement avec une intensité moyenne, alors que la fonction "Stockage de carbone" s'exprime de façon plus équilibrée entre les classes "moyenne" et "forte".

Concernant la fonction « Stockage de carbone », les indicateurs utilisés reflètent principalement la capacité de séquestration et de stockage de carbone à court terme plutôt qu'à long terme. Cela explique que l'intensité de cette fonction soit parfois comparable entre une tourbière et une prairie humide. Par ailleurs, les indicateurs issus de la télédétection employés dans ce projet ne permettent pas de caractériser les fluctuations du niveau de la nappe phréatique, pourtant déterminantes pour évaluer l'état de conservation des tourbières et donc de leur stock de carbone.

Logiquement, les fonctions s'expriment avec une intensité fonctionnelle plus élevée dans le scénario A, focalisé sur les milieux naturels, que sur le scénario B, qui inclut des milieux artificialisés et des cultures. Pour les deux scénarios, les variations observées entre 2022 et 2023 montrent une diminution d'intensité fonctionnelle, avec toutefois une tendance qui diffère selon les fonctions. Pour la fonction "Stockage de carbone", une diminution prononcée des valeurs d'intensité fortes vers des intensités

moyennes est observée. Pour la fonction “Dénitrification”, la diminution est moins prononcée et s’observe surtout entre les classes d’intensité “moyenne” et “faible”.

Un extrait des cartes d’intensité fonctionnelle et leurs variations entre 2022 et 2023, localisé sur le marais Vernier et la réserve naturelle de l’estuaire de la Seine, est présenté [FIGURE 21](#) et [FIGURE 22](#). Globalement, ces cartes révèlent d’importantes variations des intensités fonctionnelles pour les deux fonctions, tant dans l’espace — au sein d’un même site — que dans le temps — d’une année à l’autre.

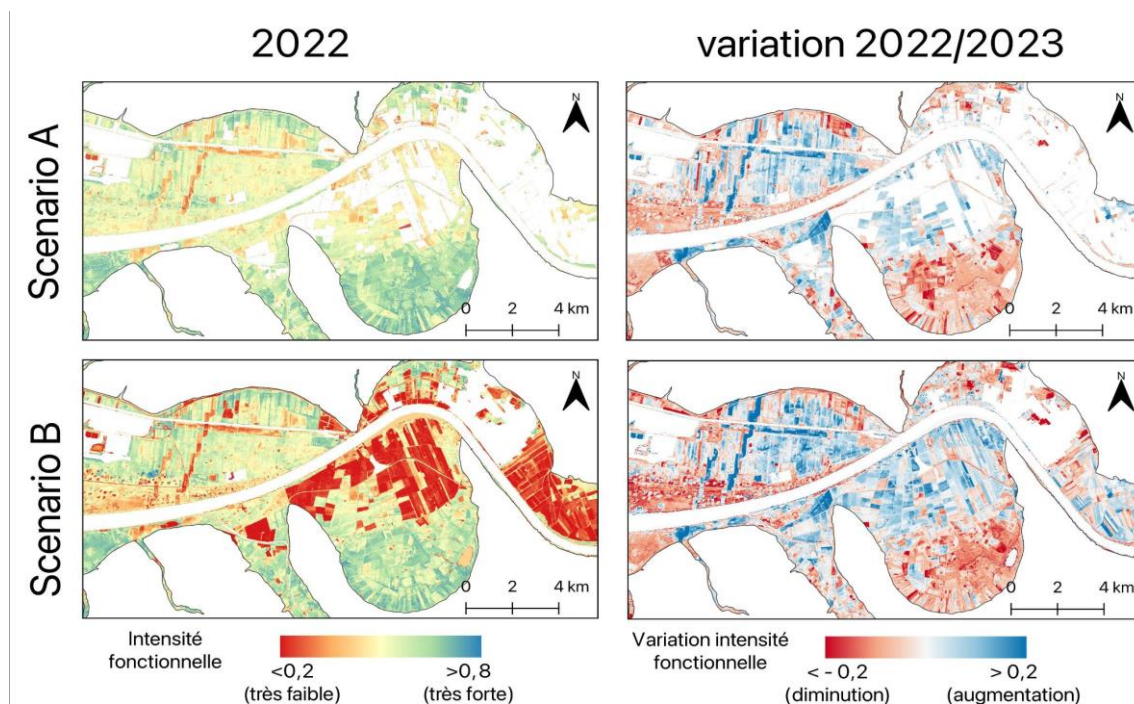


Figure 21. Cartes d’intensité de la fonction “Stockage de carbone” centrées sur la réserve naturelle de l’estuaire de la Seine et du marais Vernier en 2022 (à gauche) et de sa variation en 2023 (à droite) pour le scénario A (en haut) et le scénario B (en bas).

Par ailleurs, le choix du scénario influence fortement les valeurs d’intensité fonctionnelle et leurs variations. En effet, une analyse visuelle des secteurs dont l’évaluation fonctionnelle a été effectuée pour les deux scénarios montre que dans le cas du scénario B, les intensités fonctionnelles sont plus faibles en 2022 et les variations interannuelles plus marquées que dans le cas du scénario A, notamment sur la partie sud de la réserve naturelle.

Dans le détail, la fonction “Stockage de carbone” s’exprime en 2022 avec une intensité moyenne sur la réserve naturelle et forte sur le sud du marais Vernier. Toutefois, ces variations spatiales sont moins prononcées en 2023 avec une diminution des intensités fonctionnelles sur le marais Vernier et une augmentation sur la réserve naturelle. Sur les secteurs couverts uniquement par le scénario B - correspondant à des cultures - le stockage de carbone s’exprime avec une faible intensité même si une augmentation est parfois constatée en 2023.

Concernant la fonction « Dénitrification », les cartes révèlent un patron spatial globalement homogène, avec une intensité moyenne sur l’ensemble de la zone étudiée. On observe cependant une intensité plus élevée dans le sud de la réserve, en particulier dans les secteurs fréquemment inondés. À l’inverse, l’intensité fonctionnelle reste faible sur la tourbière du marais Vernier. Une relative stabilité est observée entre 2022 et 2023, bien qu’une diminution plus marquée soit constatée dans le sud de

la réserve naturelle. Sur les secteurs de cultures couverts par le scénario B, l'intensité fonctionnelle est globalement faible, avec parfois une légère augmentation observée entre 2022 et 2023.

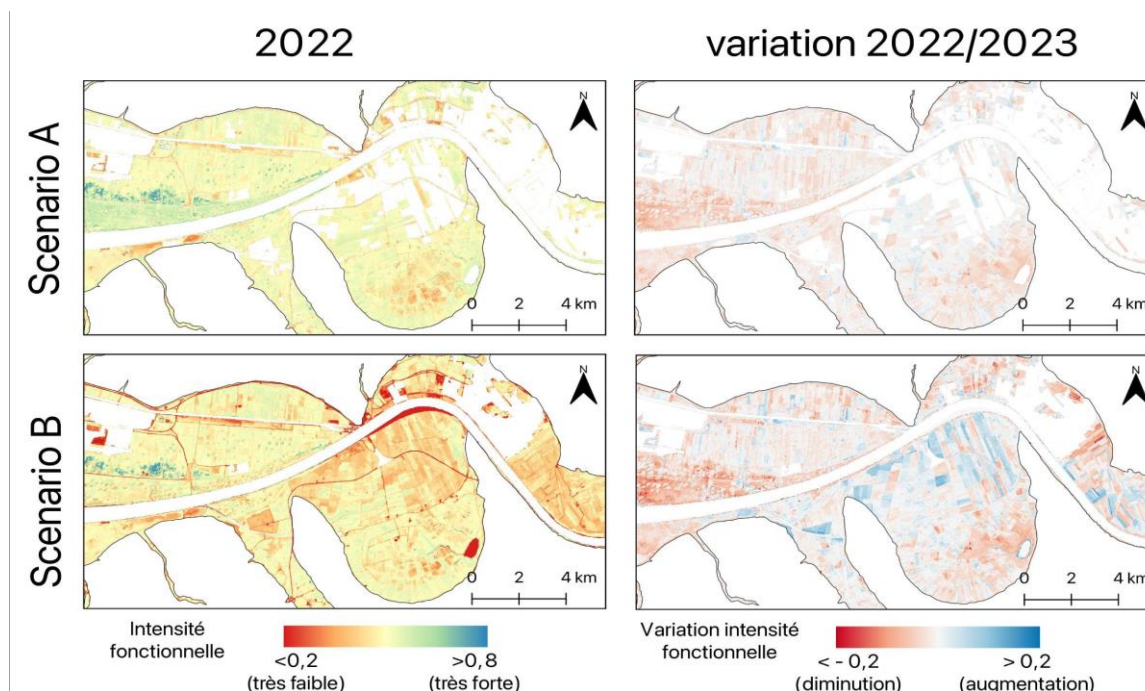


Figure 22. Cartes d'intensité de la fonction "Dénitrification" centrées sur la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine et du marais Vernier en 2022 (à gauche) et de sa variation en 2023 (à droite) pour le scénario A (en haut) et le scénario B (en bas)

L'analyse spatiale de l'ensemble du site d'étude est présentée dans la section suivante "Du pixel au site".

d. Robustesse de l'analyse multi-critères

L'analyse de la robustesse de l'analyse multi-critères met en évidence une robustesse très satisfaisante (écart type maximal de 0,01), quel que soit la fonction, le scénario ou l'année considérée, avec toutefois des valeurs d'écart type plus élevées pour la fonction "Stockage de carbone". Cette robustesse est illustrée en annexe XIII. Plus en détail, la robustesse de l'analyse multi-critères pour la fonction "Stockage de carbone" est meilleure dans le scénario A. Dans ce scénario, les valeurs d'écart type sont légèrement plus élevées au sud de la réserve naturelle, alors que dans le scénario B, elles atteignent leur maximum sur les zones en eau et leur minimum dans les secteurs cultivés. En ce qui concerne la fonction "Dénitrification", l'analyse multi-critères se révèle particulièrement robuste dans le sud du marais Vernier et à l'ouest de la réserve naturelle. L'effet du poids des indicateurs sur la moyenne absolue des fonctions "Stockage de carbone" et "Dénitrification" est respectivement illustré et décrit en ANNEXE XIII.

4. Discussion

Les cartes d'évaluation fonctionnelle produites par analyse multicritère offrent un nouvel éclairage sur les dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques des zones humides de l'estuaire de la Seine. Elles montrent que l'intensité des deux fonctions étudiées en 2022 et 2023 varie à la fois dans l'espace, avec de fortes hétérogénéités au sein d'une même parcelle agricole, et dans le temps, d'une année à l'autre. Si ces cartes confirment le fort intérêt des sites patrimoniaux (réserve naturelle nationale de l'estuaire de la Seine, site Ramsar du Marais Vernier et de la vallée de la Risle...) pour les

fonctions biogéochimiques, elles révèlent aussi que ces fonctions peuvent localement s'exprimer avec une forte intensité sur des secteurs ordinaires non/peu couverts par des mesures de protection. La mise en regard de ces nouvelles cartes fonctionnelles avec les travaux antérieurs réalisés sur l'estuaire de la Seine conduit à des conclusions nuancées. Par exemple, pour la fonction "Dénitrification", les valeurs élevées identifiées dans le marais de l'Hode confirment les observations locales rapportées par CHABRERIE ET AL. (2001). S'agissant de la fonction « Stockage de carbone », les résultats s'écartent des estimations de la carte nationale du stock de carbone potentiel [CHEN ET AL., 2018], où les cultures, notamment sur le marais de Petitville, présentent les valeurs les plus élevées. Cette divergence résulte de différences méthodologiques fondamentales : la carte de CHEN ET AL. [2018] évalue le potentiel de séquestration, défini comme l'écart entre la saturation théorique en carbone organique et le stock actuel. Les tourbières, déjà saturées, affichent ainsi un faible potentiel de séquestration supplémentaire, contrairement aux sols cultivés qui disposent d'une importante capacité de stockage résiduelle. Cette différence d'approche est renforcée par la faible représentativité des surfaces non cultivées dans le modèle national, calibré uniquement sur des données pédologiques de terres arables [COTTIN ET AL., 2025].

Les cartes des fonctions biogéochimiques produites dans cette étude pourront constituer un support de porté-à-connaissance à destination des gestionnaires. Elles pourraient par exemple guider des actions de protection dans les secteurs où l'intensité fonctionnelle est élevée, et orienter des actions de restauration dans les secteurs dégradés (cultures, etc.) présentant une intensité fonctionnelle intermédiaire. Deux versions de cartes sont disponibles : celle du scénario A, qui prend en compte un maximum d'indicateurs mais sans exhaustivité spatiale, et celle du scénario B, qui offre une couverture spatiale exhaustive mais reposant sur moins d'indicateurs. La combinaison des cartes issues de ces deux scénarios constitue *a priori* le meilleur compromis : le scénario A serait à privilégier partout où il est disponible, tandis que le scénario B compléterait les secteurs non couverts. Par ailleurs, dans les secteurs intertidaux dépourvus de végétation (en particulier dans la partie maritime de l'estuaire), les cartes présentent des valeurs d'intensité fonctionnelle très faibles, probablement biaisées en raison de l'inadaptation de certains indicateurs telles que la productivité primaire nette annuelle ou la saisonnalité des flux de carbone. L'utilisation des cartes d'intensité fonctionnelle n'apparaît donc pas pertinente dans ces milieux.

Initialement, cette étude visait à évaluer les fonctions biogéochimiques de l'estuaire de la Seine à l'aide de méthodes basées sur l'intelligence artificielle, en utilisant des indicateurs fonctionnels comme variables prédictives et des relevés biogéochimiques comme échantillons de calibration du modèle. Cependant, le nombre de relevés collectés (une vingtaine) s'est révélé insuffisant pour calibrer un modèle compte tenu du nombre d'indicateurs disponibles (10) et de l'hétérogénéité paysagère du site d'étude. Pour pallier cette difficulté, une analyse multicritères, pour laquelle l'absence d'échantillons de référence est compensée par l'expertise [WANG ET AL., 2024], a été appliquée. Si cette approche est relativement simple et facile à appliquer, les étapes de standardisation et de pondération se sont révélées chronophages. La standardisation des indicateurs (environ 50 heures) qui a été effectuée sur la base d'une revue bibliographique a nécessité un travail de recherche et d'analyse conséquent. L'étape de pondération (environ 12 heures au total) a été effectuée par plusieurs experts en écologie, pédologie, biogéochimie et télédétection afin d'obtenir un classement représentatif de l'importance de chaque indicateur pour chaque fonction.

L'analyse de sensibilité a montré que la pondération des indicateurs influence peu la valeur de l'intensité fonctionnelle. En revanche, bien qu'aucune analyse spécifique n'ait été réalisée sur ce point, il est probable que l'étape de standardisation ait un effet plus marqué sur les résultats, notamment selon la méthode retenue et les seuils appliqués. L'interprétation des cartes d'intensité fonctionnelle

doit donc être menée avec un regard critique vis-à-vis de cette étape. Par exemple, l'indicateur "Fréquence annuelle d'inondation", qui est l'un des indicateurs les plus contributifs au calcul du score de la fonction "Dénitrification", présente des valeurs standardisées majoritairement faibles qui sont liées au choix de la méthode et des seuils appliqués. Cela expliquerait pourquoi cette fonction s'exprime de façon relativement homogène et avec une intensité moyenne sur une grande partie de l'estuaire de la Seine. Pour ce projet, un indicateur fonctionnel a été élaboré à partir de la fréquence d'inondation annuelle moyenne calculée sur la période 2017-2023. L'examen approfondi des résultats de suivi des surfaces inondées (ANNEXE XII) révèle d'importantes variations saisonnières et interannuelles. L'indicateur gagnerait à être enrichi en intégrant les dynamiques saisonnières, notamment la fréquence d'inondation printanière et la variabilité interannuelle. Lors de la pondération de chaque indicateur fonctionnel, un faible score peut avoir deux significations différentes. Soit l'expert estime que l'indicateur a effectivement peu d'influence sur la fonction étudiée, soit ce faible score reflète son incertitude quant au rôle réel de l'indicateur pour cette fonction. C'est cette seconde situation qui s'est par exemple présentée pour l'indicateur "densité de fossés". Une notice synthétique présentant le niveau de confiance de chaque carte d'intensité fonctionnelle (basé sur les validations et à dire d'expert) faciliterait l'exploitation des résultats par les utilisateurs. Cela pourrait être envisagée dans le cadre de la rédaction d'un guide d'usage. L'évaluation de la précision des cartes « Stockage de carbone » et « Dénitrification » est présentée en section « [VOLET 3 – II.2](#) », avec une analyse des corrélations (coefficient de Pearson) entre les fonctions modélisées et 15 paramètres biogéochimiques mesurés sur le terrain.

L'approche adoptée pour cartographier les fonctions biogéochimiques des zones humides s'inspire fortement de celle proposée par [RAPINEL ET AL \(2019\)](#), elle-même adaptée de la méthode européenne *Functional assessment procedure* [[MALTBY, 2009](#)]. Toutefois, trois améliorations ont été apportées : (1) l'augmentation de la qualité des indicateurs fonctionnels grâce aux hautes résolutions spatiale et temporelle des capteurs Sentinel 1&2, (2) la mise en évidence des variations inter-annuelles des intensités fonctionnelles, (3) l'ajustement du poids des indicateurs qui reflète leur contribution relative. À l'avenir, la simplification des protocoles de collecte des relevés biogéochimiques, rendue possible d'une part par une meilleure connaissance des paramètres clés décrivant les processus de dénitrification et stockage de carbone, et d'autre part par le développement de nouveaux outils low-cost de mesure en continu des flux carbone [[ZAWILSKI, 2022](#)], permettra de collecter un plus grand nombre de relevés et donc de recourir à un modèle d'intelligence artificielle pour cartographier les fonctions biogéochimiques.

II. Croisement des mesures de terrain et des observations satellitaire

1. Traitement des données terrain : ACP

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode statistique qui vise à réduire la dimensionnalité des données tout en préservant l'essentiel de l'information. Elle transforme les variables initiales, souvent corrélées, en nouvelles variables indépendantes appelées composantes principales, qui sont des combinaisons linéaires maximisant la variance expliquée. Ainsi, les données sont représentées dans un nouvel espace où les premiers axes traduisent les gradients majeurs présents dans le jeu de données. Appliquée aux données biogéochimiques de terrain, l'ACP permet de simplifier l'analyse de variables multiples et interdépendantes (par exemple carbone organique, azote, phosphore, pH, conductivité). Elle met en évidence les principaux gradients environnementaux, facilite

l'interprétation des relations entre paramètres, et aide à identifier des structures ou regroupements entre stations. En offrant une représentation claire et synthétique de la complexité biogéochimique, l'ACP constitue donc un outil exploratoire puissant, à la fois pour l'analyse descriptive et comme étape préalable à d'autres traitements statistiques.

Les variables biogéochimiques utilisées sont :

- Analyses élémentaires (%C, %N et C/N) et isotopiques ($\delta^{13}\text{C}$ et $\delta^{15}\text{N}$) de la MO des sols/sédiments.
- Activités enzymatiques (β -glucosidase (BG) et N-acétyl- β -glucosaminidase (NAG)) des sols/sédiments.
- Taux de minéralisation et de dénitrification (CO_2 , N_2O , NH_4^+ , NO_3^-) à l'interface sédiments-eau
- Propriétés optiques de la MOD dans l'eau interstitielle (absorption UV-visible (SR) et fluorescence 3D (%C1, %C2, %C3, %C4, %C5, HIX, BIX, et FI)

Dans un souci de cohérence avec les données satellitaires qui sont principalement des représentations exhaustives sur la zone d'étude (NDVI-i, REEL, MAXDEV, fossés, l'humidité et la trophie), les moyennes de chacun de ces paramètres biogéochimiques pour les quatre campagnes ont été utilisées pour l'ACP. De plus amples détails sur ces analyses sont présents en [ANNEXE XIV](#).

Le cercle des corrélations [[FIGURE 23](#)] montre la projection des variables sur le plan défini par PC1 (65,4 % de la variance) et PC2 (12,0 %). Certaines variables sont fortement corrélées avec PC1 (HIX, %C4, %C, $\delta^{15}\text{N}$, %C5), tandis que d'autres contribuent davantage à PC2 (SR, BG, C/N, $\delta^{13}\text{C}$). La proximité ou l'opposition des vecteurs traduit les corrélations positives ou négatives entre variables, et leur longueur reflète la qualité de la représentation sur ce plan. L'axe PC1 contribue à la discrimination entre la MO récente et la MO mature et transformée. Les valeurs positives correspondent aux produits de transformation (%C2 et %C4), dégradation de la MO (NH_4 , N_2O), MOD mature et aromatique (HIX) et les valeurs négatives correspondent à la MO fraîche, activité biologique/microbienne (%C3, %C5, BIX, FI, NAG). L'axe PC2 quant à lui contribue à la discrimination du poids moléculaire. Les valeurs positives correspondent au faible poids moléculaire / petites molécules (SR élevé) alors que les valeurs négatives correspondent à un C/N élevé, donc un poids moléculaire élevé (BG, %C1, SR faible). De plus amples détails sont présents dans l'[ANNEXE XIV](#).

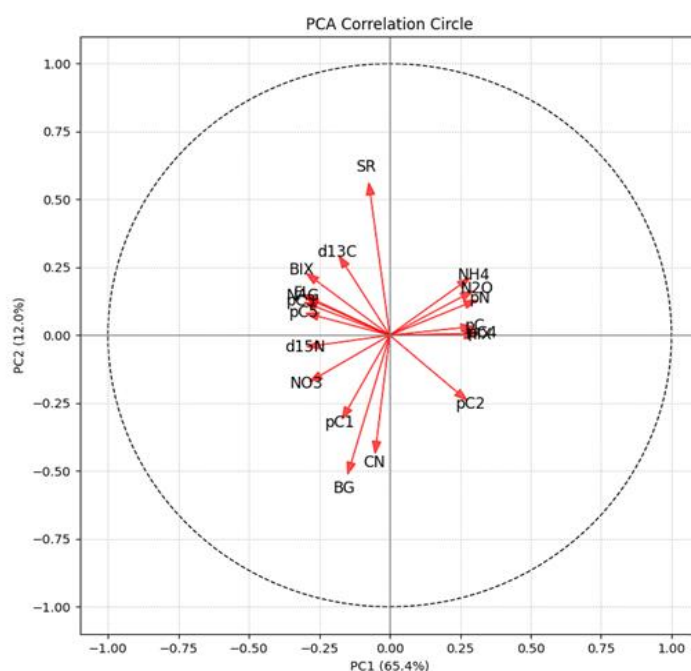


Figure 23. Cercle de corrélation obtenu et observation des variables.

2. Analyse des corrélations entre mesure de terrain et variables satellitaire

Cette analyse vise à évaluer les relations linéaires entre des variables issues de données satellites (telles que le NDVI, les indices d'humidité, ou la densité de fossés) et des variables mesurées sur le terrain (composantes principales, indices spectraux, et paramètres chimiques). La matrice de corrélation de Pearson permet d'identifier les associations significatives entre ces jeux de données, offrant ainsi des pistes pour comprendre les dynamiques environnementales et agricoles du site étudié. Pour chaque variable de télédétection, la valeur médiane au sein d'un tampon de 5m autour du relevé de terrain a été conservée.

A titre d'exemple, l'analyse est présentée pour l'année 2023. Les détails de cette analyse ainsi que l'analyse pour l'année 2022 sont présents dans l'[ANNEXE XIV](#). Les résultats obtenus pour la matrice de corrélation de 2023 [FIGURE 24] montrent que le NDVI_I est positivement corrélé avec la fluorescence relative (%) des composants C2 (0,48) comme pour les valeurs de 2022, confirmant son rôle dans la caractérisation de la végétation et de ses interactions avec les propriétés du sol. Cependant, il présente une corrélation négative marquée avec l'activité enzymatique NAG (-0,55) caractéristique de la dégradation de la MO fraîche et l'indice d'activité biologique BIX (-0,52), montrant à nouveau une opposition entre la couverture végétale et ces paramètres liés à la production de MO récente par l'activité biologique dans le sol et les eaux porales.

Les variables liées aux fossés révèlent des tendances intéressantes : LargeDitch_d est fortement corrélé avec PC5 (0,52), BIX (0,42) et FI (0,43), tandis que SmallDitch_d montre une corrélation négative avec $\delta^{13}\text{C}$ (-0,44), indiquant un impact potentiel des structures paysagères sur la chimie du sol. Enfin, les variables STOCK_A et STOCK_B (stocks de carbone) présentent des corrélations faibles ou

modérées, avec une exception notable pour STOCK_B, qui est négativement corrélé avec le rapport C/N (-0,62), soulignant que le carbone stocké correspondrait à de la MO dégradée par minéralisation.

En résumé, cette matrice révèle des liens significatifs entre les données satellites et les variables biogéochimiques des échantillons prélevés sur le terrain, tout en identifiant des variables peu corrélées (comme EIV_n), qui pourraient nécessiter des analyses complémentaires pour mieux comprendre leur rôle dans le système étudié.

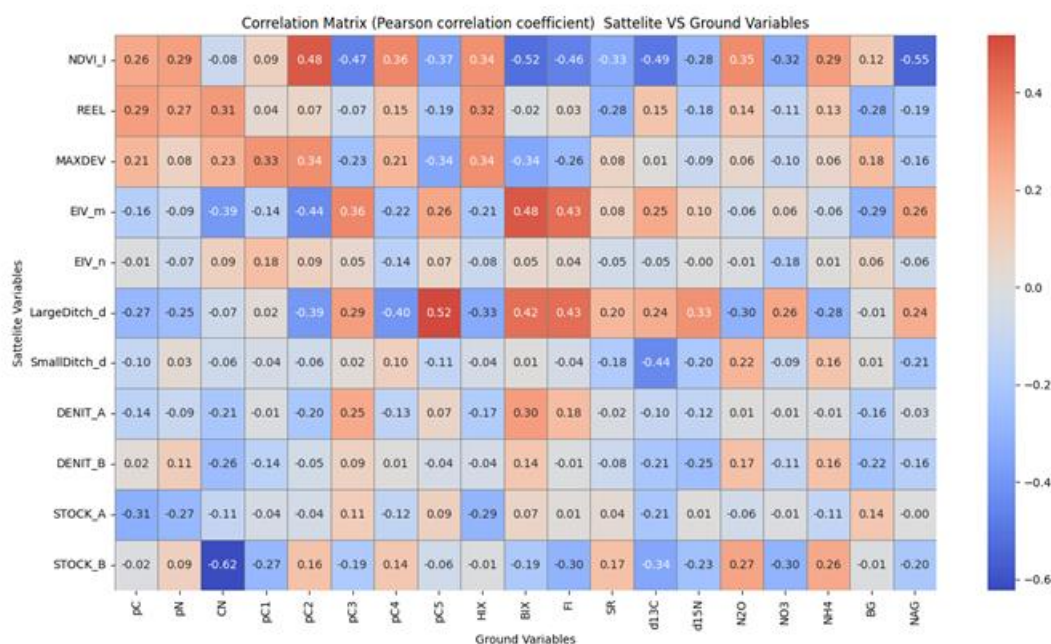


Figure 24. Matrice des corrélations entre variables satellite et observations de terrain, année 2023. Les éléments « pCx » représentent des indicateurs biogéochimiques développés en annexe.

Une analyse complémentaire sur le potentiel de modélisation des composantes principales par régression multiple (RF) est présente dans l'ANNEXE XIV.

3. Discussion

L'ACP a permis de mettre en évidence des gradients clairs de composition et de transformation de la matière organique, confirmant l'intérêt de cette méthode pour résumer la complexité biogéochimique des zones humides. La projection des stations dans l'espace factoriel montre des regroupements cohérents par sites, traduisant une organisation spatiale nette. L'intégration des données satellitaires a, de plus, révélé des corrélations pertinentes entre couverture végétale (NDVI), structures paysagères (fossés) et propriétés biogéochimiques, notamment la distinction entre matière organique récente et transformée. Cependant, plusieurs limites doivent être soulignées. Le nombre restreint de stations constitue une contrainte majeure : il ne permet pas de couvrir l'ensemble de la variabilité biogéochimique des écosystèmes, et rend les résultats sensibles à la présence d'échantillons atypiques, qui peuvent forcer certaines corrélations. De fait, la robustesse des modèles prédictifs dérivés de ces analyses reste limitée et doit être considérée avec prudence.

Malgré ces contraintes, les corrélations identifiées demeurent très encourageantes. Elles suggèrent un réel potentiel pour relier des mesures de terrain ciblées à des variables satellitaires, ouvrant la voie à une spatialisation des processus biogéochimiques. La matrice de corrélation laisse entrevoir la possibilité d'alléger le protocole en réduisant le nombre de variables mesurées en laboratoire, sans perte majeure d'information, ce qui renforcerait la reproductibilité et la transférabilité de l'approche. En somme, si la faible taille de l'échantillonnage limite pour l'instant les applications prédictives robustes, cette étude met en évidence des relations prometteuses qui justifient d'élargir l'effort d'acquisition et de poursuivre l'intégration de données de terrain et de télédétection pour mieux comprendre et cartographier le fonctionnement biogéochimique des zones humides estuariennes.

III. Des pixels aux sites

Cette étape vise à agréger spatialement (aux échelles des HGMUs et des sites) les cartes d'évaluation fonctionnelles générées à l'échelle du pixel à 5 m en vue de faciliter leur interprétation, en particulier à l'échelle de l'ensemble de l'estuaire, et leur manipulation par les gestionnaires [RAPINEL ET AL., 2019].

1. Données

Les données utilisées comprennent la couche vectorielle des HGMU (voir volet 2) ainsi que les rasters à 5 m de résolution spatiale caractérisant l'intensité fonctionnelle des fonctions "Stockage de carbone" et "Dénitrification" pour les années 2022 et 2023 et pour les deux scénarios (soit 8 rasters).

2. Méthode

a. Délimitation des sites

En l'absence d'une carte des sites couvrant l'ensemble de l'estuaire, une carte des sites a été réalisée de manière à maximiser leur homogénéité fonctionnelle. Pour cela, une segmentation multi-résolution [BLASCHKE, 2010] a été réalisée à partir des quatre rasters d'évaluation fonctionnelle du scénario B. Les rasters du scénario A n'ont pas été retenus en raison de leur couverture spatiale incomplète. Pour limiter les besoins en ressource informatique, les rasters ont été rééchantillonnés à une résolution de 10 m. Afin d'obtenir des objets (sites) suffisamment étendus et compacts, le paramètre d'échelle a été fixé à 300 et celui de compacité à 0,9. Enfin, les petits objets résiduels de moins de 500 pixels (soit 5 ha), (correspondant généralement à de petites zones humides isolées ou fragmentées) ont été éliminés.

b. Agrégation spatiale

Les couches vectorielles des HGMUs et des sites ont été superposées sous SIG aux huit couches raster d'évaluation fonctionnelle. Pour chaque raster, la moyenne spatiale par HGMU et par site (polygone) a été calculée et ajoutée dans une nouvelle colonne de la table attributaire, ce qui facilite les analyses géomatiques (calcul de surface, de variation d'intensité fonctionnelle).

3. Résultats

Au total, 92 sites ont été délimités avec une surface moyenne de 3,15 km² ($\pm$ 5,01 km²). Un exemple de spatialisation de la fonction "Stockage de carbone" de l'échelle du pixel à celle du site sur une petite boucle de la Seine est illustré en ANNEXE XV.

Les cartes d'intensité fonctionnelle couvrant l'estuaire de la Seine sont présentées aux échelles des HGMU et des sites pour la fonction "Stockage de carbone" (FIGURE 25 pour le scénario A et FIGURE 85

en ANNEXE XV pour le scénario B) et la fonction “Dénitrification” (FIGURE 26 pour le scénario A et FIGURE 86 en ANNEXE XV pour le scénario B).

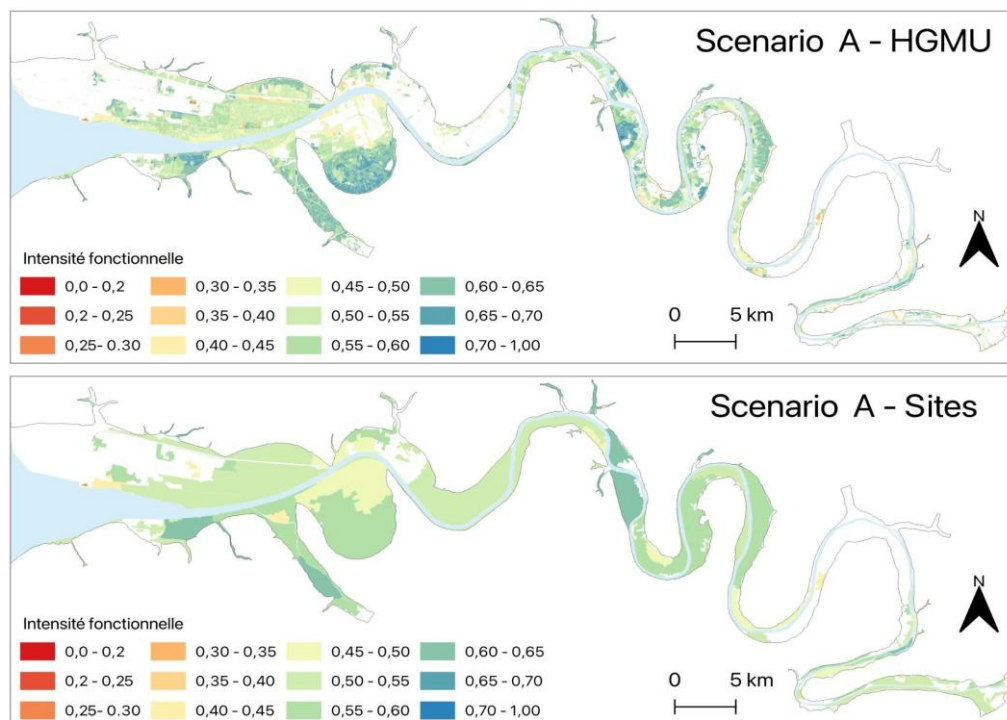


Figure 25. Cartes de l'intensité fonctionnelle de la fonction “Stockage de carbone” en 2022 (Scénario A) à l'échelle des HGMU (en haut) et des sites (en bas).

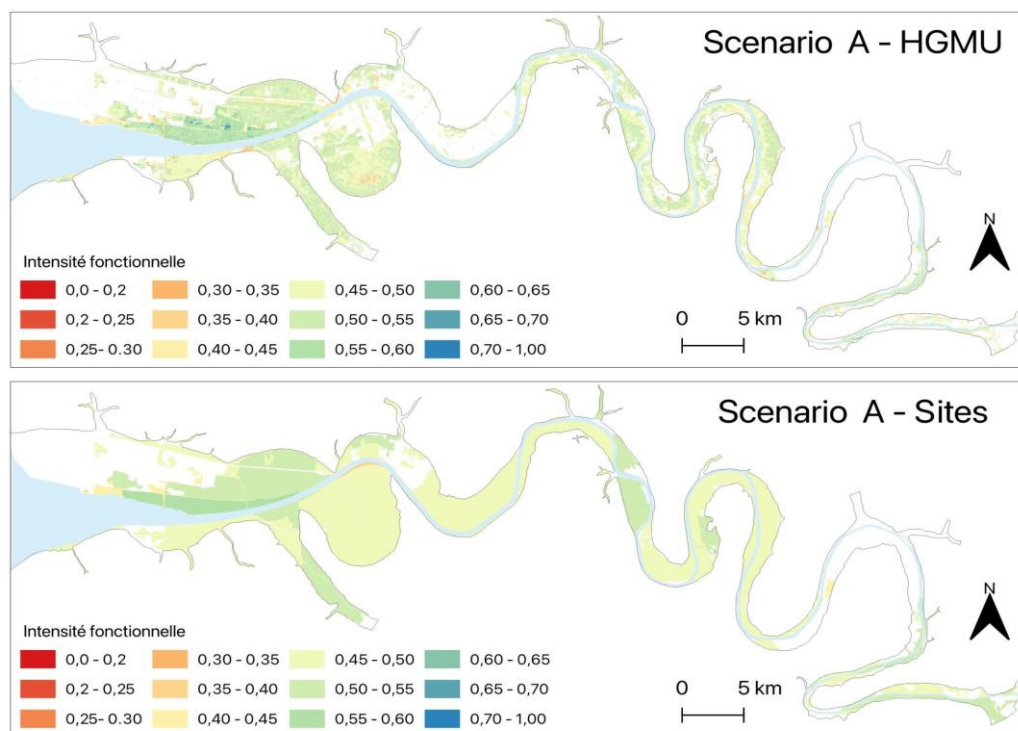


Figure 26. Cartes de l'intensité fonctionnelle de la fonction “Dénitrification” en 2022 (Scénario A) à l'échelle des HGMU (en haut) et des sites (en bas).

Pour la fonction "Stockage de carbone", le scénario A met en évidence des intensités fonctionnelles globalement moyennes (0,40–0,60) à élevées ($> 0,60$). Ces valeurs concernent en particulier l'espace naturel sensible de rives sud de la Seine, la vallée de la Risle, ainsi que les tourbières du marais Vernier et d'Heurteauville, le marais du Trait, et les îles Légarée, Durant et Sainte-Catherine. Le scénario B révèle des intensités fonctionnelles plus faibles ($< 0,40$), principalement localisées dans la partie marine de l'estuaire, le nord du marais Vernier, la boucle de Petiville ainsi que dans les boucles de la Seine situées à proximité du barrage de Poses. Concernant la fonction "Dénitrification", le scénario A montre des intensités fonctionnelles globalement moyennes (0,40–0,60) sur la majeure partie de l'estuaire. Toutefois, des valeurs plus élevées sont observées au sud de la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine. Le scénario B révèle une intensité fonctionnelle moindre, avec des valeurs très faibles ($< 0,20$) dans la partie marine de l'estuaire, et faibles (0,20–0,40) sur plusieurs secteurs cultivés (nord du marais Vernier, boucle de Petiville...), mais aussi au niveau des sites de gravières (Mesnil-sous-Jumièges et à Anneville-sur-Seine). Une analyse spatiale complémentaire a été menée pour déterminer si le niveau d'intensité fonctionnelle était lié aux deux gradients amont/aval (distance à la mer) et fluvial (distance à la Seine) [ANNEXE XV].

4. Discussion

Les fonctions biogéochimiques de l'estuaire de la Seine ont été cartographiées à trois échelles emboîtées. À l'échelle du pixel (5 × 5 m), les cartes permettent de détecter finement les variations spatiales d'intensité fonctionnelle. Toutefois, elles peuvent contenir du bruit, généré à la fois par la qualité des données de télédétection utilisées (pixels sans valeurs, décalages géométriques...) et par le suréchantillonnage à 5 m de certains indicateurs initialement générés à 20 m. À l'échelle des HGMUs (unités hydrogéomorphologiques), ce bruit est lissé au sein des HGMUs qui sont identifiables par les gestionnaires sur le terrain. Néanmoins, la qualité de la carte des HGMUs dépend d'une part de la précision verticale du modèle numérique de terrain utilisé et d'autre part des paramètres de segmentation retenus, qui pourraient être optimisés à l'aide de relevés floristiques et pédologiques. De plus, l'hétérogénéité fonctionnelle observée dans les HGMUs recoupant plusieurs parcelles agricoles invite à prendre en compte les limites parcellaires pour améliorer la cartographie des HGMUs. Enfin, à l'échelle des sites, l'approche utilisée offre une vision synthétique des intensités fonctionnelles sur l'ensemble de l'estuaire de la Seine. Toutefois, si les sites apparaissent homogènes sur le plan fonctionnel, ils ne le sont pas toujours d'un point de vue de la gestion. Le seuil de superficie minimale fixé à 5 ha a exclu les petites zones humides isolées ou fragmentées. Bien qu'un seuil inférieur aurait permis de les conserver, cela aurait compromis la lisibilité cartographique. Ainsi, il serait pertinent d'effectuer une cartographie à l'échelle des sites reposant sur des entités de gestion existantes (réserves naturelles, espaces naturels sensibles, sites Natura 2000, casiers hydrauliques...).

Encart N°3 – Comment cartographier les dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques au sein des zones humides estuariennes ?

Les fonctions biogéochimiques des zones humides estuariennes présentent une forte variabilité spatio-temporelle. Elles sont influencées à la fois par les aléas climatiques (sécheresses, crues, incendies, tempêtes) et par les pratiques de gestion (activités agricoles, entretien des fossés, régulation hydraulique). Depuis 2015, les dynamiques saisonnières et interannuelles de l'estuaire de la Seine (inondations, cycles de végétation, pratiques agricoles, etc.) sont suivies grâce à des séries temporelles satellitaires à haute résolution spatiale (10–20 m), issues des capteurs radar Sentinel-1 et optique Sentinel-2.

Dans le cadre du programme CAFEZH, ces séries temporelles satellitaires, calibrées à l'aide de relevés terrain (végétation, biogéochimie...), ont été utilisées pour cartographier les variations de stockage de carbone et de dénitrification sur deux années (2022 et 2023) et dans l'espace avec une précision intra-parcellaire (de 1 à 20 m).

À l'avenir, le suivi des dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques pourrait être amélioré par : (1) l'utilisation de nouvelles séries temporelles à très haute résolution spatiale (3 m) telles que les images PlanetScope, (2) le développement de nouveaux indicateurs, tels que les variations des surfaces en eau *via* l'interférométrie SAR, (3) une meilleure prise en compte de la dimension temporelle, à la fois à court terme (suivi intra-annuel pour identifier les *hot moments*) et à long terme (analyse de tendances décennales à partir des archives satellitaires d'images Landsat et SPOT acquises depuis les années 1980).

CONCLUSION, ET PERSPECTIVES

Le projet CAFEZH avait pour ambition de contribuer à la gestion des zones humides de l'estuaire de la Seine en cartographiant leurs fonctions biogéochimiques à l'aide de données de télédétection et de mesures collectées *in situ*. Pour cela, trois objectifs avaient été fixés.

Le premier objectif était de délimiter et caractériser les zones humides de l'estuaire de la Seine à une échelle fine. La carte des limites externes des zones humides, qui a été réalisée à partir de données LiDAR, a une précision supérieure à celle des inventaires existants, et la carte qui a été élaborée pour définir les unités hydrogéomorphologiques (HGMU) a permis de définir des unités fonctionnelles au sein de ces zones humides. Les zones humides ont été caractérisées à travers dix indicateurs à haute résolution spatiale (5–20 m) décrivant les flux hydrologiques, l'humidité du sol, la trophie des sols, la gestion et l'occupation des sols, la productivité primaire annuelle et la saisonnalité des flux de carbone. Notons cependant que la précision de ces indicateurs n'a pas toujours pu être évaluée en raison de la difficulté d'accès à des données de référence.

Le second objectif était de caractériser les dynamiques intra et interannuelles de la végétation et de l'hydrologie des zones humides. L'analyse des séries temporelles Sentinel-1&2 a permis d'observer les zones humides à une fréquence mensuelle, offrant ainsi la possibilité de caractériser à la fois le cycle saisonnier de la phénologie de la végétation et celui des inondations à une échelle intra-parcellaire. Cependant, la détection des zones inondées a probablement été sous-estimée en raison de la fréquence d'observation insuffisante pour capturer les crues rapides, mais aussi des propriétés des données optiques qui ne permettent pas de détecter l'eau sous une végétation dense, par exemple dans les roselières. Par ailleurs, l'analyse de l'indicateur de l'humidité des sols a révélé une sous-estimation dans les prairies humides probablement due à la présence de couverture végétale. En ce qui concerne les dynamiques interannuelles des zones humides, certains indicateurs, tels que la productivité primaire nette annuelle ou les modes de gestion, ont été calculés sur deux années, révélant des variations significatives d'une année à l'autre.

Le troisième objectif concernait l'évaluation et la cartographie des fonctions « Stockage de carbone » et « Dénitrification ». Ces deux fonctions ont été cartographiées sur l'ensemble de l'estuaire en 2022 et 2023, à partir de la combinaison d'une dizaine d'indicateurs dérivés de données de télédétection, permettant ainsi de mettre en évidence leurs dynamiques spatio-temporelles. En raison du nombre limité de relevés biogéochimiques disponibles, chaque fonction a été évaluée à dire d'expert dans le cadre d'une analyse multicritères plutôt que par intelligence artificielle. Le croisement des cartes

produites avec les relevés terrain révèle des relations significatives avec certains paramètres mesurés *in situ*, ce qui est satisfaisant.

Un grand nombre de données SIG ont été produites dans le cadre du projet CAFEZH. Plus précisément, cinq types de données sont aujourd'hui disponibles : (1) des données de terrain (relevés de végétation et relevés biogéochimiques), (2) des variables telles que la hauteur de canopée ou le réseau de fossés issues de l'analyse des données de télédétection, (3) des cartes des limites externes et internes des zones humides, (4) des indicateurs fonctionnels et (5) des cartes des deux fonctions "Stockage de carbone" et "Dénitrification". L'ensemble de ces données est accessible en *open data* et pourra être mobilisé aussi bien par les gestionnaires de l'estuaire de la Seine que par la communauté scientifique. Chaque type de données répond à des usages spécifiques : les données de terrain peuvent alimenter les suivis naturalistes (rapportage DHFF), être utilisées pour actualiser les plans de gestion ou servir d'échantillons de référence pour des modèles ; les variables dérivées de données de télédétection peuvent contribuer à des diagnostics écologiques (trame verte et bleue) ou hydrologiques (risque d'inondation) ; les cartes de délimitation des zones humides peuvent être utilisées pour actualiser les inventaires ou mettre en œuvre certaines politiques comme la PAC (BCAE) ; enfin, les cartes fonctionnelles peuvent être intégrées dans les politiques d'aménagement du territoire (séquence ERC de la DCE), soutenir la création de nouvelles aires protégées ou encore identifier des sites prioritaires à restaurer.

La question de la cartographie des fonctions biogéochimiques des zones humides de l'estuaire de la Seine est complexe et a justifié la constitution d'un consortium composé d'une vingtaine de personnes réparties dans trois laboratoires de recherche en biogéochimie, un bureau d'étude en phytosociologie pour la collecte et l'analyse de relevés terrain, de trois laboratoires de recherche en télédétection ainsi que d'un bureau d'étude expert traitement appliquée des données de télédétection, pour le traitement, et l'analyse des données de télédétection. Cette collaboration pluridisciplinaire durant les trois années a apporté une plus-value au projet CAFEZH avec (1) l'utilisation d'une grande quantité et variété de données de télédétection (LiDAR, SAR, optiques), (2) la collecte de relevés terrain (biogéochimiques et floristiques) pour estimer la précision des cartes produites à partir de données de télédétection, (3) la mise en œuvre d'une véritable démarche de R&D combinant innovation scientifique (publications scientifiques à venir) et application. Un échange avec les gestionnaires des zones humides de l'estuaire de la Seine a aussi été effectué en cours de projet pour tenir compte de leur regard critique sur les cartes produites.

La diffusion de l'ensemble des données générée dans le cadre du projet CAFEZH permettra une utilisation élargie. Toutefois, certains usages pourront nécessiter des traitements complémentaires tels que l'harmonisation des relevés floristiques avec les référentiels régionaux, ou la mise à jour de la carte de pré-localisation des zones humides à partir des données pédologiques récemment mis à disposition.

Le programme CAFEZH ouvre à la fois des perspectives méthodologiques et thématiques. Sur le plan méthodologique, l'enjeu principal est l'amélioration des cartes des fonctions biogéochimiques, qui dépend directement de la qualité des données mobilisées et des méthodes de traitement appliquées. Plus précisément, quatre axes de recherche complémentaires peuvent être envisagés :

- Concernant les données, il serait souhaitable d'accroître le nombre de relevés biogéochimiques collectés sur plusieurs années contrastées en termes hydrologiques et climatiques grâce à des protocoles allégés (avec un nombre de paramètres à mesurer réduits),

et d'exploiter de nouvelles séries temporelles satellitaires à très haute résolution spatiale (1–3 m).

- Concernant les méthodes, il serait pertinent d'une part de recourir à des approches basées sur l'intelligence artificielle pour la production des indicateurs et l'évaluation des fonctions, et d'autre part de perfectionner les méthodes d'estimation de l'humidité des prairies à partir de données SAR.
- Concernant les indicateurs, il serait utile d'en produire de nouveaux tels que l'humidité des sols par interférométrie, le niveau d'eau dans les fossés *via* l'imagerie satellitaire à très haute résolution, ou encore la salinité des sols partir d'imagerie optique.
- Concernant le suivi des zones humides, il serait intéressant de les caractériser à différentes échelles temporelles, tant à court terme (suivi intra-annuel pour identifier les *hot moments*) qu'à long terme (analyses décennales), ce qui permettrait d'analyser la résilience des zones humides face au changement climatique et aux pressions anthropiques.

D'un point de vue thématique, les cartes produites dans le cadre de ce projet pourront notamment appuyer la mise en œuvre de politiques de protection et de restauration des écosystèmes (identification de zones prioritaires, évaluation de l'état de conservation), la gestion des conflits d'usages entre acteurs (arbitrage entre développement agricole et préservation), ainsi que la prévention des risques naturels (délimitation de zones d'expansion des crues, identification de zones tampons, etc.).

BIBLIOGRAPHIE

- Alard, D. (2002). *Zones humides de la basse vallée de la Seine* (Quae : des livres au coeur des sciences). <https://www.quae.com/produit/348/9782844330772/15-zones-humides-de-la-basse-vallee-de-la-seine>
- Asmala, E., Carstensen, J., Conley, D. J., Slomp, C. P., Stadmark, J., & Voss, M. (2017). Efficiency of the coastal filter : Nitrogen and phosphorus removal in the Baltic Sea. *Limnology and Oceanography*, 62(S1), S222-S238. <https://doi.org/10.1002/lno.10644>
- Bally, G., Mesnage, V., Deloffre, J., Clarisse, O., Lafite, R., & Dupont, J.-P. (2004). Chemical characterization of porewaters in an intertidal mudflat of the Seine estuary : Relationship to erosion–deposition cycles. *Marine Pollution Bulletin*, 49(3), 163-173. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2004.02.005>
- Baumann, K. B. L., Thoma, R., Callbeck, C. M., Niederdorfer, R., Schubert, C. J., Müller, B., Lever, M. A., & Bürgmann, H. (2022). Microbial Nitrogen Transformation Potential in Sediments of Two Contrasting Lakes Is Spatially Structured but Seasonally Stable. *mSphere*, 7(1), e01013-21. <https://doi.org/10.1128/msphere.01013-21>
- Beguet, B., Guyon, D., Chehata, N., & Boukir, S. (2014, juillet 13). *Classification of forest structure using very high resolution Pleiades image texture*. IGARSS 2014, International Geoscience and Remote Sensing Symposium. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2014.6946936>
- Bernal, B., & Mitsch, W. J. (2012). Comparing carbon sequestration in temperate freshwater wetland communities. *Global Change Biology*, 18(5), 1636-1647. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02619.x>
- Bioret, F., Gaudillat, V., & Royer, J. M. (2013). The Prodrome of French vegetation : A national synsystem for phytosociological knowledge and management issues. *Plant sociology*, 50(1), 17-21.
- Bioret, F., & Royer, J.-M. (2009). Présentation du projet de déclinaison du Prodrome des végétations de France. *Le Journal de Botanique*, 48(1), 47-48.
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2-16. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brenning, A., Bangs, D., Becker, M., Schratz, P., & Polakowski, F. (2022). *RSAGA : SAGA Geoprocessing and Terrain Analysis* (Version 1.4.0) [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=RSAGA>
- Brouns, K., Verhoeven, J. T. A., & Hefting, M. M. (2014). Short period of oxygenation releases latch on peat decomposition. *The Science of the Total Environment*, 481, 61-68. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.02.030>
- Burnett, C., & Blaschke, T. (2003). A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 168(3), 233-249. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(03\)00139-X](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(03)00139-X)

Cabello, J., Fernández, N., Alcaraz-Segura, D., Oyonarte, C., Pineiro, G., Altesor, A., Delibes, M., & Paruelo, J. M. (2012). The ecosystem functioning dimension in conservation : Insights from remote sensing. *Biodiversity and Conservation*, 21(13), 3287-3305.

Canuel, E.A., Hardison, A.K. (2016). Sources, Ages, and Alteration of Organic Matter in Estuaries. *Annu. Rev. Mar. Sci.* 8, 409–434. <https://doi.org/10.1146/annurev-marine-122414-034058>

Carstea, E.M., Baker, A., Bieroza, M., Reynolds, D. (2010). Continuous fluorescence excitation–emission matrix monitoring of river organic matter. *Water Research* 44, 5356–5366. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2010.06.036>

Catalán, N., Pastor, A., Borrego, C. M., Casas-Ruiz, J. P., Hawkes, J. A., Gutiérrez, C., von Schiller, D., & Marcé, R. (2021). The relevance of environment vs. Composition on dissolved organic matter degradation in freshwaters. *Limnology and Oceanography*, 66(2), 306-320. <https://doi.org/10.1002/lno.11606>

Chabrierie, O., Poudevigne, I., Bureau, F., Vincelas-Akpa, M., Nebbache, S., Aubert, M., Bourcier, A., & Alard, D. (2001). Biodiversity and ecosystem functions in wetlands : A case study in the estuary of the Seine River, France. *Estuaries*, 24(6), 1088-1096. <https://doi.org/10.2307/1353020>

Chen, S., Martin, M. P., Saby, N. P. A., Walter, C., Angers, D. A., & Arrouays, D. (2018). Fine resolution map of top- and subsoil carbon sequestration potential in France. *Science of The Total Environment*, 630, 389-400. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.02.209>

Chytrý, M., Tichý, L., Holt, J., & Botta-Dukát, Z. (2002). Determination of diagnostic species with statistical fidelity measures. *Journal of Vegetation Science*, 13(1), 79-90. <https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2002.tb02025.x>

Coble, P.G. (1996). Characterization of marine and terrestrial DOM in seawater using excitation-emission matrix spectroscopy. *Marine Chemistry* 51, 325–346. [https://doi.org/10.1016/0304-4203\(95\)00062-3](https://doi.org/10.1016/0304-4203(95)00062-3)

Cottin, A., Dequiedt, S., Djemiel, C., Prévost-Bouré, N. C., Tripied, J., Lelièvre, M., Terreau, L., Régnier, T., Karimi, B., Jolivet, C., Bispo, A., Saby, N., Maron, P.-A., Ranjard, L., & Terrat, S. (2025). Harmonized Datasets of microbiological parameters from a French national-scale soil monitoring survey. *Scientific Data*, 12(1), 34. <https://doi.org/10.1038/s41597-024-04318-5>

D’Andrilli, J., Foreman, C.M., Sigl, M., Priscu, J.C., McConnell, J.R. (2017). A 21 000-year record of fluorescent organic matter markers in the WAIS Divide ice core. *Clim. Past* 13, 533–544. <https://doi.org/10.5194/cp-13-533-2017>

Dardillac, A., Buchet, J., Catteau, E., Douville, C., & Duhamel, F. (2019). *Guide des végétations des zones humides de Normandie orientale*. Centre régional de phytosociologie agréé Conservatoire botanique national de

Davidsson, T. E., & Leonardson, L. (1997). Seasonal dynamics of denitrification activity in two water meadows. *Hydrobiologia*, 364(2), 189-198. <https://doi.org/10.1023/A:1003103222351>

De Souza Sierra, M.M., Donard, O.F.X., Lamotte, M., Belin, C., Ewald, M. (1994). Fluorescence spectroscopy of coastal and marine waters. *Marine Chemistry* 47, 127–144. [https://doi.org/10.1016/0304-4203\(94\)90104-X](https://doi.org/10.1016/0304-4203(94)90104-X)

Demarquet, Q., Rapinel, S., Gore, O., Dufour, S., & Hubert-Moy, L. (2024). Continuous change detection outperforms traditional post-classification change detection for long-term monitoring of wetlands.

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 133, 104142.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104142>

Dengler, J., Berendsohn, W., Bergmeier, E., Chytrý, M., Danihelka, J., Jansen, F., Kusber, W.-H., Landucci, F., Müller, A., & Panfili, E. (2012). The need for and the requirements of EuroSL, an electronic taxonomic reference list of all european plants. *Vegetation databases for the 21st century*.

Dorioz, J. M., & Ferhi, A. (1994). Pollution diffuse et gestion du milieu agricole : Transferts compares de phosphore et d'azote dans un petit bassin versant agricole. *Water Research*, 28(2), 395-410.
[https://doi.org/10.1016/0043-1354\(94\)90277-1](https://doi.org/10.1016/0043-1354(94)90277-1)

Du, Y., Lu, Y., Roebuck, J. A., Liu, D., Chen, F., Zeng, Q., Xiao, K., He, H., Liu, Z., Zhang, Y., & Jaffé, R. (2021). Direct versus indirect effects of human activities on dissolved organic matter in highly impacted lakes. *Science of The Total Environment*, 752, 141839.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141839>

Du, Y., Zhang, Y., Chen, F., Chang, Y., & Liu, Z. (2016). Photochemical reactivities of dissolved organic matter (DOM) in a sub-alpine lake revealed by EEM-PARAFAC : An insight into the fate of allochthonous DOM in alpine lakes affected by climate change. *Science of The Total Environment*, 568, 216-225.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.06.036>

Dybala, K. E., Matzek, V., Gardali, T., & Seavy, N. E. (2019). Carbon sequestration in riparian forests : A global synthesis and meta-analysis. *Global Change Biology*, 25(1), 57-67.
<https://doi.org/10.1111/gcb.14475>

Ejarque, E., Freixa, A., Vazquez, E., Guarch, A., Amalfitano, S., Fazi, S., Romani, A. M., & Butturini, A. (2017). Quality and reactivity of dissolved organic matter in a Mediterranean river across hydrological and spatial gradients. *Science of The Total Environment*, 599, 1802-1812.

Fabre, C. (2019). *Rôle des zones humides alluviales dans la régulation des flux de nitrates et de carbone organique vers les eaux de surface à l'échelle des bassins versants* [Thesis, Toulouse, INPT].
https://theses.fr/2019INPT0145?utm_source=chatgpt.com

Fellman, J.B., Hood, E., Spencer, R.G.M. (2010a). Fluorescence spectroscopy opens new windows into dissolved organic matter dynamics in freshwater ecosystems: A review. *Limnology & Oceanography* 55, 2452–2462. <https://doi.org/10.4319/lo.2010.55.6.2452>

Fellman, J.B., Spencer, R.G.M., Hernes, P.J., Edwards, R.T., D'Amore, D.V., Hood, E. (2010b). The impact of glacier runoff on the biodegradability and biochemical composition of terrigenous dissolved organic matter in near-shore marine ecosystems. *Marine Chemistry* 121, 112–122.
<https://doi.org/10.1016/j.marchem.2010.03.009>

Findlay, S., Groffman, P., & Dye, S. (2003). Effects of *Phragmites australis* removal on marsh nutrient cycling. *Wetlands Ecology and Management*, 11(3), 157-165.
<https://doi.org/10.1023/A:1024255827418>

Forman, E., & Peniwati, K. (1998). Aggregating individual judgments and priorities with the analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 108(1), 165-169.
[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(97\)00244-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(97)00244-0)

Franek, J., & Kresta, A. (2014). Judgment scales and consistency measure in AHP. *Procedia economics and finance*, 12, 164-173.

Fu, B., Zhang, L., Xu, Z., Zhao, Y., Wei, Y., & Skinner, D. (2015). Ecosystem services in changing land use. *Journal of Soils and Sediments*, 15(4), 833-843. <https://doi.org/10.1007/s11368-015-1082-x>

Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)

Gogo, S., Paroissien, J.-B., Laggoun-Défarge, F., Antoine, J.-M., Bernard-Jannin, L., Bertrand, G., Binet, P., Binet, S., Bouger, G., Brossard, Y., Camboulive, T., Caudal, J.-P., Chevrier, S., Chiapiuso, G., D'Angelo, B., Durantez, P., Flechard, C., Francez, A.-J., Galop, D., ... Toussaint, M.-L. (2021). The information system of the French Peatland Observation Service : Service National d'Observation Tourbières – A valuable tool to assess the impact of global changes on the hydrology and biogeochemistry of temperate peatlands through long term monitoring. *Hydrological Processes*, 35(6), e14244. <https://doi.org/10.1002/hyp.14244>

Graeber, D., Gelbrecht, J., Pusch, M. T., Anlanger, C., & von Schiller, D. (2012). Agriculture has changed the amount and composition of dissolved organic matter in Central European headwater streams. *Science of The Total Environment*, 438, 435-446. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.08.087>

Gribsholt, B., T., H., Boschker, S., Struyf, E., Andersson, M., Tramper, A., De Brabandere, L., van Damme, S., Brion, N., Meire, P., Dehairs, F., Middelburg, J. J., & Heip, C. H. R. (2005). Nitrogen processing in a tidal freshwater marsh : A whole-ecosystem 15N labeling study. *Limnology and Oceanography*, 50(6), 1945-1959. <https://doi.org/10.4319/lo.2005.50.6.1945>

Groffman, P. M., Altabet, M. A., Böhlke, hJK, Butterbach-Bahl, K., David, M. B., Firestone, M. K., Giblin, A. E., Kana, T. M., Nielsen, L. P., & Voytek, M. A. (2006). Methods for measuring denitrification : Diverse approaches to a difficult problem. *Ecological applications*, 16(6), 2091-2122.

Grolleau, E., Bargeot, L., Chafchafi, A., Hardy, R., Doux, J., Beaudou, A., Martret, H. L., Lacassin, J. C., Fort, J. L., Falipou, P., & Arrouays, D. (2004). Le système d'information national sur les sols : DONESOL et les outils associés. *Etude et Gestion des Sols*, 11(3), 255.

Guelmami, A., Arslan, D., & Ernoul, L. (2023). Assessing the impacts of land use and land cover changes 1984-2020 on wetland habitats in the Gediz Delta (Turkey). In *Climatic and Environmental Significance of Wetlands : Case Studies from Eurasia and North Africa* (p. 12-23). IGI Global Scientific Publishing.

Harjung, A., Sabater, F., Butturini, A. (2018). Hydrological connectivity drives dissolved organic matter processing in an intermittent stream. *Limnologia* 68, 71–81. <https://doi.org/10.1016/j.limno.2017.02.007>

Hay, G. J., & Castilla, G. (2008). Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA) : A new name for a new discipline. In T. Blaschke, S. Lang, G. F. Hay, W. Cartwright, G. Gartner, L. Meng, & M. P. Peterson (Éds.), *Object-Based Image Analysis* (p. 75-89). Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_4

Hayase, K., & Shinozuka, N. (1995). Vertical distribution of fluorescent organic matter along with AOU and nutrients in the equatorial Central Pacific. *Marine Chemistry*, 48(3-4), 283-290.

Hefting, M. M., Clement, J.-C., Bienkowski, P., Dowrick, D., Guenat, C., Butturini, A., Topa, S., Pinay, G., & Verhoeven, J. T. (2005). The role of vegetation and litter in the nitrogen dynamics of riparian buffer zones in Europe. *Ecological Engineering*, 24(5), 465-482.

- Helms, J. R., Stubbins, A., Ritchie, J. D., Minor, E. C., Kieber, D. J., & Mopper, K. (2008). Absorption spectral slopes and slope ratios as indicators of molecular weight, source, and photobleaching of chromophoric dissolved organic matter. *Limnology and oceanography*, 53(3), 955-969.
- Hill, M., Mountford, J., & Roy, D. (1999). *Ellenberg's indicator values for British plants ECOFACT volume 2 : Technical annex*.
- Hofstra, N., & Bouwman, A. F. (2005). Denitrification in Agricultural Soils : Summarizing Published Data and Estimating Global Annual Rates. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 72(3), 267-278. <https://doi.org/10.1007/s10705-005-3109-y>
- Holden, J., Chapman, P. J., & Labadz, J. C. (2004). Artificial drainage of peatlands : Hydrological and hydrochemical process and wetland restoration. *Progress in physical geography*, 28(1), 95-123.
- Holgerson, M. A., & Raymond, P. A. (2016). Large contribution to inland water CO₂ and CH₄ emissions from very small ponds. *Nature Geoscience*, 9(3), 222-226. <https://doi.org/10.1038/ngeo2654>
- Hosen, J. D., Armstrong, A. W., & Palmer, M. A. (2018). Dissolved organic matter variations in coastal plain wetland watersheds : The integrated role of hydrological connectivity, land use, and seasonality. *Hydrological Processes*, 32(11), 1664-1681.
- Hu, Z., Li, S., Guo, Q., Niu, S., He, N., Li, L., & Yu, G. (2016). A synthesis of the effect of grazing exclusion on carbon dynamics in grasslands in China. *Global Change Biology*, 22(4), 1385-1393. <https://doi.org/10.1111/gcb.13133>
- Hudson, N., Baker, A., & Reynolds, D. (2007). Fluorescence analysis of dissolved organic matter in natural, waste and polluted waters—A review. *River Research and Applications*, 23(6), 631-649. <https://doi.org/10.1002/rra.1005>
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295-309.
- Huguet, A., Vacher, L., Relexans, S., Saubusse, S., Froidefond, J.-M., & Parlanti, E. (2009). Properties of fluorescent dissolved organic matter in the Gironde Estuary. *Organic Geochemistry*, 40(6), 706-719.
- Inglada, J., Vincent, A., & Thierion, V. (2018). *2017 Metropolitan France Land Cover Map—CESBIO - OSO [Jeu de données]*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1993596>
- Jaffé, R., Boyer, J.N., Lu, X., Maie, N., Yang, C., Scully, N.M., Mock, S. (2004). Source characterization of dissolved organic matter in a subtropical mangrove-dominated estuary by fluorescence analysis. *Marine Chemistry* 84, 195–210. <https://doi.org/10.1016/j.marchem.2003.08.001>
- Jay, K. R., Hacker, S. D., Hagen, C. J., Stepanek, J., Moore, L. J., & Ruggiero, P. (2025). Quantifying the Relative Importance of Sand Deposition and Dune Grasses to Carbon Storage in US Central Atlantic Coast Dunes. *Estuaries and Coasts*, 48(3), 60. <https://doi.org/10.1007/s12237-025-01484-6>
- Jérôme, E., Beckers, Y., Bodson, B., Degard, C., Moureaux, C., & Aubinet, M. (2013). Stockage de carbone et flux de gaz à effet de serre en prairie (synthèse bibliographique). *BASE*. https://popups.uliege.be/1780-4507/index.php?id=9610&utm_source=chatgpt.com
- Jordan, C. F. (1969). Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50(4), 663-666.

- Kaden, U. S., Fuchs, E., Geyer, S., Hein, T., Horschler, P., Rupp, H., Scholz, M., Schulz-Zunkel, C., & Weigelhofer, G. (2021). Soil Characteristics and Hydromorphological Patterns Control Denitrification at the Floodplain Scale. *Frontiers in Earth Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.708707>
- Khosravipour, A., Skidmore, A. K., Isenburg, M., Wang, T., & Hussin, Y. A. (2014). Generating pit-free canopy height models from airborne lidar. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 80(9), 863-872.
- Kim, J., Kim, T.-H., Park, S.R., Lee, H.J., Kim, J.K. (2020). Factors controlling the distributions of dissolved organic matter in the East China Sea during summer. *Sci Rep* 10, 11854. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-68863-w>
- Kim, S. Y., Veraart, A. J., Meima-Franke, M., & Bodelier, P. L. E. (2015). Combined effects of carbon, nitrogen and phosphorus on CH₄ production and denitrification in wetland sediments. *Geoderma*, 259-260, 354-361. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.03.015>
- Korol, A. R., & Noe, G. B. (2020). Patterns of Denitrification Potential in Tidal Freshwater Forested Wetlands. *Estuaries and Coasts*, 43(2), 329-346. <https://doi.org/10.1007/s12237-019-00663-6>
- Kothawala, D.N., Von Wachenfeldt, E., Koehler, B., Tranvik, L.J. (2012). Selective loss and preservation of lake water dissolved organic matter fluorescence during long-term dark incubations. *Science of The Total Environment* 433, 238–246. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.06.029>
- Kovacks, J. C. (2005). Cartographie et inventaire des forêts alluviales de la vallée de la Seine au 1:25 000 (p. 73). Écosphère.
- Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. *science*, 304(5677), 1623-1627.
- Laruelle, G. G., Marescaux, A., Le Gendre, R., Garnier, J., Rabouille, C., & Thieu, V. (2019). Carbon Dynamics Along the Seine River Network : Insight From a Coupled Estuarine/River Modeling Approach. *Frontiers in Marine Science*, 6. <https://doi.org/10.3389/fmars.2019.00216>
- Le Roux, X., Bardy, M., Loiseau, P., & Louault, F. (2003). Stimulation of soil nitrification and denitrification by grazing in grasslands : Do changes in plant species composition matter? *Oecologia*, 137(3), 417-425. <https://doi.org/10.1007/s00442-003-1367-4>
- L'Ébrellec, E., & Bacq, N. (2023). *Topographie haute-résolution de la vallée de la Seine Normande—Données LiDAR et ortho-photographies 2022* (p. 38) [Rapport technique]. GIP Seine-Aval. <https://www.seine-aval.fr/publication/lidar-2022/>
- Lefebvre, G., Davranche, A., Willm, L., Campagna, J., Redmond, L., Merle, C., Guelmami, A., & Poulin, B. (2019). Introducing WIW for detecting the presence of water in wetlands with landsat and sentinel satellites. *Remote Sensing*, 11(19), 2210.
- Li, L., Song, Y., Wei, X., & Dong, J. (2020). Exploring the impacts of urban growth on carbon storage under integrated spatial regulation : A case study of Wuhan, China. *Ecological Indicators*, 111, 106064. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106064>
- Li, N., Nie, M., Wu, M., & Wu, J. (2022). The Nitrogen Removal Ability of Salt Marsh Improved After Grazing Prohibition. *Frontiers in Marine Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fmars.2022.958803>

- Li, P., & Hur, J. (2017). Utilization of UV-Vis spectroscopy and related data analyses for dissolved organic matter (DOM) studies : A review. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 47(3), 131-154.
- Lindsay, J. B. (2016). Whitebox GAT : A case study in geomorphometric analysis. *Computers & Geosciences*, 95, 75-84. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2016.07.003>
- Lindsay, J. B., Cockburn, J. M. H., & Russell, H. A. J. (2015). An integral image approach to performing multi-scale topographic position analysis. *Geomorphology*, 245, 51-61.
- Maltby, E. (Éd.). (2009). *Functional Assessment of Wetlands : Towards Evaluation of Ecosystem Services* (Woodhead Publishing).
- Maltby, E., & Barker, T. (2009). *The Wetlands Handbook* (Wiley-Blackwell).
- Maltby, E., Barker, T., & Linstead, C. (2009). Development of a European Methodology for the Functional Assessment of Wetlands. In *The Wetlands Handbook* (Wiley-Blackwell, p. 513-544). Edward Maltby & Tom Barker.
- Man, Z., Xie, C., Qin, Y., & Che, S. (2024). Effects of Revetments on Nitrification and Denitrification Potentials in the Urban River–Riparian Interface. *Land*, 13(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/land13030333>
- Mathieu, R., Cervelle, B., Rémy, D., & Pouget, M. (2007). Field-based and spectral indicators for soil erosion mapping in semi-arid mediterranean environments (Coastal Cordillera of central Chile). *Earth Surface Processes and Landforms: The Journal of the British Geomorphological Research Group*, 32(1), 13-31.
- Mattivi, P., Franci, F., Lambertini, A., & Bitelli, G. (2019). TWI computation : A comparison of different open source GISs. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 4(1), 1-12.
- Mchergui, C., Aubert, M., Buatois, B., Akpa-Vinceslas, M., Langlois, E., Bertolone, C., Lafite, R., Samson, S., & Bureau, F. (2014). Use of dredged sediments for soil creation in the Seine estuary (France) : Importance of a soil functioning survey to assess the success of wetland restoration in floodplains. *Ecological Engineering*, 71, 628-638. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2014.07.064>
- McKnight, D. M., Boyer, E. W., Westerhoff, P. K., Doran, P. T., Kulbe, T., & Andersen, D. T. (2001). Spectrofluorometric characterization of dissolved organic matter for indication of precursor organic material and aromaticity. *Limnology and Oceanography*, 46(1), 38-48. <https://doi.org/10.4319/lo.2001.46.1.0038>
- Merceron, M., Piriou, J.-Y., & Coic, D. (1997, janvier 1). *La dénitrification dans un marais littoral pour lutter contre la prolifération des algues vertes (Kervigen, baie de Douarnenez)*. Les estuaires français. <https://archimer.ifremer.fr/doc/00000/3335/>
- Minor, E. C., Swenson, M. M., Mattson, B. M., & Oyler, A. R. (2014). Structural characterization of dissolved organic matter : A review of current techniques for isolation and analysis. *Environmental science: processes & impacts*, 16(9), 2064-2079.
- Mitsch, W. J., & Gosselink, J. G. (2015). *Wetlands. Fifth edition*. John Wiley and Sons, Inc, Hoboken, NJ.

- Mopper, K., Schultz, C.A. (1993). Fluorescence as a possible tool for studying the nature and water column distribution of DOC components. *Marine Chemistry* 41, 229–238. [https://doi.org/10.1016/0304-4203\(93\)90124-7](https://doi.org/10.1016/0304-4203(93)90124-7)
- Morelle, J. (2020). *Projet SPORES : Synthèse sur les nutriments et la production primaire dans l'estuaire de la Seine* (p. 84). <https://www.seine-aval.fr/publication/etude-spores/>
- Muntoni, M. (2020). *REPERE : Référentiel partagE sur les Priorités de restauration des fonctionnalités des milieux estuariens de la vallée de Seine-Aval*. (p. 94). GIP Seine-Aval. <https://www.seine-aval.fr/publication/etude-repere/>
- Muntoni, M., L'Ebellec, E., & Malleville, M. (2025). *Caractérisation de la connectivité transversale en estuaire de Seine—GIP Seine-Aval* (p. 37) [Rapport d'étude]. GIP Seine-Aval. <https://www.seine-aval.fr/publication/connectivite-transversale/>
- Murphy, K. R., Bro, R., & Stedmon, C. A. (2014a). Chemometric Analysis of Organic Matter Fluorescence. In A. Baker, D. M. Reynolds, J. Lead, P. G. Coble, & R. G. M. Spencer (Éds.), *Aquatic Organic Matter Fluorescence* (p. 339-375). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139045452.016>
- Murphy, K.R., Stedmon, C.A., Wenig, P., Bro, R. (2014b). OpenFluor—an online spectral library of auto-fluorescence by organic compounds in the environment. *Anal. Methods* 6, 658–661. <https://doi.org/10.1039/C3AY41935E>
- Olsen, Y. S., Dausse, A., Garbutt, A., Ford, H., Thomas, D. N., & Jones, D. L. (2011). Cattle grazing drives nitrogen and carbon cycling in a temperate salt marsh. *Soil Biology and Biochemistry*, 43(3), 531-541. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2010.11.018>
- Omanović, D., Marcinek, S., & Santinelli, C. (2023). TreatEEM—A software tool for the interpretation of fluorescence excitation-emission matrices (EEMs) of dissolved organic matter in natural waters. *Water*, 15(12), 2214.
- Osburn, C. L., Boyd, T. J., Montgomery, M. T., Bianchi, T. S., Coffin, R. B., & Paerl, H. W. (2016). Optical Proxies for Terrestrial Dissolved Organic Matter in Estuaries and Coastal Waters. *Frontiers in Marine Science*, 2. <https://doi.org/10.3389/fmars.2015.00127>
- Osburn, C. L., Handsel, L. T., Mikan, M. P., Paerl, H. W., & Montgomery, M. T. (2012). Fluorescence Tracking of Dissolved and Particulate Organic Matter Quality in a River-Dominated Estuary. *Environmental Science & Technology*, 46(16), 8628-8636. <https://doi.org/10.1021/es3007723>
- Panhelleux, L., Rapinel, S., Lemerrier, B., Gayet, G., & Hubert-Moy, L. (2023). A 5 m dataset of digital terrain model derivatives across mainland France. *Data in Brief*, 109369. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109369>
- Parlanti, E., Wörz, K., Geoffroy, L., & Lamotte, M. (2000). Dissolved organic matter fluorescence spectroscopy as a tool to estimate biological activity in a coastal zone submitted to anthropogenic inputs. *Organic geochemistry*, 31(12), 1765-1781.
- Pellerin, S., Bamière, L., Launay, C., Martin, R., Schiavo, M., Angers, D., Augusto, L., Balesdent, J., Basile-Doelsch, I., Bellassen, V., Cardinael, R., Cécillon, L., Ceschia, E., Chenu, C., Constantin, J., Daroussin, J., Delacote, P., Delame, N., Gastal, F., ... Rechauchère, O. (2020). *Stocker du carbone dans les sols français. Quel potentiel au regard de l'objectif 4 pour 1000 et à quel coût ?* (p. 528) [Other]. INRA. <https://doi.org/10.15454/nhxt-gn38>

Pendea, I. F., Kanavillil, N., Kurissery, S., & Chmura, G. L. (2023). Carbon Stocks and Recent Rates of Carbon Sequestration in Nutrient-Rich Freshwater Wetlands From Lake Simcoe Watershed (Southern Canada). *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 128(10), e2023JG007561. <https://doi.org/10.1029/2023JG007561>

Perrin, G. (2022). *Projet CAFEZH / volet végétation : Note d'accompagnement des données* (p. 11). Coenose.

Perrin, G. (2023). *Apport des bases de données ouvertes à l'identification des zones humides : Analyse de l'intérêt de « l'approche Ellenberg »* (p. 27). Coenose. <https://digitale.cbnbl.org/documents/g7662.pdf>

Perrin, G., Rapinel, S., Choynet, G., Clément, B., Bouzillé, J.-B., & Hubert-Moy, L. (2023). La démarche Ellenberg : Une alternative simple et robuste à la démarche réglementaire pour la délimitation des zones humides en France métropolitaine. *Sciences Eaux & Territoires*, 43, Article 43. <https://doi.org/10.20870/Revue-SET.2023.43.7506>

Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. Chr. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(9), 503-510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>

Pettorelli, N., Wegmann, M., Skidmore, A., Mùcher, S., Dawson, T. P., Fernandez, M., Lucas, R., Schaepman, M. E., Wang, T., O'Connor, B., Jongman, R. H. G., Kempeneers, P., Sonnenschein, R., Leidner, A. K., Böhm, M., He, K. S., Nagendra, H., Dubois, G., Fatoyinbo, T., ... Geller, G. N. (2016). Framing the concept of satellite remote sensing essential biodiversity variables : Challenges and future directions. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2(3), 122-131. <https://doi.org/10.1002/rse2.15>

Pinault, L., Pilloix, M., Bernard, G., Joly, D., Gogo, S., Martin, E., & Gilbert, D. (2023). The 1949 Atlas of French peat deposits, a starting point for a national inventory of peatlands. *Soil Use and Management*, 39(3), 1040-1056. <https://doi.org/10.1111/sum.12919>

Poeplau, C., Marstorp, H., Thored, K., & Kätterer, T. (2016). Effect of grassland cutting frequency on soil carbon storage – a case study on public lawns in three Swedish cities. *SOIL*, 2(2), 175-184. <https://doi.org/10.5194/soil-2-175-2016>

R. Core Team. (2019). A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria : R Foundation for Statistical Computing; 2012. URL <https://www.R-project.org>.

Rapinel, S., Clément, B., & Hubert-Moy, L. (2019). Cartographie des zones humides par télédétection : Approche multi-échelle pour une planification environnementale. *Cybergeo: European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.31606>

Rapinel, S., Panhelleux, L., Lemerrier, B., Chambaud, F., Gayet, G., Guelmami, A., Laroche, B., Vanacker, R., & Hubert-Moy, L. (2023). *Projet de cartographie nationale des milieux humides – Rapport méthodologique de la prélocalisation des milieux et des zones humides, de la cartographie des habitats et de l'évaluation des fonctions* [Report, Patrinat (OFB-MNHN-CNRS-IRD)]. <https://mnhn.hal.science/mnhn-04292468>

Rapinel, S., Rozo, C., Delbosc, P., Arvor, D., Thomas, A., Bouzillé, J.-B., Bioret, F., & Hubert-Moy, L. (2020). Mapping the functional dimension of vegetation series in the Mediterranean region using

multitemporal MODIS data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(1), 60-73.
<https://doi.org/10.1080/15481603.2019.1662167>

R. Murphy, K., A. Stedmon, C., Wenig, P., & Bro, R. (2014). OpenFluor– an online spectral library of auto-fluorescence by organic compounds in the environment. *Analytical Methods*, 6(3), 658-661.
<https://doi.org/10.1039/C3AY41935E>

Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation*.

Roussel, J.-R., Auty, D., Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R., Meador, A. S., Bourdon, J.-F., De Boissieu, F., & Achim, A. (2020). lidR: An R package for analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) data. *Remote Sensing of Environment*, 251, 112061.

Saaty, T. L. (1977). A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of mathematical psychology*, 15(3), 234-281.

Seitzinger, S., Harrison, J. A., Böhlke, J. K., Bouwman, A. F., Lowrance, R., Peterson, B., Tobias, C., & Drecht, G. V. (2006). Denitrification across landscapes and waterscapes : A synthesis. *Ecological applications*, 16(6), 2064-2090.

Senapati, N., Chabbi ,Abad, Gastal ,François, Smith ,Pete, Mascher ,Nicolas, Loubet ,Benjamin, Cellier ,Pierre, & and Naisse, C. (2014). Net carbon storage measured in a mowed and grazed temperate sown grassland shows potential for carbon sequestration under grazed system. *Carbon Management*, 5(2), 131-144. <https://doi.org/10.1080/17583004.2014.912863>

Silan, G., Buosi, A., Bertolini, C., & Sfriso, A. (2024). Dynamics and drivers of carbon sequestration and storage capacity in *Phragmites australis*-dominated wetlands. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 298, 108640. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2024.108640>

Stedmon, C.A., Bro, R. (2008). Characterizing dissolved organic matter fluorescence with parallel factor analysis: a tutorial. *Limnol. Ocean. Methods* 6, 572–579.

Stedmon, C. A., & Markager, S. (2005). Tracing the production and degradation of autochthonous fractions of dissolved organic matter by fluorescence analysis. *Limnology and Oceanography*, 50(5), 1415-1426.

Stedmon, C. A., Markager, S., & Bro, R. (2003). Tracing dissolved organic matter in aquatic environments using a new approach to fluorescence spectroscopy. *Marine Chemistry*, 82(3), 239-254.
[https://doi.org/10.1016/S0304-4203\(03\)00072-0](https://doi.org/10.1016/S0304-4203(03)00072-0)

Stubbins, A., Lapierre, J.-F., Berggren, M., Prairie, Y. T., Dittmar, T., & del Giorgio, P. A. (2014). What's in an EEM? Molecular signatures associated with dissolved organic fluorescence in boreal Canada. *Environmental science & technology*, 48(18), 10598-10606.

Temmink, R. J. M., Lamers, L. P. M., Angelini, C., Bouma, T. J., Fritz, C., van de Koppel, J., Lexmond, R., Rietkerk, M., Silliman, B. R., Joosten, H., & van der Heide, T. (2022). Recovering wetland biogeomorphic feedbacks to restore the world's biotic carbon hotspots. *Science*, 376(6593), eabn1479.
<https://doi.org/10.1126/science.abn1479>

Tichý, L. (2005). New similarity indices for the assignment of relevés to the vegetation units of an existing phytosociological classification. *Plant ecology*, 179(1), 67-72.

- Tranvik, L. J., Downing, J. A., Cotner, J. B., Loiselle, S. A., Striegl, R. G., Ballatore, T. J., Dillon, P., Finlay, K., Fortino, K., Knoll, L. B., Kortelainen, P. L., Kutser, T., Larsen, Soren., Laurion, I., Leech, D. M., McCallister, S. L., McKnight, D. M., Melack, J. M., Overholt, E., ... Weyhenmeyer, G. A. (2009). Lakes and reservoirs as regulators of carbon cycling and climate. *Limnology and Oceanography*, 54(6part2), 2298-2314. https://doi.org/10.4319/lo.2009.54.6_part_2.2298
- Tzortziou, M., Zeri, C., Dimitriou, E., Ding, Y., Jaffé, R., Anagnostou, E., Pitta, E., Mentzafou, A., 2015. Colored dissolved organic matter dynamics and anthropogenic influences in a major transboundary river and its coastal wetland. *Limnology & Oceanography* 60, 1222–1240. <https://doi.org/10.1002/lno.10092>
- Vacher, L. (2004). Etude par fluorescence des propriétés de la matière organique dissoute dans les systèmes estuariens. Cas de estuaires de la Gironde et de la Seine. Thèse de l'Université Bordeaux 1, 2923, 255.
- Vaidya, O. S., & Kumar, S. (2006). Analytic hierarchy process : An overview of applications. *European Journal of operational research*, 169(1), 1-29.
- Valavi, R., Elith, J., Lahoz-Monfort, J. J., & Guillera-Arroita, G. (2019). blockCV : An r package for generating spatially or environmentally separated folds for k-fold cross-validation of species distribution models. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(2), 225-232. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13107>
- Vidon, P. G., & Hill, A. R. (2004). Landscape controls on nitrate removal in stream riparian zones. *Water Resources Research*, 40(3).
- Von Raab-Straube, E. (2019). From Flora Europaea and Med-Checklist to Euro+Med PlantBase : The never-ending task for a happy Sisyphe. *Boccone*, Vol. 28.
- Wang, H., Yu, L., Chen, L., Zhang, Z., Li, X., Liang, N., Peng, C., & He, J.-S. (2022). Carbon fluxes and soil carbon dynamics along a gradient of biogeomorphic succession in alpine wetlands of Tibetan Plateau. *Fundamental Research*, 3(2), 151-159. <https://doi.org/10.1016/j.fmre.2022.09.024>
- Wang, H., Zeng, J., Gao, X., Wang, H., & Xiao, J. (2024). SpatMCDA : An R package for assessing areas at risk of infectious diseases based on spatial multi-criteria decision analysis. *Methods in Ecology and Evolution*, 15(8), 1302-1311. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14364>
- Weise, K., Höfer, R., Franke, J., Guelmami, A., Simonson, W., Muro, J., O'Connor, B., Strauch, A., Flink, S., Eberle, J., Mino, E., Thulin, S., Philipson, P., van Valkengoed, E., Truckenbrodt, J., Zander, F., Sánchez, A., Schröder, C., Thonfeld, F., ... Hilarides, L. (2020). Wetland extent tools for SDG 6.6.1 reporting from the Satellite-based Wetland Observation Service (SWOS). *Remote Sensing of Environment*, 247, 111892. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111892>
- Williams, C. J., Yamashita, Y., Wilson, H. F., Jaffé, R., & Xenopoulos, M. A. (2010). Unraveling the role of land use and microbial activity in shaping dissolved organic matter characteristics in stream ecosystems. *Limnology and Oceanography*, 55(3), 1159-1171. <https://doi.org/10.4319/lo.2010.55.3.1159>
- Yamashita, Y., Fichot, C.G., Shen, Y., Jaffé, R., Benner, R. (2015). Linkages among fluorescent dissolved organic matter, dissolved amino acids and lignin-derived phenols in a river-influenced ocean margin. *Front. Mar. Sci.* 2. <https://doi.org/10.3389/fmars.2015.00092>
- Yang, L., Chen, W., Zhuang, W.-E., Cheng, Q., Li, W., Wang, H., Guo, W., Chen, C.-T. A., & Liu, M. (2019). Characterization and bioavailability of rainwater dissolved organic matter at the southeast coast of

China using absorption spectroscopy and fluorescence EEM-PARAFAC. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 217, 45-55. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2018.11.002>

Zawilski, B. M. (2022). Wind speed influences corrected Autocalibrated Soil Evapo-respiration Chamber (ASERC) evaporation measures. *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems*, 11(1), 163-182. <https://doi.org/10.5194/gi-11-163-2022>

Zhang, Z.-X., Parlanti, E., Anquetil, C., Sourzac, M., & Huguet, A. (2021). *Sources and Spatial Variations of Particulate Organic Matter in the Seine Estuary (NW France)*. 2021(1), 1-2. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202134366>

Zhu, L., Shi, M., Fan, D., Tu, K., & Sun, W. (2023). Analysis of Changes in Vegetation Carbon Storage and Net Primary Productivity as Influenced by Land-Cover Change in Inner Mongolia, China. *Sustainability*, 15(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/su15064735>

Zsolnay, A., Baigar, E., Jimenez, M., Steinweg, B., Saccomandi, F. (1999). Differentiating with fluorescence spectroscopy the sources of dissolved organic matter in soils subjected to drying. *Chemosphere* 38, 45–50. [https://doi.org/10.1016/S0045-6535\(98\)00166-0](https://doi.org/10.1016/S0045-6535(98)00166-0)

ANNEXES

I. Données, méthode et résultats détaillés de la campagne terrain de végétation

1. Méthode

Liste des référentiels appliqués à l'ensemble des données :

- Le prodrome des végétations de France [BIORET ET AL., 2013; BIORET & ROYER, 2009] ; d'autres références locales ont été consultées pour la reconnaissance des unités phytosociologiques, comme les travaux du Conservatoire Botanique National de Bailleul [DARDILLAC ET AL., 2019].
- La nomenclature taxinomique européenne EUROSL [DENGLER ET AL., 2012] reposant sur EURO+MED [VON RAAB-STRAUBE, 2019]
- Les valeurs d'Ellenberg fournies par le système d'information SynBioSys Europe (non publié).

Les données récupérées sont de deux types, i) des données bibliographiques et ii) des données acquises pour le projet en 2022.

a. Données bibliographiques

i. Relevés phytosociologiques

Une première phase a consisté à recueillir des données existantes potentiellement utiles à l'établissement d'une typologie de niveau alliance et exploitables pour la suite. Ces données correspondent pour l'essentiel à des cartographies de végétation et d'habitats ainsi qu'à des relevés phytosociologiques. Les relevés phytosociologiques ont en grande partie été acquis grâce au GIP Seine-Aval et ses partenaires locaux (ex : Réserve Naturelle Nationale de l'Estuaire de la Seine, Parc Naturel Régional des Boucles de la Seine). En parallèle, des données historiques issues de la littérature grise ont été saisies. L'ensemble des relevés a été harmonisé dans une base de données (formats de champs, nomenclature). Les données géolocalisées se concentrent à l'aval de la zone, à l'ouest de Tancarville, dans les réserves naturelles du Marais-Vernier, des marais de l'Hode et de Cressenval, ainsi que dans la vallée de la Risle.

Plusieurs filtres ont été appliqués sur ces données pour ne conserver que les données utilisables par la suite :

- Géolocalisation disponible
- Donnée postérieure à 2015
- Homogénéité de la zone de relevé dans un rayon minimal de 6m
- Rattachement minimal du relevé au niveau de l'alliance : soit le rattachement initialement proposé par les auteurs a été conservé, soit il a été revu dans les cas nécessaires en s'appuyant sur un système expert basé sur les indices de similarité de TICHY (2005), reposant eux-mêmes sur la fidélité des espèces aux syntaxons [CHYTRÝ ET AL., 2002].
- Végétations présentes dans les lits majeur et mineur (les relevés réalisés sur des végétations spécifiques des coteaux et terrasses sont exclus).
- Végétations exclusivement terrestres ou amphibies. Les végétations aquatiques posant des problèmes particuliers de télédétection sont exclues.

ii. Cartes d'habitats et de végétation

Afin d'orienter ou de réduire les prospections dans la zone d'étude, des cartes d'habitats et de végétation ont été mises à profit autant que possible, pour servir de référence pour le pointage des végétations. Cependant, l'exploitation de ces cartographies n'a pu être que parcimonieuse dans la mesure où les rattachements qui y sont proposés ont paru parfois douteux au regard de ces observations de terrain effectuées en 2022 (du moins pour certains de ces documents). Des divergences ponctuelles d'interprétation entre plusieurs auteurs ont été remarquées. Par conséquent, et à défaut de pouvoir revisiter l'ensemble des sites, les cartes n'ont été exploitées qu'après un contrôle vigilant, en s'assurant de la cohérence de l'information vis-à-vis de l'ortho-photoplan et de l'écologie de la zone.

b. Données acquises en 2022

Les zones prospectées pour ce projet (ensemble des périmètres d'inventaire et de protection reconnus sur le site d'étude) hébergent une richesse phytocœnotique supérieure à ce qui est couramment observé sur les surfaces agricoles intensives du lit majeur. Ces sites étant souvent bien étudiés, nous avons pu bénéficier localement de l'appui des gestionnaires et de leurs conseils ainsi que des informations techniques et scientifiques utiles pour orienter les prospections et donc limiter le temps consacré aux repérages et aux déplacements.

i. Relevés phytosociologiques

Les relevés ont été réalisés selon l'approche sigmatiste de l'école zuricho-montpelliéraine. Une aire homogène est préalablement établie en fonction de la configuration de la zone et du type de végétation à décrire selon le principe de l'aire minimale. Dans le cas présent, des surfaces de 5 à 300m² ont été pratiquées. Une fois l'aire de relevé défini, un ensemble d'informations physiognomiques est noté (recouvrements et hauteurs de strates) puis chaque espèce vasculaire est inventoriée et accompagnée d'un indice d'abondance-dominance appartenant à la nouvelle échelle de Braun-Blanquet. De même, chaque espèce est associée à une strate de végétation afin de conserver une image de l'étagement vertical de la végétation.

ii. Observations sans relevé

Dans les cas où l'identification du syntaxon s'est avérée évidente, que ce soit sur le terrain ou a posteriori d'après l'ortho-photoplan, un simple pointage GPS accompagné d'un rattachement au synsystème a été effectué. Cette approche beaucoup moins chronophage que le relevé phytosociologique a permis d'augmenter significativement le nombre des observations.

2. Résultats

a. Données bibliographiques

i. Relevés phytosociologiques

Les observations concernent majoritairement les végétations herbacées, les travaux ayant été majoritairement consacrés aux prairies des « *Agrostietea stoloniferae* » (43,4 % des relevés) et des « *Arrhenatheretea elatioris* » (6,1 %) ainsi qu'aux roselières et cariçaies des « *Phragmito-Magnocaricetea* » (10,5 %). À l'inverse, l'échantillonnage des végétations ligneuses des fourrés et forêts, localement étendues dans les zones palustres, est insuffisant (1,6 %). Seuls 43,9 % (846) des relevés se sont avérés conformes. Outre l'ancienneté de certaines sources (25,7 % antérieurs à 2016, soit 561 relevés) et/ou l'absence de géolocalisation (12,5 % soit 273 relevés), une part importante des relevés ne s'est pas avérée exploitable, principalement pour les raisons suivantes :

- Après contrôle sur l'orthophotoplan de 20cm de résolution, la zone de relevé apparaît hétérogène au sein d'un cercle de 6m de rayon. Cela peut être le cas pour plusieurs raisons : le relevé a été réalisé de manière surfacique, linéaire ou ponctuelle au sein d'une mosaïque spatiale (zone de lisière) ou temporelle (succession végétale) ; la végétation a évolué depuis la date de réalisation du relevé ; l'incertitude du pointage GPS est importante. Ainsi, la bonne adéquation entre le rattachement du relevé et la signature spectrale de la zone n'est pas assurée.
- Le rattachement du relevé est impossible, soit que l'interprétation initiale des auteurs lorsqu'elle est proposée ne nous a pas paru correcte, soit qu'aucune combinaison vraiment caractéristique ne se dégage de la composition du relevé. Dans le premier cas, le relevé a si possible été réinterprété, dans le second cas, le relevé a systématiquement été écarté.

Ces problèmes peuvent relever de mauvais choix méthodologiques, les surfaces pratiquées atteignant souvent des grandeurs démesurées au regard des végétations à décrire. Il en résulte des relevés ininterprétables et qui reflètent surtout des mosaïques spatiales ou temporelles. Il est enfin à noter que les données d'en-tête sont très souvent négligées voire omises, comme c'est le cas de l'indication de surface du relevé qui permettraient de faciliter son interprétation.

ii. Carte d'habitats et de végétations

Liste des cartes bancarisées auprès des acteurs locaux :

- Carte des végétations des sites Natura 2000 FR2300122 « Marais Vernier Risle maritime » (PNR BSN)
- Carte des végétations de l'ENS Vallée de la Risle (CD 27 / PNR BSN)
- Carte des végétations des îles de Rouen (CEN Normandie)
- Carte des végétations de la tourbière d'Heurteauville (CD 76)
- Cartographie et inventaire des forêts alluviales de la vallée de la Seine [KOVACKS, 2005]

b. Bilan des résultats

Malgré les insuffisances des jeux de données bibliographiques et les divergences d'appréciation d'un point de vue typologique, l'apport de ces données est conséquent et a été important malgré tout pour l'étude dans la mesure où il a fourni une information abondante sur les végétations herbacées, et sur des types de prairies très fréquents d'amont en aval. L'acquisition d'un tel ensemble de données n'aurait pu être possible au cours des quelques mois que couvre la campagne de terrain, la saison optimale d'observation des prairies, réduite aux mois de mai et juin, constituant une charge importante qui a donc ainsi pu être surmontée.

Concernant la campagne terrain effectuée en 2022, les points d'échantillonnage répondant aux critères concernent 63 alliances, c'est-à-dire qu'au moins une observation a été réalisée dans chaque alliance à l'échelle d'une placette de 6m de rayon. Parmi l'ensemble des alliances, seules 27 ont fait l'objet de 30 observations minimum, 35 de 20, 39 de 15 et 44 de 10 observations. Comme il a déjà été expliqué, les alliances peu observées correspondent soit à des végétations rares, soit à des formations présentes sous forme linéaire ou ponctuelle. Par ailleurs, les différentes alliances de fourrés mésophiles, pourtant fréquentes mais peu différenciées, ont été regroupées au niveau de l'ordre (*Sambucetalia racemosae*).

3. Livraison de la donnée

Les données collectées ont été livrées en septembre 2022, à l'issue de la campagne terrain. La livraison comprend les données suivantes :

- La base de données géographiques destinée à l'apprentissage du modèle et regroupant les observations conformes à la méthodologie Biocoast (chaîne de traitement développée chez i-Sea).
- La base de données géographiques comportant la localisation de l'ensemble des relevés phytosociologiques répertoriés.
- La base de données de l'ensemble des relevés phytosociologiques et fichier des espèces.
- Les photographies des relevés phytosociologiques de 2022 et leur et fichier de géolocalisation.
- Les valeurs d'Ellenberg moyennées en présence-absence sur les relevés et sur les unités typologiques.
- La typologie des végétations selon le PVF2 accompagnée des correspondances à la classification européenne des végétations (EVC) et à la nomenclature EUNIS des habitats.

II. Données, méthodes et résultats détaillés de la campagne terrain biogéochimique

1. Analyses élémentaires et isotopiques de la MO des sols/sédiments

a. Méthodes

Un aliquote (1 g) de chaque échantillon de sol/sédiment a été soumis à une attaque acide avant la détermination de la teneur en carbone organique et composition isotopique en ^{13}C . Cette étape permet d'éliminer le carbone inorganique présent dans les échantillons. Les MES ont été placées dans un tube à centrifuger de 30 mL, avant ajout de 10 mL d'HCl 3M. Après agitation magnétique pendant 3h, les échantillons ont été centrifugés pendant 5 min à 3000 tr/min et 15°C et le surnageant récupéré. Plusieurs rinçages du résidu avec de l'eau ultrapure (Elga) ont été effectués, l'échantillon étant systématiquement centrifugé et le surnageant éliminé comme précédemment. Ces étapes sont répétées jusqu'à obtention d'une solution de rinçage au pH proche de la neutralité.

En vue des analyses élémentaires et isotopiques, environ 5 mg de MES ont été placés dans des capsules en étain. Les analyses ont été réalisées sur les plateformes ALYES (IRD Bondy) avec un analyseur ThermoFisher Scientific Delta V Advantage. Les teneurs en N et la composition isotopique en N ($\delta^{15}\text{N}$) ont été déterminées directement à partir de l'échantillon brut. Les teneurs en carbone organique et la composition isotopique en C organique ($\delta^{13}\text{C}$) ont été déterminés à partir de l'échantillon préalablement décarbonaté.

2. Propriétés optiques de la MOD des eaux porales

a. Méthodes

Après prélèvement à l'aide de micro-préleveurs Rhizon, tous les échantillons d'eau interstitielle ont été immédiatement filtrés sur filtre Whatman GF/F 0,70µm préalablement pyrolysé à 450°C. Les échantillons ont été conservés à 4°C et à l'abri de la lumière.

La matière organique dissoute (MOD) est un mélange complexe et très hétérogène de nombreux composants aux propriétés chimiques et masses moléculaires variant sur de larges gammes, rendant difficile sa caractérisation [CANUEL & HARDISON, 2016]. De plus, elle est généralement en faible concentration dans l'eau qui contient également une grande quantité de composés inorganiques qui peuvent interférer lors d'analyses chimiques [MINOR ET AL., 2014]. Parmi les outils de caractérisation de la MOD, les techniques de spectroscopie optique, rapides, sensibles et non-invasives, ont été largement utilisées depuis de nombreuses années : spectrophotométrie [HAYASE & SHINOZUKA, 1995; HELMS ET AL., 2008; STUBBINS ET AL., 2014] et spectrofluorimétrie notamment [HUGUET ET AL., 2009; PARLANTI ET AL., 2000]. L'investigation des sources et stades d'évolution/dégradation de la MOD de l'ensemble des 83 échantillons d'eaux porales a ainsi été réalisée par l'étude de ses propriétés optiques (absorbance UV-Visible et fluorescence 3D).

i. Analyse par spectrophotométrie UV-Visible

Les propriétés générales de la MOD ont ainsi été déterminées tout d'abord par spectroscopie d'absorption UV-Visible. La mesure de l'absorbance permet en effet d'obtenir des informations sur la fraction de MOD capable d'absorber la lumière, la MOD chromophorique [P. LI & HUR, 2017]. Les spectres d'absorbance ont été enregistrés entre les longueurs d'onde de 210 et 700 nm à 200 nm.min⁻¹ à l'aide d'un spectrophotomètre Jasco® V-760. Les analyses ont été effectuées dans une cuve en quartz (Hellma) de trajet optique de 1 ou 0,5 cm selon le volume d'échantillon disponible. Le spectre d'absorbance d'un blanc d'eau ultrapure (Milli-Q, Millipore) est soustrait du spectre de chaque échantillon.

Parmi les indices couramment utilisés pour obtenir des informations sur les propriétés de la MOD à partir des spectres d'absorbance différents indices, tels que le rapport de pentes spectrales, ont notamment été développés et appliqués à l'étude de la MOD en milieu aquatique. Les pentes spectrales entre 275 et 295 nm ($S_{275-295}$) et entre 350 et 400 nm ($S_{350-400}$) ainsi que le rapport entre ces deux pentes (SR) ont notamment été calculés et renseignent sur les variations de la masse moléculaire des MOD (Helms et al., 2008). Le rapport SR est négativement corrélé avec la taille de la MOD : quand SR augmente, le poids moléculaire diminue [HELMS ET AL., 2008]. Pour des échantillons principalement marins, $S_{275-295} > S_{350-400}$ alors qu'il s'agit de l'inverse pour des échantillons à dominance terrestre [HELMS ET AL., 2008].

ii. Analyse par fluorescence 3D

Une partie des MOD chromophoriques, les fluorophores, peuvent émettre un photon à une certaine longueur d'onde lors de la relaxation depuis un état excité pour retrouver un état stable [STEDMON & MARKAGER, 2005], et peut donc être analysée par spectrofluorimétrie [P. LI & HUR, 2017]. La fluorescence est une technique très sensible qui permet de caractériser la MOD à partir d'un échantillon aqueux de faible volume sans nécessiter d'étapes préalables de concentration ou d'extraction. Depuis plusieurs décennies, la fluorescence tridimensionnelle (ou matrices d'excitation-émission (EEM) de fluorescence) est la technique la plus utilisée pour caractériser la MOD et étudier sa dynamique dans les environnements aquatiques [EJARQUE ET AL., 2017; HUGUET ET AL., 2009]. Les spectres EEM renseignent sur les propriétés générales de la MOD et donnent des informations sur sa source, sa composition chimique, son état de dégradation et sa réactivité [EJARQUE ET AL., 2017; PARLANTI ET AL., 2000].

Les échantillons dont le maximum d'absorbance observé sur toute la gamme de longueurs d'onde était supérieur à 0,1 ont été dilués avant l'acquisition des spectres de fluorescence pour éviter les effets de

filtre interne lors de l'analyse et garantir que l'intensité de fluorescence soit proportionnelle à la concentration en fluorophores [HUGUET ET AL., 2009].

L'acquisition des spectres de fluorescence EEM des échantillons a été réalisée dans une cuve en quartz (Hellma) de 1 ou 0,5 cm de trajet optique thermostatée à 20 °C, à l'aide d'un spectrofluorimètre Aqualog (Horiba Scientific®), équipé d'une lampe à arc xénon 150 W, d'un double monochromateur pour définir les longueurs d'onde d'excitation et d'un détecteur CCD pour l'enregistrement des émissions de fluorescence avec une bande passante de 5 nm. Les échantillons ont été analysés pour des longueurs d'onde d'excitation comprises entre 240 et 800 nm, avec un pas de 5 nm et un temps d'intégration de 2 s. Le spectre d'émission est enregistré avec un gain élevé du détecteur CCD de 240 à 800 nm avec un incrément de 1 pixel (environ 0,58 nm). Un blanc de fluorescence effectué dans les mêmes conditions sur de l'eau ultrapure (Milli-Q, Millipore) est ensuite soustrait des spectres de chaque échantillon. L'aire du pic de diffusion Raman de l'eau est calculée quotidiennement pour une excitation de 350 nm et permet de normaliser les spectres. Les intensités de fluorescence sont ainsi exprimées en unités Raman (RU).

Les données semi-quantitatives et qualitatives à prendre en compte sont l'intensité (proportionnelle à la concentration des fluorophores) et la position des maxima de fluorescence qui varient en fonction de la nature et de l'origine de la MOD et dépendent des espèces moléculaires fluorescentes qu'elle contient. Le traitement des données des spectres EEM obtenus a été effectué avec le logiciel TreatEEM développé par Dario Omanović [OMANOVIĆ ET AL., 2023] qui permet notamment de calculer les indices de fluorescence (HIX, BIX et FI) qui sont généralement déterminés afin d'estimer les sources et le degré de maturation de la MOD fluorescente. De fortes valeurs de l'indice d'Humification HIX indiquent la présence d'un matériel organique mature/aromatique [HUGUET ET AL., 2009]. L'indice d'activité biologique (BIX) permet d'estimer la présence de matière organique fraîchement produite dans le milieu [HUGUET ET AL., 2009]. L'indice FI permet de discriminer les sources microbiennes des végétaux supérieurs [MCKNIGHT ET AL., 2001].

Dans un spectre de fluorescence 3D, les pics de fluorescence se superposent et ont des influences les uns sur les autres. Afin d'extraire plus d'informations de ces spectres, une méthode numérique de traitement des spectres a été développée et permet une séparation mathématique des différentes contributions spectrales [OSBURN ET AL., 2016]. Cette approche statistique de modélisation nommée PARAFAC [PARALLEL FACTORS analysis] est devenue incontournable pour traiter les spectres 3D de MOD en milieux naturels. L'ensemble des spectres EEM des échantillons ont ainsi été traités par l'analyse multivariée PARAFAC dans Matlab R2021b avec la boîte à outils DOMFluor 1.7. Le nombre de composants expliquant la fluorescence globale de l'ensemble du jeu de données est déterminé grâce aux méthodes de validation (split-half analysis) et par examen visuel des résidus et des spectres des composants.

Un modèle à 5 composants [FIGURE 27] a ainsi pu être déterminé et validé, expliquant 99,55 % de la variabilité de l'ensemble du jeu de données (83 échantillons). Ces composants ont été comparés à ceux décrits dans la littérature et/ou enregistrés dans la base de données OpenFluor [R. MURPHY ET AL., 2014].

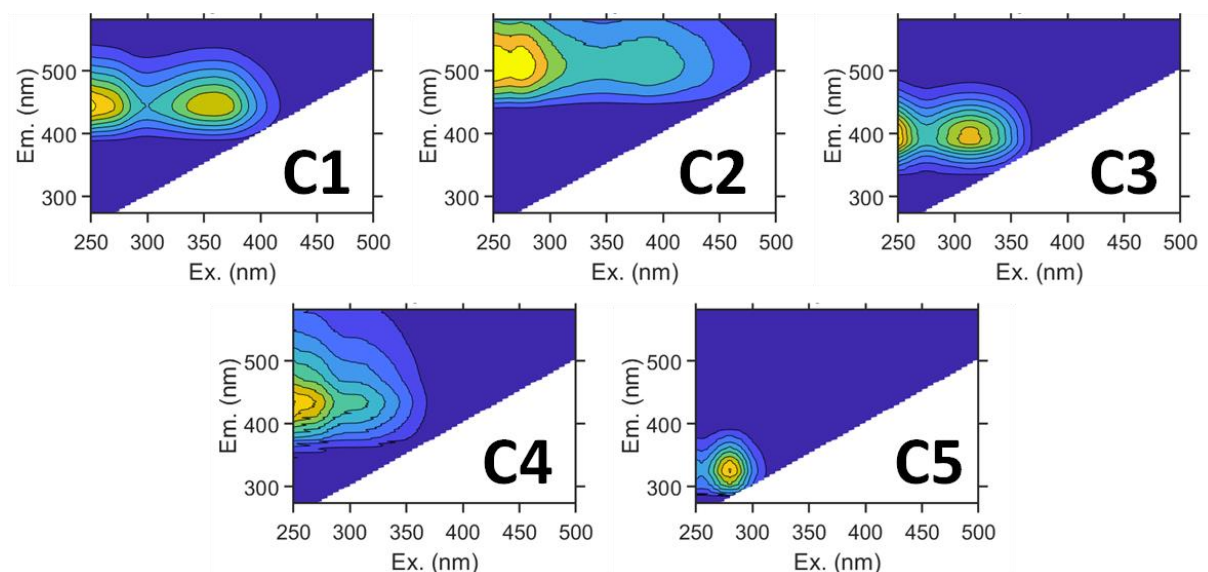


Figure 27. Spectres des 5 composants (C1 à C5) déterminés par PARAFAC à partir des 83 échantillons d'eaux porales prélevées en mars, juin, septembre et novembre 2023 et expliquant l'ensemble du jeu de données.

Les deux premiers composants, C1 et C2, ont été communément décrits dans la littérature comme des composés d'origine majoritairement terrigène, et généralement associés à des masses moléculaires élevées, du matériel aromatique et phénolique, couramment trouvés dans les eaux douces [R. MURPHY ET AL., 2014; YANG ET AL., 2019] et en zones humides [STEDMON ET AL., 2003]. Le composant C1 présente un spectre d'émission similaire à celui du syringaldéhyde (produit lors de la dégradation de la lignine et notamment présent dans le bois d'épicéa et d'érable) et a été observé dans des sites forestiers [MURPHY ET AL., 2014]. Le composant C2 a été attribué à des semi-quinones réduites d'origine terrestre [GRAEBER ET AL., 2012]. WILLIAMS ET AL., (2010) ont d'autre part montré une corrélation de ce composant avec la production bactérienne, notamment en zone agricole.

Le composant C3, de type biologique/microbien, se rapproche de composants retrouvés en estuaire eutrophique [OSBURN ET AL., 2016]. Il a été décrit comme un produit de dégradation et/ou reminéralisation microbienne [DU ET AL., 2021; PARLANTI ET AL., 2000]. Dans les environnements aquatiques, ce type de fluorophore a également été attribué à la production du phytoplancton [HUDSON ET AL., 2007].

Le composant C4 correspond à un produit de dégradation décrit pour la première fois dans l'étude d'OSBURN ET AL. (2012). Il a été attribué à de la MOD dérivée d'une source terrestre, sol ou plante, et probablement produite par photodégradation [DU ET AL., 2016] ou dégradation bactérienne [WILLIAMS ET AL., 2010].

Enfin, le composant C5 se rapporte à du matériel de type protéique [STEDMON & MARKAGER, 2005] et est lié à l'activité biologique dans le milieu [CATALÁN ET AL., 2021; PARLANTI ET AL., 2000].

b. Résultats

i. Indice d'absorbance SR

Des variations de distribution de l'indice SR sont observées de l'amont vers l'aval de l'estuaire [FIGURE 28]. Les plus faibles valeurs, traduisant les plus hauts poids moléculaires de la MOD, sont relevées en mars 2023 pour tous les sites et pour les échantillons de l'île aux Moines quelle que soit la date de prélèvement. Les autres sites se différencient par une variabilité saisonnière avec les plus fortes

valeurs de l'indice (molécules de petite taille) obtenues en novembre 2023 pour les sites en aval (Feree et Petiville), mais aussi pour le site d'HydroScan, et en juin/septembre pour le site d'Heurteauville. Des valeurs élevées de SR sont obtenues pour ces quatre sites en juin alors que pour l'Île aux Moines, le maximum est observé en septembre.

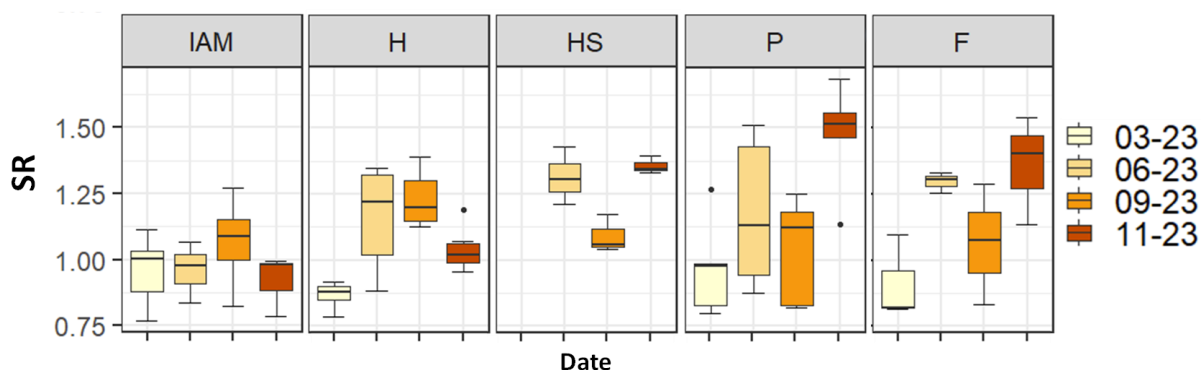


Figure 28. Distribution de l'indice d'absorbance SR, inversement corrélé au poids moléculaire, pour les échantillons d'eaux porales des 5 sites étudiés d'amont (à gauche) en aval (à droite) de l'estuaire de Seine en fonction des dates de prélèvement.

ii. Indices de fluorescence HIX, BIX et FI

Les variations des indices d'humification (HIX), d'activité biologique (BIX) et de fluorescence (FI) présentées sur la Figure 29 permettent de distinguer clairement les sites aval de Petiville et Feree des sites amonts d'Heurteauville et Hydroscan. Les valeurs des indices calculés pour le site le plus amont (Île aux Moines) montrent étonnamment des similitudes avec les sites les plus en aval de l'estuaire. Le site marécageux d'Heurteauville se caractérise par les plus fortes valeurs de HIX et les plus faibles valeurs des indices BIX et FI, ce qui est cohérent avec une MOD mature et aromatique. Les valeurs maximales de HIX sont observées pour les deux stations H9 et H12 situées les plus proches du marais. Les plus fortes valeurs des deux indices liés à l'activité biologique sont observées pour les sites aval Feree et Petiville ainsi qu'à l'Île aux Moines.

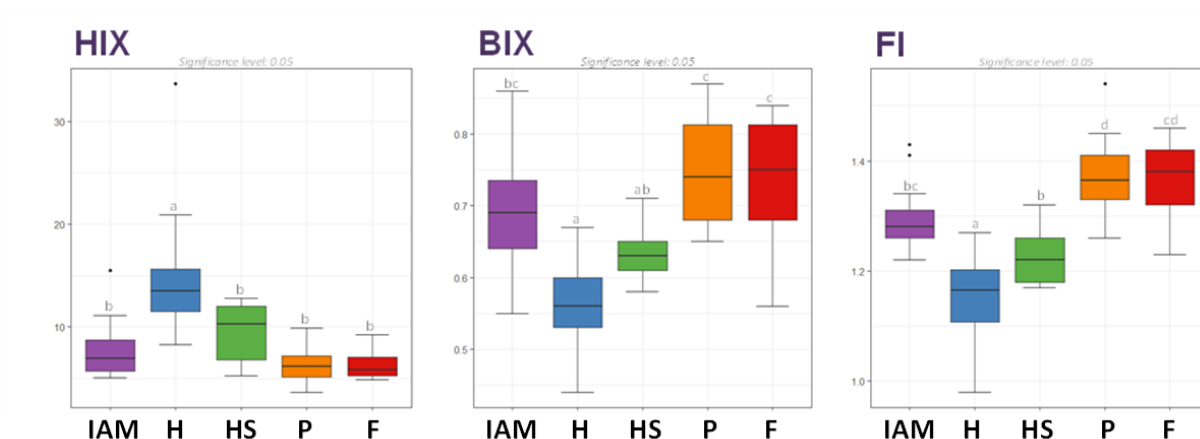


Figure 29. Distribution des indices de fluorescence pour les 83 échantillons d'eaux porales des 5 sites étudiés d'amont (à gauche) en aval (à droite) de l'estuaire de Seine : indice d'humification-HIX (à gauche), indice d'activité biologique-BIX (au centre) et indice de fluorescence-FI (à droite).

iii. Intensité de fluorescence des 5 composants déterminés par PARAFAC

Des variations d'intensité de la fluorescence totale (somme des intensités de fluorescence des 5 composants) sont observées en fonction de la date d'échantillonnage [FIGURE 30].

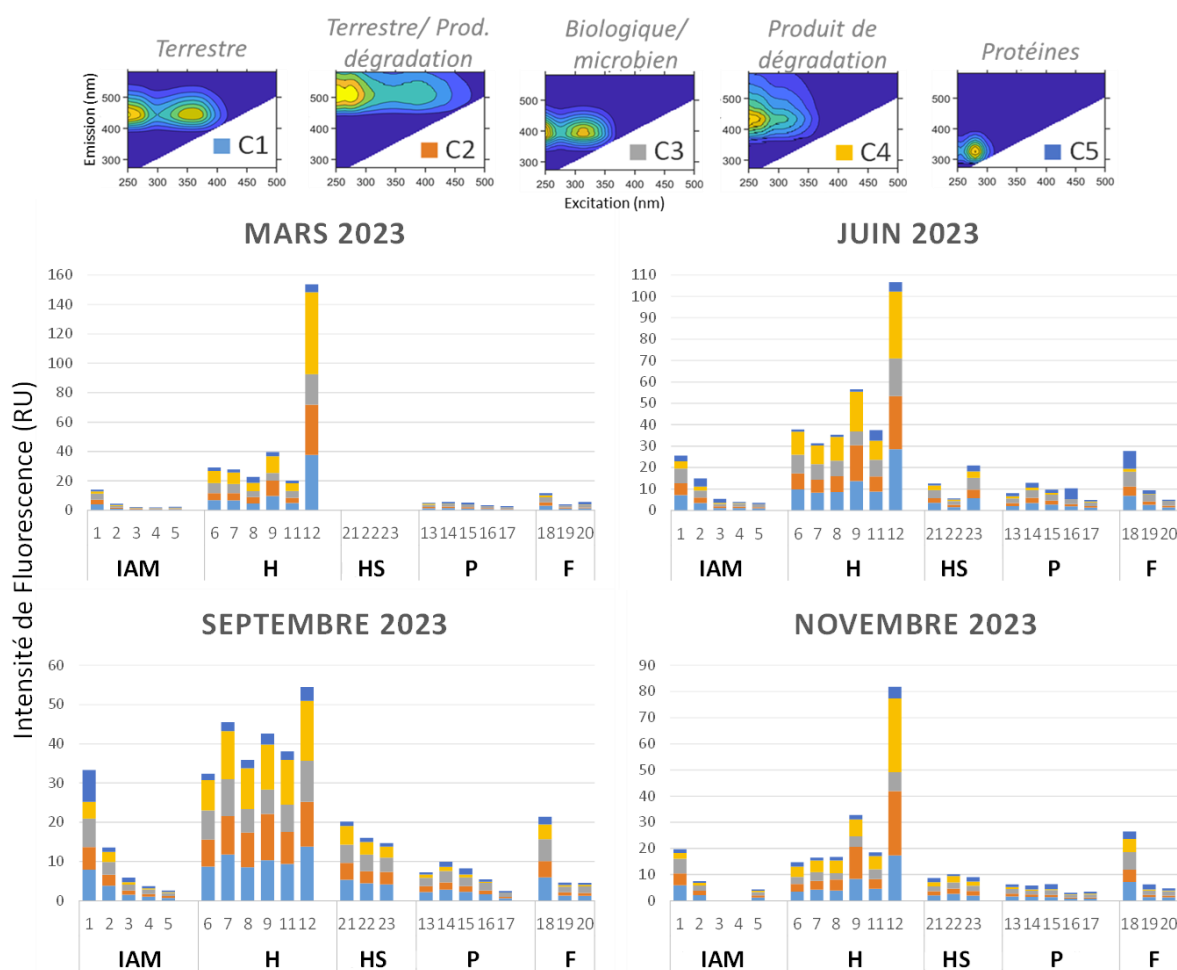


Figure 30. Intensités de fluorescence (en unités Raman) cumulées pour les 5 composants déterminés par PARAFAC pour les 5 sites étudiés d'amont (à gauche) en aval (à droite) de l'estuaire de Seine et pour les quatre campagnes d'échantillonnage : mars (en haut à gauche), juin (en haut à droite), septembre (en bas à gauche) et novembre 2023 (en bas à droite).

Les plus fortes intensités (et donc les plus fortes concentrations en MOD fluorescente) sont obtenues au printemps/été ainsi que pour le site d'Heurteauville quelle que soit la saison et en particulier pour les deux stations les plus proches du marais, H9 et H12.

Des variations latérales, différentes selon les sites, sont également observées. Pour le site d'Heurteauville, les intensités augmentent en direction du marais, alors qu'elles diminuent en direction de la berge pour les sites en aval. Une diminution des intensités est également observée pour l'Île aux Moines de la zone la plus boisée vers celles les plus humides.

iv. Fluorescence relative des 5 composants déterminés par PARAFAC

Les variations de composition de la MOD (contributions des 5 composants PARAFAC) montrent peu de différences saisonnières. Des variations latérales marquées et sites-dépendantes de la composition en MOD fluorescente sont par contre à nouveau clairement observées [FIGURE 31].

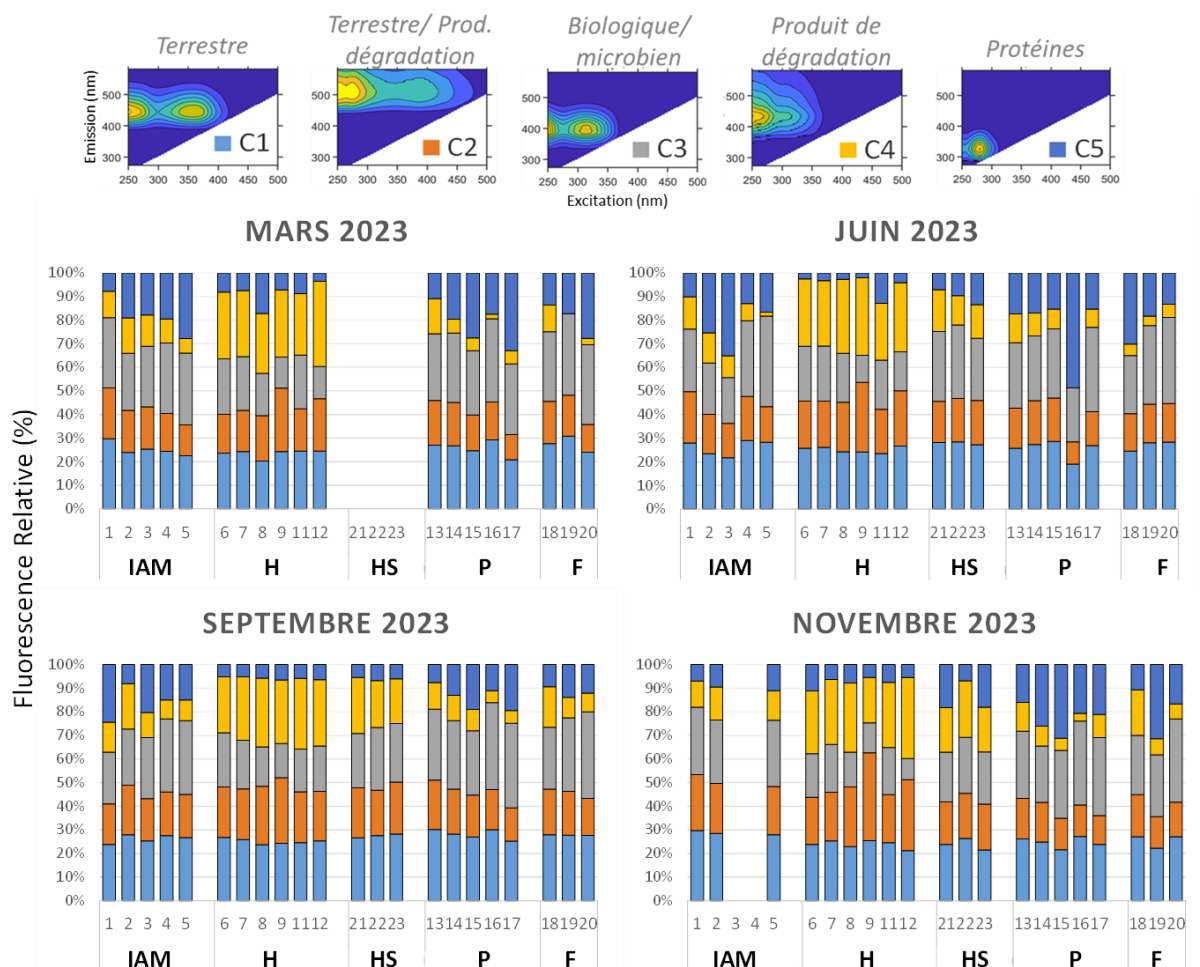


Figure 31. Fluorescence relative des 5 composants déterminés par PARAFAC (exprimée en pourcentage de fluorescence de chaque composant par rapport à l'intensité de fluorescence totale) pour les 5 sites étudiés d'amont (à gauche) en aval (à droite) de l'estuaire de Seine et pour les quatre campagnes d'échantillonnage : mars (en haut à gauche), juin (en haut à droite), septembre (en bas à gauche) et novembre 2023 (en bas à droite).

Le site d'Heurteauville, et dans une moindre mesure celui d'HydroScan, sont caractérisés par la plus forte contribution des produits de dégradation C4 et C2. Une plus faible proportion du composant de source terrestre C1, qui est ubiquiste, est observée à Heurteauville et pourrait suggérer une transformation de C1 en C4 et C2 pour ce site. Une augmentation de la fluorescence relative de C5 (protéines) et C3 (origine biologique/ microbienne) est observée en direction de la berge pour les sites les plus en aval Petiville et FEREE.

L'étude des propriétés optiques des eaux interstitielles a donc montré peu de variations saisonnières mais une grande variabilité spatiale des caractéristiques de la MOD, confirmant que les zones humides sélectionnées pour cette étude sont bien contrastées en termes de sources et processus d'évolution de la MOD. Les très faibles variations intra-annuelles observées sont probablement à relativiser et seraient à confirmer compte tenu des conditions météorologiques et hydrologiques très particulières et très sèches de l'année 2023.

III. Compléments d'information concernant les séries temporelles d'images Sentinel-1, Sentinel-2 et SPOT-6/7

1. Images Sentinel-1

Les images Sentinel-1 téléchargées ont été calibrées (corrections radiométriques et géométriques) à l'aide de la Sentinel-1 Toolbox (S1TBX) développée par l'ESA (European Spatial Agency). La calibration radiométrique vise à convertir les valeurs numériques des images S1 en coefficients de rétrodiffusion (σ^0), alors que les corrections géométriques (ortho-rectification) des images S1 sont réalisées à l'aide du MNT (Modèle Numérique de Terrain) SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) à une résolution spatiale de 30 m. Entre 7 et 8 images S1 ont été acquises chaque mois sur chaque point de la zone d'étude [TABLEAU 5]. Leurs emprises sont illustrées dans la FIGURE 32.

Tableau 5. Nombre d'images Sentinel-1 en modes ascendant et descendant.

Période (mois/année)	Nombre d'images mode ascendant	Nombre d'images mode descendant
Jan. - Juin 2022	15	30
Juil. - Dec. 2022	13	31
Jan. - Oct. 2023	24	50
Nov. - Dec. 2023	6	13

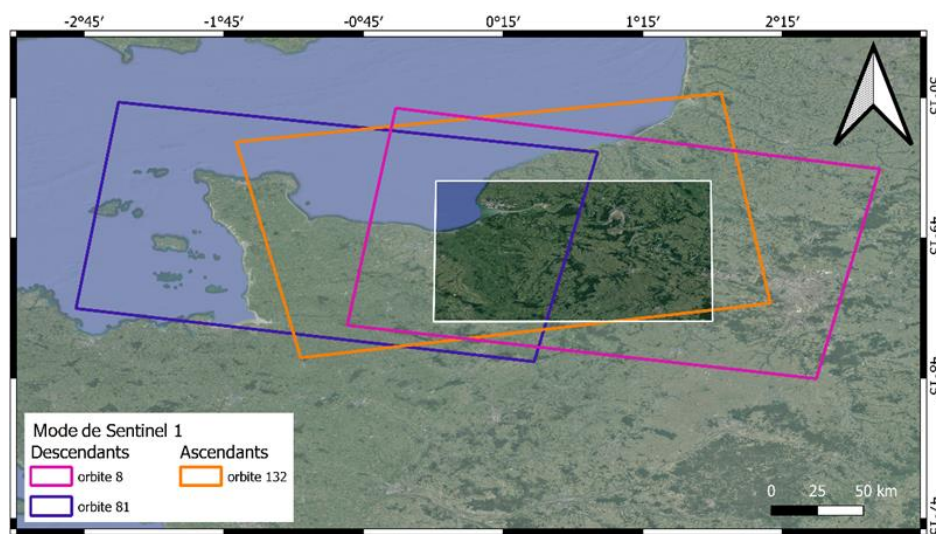


Figure 32. Orbites Sentinel-1 utilisées dans cette étude

2. Images Sentinel-2

Les images ont été téléchargées sur la période de janvier 2022 à décembre 2023 [TABLEAU 6]. Leurs emprises sont illustrées dans la FIGURE 33.

Tableau 6. Nombre d'images Sentinel-2 sur le site d'étude.

Période : mois/année	Nombre d'images
Jan. - Juin 2022	108
Juil. - Dec. 2022	110
Jan. - Oct. 2023	180
Nov. - Dec. 2023	22

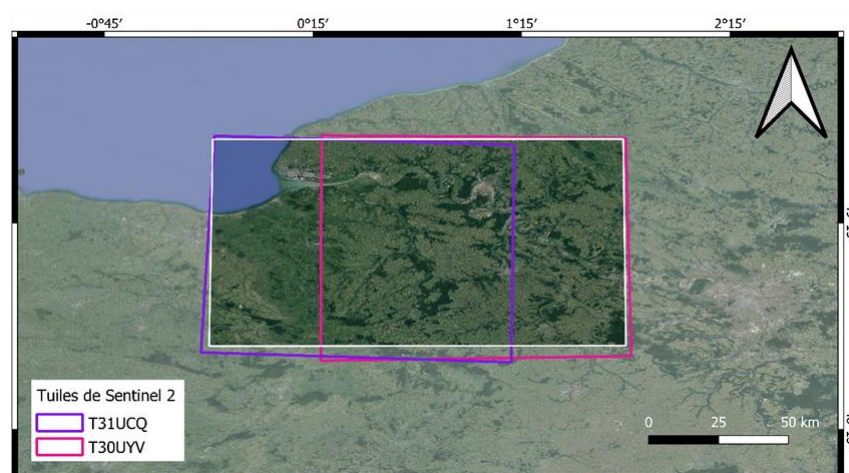


Figure 33. Tuiles de Sentinel-2 utilisées dans cette étude (2 tuiles S2 couvrent la zone d'étude).

3. Images SPOT-6/7

Les images SPOT 6/7 bancarisées dans le cadre du projet ne couvrent pas toute l'intégralité du site d'étude [TABLEAU 7]. Ces couvertures sont présentées dans la FIGURE 34.

Tableau 7. Images SPOT 6/7 bancarisées.

Année	Date	Couverture de la zone d'étude
2020	23 avril	Couverture partielle, partie centrale
	15 mai	Couverture partielle, partie est
	26 mai	Couverture partielle, partie ouest
2021	22-23 avril	Couverture partielle, partie est
	1er juin	Couverture partielle, partie ouest
2022	26 mars	Couverture complète
	29 avril	Couverture partielle, partie centrale
	8 juillet	Couverture partielle, partie ouest
	27-29 juillet	Couverture complète
	2 octobre	Couverture complète

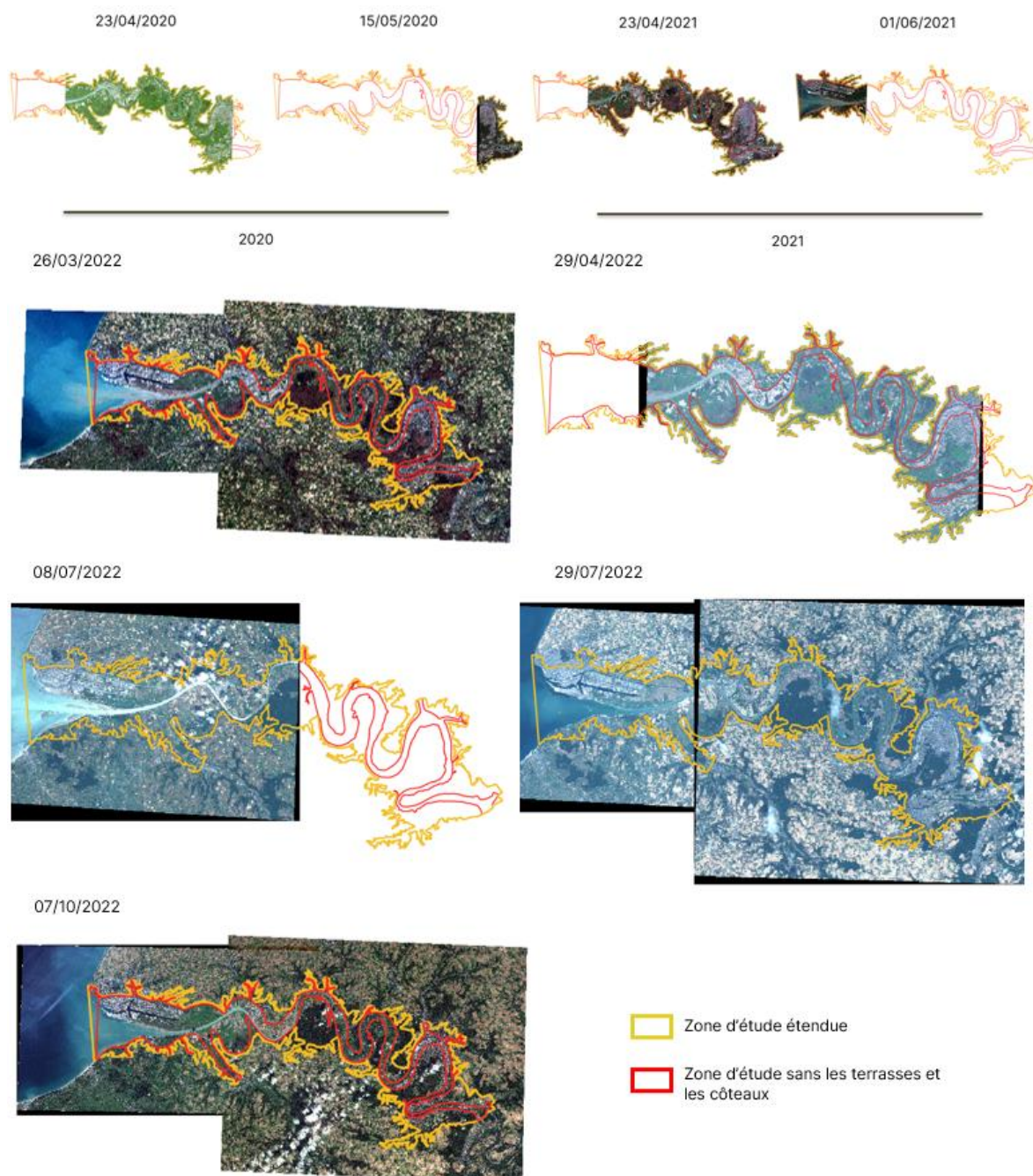


Figure 34. Couverture des images SPOT 6/7 sur le site d'étude.

IV. Données, méthode et résultats détaillés de la délimitation des zones humides

L'importance des variables topographique pour la modélisation des zones humides est illustrée dans la FIGURE 35 et la variation de la précision de la carte de délimitation des zones humides est présentée dans la FIGURE 36.

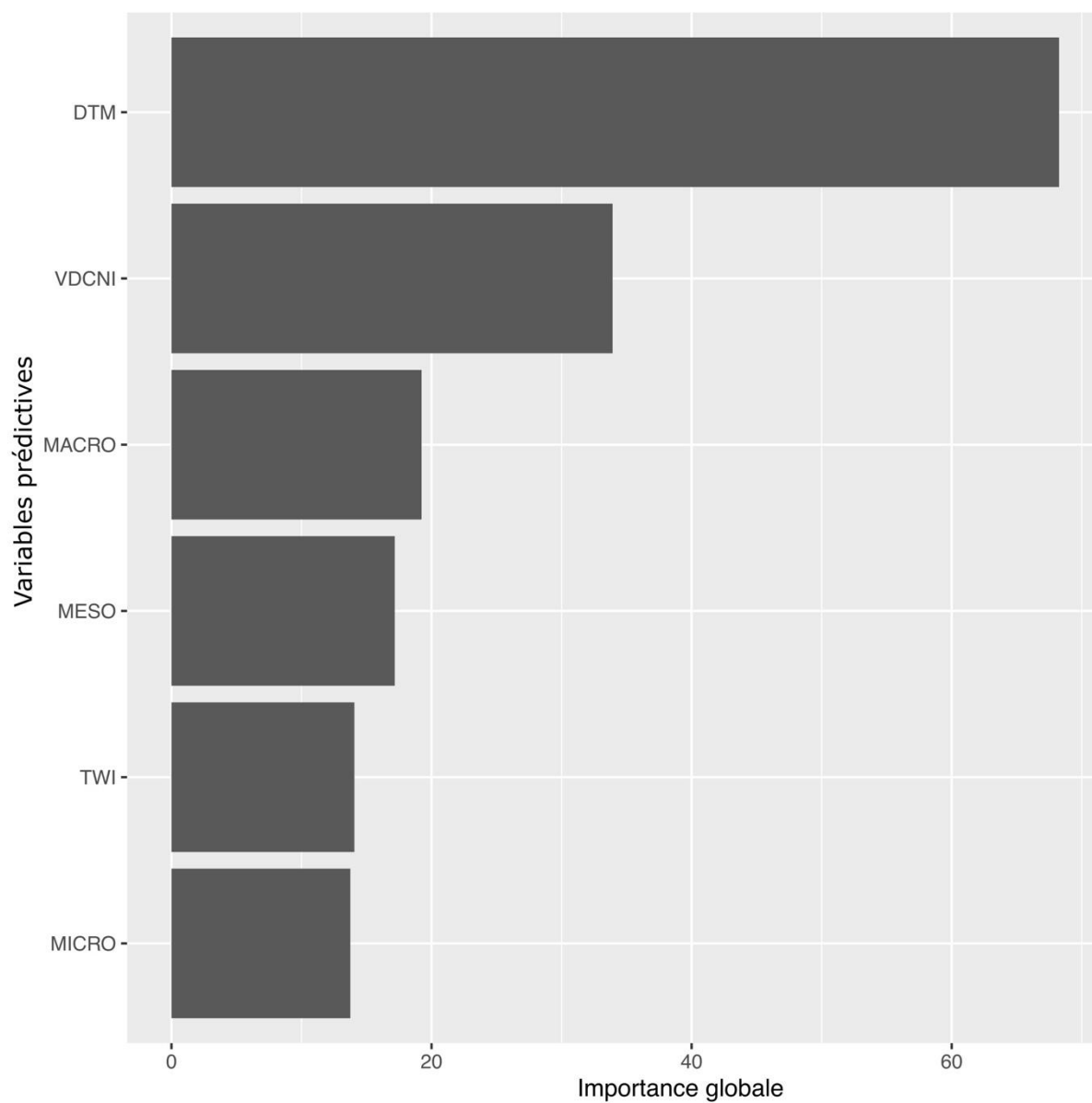


Figure 35. Importance relative de chaque variable topographique pour la modélisation des zones humides.

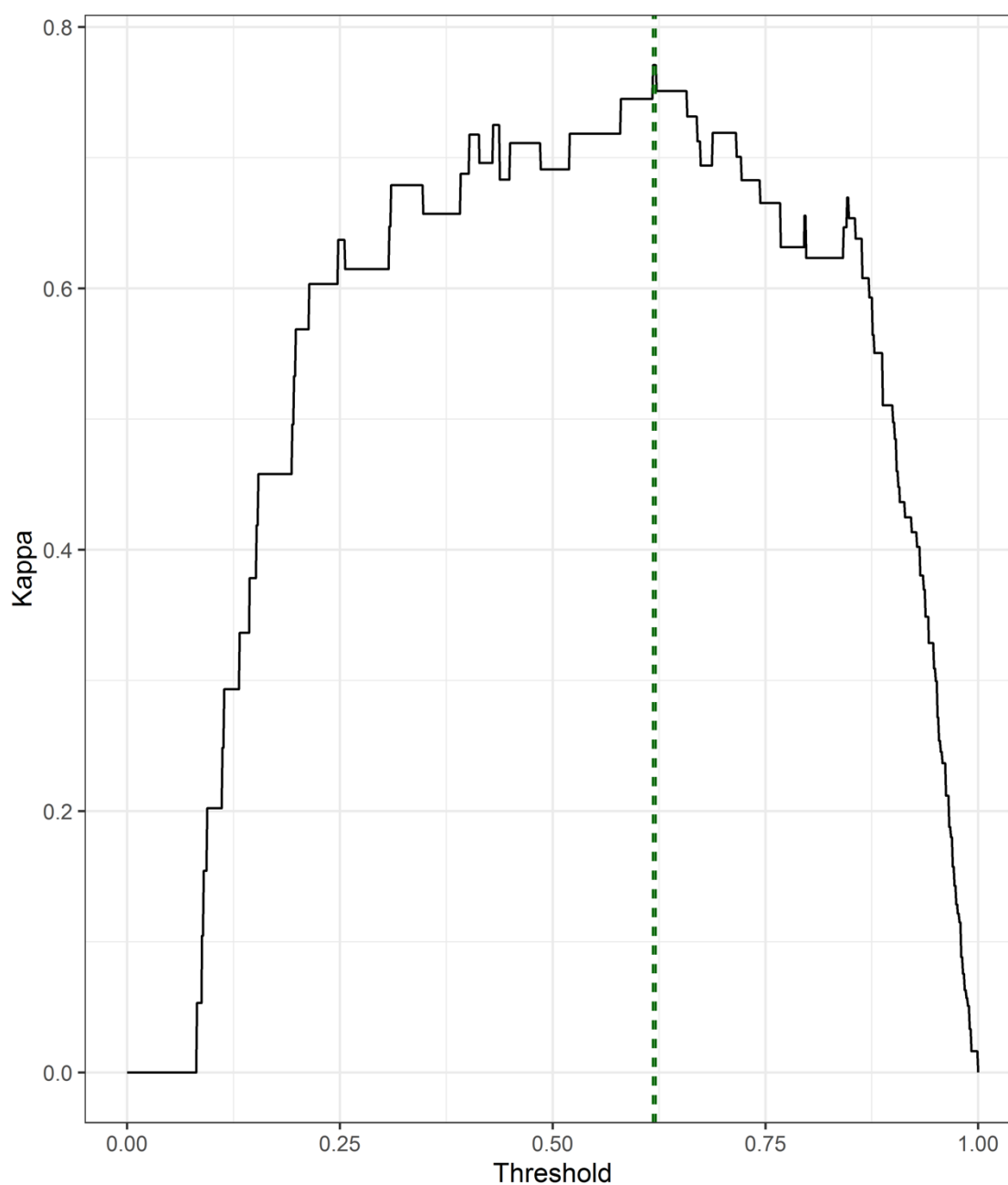


Figure 36. Variation de la précision de la carte de délimitation des zones humides (exprimée par l'indice de Kappa) en fonction de la valeur de seuillage (threshold). La droite verticale verte en pointillée indique la valeur de seuillage optimale.

V. Complément d'information sur les choix des indicateurs

Le **TABLEAU 8** qualifie les caractéristiques des indicateurs choisis pour l'étude.

Tableau 8. Caractéristiques des indicateurs dérivés de données de télédétection sélectionnés dans le cadre de ce projet.

Indicateur	Caractéristiques abiotiques	Observation directe (oui/non)	Actualisation annuelle (oui/non)	Données télédétection	Année observation	Couverture spatiale exhaustive	Niveau de maturité
Densité de fossés	Flux hydrologiques	OUI	NON	LiDAR	2022	OUI	Faible
Indice d'Ellenberg (Humidité)	Humidité du sol	NON	NON	SPOT-6/7	2022	NON	Moyen
Indice d'Ellenberg (Trophie)	Trophie du sol	NON	NON	SPOT-6/7	2022	NON	Moyen
Occupation des sols	Gestion et utilisation des sols	OUI	OUI	Sentinel-2	2022 et 2023	OUI	Fort
Mode de gestion des prairies	Gestion et utilisation des sols	OUI	OUI	Sentinel-2	2022 et 2023	OUI	Moyen
Production primaire annuelle nette	Production primaire annuelle nette	OUI	OUI	Sentinel-2	2022 et 2023	OUI	Fort
Saisonnalité des flux de carbone	Saisonnalité des flux de carbone	OUI	OUI	Sentinel-2	2022 et 2023	OUI	Fort
Humidité de surface du sol	Humidité du sol	OUI	OUI	Sentinel-1/2	2022 et 2023	NON	Faible
Fréquence annuelle d'inondation	Flux hydrologiques	OUI	NON	Sentinel-2	2019 à 2022	OUI	Fort
Position topographique	Humidité du sol	NON	NON	LiDAR	2022	OUI	Fort

VI. Données, méthode et résultats détaillés de la densité de fossés

1. Méthode

a. Extraction du réseau de fossés

L'extraction du réseau de fossés a été réalisée à partir du TPI à 1 m de résolution calculé à l'échelle micro (10-30 m) et du DTM à 1 m de résolution en utilisant une analyse orientée objet [HAY & CASTILLA, 2008]. Les fossés inondés au moment de l'acquisition LiDAR ont été extraits du DTM d'abord par segmentation "multi-seuils" (seuillage des valeurs "no data" et surface > 100 m²) puis en appliquant deux critères de forme (compacité < 1 et taille < 50 000 m²). Les fossés secs ont été extraits du TPI d'abord par segmentation "multi-seuils" (seuillage à -1 et surface minimale de 20 m²) puis en appliquant un critère de forme (compacité < 1,1). Les fossés ont été identifiés individuellement par une sur-segmentation "multi-resolution" (paramètre d'échelle : 10) [BURNETT & BLASCHKE, 2003] suivie d'une fusion des objets adjacents ayant une orientation similaire à ± 40 degrés. Les valeurs des paramètres de segmentation et des critères de forme fixées pour identifier les fossés ont été déterminées par approche "trial and test". La carte vectorielle des fossés qui a été générée au format polygone a été convertie au format polyligne par squelettisation.

b. Calcul de la profondeur des fossés

La profondeur des fossés a été calculée pour chaque fossé (polygone) en soustrayant l'altitude minimale à l'altitude maximale observées sur le DTM. La profondeur des fossés a été calculée en émettant l'hypothèse que l'encombrement par la végétation est négativement corrélé à la profondeur, c'est-à-dire que les fossés plus profonds tendent à être moins envahis par la végétation.

c. Calcul de la densité et de la structure vertical de la végétation

La valeur moyenne des variables dérivées des données LiDAR "Densité de végétation" et "Structure verticale de la végétation" ont été calculées pour chaque fossé (polygone), en émettant l'hypothèse qu'elles sont positivement corrélées à l'encombrement des fossés. Cependant, ces deux variables n'ont pas été utilisées pour évaluer les fonctions des zones humides en raison de l'incertitude relative à leur qualité. La comparaison visuelle des photographies aériennes avec ces deux variables montre des résultats prometteurs. Toutefois, il n'est pas possible, à partir des photographies aériennes, d'estimer précisément l'encombrement des fossés, notamment au niveau des strates basses de la végétation. Une base de données d'observations de terrain sur la caractérisation du réseau de fossés, récemment transmise par le PNR des Boucles de la Seine, permettra d'évaluer la précision de ces deux variables.

d. Calcul de la densité de fossés

La densité de fossé a été calculée à l'échelle des HGMU, séparément pour les petits fossés (profondeur < 40 cm) et les grands fossés (profondeur > 40 cm ou fossé en eau). La longueur totale de chaque type de fossé (petit ou grand) a été calculée par HGMU. Puis, la densité (en mètre/hectare) des petits et grands fossés a été calculée en divisant leur longueur totale par la surface de l'HGMU.

2. Résultats

La comparaison entre la carte des fossés réalisée par le GIPSA [MUNTONI ET AL., 2025] et la carte des fossés réalisée dans le cadre du programme CAFEZH est présentée dans la FIGURE 37.

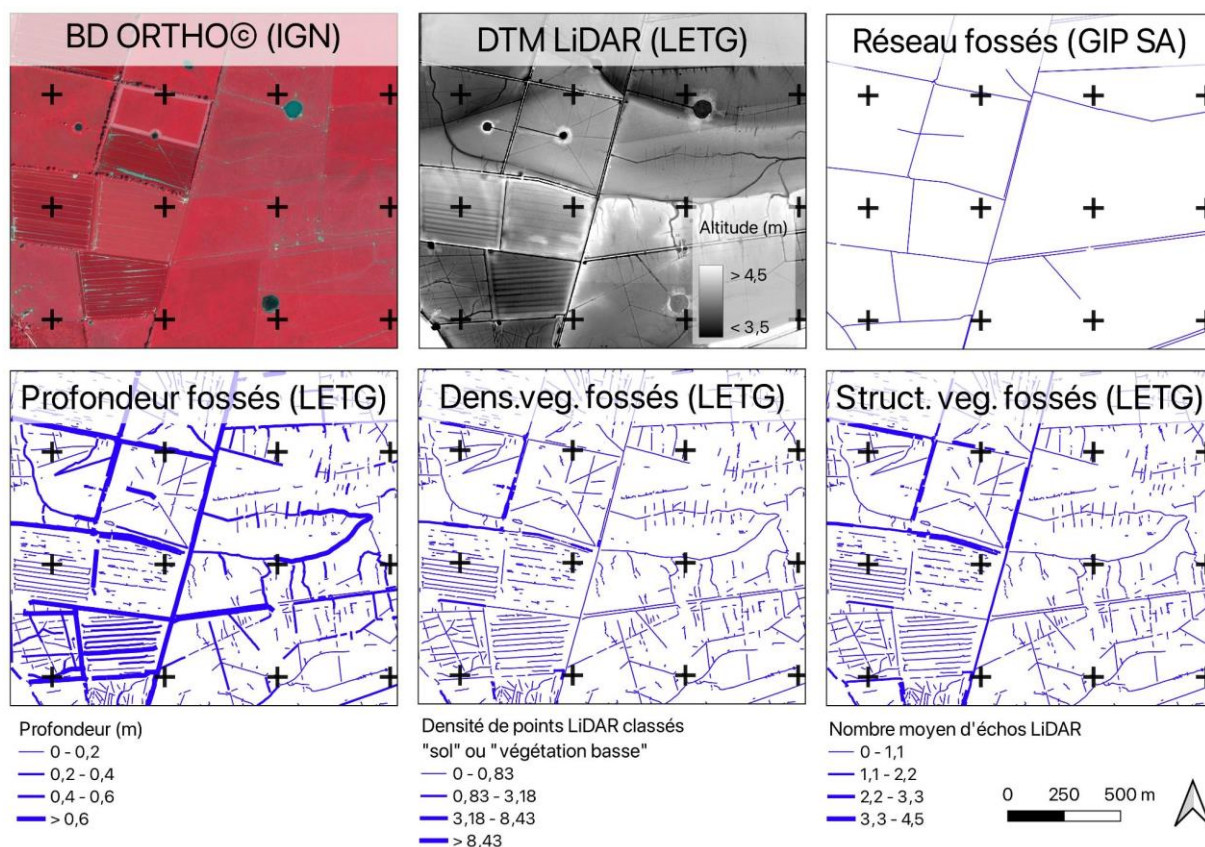


Figure 37. Comparaison entre la carte des fossés réalisée par le GIPSA [MUNTONI ET AL., 2025] (en haut à droite) et la carte des fossés réalisée dans le cadre du programme CAFEZH (en bas) sur laquelle chaque fossé est caractérisé par sa profondeur (gauche), la densité de la végétation (milieu), et la structure verticale de la végétation (droite). Extrait situé sur des prairies et cultures au sein du marais Vernier (X : 515 641 m, Y : 6 930 298 m).

VII. Données, méthode et résultats détaillés des cartographies de l'humidité et la trophie

1. Données

a. Données satellite

Sur les images SPOT 6/7 disponibles pour ce projet sont visibles des nuages. Dans le cadre d'un traitement automatique d'images, il est nécessaire de minimiser la présence de nuages qui empêchent la visibilité au sol à ces endroits. Une stratégie particulière a donc été mise en place pour pallier cette couverture nuageuse. Les images de juillet et octobre 2022 comportent des nuages, induisant 4 types de zones de nuages. Chaque zone a fait l'objet d'une modélisation propre, avec les images disponibles en fonction de la couverture nuageuse :

- Zone sans nuage : utilisation de toutes les images disponibles pour la modélisation
- Zone avec nuage en juillet : suppression de l'image de juillet de la série temporelle
- Zone avec nuage en octobre : suppression de l'image de juillet de la série temporelle
- Zone avec nuage en juillet et octobre : suppression de l'image de juillet et octobre de la série temporelle.

Les variables dérivées de télédétection (distance à la mer, distance à la Seine, dénivelé à la Seine, TPI, TWI, hauteur de canopée (CHM), nombre de retour Lidar et VDCNI) ont également été ajoutées à la suite de la série d'images. Ces variables ne couvrent pas la même surface que les images satellite. Il en découle donc deux types de modèles :

- Les modèles incluant les variables satellitaires ainsi que les variables complémentaires sont utilisés lorsque la surface est couverte par toutes les variables complémentaires
- Les modèles incluant uniquement les variables satellitaires sont utilisés pour les surfaces sans données contenue dans les variables complémentaires

Ainsi pour avoir une carte exhaustive de la zone d'étude, en optimisant les données recueillies dans le cadre du projet, le nombre de modèles effectués dépend du nombre de "zones nuages" x le nombre de modèle dépendant de l'emprise des différentes données (images satellitaires et variables complémentaires).

b. Données terrain

Le protocole de collecte des données in situ idéale à développer pour l'approche BIOCOAST avait été transmis pour la réalisation des relevés floristiques. L'objectif de ce protocole est de relever un maximum d'observations géolocalisées, au sein des différents habitats présents sur le site d'étude. La **FIGURE 38** représente un relevé de terrain respectant les conditions idéales pour le processus de cartographie BIOCOAST. Le centre du relevé doit être positionné à une distance de 5 fois la résolution spatiale des images utilisées, au centre d'une zone homogène. Cela garantit d'éviter des effets de bords d'une part, et d'avoir une surface échantillonnée suffisamment grande pour contenir plusieurs pixels. Cet ensemble de pixels permettra de caractériser la variabilité spatiale de la classe typologique échantillonnée dans cette surface. Dans le cadre du projet CAFEZH, la méthode a été adaptée aux habitats présents sur le site d'étude et à la typologie mise en place (classe, ordre et alliance de végétation). Le rayon à respecter était de 6 m.

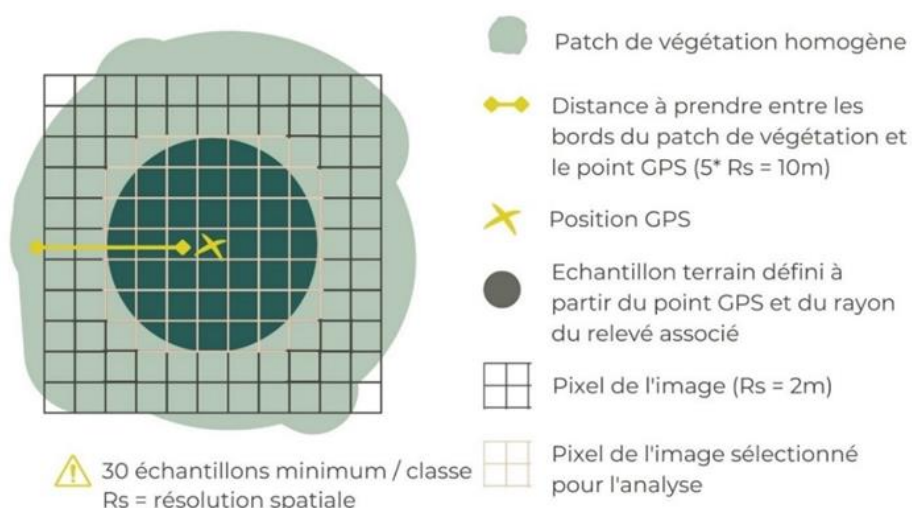


Figure 38. Sélection des zones à échantillonner sur le terrain.

Les données d'apprentissage sous forme de points, au format shape de points ont été converties automatiquement en polygones sous SIG (buffer), et superposées aux images. Chacun des polygones a été corrigé et étendu de façon à correspondre aux limites visibles sur les supports de référence. Les polygones ont été repris et corrigés par photo-interprétation, cela afin de ne contenir qu'une seule classe d'occupation « visible » par exemple la présence de sable nu dans un polygone de végétation.

Cette étape est cruciale dans notre méthodologie de cartographie. En effet, le niveau de précision de la classification produite (d'un point de vue spatial et typologique) dépend essentiellement de la qualité et de la représentativité de cette BD de référence. Au total, 1 612 polygones d'apprentissage ont été utilisés pour la cartographie du site.

c. Typologie

La typologie a été définie par Gwenhael PERRIN lors de l'étape de la campagne de végétation. Les données présentes 3 niveaux hiérarchiques dont le plus inclusif est la classe, chaque classe de végétation contient plusieurs ordres et enfin chaque ordre contient des alliances de végétation. Le niveau de l'alliance n'a pas été modélisé par manque de données disponibles pour ce niveau. Le niveau de la classe a été modélisé en premier, puis chaque ordre a été modélisé au sein de l'emprise prédite de sa classe [FIGURE 39]. Concernant les classes ne disposant que d'un seul ordre, la prédiction n'est pas réalisée et la zone prédite de la classe est ajoutée à la carte des ordres.

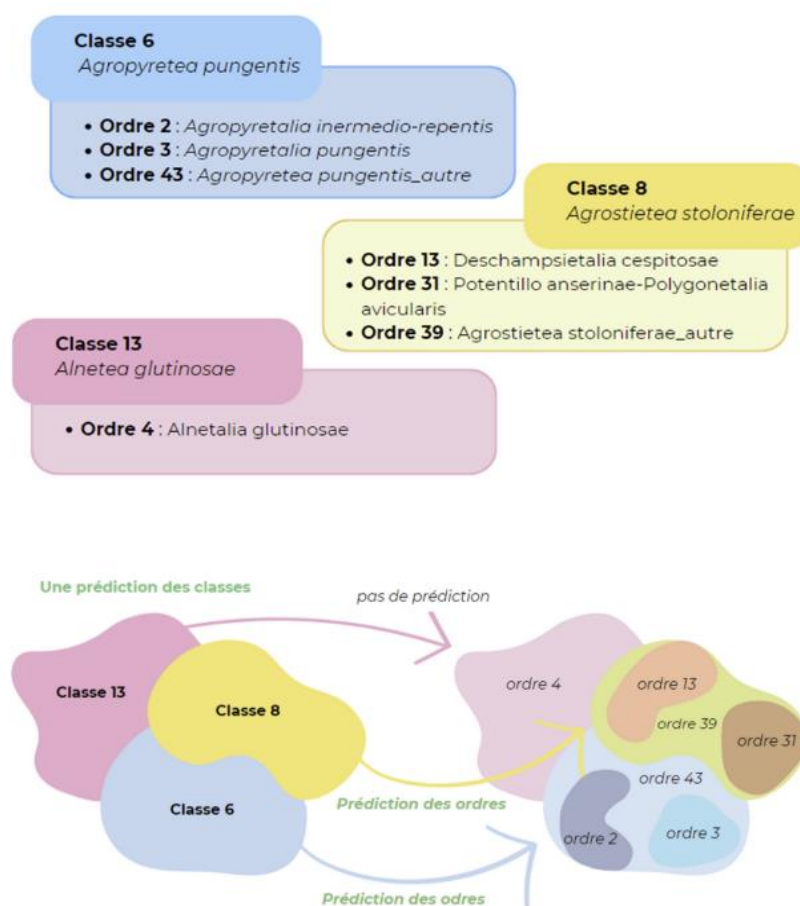


Figure 39. Illustration du mode de prédiction des classes et ordres de végétation.

2. Méthode

La démarche méthodologique d'ensemble du procédé BIOCOAST pour **chaque modélisation** est présentée sur la FIGURE 40.

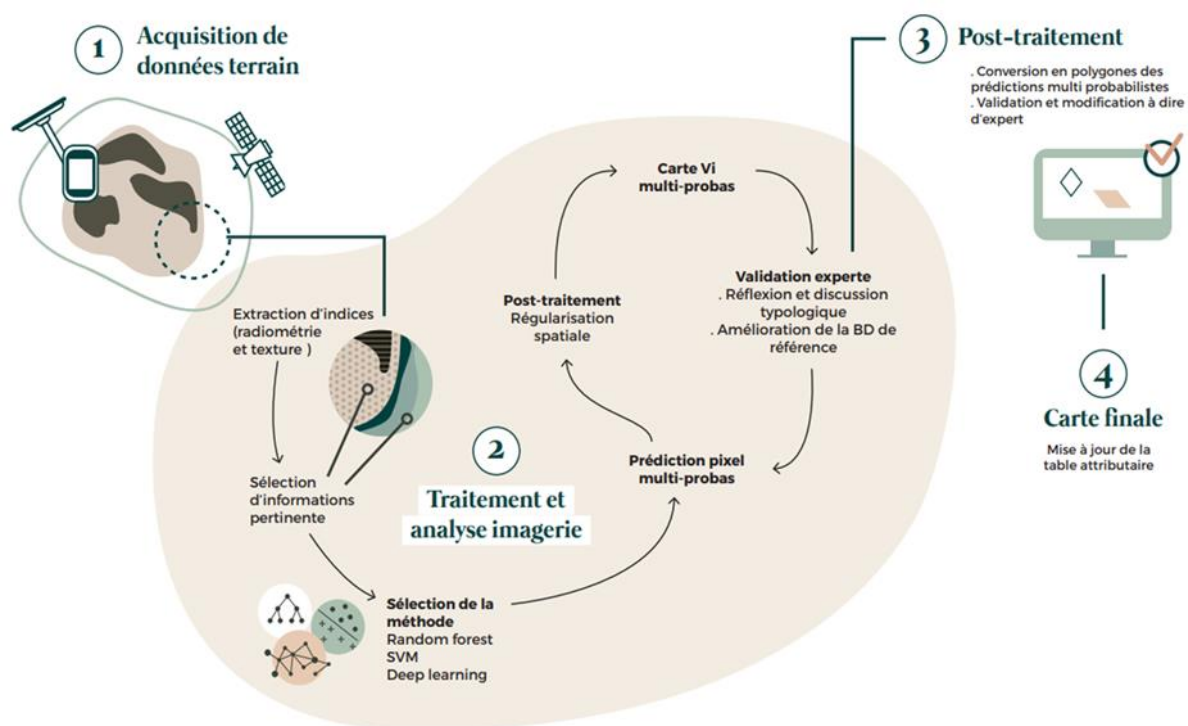


Figure 40. Schéma fonctionnel décrivant la méthode de traitement Biocoast.

Une fois l'acquisition des données terrain et images réalisées, le travail sur les données terrain permet d'affiner la typologie et donc d'affecter à chacune des observations (polygones) une classe (code numérique). Il est essentiel de vérifier le positionnement de tous les polygones qui serviront à l'apprentissage et à la classification, de façon à ne pas injecter dans le processus des pixels qui ne seraient pas précisément représentatifs de la classe d'intérêt.

En parallèle, une étape de prétraitement consiste à vérifier et préparer la série d'images. En effet, il faut s'assurer de la bonne coregistration de chacune des images de la série temporelle et réajuster le recalage le cas échéant. Une opération de superposition de l'ensemble de la pile d'images est ensuite appliquée afin que chacun des pixels de la série temporelle occupe le même espace physique, autrement dit que toutes les images soient parfaitement superposables.

Une fois ces pré-traitements réalisés, l'étape de traitement de données consiste à extraire des informations des images (indices radiométriques). Pour chaque image multispectrale utilisée, 6 indices radiométriques sont calculés et injectés à la classification :

- Des indices de végétation : les NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, [ROUSE JR ET AL., 1973]), RVI (Ratio Vegetation Index, [JORDAN, 1969]) et SAVI (Soil Adjust Vegetation Index, [HUETE, 1988]),
- Deux indices de sol : les RI (Redness Index, [MATHIEU ET AL., 2007]) et BI (Brightness Index),
- Un indice d'eau : le NDWI (Normalized Difference Water Index, [GAO, 1996]).

L'image multispectrale multi-temporelle est obtenue par concaténation de l'ensemble des bandes spectrales et des indices calculés pour l'ensemble des dates considérées. Cela correspond à 4 bandes spectrales + 6 indices radiométriques pour chacune des dates. La série d'indicateurs dérivés de la

télédétection est ajoutée à la concaténation des images. Les pixels contenus dans les polygones sont ensuite extraits pour constituer une base de données (BD) de référence. Nous avons choisi de travailler avec les Random Forest (ou forêts aléatoires, [BEGUET ET AL., 2014]) qui apportent un bon compromis entre la rapidité, la simplicité de paramétrisation et la performance. Les Random Forests ou forêts aléatoires ont été introduites par BREIMAN (2001)). C'est un algorithme d'apprentissage statistique très performant, à la fois pour des problèmes de classification et de régression. L'algorithme appartient à la famille des méthodes d'ensemble de classifieurs. Le principe général de ces méthodes est de construire une collection de classifieurs (prédicteurs) faibles, pour ensuite agréger l'ensemble de leurs prédictions afin d'obtenir un classifieur robuste. Le classifieur faible considéré est un arbre de décision de type Classification and Regression Tree (CART) dont le principe général est de partitionner récursivement l'espace d'entrée de façon dyadique, puis de déterminer une sous-partition optimale pour la prédiction.

L'étape de classification consiste à entraîner un modèle avec l'ensemble des échantillons disponibles avant de prédire l'ensemble des pixels de la série temporelle. Les performances du modèle de classification sont évaluées globalement et par classe. Par la suite, une régularisation spatiale par filtre majoritaire est appliquée au résultat de classification. Cette régularisation consiste à affecter à chaque pixel l'étiquette (ou classe) majoritaire (en termes de nombre d'occurrences) dans son voisinage. Le rayon de ce voisinage a été fixé à 2 pixels. Cette étape permet d'éliminer une partie du « bruit de classification » et propose un rendu visuel plus « proche de la réalité ». Enfin, des post-traitements sont appliqués en fonction des besoins thématiques et techniques de chaque projet.

En résumé, la chaîne de traitement sélectionnée pour réaliser la cartographie des types de végétation à partir d'une série temporelle d'images satellitaires est classique. Elle intègre les étapes suivantes :

- Une préparation des images satellite / variables complémentaires : vérification de leur géoréférencement, constitution d'une pile d'images parfaitement superposables,
- Extraction d'informations (ici, il s'agit du calcul d'indices radiométriques ou pseudo-canaux),
- La préparation du jeu de données d'apprentissage issu des observations de terrain : vérification de la représentativité des stations, passage de points GPS en polygones en utilisant les supports existants (orthophotos et images satellites),
- Concaténation des bandes et indices radiométriques pour l'ensemble des dates et ajout des variables dérivées de la télédétection,
- Sélection aléatoire des échantillons (au niveau pixel) pour constituer une BD d'apprentissage (ou entraînement) et une base de données de test (qui sera utilisée pour évaluer la capacité de prédiction du modèle),
- Apprentissage du modèle,
- Évaluation du modèle, c'est-à-dire de la performance de classification : comparaison des pixels prédits avec les observations de terrain,
- Prédiction cartographique au niveau pixel de l'ensemble de l'image,
- Régularisation et post-traitements

La stratégie de cartographie BIOCOAST est itérative. Des mises à jour et affinements successifs ont été réalisés au fil de la remontée des informations terrain, de l'acquisition de nouvelles images satellite et/ou des échanges avec le client et/ou les spécialistes terrain sur les versions produites.

Concernant la détermination des pixels d'apprentissage et de test, nous avons tenu compte de la structure de nos données de référence en choisissant de travailler au niveau pixel (pixel d'origine pour SPOT = 6m x 6m) pour effectuer les prédictions cartographiques et de travailler au niveau polygone

pour effectuer l'évaluation du potentiel de prédiction des modèles [FIGURE 41]. En effet, certaines classes possèdent un nombre réduit de pixels dans les polygones, séparer alors les polygones en apprentissage et test permet difficilement d'appréhender une variabilité suffisante pour bien apprendre à reconnaître la classe considérée. Pour la prédiction de la cartographie, la sélection des pixels d'apprentissage et de test au sein des mêmes polygones sera à prendre en compte pour l'interprétation des résultats. Pour l'estimation du potentiel de prédiction, la sélection des pixels d'apprentissage et de test prend en compte la notion de polygone et s'assure qu'un polygone ayant servi à l'apprentissage ne sera pas sélectionné pour le test. Cette méthode d'évaluation permet une estimation plus stricte du potentiel de prédiction en respectant la distribution des données de terrain, mais est très pessimiste lorsque le nombre de polygones est faible.

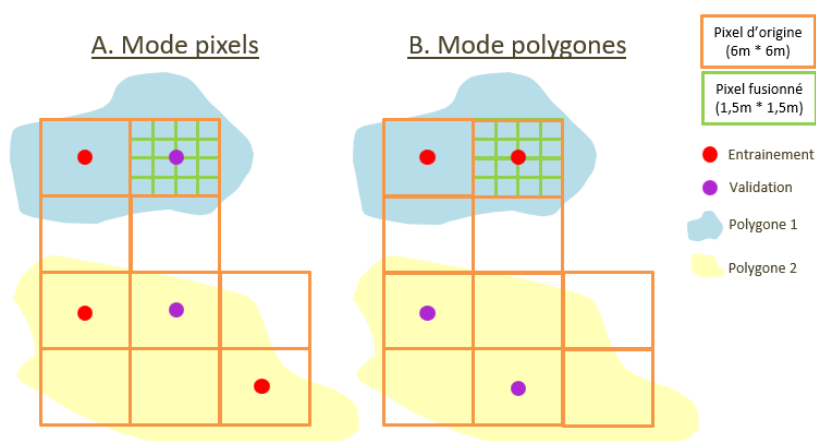


Figure 41. Différent mode de séparation du jeu de données en données d'apprentissage et de test.

Les évaluations, au niveau « polygone », ont été réalisées en mode « équilibré » et « déséquilibré ». Le mode « équilibré » prenant en compte le même nombre de pixels d'entraînement pour chacune des classes. Le nombre de pixels de la plus petite classe a été retenu. Cela permet d'égaliser la représentation de chaque UT dans la base d'apprentissage et d'enlever l'influence de certaines UT sur-représentées qui pourraient biaiser fortement l'évaluation des classifieurs. Le mode « déséquilibré » prend en compte le nombre total de pixels disponibles par UT. Cela permet de respecter la distribution naturelle du jeu de données et la réalité du travail terrain. Dans tous les cas, le nombre maximal de pixels pour chaque UT est sous-échantillonné à 20 000 pixels afin d'éviter les écarts démesurés entre les UTs. Ces évaluations sont présentées sous forme de matrices de confusion (tableau de contingence croisant prédictions et données de référence) et au calcul de la précision globale (proportion de pixels bien classés). Un guide de lecture des matrices de confusion est illustré par la FIGURE 42.

La méthode appliquée pour la constitution de la BD d'apprentissage et la BD de test pour les deux méthodes (pixel et polygone) est décrite ci-dessous :

- Tirage aléatoire au sein des polygones : 70 % des pixels pour l'ensemble d'apprentissages et 30 % utilisés pour l'ensemble d'évaluation (test),
- Évaluation (test) sur la totalité des pixels de l'ensemble de test.

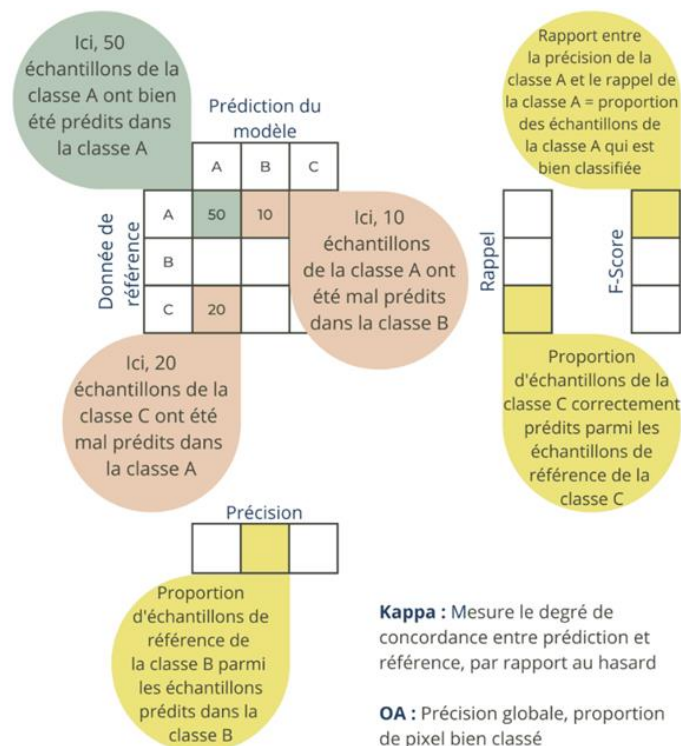


Figure 42. Guide de lecture d'une matrice de confusion.

Une fois la prédiction faite pour chaque modèle nécessaire, les prédictions sont fusionnées ensemble afin de ne produire qu'une seule couche d'information. Une couche a été produite pour masquer la prédiction globale. Le masque est formé des surfaces de "route" et "bâti" du fichier de référence de la BD TOPO 2022. Une zone tampon de 5m autour des lignes représentant les routes dans la BD TOPO a été faite afin de polygoniser les lignes. Les "Surfaces bâties" de la couche des HGMU produite par le LETG ont également été ajoutées à la couche de masque. Ce masque a été corrigé manuellement afin de supprimer des effets de bordure et quelques zones urbanisées présentes en dehors du masque.

3. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus pour l'évaluation de la performance de classification des modèles Random Forest utilisés pour produire la cartographie finale. L'ensemble des matrices de confusion, mode d'évaluation équilibré (« bal ») et mode déséquilibré (« no bal »), est fourni avec les couches cartographiques. Il convient de les analyser classe par classe pour une interprétation fine des résultats. Les matrices permettent d'observer la dispersion des erreurs de prédiction et ainsi de comprendre de potentielles confusions dans les résultats cartographiques. Les intitulés des UT ont été simplifiés pour une meilleure lisibilité. Les résultats présentés ici concernent les modèles les plus représentatifs et possédant la surface de prédiction la plus grande, à savoir les modèles effectués dans les zones sans nuage et avec toutes les variables satellitaires (images satellites et variables complémentaires).

a. Evaluation des modèles des classes de végétation

La FIGURE 43 présente la matrice de confusion correspondant au modèle effectué de manière « équilibrée ». Une précision globale de 71,6% est obtenue pour ce modèle. Le F-Score est un bon indicateur de la proportion des échantillons de chaque classe qui est bien classifiée [FIGURE 44]. Les

scores les moins forts concernent l'UT « Arrhenatheretea elatioris » avec un F-Score de l'ordre de 28,6 % et l'UT « Glycerio fluitantis-Nasturtietea officinalis » avec un F-Score de l'ordre de 27,3 %.

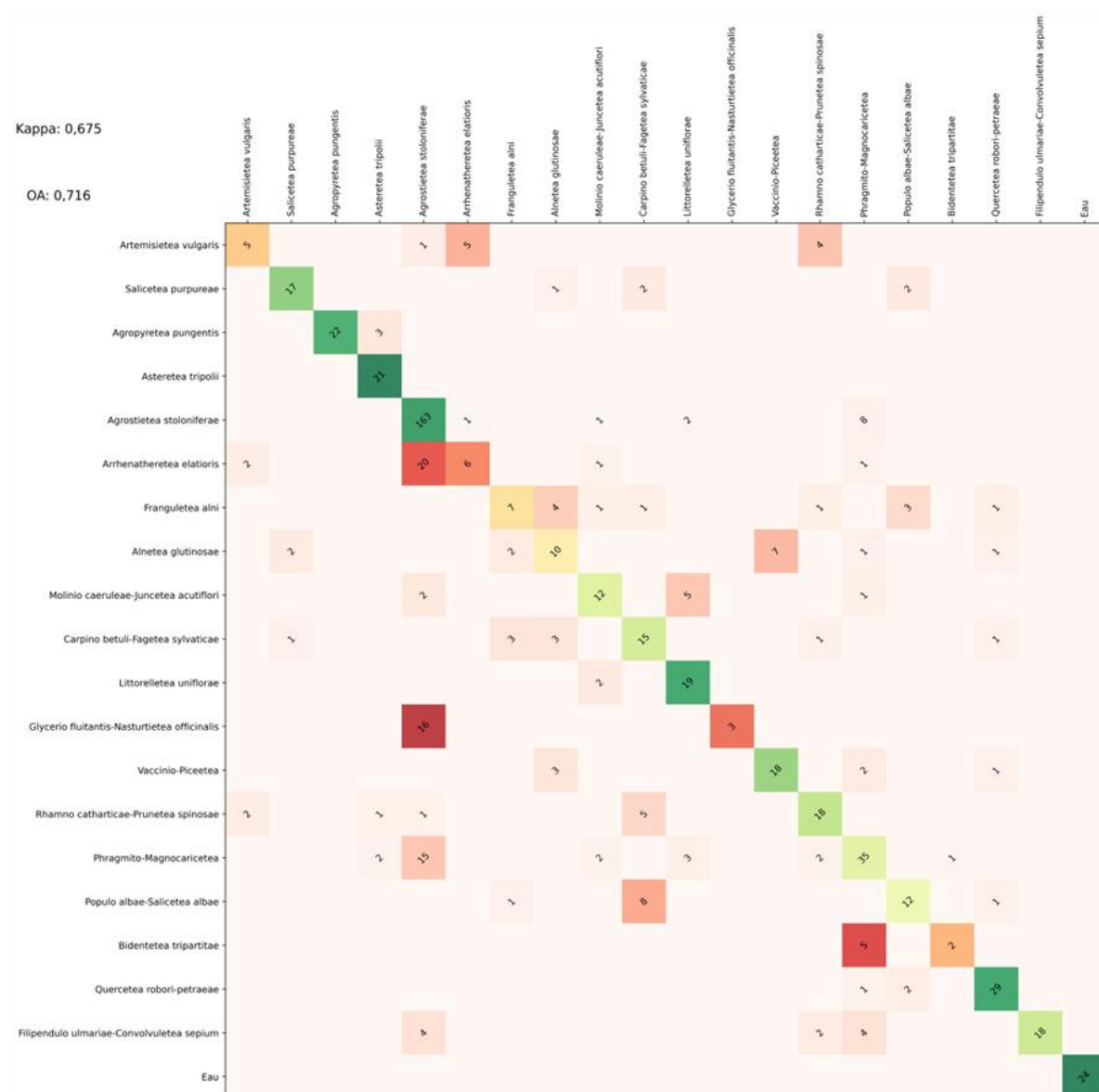


Figure 43. Matrice de confusion du mode "équilibré" pour le niveau des classes de végétation.

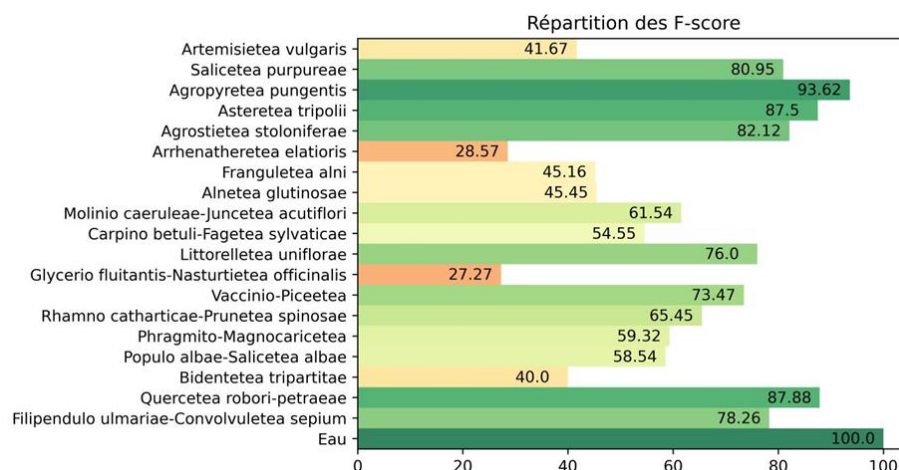


Figure 44. F-score obtenue pour le modèle “équilibré” pour le niveau des classes de végétation.

La FIGURE 45 présente la matrice de confusion correspondant au modèle effectué de manière « déséquilibrée ». Une précision globale de 80% est obtenue pour ce modèle. Le F-Score est un bon indicateur de la proportion des échantillons de chaque classe qui est bien classifiée [FIGURE 46]. Les scores les moins forts concernent l’UT « Franguletea alni » avec un F-Score de l’ordre de 8,7 %, l’UT « Carpino betuli-Fagetea sylvaticae » avec un F-Score de l’ordre de 7,9 % et l’UT « Populo albae-Salicetea albae » avec un F-Score de l’ordre de 17,5 %.

Kappa: 0,704

OA: 0,800

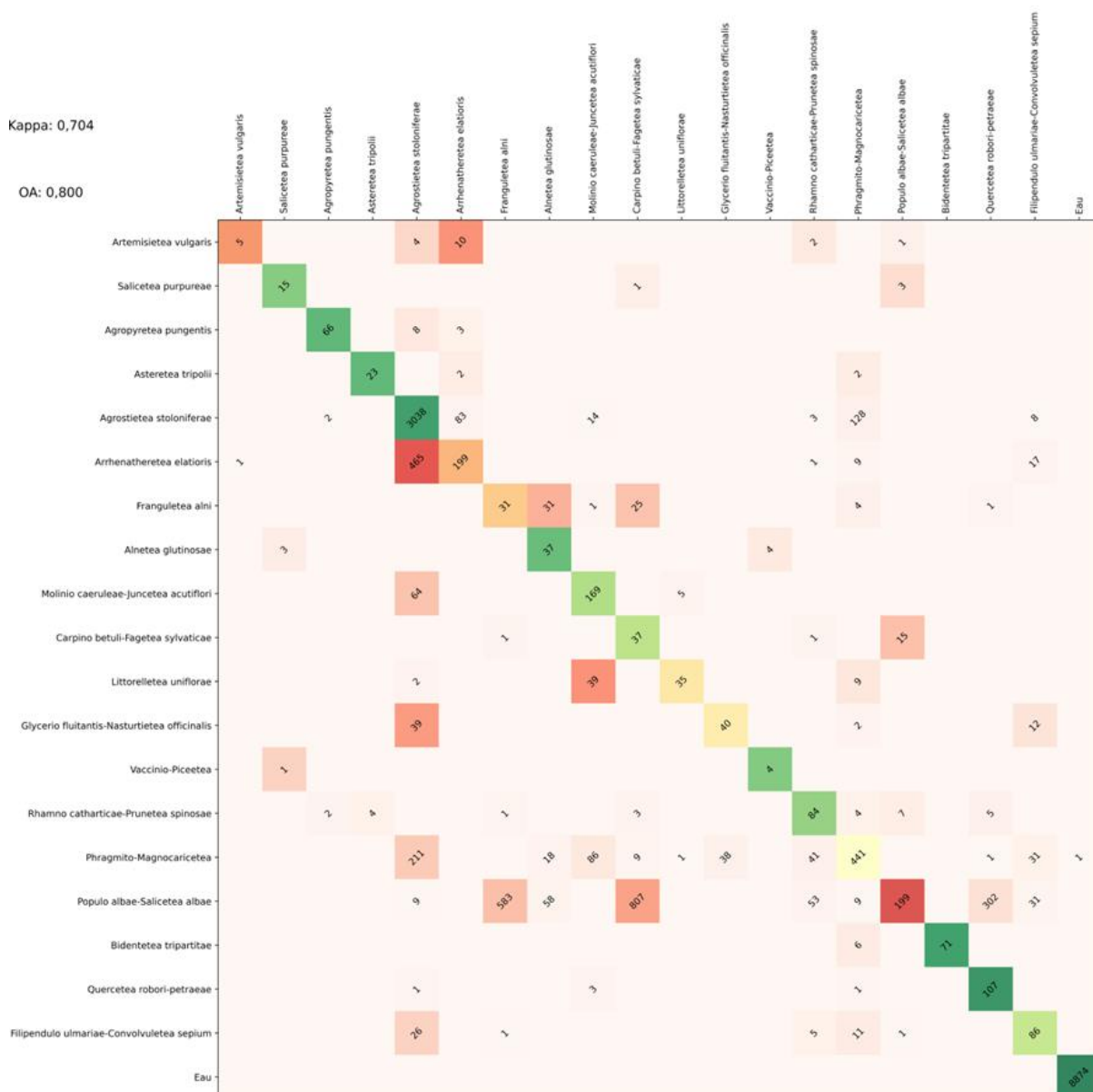


Figure 45. Matrice de confusion du mode "non équilibré" pour le niveau des classes de végétation.

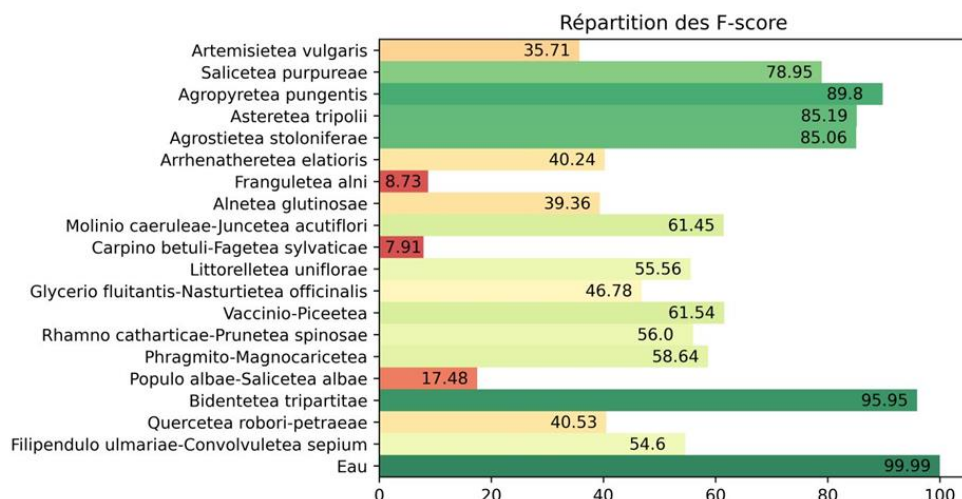


Figure 46. F-score obtenu pour le modèle “déséquilibré” pour le niveau des classes de végétation.

Toutes les informations qui ont servi pour le modèle majoritaire de la carte et les résultats de l'évaluation de ce modèle peuvent être résumées dans le TABLEAU 9. Le nombre de polygone total par classe utilisé pour ce modèle est de 1 612 polygones, la surface qu'ils représentent par rapport à la surface totale prédite est de 0,7%. La majorité de la surface prédite (~84% de la surface) est représentée par 4 classes. Parmi ces 4 classes, 3 d'entre elles ont un F-Score satisfaisant et donc une bonne confiance estimée. La 4ème classe (“ Arrhenatheretea elatioris ”) représente environ 8% de la surface prédite et possède un F-Score compris entre 28,6% pour le mode “ équilibré ” et 40,2% pour le mode “ déséquilibré ”, soit une faible confiance estimée.

Tableau 9. Évaluation du modèle majoritaire de la carte des classes de végétation. Les cases rouges claires représentent les classes possédant un faible nombre d'informations en fonction des colonnes. Les cases bleues foncées représentent les classes avec le plus fort pourcentage de surface prédite. La confiance estimée des deux dernières colonnes concernant les F-scores à la légende suivante : “bonne confiance” pour les cases vertes foncées, “confiance modérée” pour les cases vertes claires, “confiance faible” pour les cases oranges claires et “confiance très faible” pour les cases oranges foncées.

CLASS	Code Typo	Nombre polygone	Surface polygone (m²)	percent surf pol (%)	Nombre pixel origine (6m)	Surface predite (m²)	percent surf prédite (%)	F-score polygone balance	F-score polygone no balance
Agropyretea pungentis	6	48	22414.270	0.006	622	3685718.495	1.02	93.62	89.796
Agrostietea stoloniferae	8	612	453782.156	0.125	12605	91019000.36	25.09	82.12	85.062
Alnetea glutinosae	13	27	31012.389	0.009	861	1384028.406	0.38	45.45	39.362
Arrhenatheretea elatioris	9	114	85037.667	0.023	2361	30382839.6	8.37	28.57	40.243
Artemisietea vulgaris	4	31	4399.145	0.001	122	714539.782	0.20	41.67	35.714
Asteretea tripolii	7	23	7440.821	0.002	206	1071690.002	0.30	87.50	85.185
Bidentetea tripartitae	26	9	3150.060	0.001	87	1016325.73	0.28	40.00	95.946
Carpino betuli-Fagetea sylvaticae	16	43	18552.871	0.005	515	6123254.197	1.69	54.55	7.906
Eau	31	29	1615707.199	0.445	44880	125001703.096	34.46	100.00	99.994
Filipendulo ulmariae-Convolvuletea sepium	28	113	32802.651	0.009	911	12485802.43	3.44	78.26	54.603
Franguletea alni	10	35	9797.148	0.003	272	2974719.745	0.82	45.16	8.732
Glycerio fluitantis-Nasturtietea officinalis	18	17	21384.177	0.006	594	603791.381	0.17	27.27	46.784
Littorelletea uniflorae	17	20	12415.206	0.003	344	342844.963	0.09	76.00	55.556
Molinio caeruleae-Juncetea acutiflori	15	40	54274.518	0.015	1507	2445851.687	0.67	61.54	61.455
Phragmito-Magnocaricetea	24	223	78930.470	0.022	2192	58218624.05	16.05	59.32	58.644
Populo albae-Salicetea albae	25	37	103403.699	0.029	2872	6499426.014	1.79	58.54	17.479
Quercetea robori-petraeae	27	56	14714.728	0.004	408	5253931.719	1.45	87.88	40.530
Rhamno catharticae-Prunetea spinosae	21	104	12460.051	0.003	346	12616095.8	3.48	65.45	56.000
Salicetea purpureae	5	22	23705.499	0.007	658	469181.145	0.13	80.95	78.947
Vaccinio-Piceetea	20	9	52089.454	0.014	1446	487462.506	0.13	73.469	61.538
Total		1612	2657474,180	0,732	73809	362796831,103	100,00		

Si l'on combine ces informations, on peut donc voir qu'avec le mode “équilibré”, environ 89% de la carte a une confiance estimée, à partir des F-scores, bonne à modérée contre environ 84 % en mode “ déséquilibré ” [TABLEAU 10]. Le reste possède une confiance estimée faible pour environ 11% de la carte (tout mode confondu) et une confiance estimée très faible pour un pourcentage de la carte compris entre 4% (mode déséquilibré) et 0% (mode équilibré).

Tableau 10. Estimation de la confiance globale de la carte des classes de végétation.

Confiance estimée	Seuils de F-score	percent surface prédite (%)	
		Evaluation modèle balance	Evaluation modèle no balance
bonne confiance	100 – 75	65,349	60,525
confiance modérée	75 – 50	23,666	23,822
confiance faible	50 – 25	10,985	11,272
confiance très faible	25 – 0	0,000	4,382

b. Evaluation des modèles des ordres de végétation

Chaque classe de végétation possédant plusieurs ordres de végétation en subdivision a fait l'objet d'une modélisation, augmentant le nombre de modèles effectué de manière considérable. Pour simplifier la présentation des résultats, un résumé sous forme d'une figure a été effectué. La FIGURE 47 présente les F-Scores correspondant aux modèles effectués de manière « équilibrée » et « déséquilibrée ». Le F-Score est un bon indicateur de la proportion des échantillons de chaque classe qui est bien classifiée. Les scores les moins forts pour le mode « équilibrés » concernent l'UT « *Phragmito-Magnocaricetea_autre* » avec un F-Score de l'ordre de 50 % et l'UT « *Agrostietea stolonifera_autre* » avec un F-Score de l'ordre de 33,3 %. Concernant le mode « déséquilibré », les scores les plus faibles concernent l'UT « *Loto pedunculati-Filipenduletalia ulmariae* » avec un F-Score de 20,4% et l'UT « *Agrostietea stolonifera_autre* » avec un F-Score de 16%.

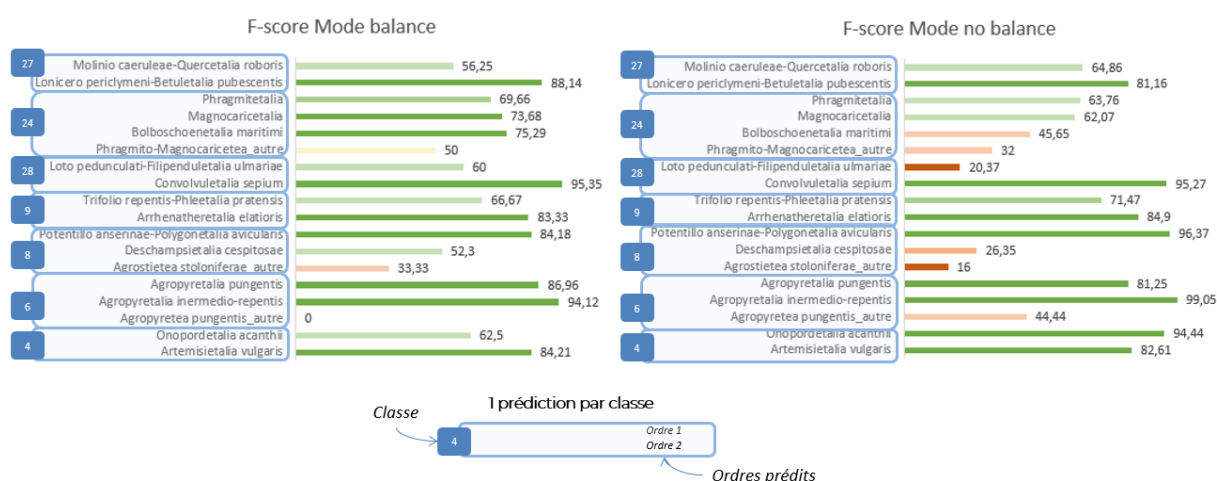


Figure 47. F-score obtenu pour les modèles « équilibré » et « déséquilibré » pour le niveau des ordres de végétation.

Toutes les informations qui ont servi pour les modèles majoritaires de la carte des ordres de végétation et les résultats de l'évaluation de ces modèles peuvent être résumées dans la FIGURE 48. Le nombre de polygone total par ordre utilisé pour ces modèles est entre 31 et 612 polygones, la surface qu'ils représentent par rapport à la surface totale prédite est comprise entre 0,14% et 0,61%. Ces informations combinées permettent de voir qu'avec le mode « équilibré », environ 99% de la carte a une confiance estimée, à partir des F-scores, bonne à modérée contre environ 90 % en mode « déséquilibré » [TABLEAU 11]. Le reste possède une confiance estimée faible à très faible pour un pourcentage de la carte compris entre 1% (mode déséquilibré) et 10% (mode équilibré).

Classes	Nomenclature	pol bal F-score	pol no bal F-score	Ordres	Nomenclature	nb polygones	Surface polygones m²	percent pol/surface prédite %	Nombre pixels (6m)	Surface préd m²	Surface percent %	pol bal F-score	pol no bal F-score
4	Artemisietea vulgaris	60,87	30,769	7	Artemisietalia vulgaris	29	1378,256	0,193	38,000	603040,50	84,33649259	84,11	82,61
				25	Onoördetalia acanthii	2	3020,889	0,422	83,000	112000,50	15,66350741	62,5	94,44
				Total		31	4399,145	0,615	121	715041	100		
6	Agropyreteea pungentis	78,571	84,422	43	Agropyreteea pungentis_autre	8	1441,471	0,039	40	564711,75	15,310311	0	44,44
				2	Agropyretalia inermio-repentis	31	18092,884	0,491	502	2150338,50	58,29939115	94,12	99,05
				3	Agropyretalia pungentis	9	2879,915	0,078	79	973390,50	26,39029785	85,96	81,25
				Total		48	22414,270	0,608	621	3688440,75	100		
8	Agrostietea stoloniferae	87,831	87,637	39	Agrostietea stoloniferae_autre	34	4163,599	0,005	115	358762,50	0,393871756	33,33	16
				13	Descampsietalia cespitosae	88	36350,389	0,040	1009	3531912,75	3,877553188	52,3	26,35
				31	Potentillo anserinae-Polygonetalia avicularis	490	413268,168	0,454	11479	87195444,75	95,72857506	94,18	96,37
				Total		612	453782,156	0,498	12603	91086120	100		
9	Arrhenatheretea elatioris	33,333	14,537	6	Arrhenatheretalia elatioris	56	62074,269	0,205	1724	23584792,50	77,7258162	83,33	84,8
				38	Trifolio repentis-Phleetalia pratensis	44	19241,645	0,063	534	6758784,00	22,2741838	66,67	71,47
				Total		100	81315,914	0,268	2258	30343576,50	100,00		
28	Filipendulo ulmariae- Convolvuletea sepium	59,259	64,848	12	Convolvuletea sepium	98	23582,472	0,189	655	12192511,50	97,58088667	95,35	95,27
				18	Loto pedunculati-Filipenduletalia ulmariae	14	9130,682	0,073	253	302262,75	2,419113335	60	20,37
				Total		112	32713,154	0,262	908	12494774,25	100		
24	Phragmito-Magnocaricetea	65,574	71,642	41	Phragmito-Magnocaricetea_autre	24	3909,814	0,007	108	1853520,75	3,181428475	50	32
				9	Bolboschoenetalia maritimi	79	13400,851	0,023	372	17422764,75	29,90486073	75,29	45,65
				19	Magnocaricetalia	36	33094,669	0,057	919	4255220,25	7,303764402	73,68	62,07
				26	Phragmitetalia	84	28525,137	0,049	792	34729139,25	59,60994639	69,66	63,76
				Total		223	78930,47047	0,135	2191	58260645	100		
27	Quercetea robori-petraeae	84,375	71,918	17	Lonicero periclymeni-Betuletalia pubescentis	36	11809,714	0,225	328	4326351,75	82,28670248	88,14	81,16
				22	Molinio caeruleae-Quercetalia roboris	20	2905,014	0,055	80	931304,25	17,71329752	56,25	64,86
				Total		56	14714,728	0,280	408	5257656	100		

Figure 48. Évaluation du modèle majoritaire de la carte des ordres de végétation. Les cases rouges claires représentent les classes possédant un faible nombre d'informations en fonction des colonnes. Les cases bleues foncées représentent les classes avec le plus fort pourcentage de surface prédite. La confiance estimée des deux dernières colonnes concernant les F-scores à la légende suivante : "bonne confiance" pour les cases vertes foncées, "confiance modérée" pour les cases vertes claires, "confiance faible" pour les cases oranges claires et "confiance très faible" pour les cases oranges foncées.

Tableau 11. Estimation de la confiance globale de la carte des ordres de végétation.

Confiance estimée	Seuils de F-score	percent surface prédite (%)	
		Evaluation modèle balance	Evaluation modèle no balance
bonne confiance	100 – 75	79,400	77,892
confiance modérée	75 – 50	19,786	12,171
confiance faible	50 – 25	0,605	8,006
confiance très faible	25 – 0	0,209	1,932

c. Illustration des résultats cartographiques

Les prédictions cartographiques issus des modèles précédemment évoqués sont illustrées concernant le niveau des classes de végétation dans la FIGURE 49 et pour le niveau des ordres de végétations dans la FIGURE 50. Les cartographies couvrent la surface du site d'étude de manière exhaustive, les surfaces artificialisées ayant été masquées.



Typologie

- Emprise de la zone d'étude
- Agropyreteea pungentis
- Agrostietea stoloniferae
- Alnetea glutinosae
- Arrhenatheretea elatioris
- Artemisietea vulgaris
- Asteretea tripolii
- Bidentetea tripartitae
- Carpino betuli-Fagetea sylvaticae
- Eau
- Filipendulo ulmariae-Convolvuletea sepium
- Franguletea alni
- Glycerio fluitantis-Nasturtietea officinalis
- Littorelletea uniflorae
- Molinio caeruleae-Juncetea acutiflori
- Phragmito-Magnocaricetea
- Populo albae-Salicetea albae
- Quercetea roburi-petraeae
- Rhamno catharticae-Prunetea spinosae
- Salicetea purpureae
- Vaccinio-Piceetea

Réalisation : i-Sea 2024
Sources :
- i-Sea, Groupement d'intérêt Public Seine-Aval
- Natural Earth
- IGN
- Image (traitement) : SPOT 6-7 @ADS, 2022. Date d'acquisition : du 23/04/2020 au 07/10/2022.
Production DINAMIS.
Système de coordonnées : Lambert 93

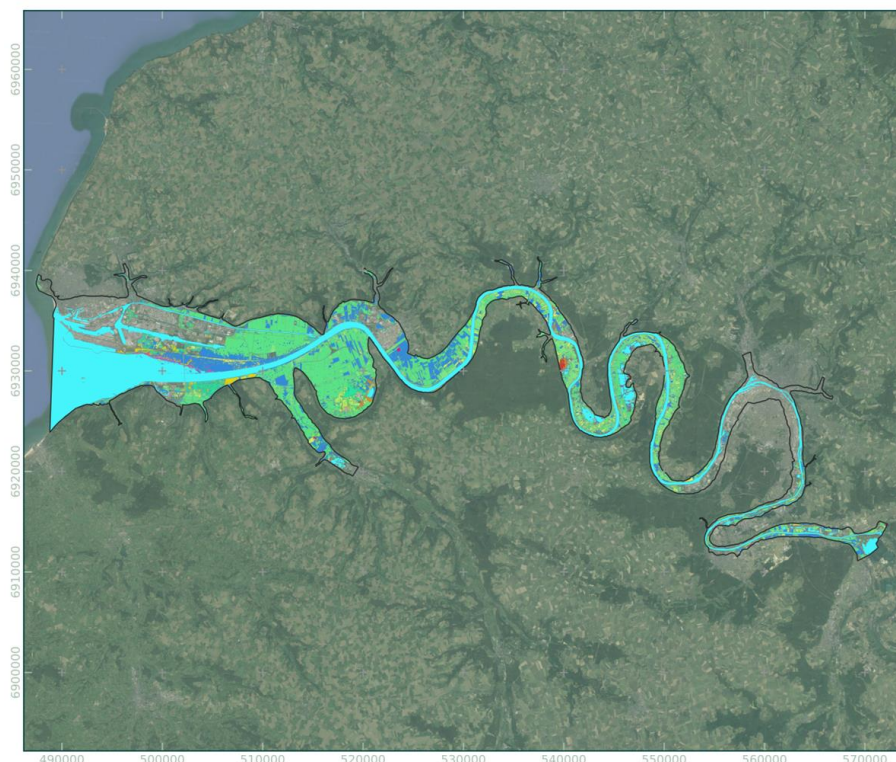


Figure 49. Cartographie des habitats de la vallée estuarienne de Seine par télédétection multi-temporelle SPOT (niveau des classes de végétation).

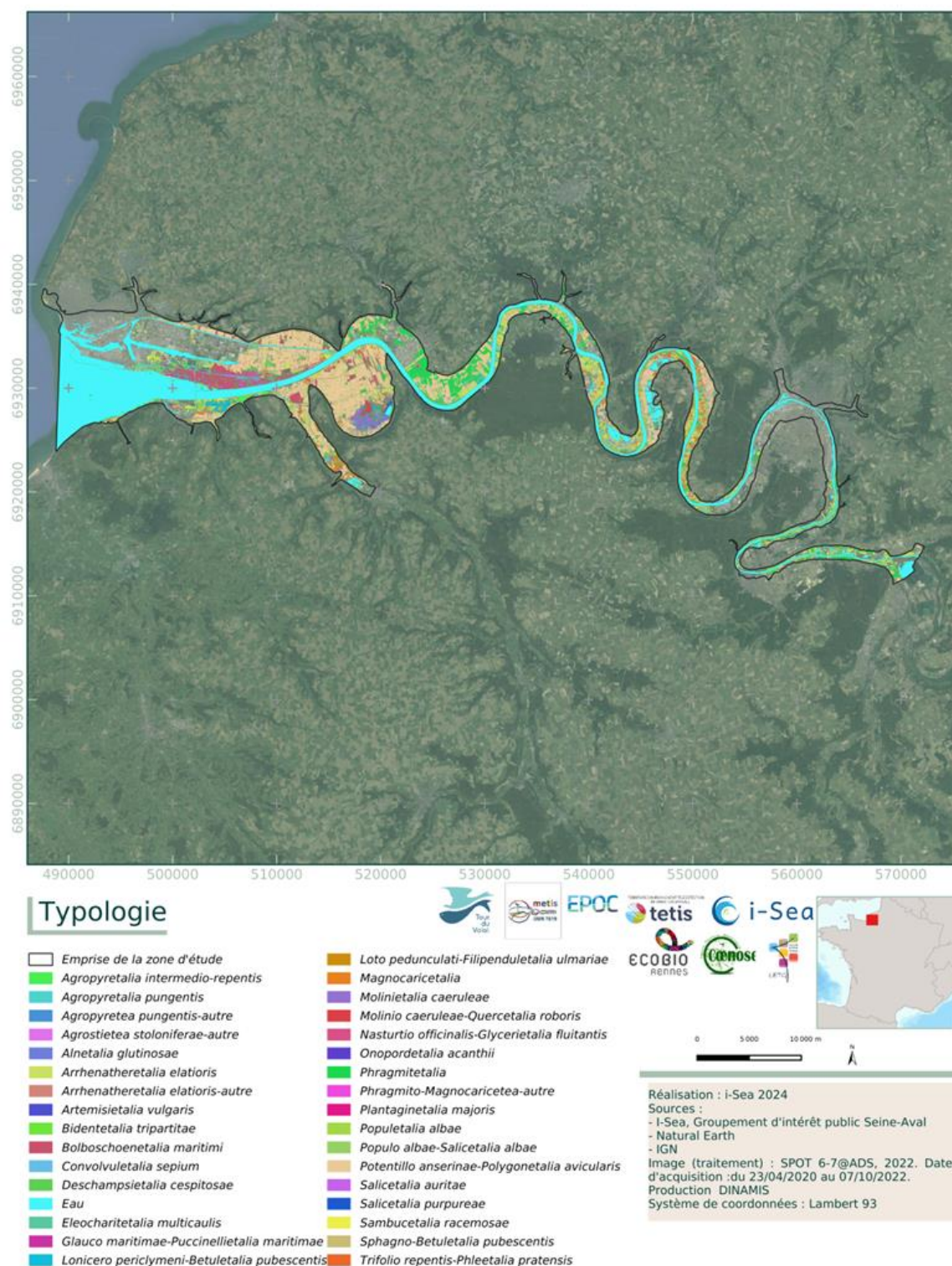


Figure 50. Cartographie des habitats de la vallée estuarienne de Seine par télédétection multi-temporelle SPOT (niveau des ordres de végétation).

VIII. Données, méthode et résultats détaillés de l'occupation des sols

1. Méthode

a. Acquisition des données satellitaires

Les images satellites Sentinel-2 A et B ont été acquises aux dates du 27 février, 19 mars, 24 mars, 17 juillet et 11 août 2022. Les images du satellite Landsat-8 OLI utilisées correspondent aux acquisitions des 24 janvier, 17 juin, 11 juillet et 7 octobre 2022. L'association de ces deux sources a permis de saisir les contrastes saisonniers, indispensables pour différencier les cultures, suivre les dynamiques des milieux humides et améliorer la qualité globale de la classification.

Pour S2, les bandes spectrales utilisées dans l'analyse sont : B2 (Blue), B3 (Green), B4 (Red), B5 (Red Edge 1), B6 (Red Edge 2), B7 (Red Edge 3), B8 (NIR), B11 (SWIR 1) et B12 (SWIR 2). Pour Landsat-8 OLI, les bandes mobilisées sont : B2 (Blue), B3 (Green), B4 (Red), B5 (NIR), B6 (SWIR 1) et B7 (SWIR 2). Ces choix permettent de tirer parti des informations dans le visible, l'infrarouge proche et le moyen infrarouge, essentielles pour discriminer les surfaces agricoles, les formations végétales, les sols nus, les zones humides et les plans d'eau.

b. Mobilisation des données auxiliaires

Les données satellitaires ont été renforcées par un ensemble de données auxiliaires, indispensables pour la calibration, les corrections postérieures et la validation des résultats [TABLEAU 12]. Les inventaires des zones humides ont fourni des repères pour localiser, délimiter et, parfois, caractériser ces milieux. Le Registre Parcellaire Graphique (RPG) a permis de vérifier et affiner la classification des surfaces agricoles, tandis que la BD-Topo a servi de référence solide pour l'identification des zones bâties et des réseaux. La base nationale DoneSol a apporté des informations sur les sols humides, et des références comme CORINE Land Cover, la base OSO et les couches Copernicus à haute résolution ont contribué à la classification des milieux naturels et artificialisés. Enfin, des images à très haute résolution, issues de Google Earth et de Bing ont permis de valider visuellement certaines classes complexes.

Tableau 12. Principales données auxiliaires utilisées pour la classification des images et la validation des résultats.

Type de données auxiliaires	Utilisation
Inventaires zones humides (RPDZH)	Classification et validation des classes MH
Modélisation National des MH	Classification et validation des classes MH
Registre Parcellaire Graphique (RPG)	Classification et validation des classes agricoles
BD TOPO®	Classification et validation des surfaces artificialisée
BD CARTO®	Classification et validation du réseau hydrographique
BD Carthage®	Classification et validation du réseau hydrographique
CORINE Land Cover 2018	Classification des milieux naturels secs
OSO 2022	Classification des milieux naturels secs, des zones bâties et agricoles
Copernicus High Resolution Layers	Classification des milieux naturels secs

Images HR	Validation des grandes classes d'occupation des sols (hors MH)
-----------	--

c. Méthodologie de traitement et classification

Les ajustements ont été guidés à la fois par l'expertise des opérateurs et par l'appui des bases de données externes. Ils ont permis de mieux distinguer des situations parfois difficiles à séparer, comme celles entre prairies humides et cultures temporaires, ou entre marais de chasse et lacs naturels. Il convient de préciser que la carte LULC produite couvre l'ensemble du territoire de compétence du GIP Seine Aval, avec un buffer de 2 km autour du périmètre afin d'assurer une continuité spatiale et une meilleure cohérence cartographique. En revanche, les statistiques d'occupation du sol ont été calculées uniquement sur le territoire strictement délimité du GIP Seine-Aval, sans inclure la zone tampon.

d. Validation des résultats

La validation de la carte a reposé sur plusieurs niveaux de contrôle croisé. Les inventaires de zones humides ont servi à évaluer la qualité des classifications pour les habitats humides. Le RPG a permis de vérifier la justesse des classes agricoles, tandis que la BD-Topo a fourni un appui précieux pour les zones bâties et les infrastructures. Enfin, une validation globale a été conduite grâce à la plateforme LACO-Wiki, qui permet d'évaluer la précision des cartes d'occupation du sol et d'estimer les taux d'erreur à l'échelle de toutes les classes produites.

e. Post-traitements

L'indicateur d'occupation des sols a été dérivé de la couche vectorielle d'occupation des sols déclinée en 41 classes et générée par la Tour du Valat à partir d'images Sentinel-2 acquises entre 2019 et 2022 selon la typologie hybride Corine Land Cover-Ramsar [WEISE ET AL., 2020]. Compte tenu de l'objectif de l'étude, une simplification typologique en 12 classes a été effectuée [TABLEAU 13]. Dans le détail, les 12 classes comprennent : 1- les marécages, 2- les plages et dunes, 3- les prairies permanentes, 4- les prairies temporaires, 5- les prés salés, 6- les roselières, 7- les surfaces artificialisées, 8- les surfaces boisées, 9- les surfaces cultivées, 10- les surfaces en eau, 11- les tourbières, et 12-les vasières. Chacune des 41 classes a été inspectée visuellement en interprétant des images Google Earth® et a été rattachée à l'une des 12 classes simplifiées sur la base de critères physionomiques. A noter que les polygones assignés aux classes « 3321. Rivages marins rocheux, îles rocheuses, falaises marines » et « 523. Mers et océans », qui correspondent à des zones non humides, ont été supprimées.

La carte d'occupation simplifiée en 12 classes a ensuite été masquée avec les contours des zones humides puis elle a été croisée avec les millésimes 2022 et 2023 du RPG afin d'une part de discriminer les prairies temporaires et permanentes, et d'autre part d'actualiser l'occupation des sols en 2023. Plus précisément, la démarche géomatique suivante a été mise en œuvre :

- Les « trous » visibles entre parcelles adjacentes du RPG ont été bouchés pour chaque millésime en rastérisant à 10 m les polygones puis en appliquant un filtre médian 5x5 ;
- Chaque millésime « sans trous » du RPG a ensuite été vectorisé puis intersecté avec la couche vectorielle d'occupation des sols : les polygones assignés à une culture en 2022 puis à une prairie permanente en 2023 ont été reclassés en « prairie temporaire » en 2023, les polygones de prairie non couverts par un des deux millésimes du RPG ont été assignés au même type

d'occupation des sols pour les deux années, les polygones de prairies non couverts par les deux millésimes du RPG ont été assignés à la classe « prairie permanente » ;

- Chaque millésime (2022 et 2023) de l'occupation du sol actualisée à l'aide du RPG a été rastérisé à 10 m de résolution spatiale, et un filtre médian de 5x5 a été appliqué sur les pixels de cultures et de prairies afin d'éliminer les artéfacts éventuels.

Tableau 13. Simplification typologique effectuée entre les classes d'occupation du sol CLC-Ramsar et CAFEZH.

Typologie CLC-Ramsar	Typologie CAFEZH
11. Zones urbanisées	Surfaces artificialisées
121. Zones industrielles et commerciales	Surfaces artificialisées
122. Réseaux routiers et ferroviaires et espaces associés	Surfaces artificialisées
123. Zones portuaires	Surfaces artificialisées
124. Aéroports	Surfaces artificialisées
131. Sites d'extraction de matériaux	Surfaces artificialisées
1311. Excavations, gravières/sablières/ballastières, puits de mine	Surfaces en eau
132. Décharges	Surfaces artificialisées
133. Chantiers	Surfaces artificialisées
141. Espaces verts urbains	Surfaces artificialisées
142. Équipements sportifs et de loisirs	Surfaces artificialisées
21. Cultures non permanentes	Surfaces cultivées
22. Cultures permanentes et arbres fruitiers	Surfaces cultivées
231. Prairies (non humide)	Prairies permanentes / temporaires
2313. Prairies humides	Prairies permanentes / temporaires
24. Zones agricoles hétérogènes	Surfaces cultivées
31. Forêts (non humide)	Surfaces boisées
3112. Forêts humides dont ripisylves	Surfaces boisées
32. Milieux à végétation arbustive et/ou herbacée (non humide)	Marécages
3241. Zones humides dominées par des buissons, marécages à buissons	Marécages
33. Espaces ouverts, sans ou avec peu de végétation	Roselières
331. Plages, dunes et sable (hors zone intertidale)	Plages et dunes
3311. Rivages, bancs de sable, îlots sableux, systèmes dunaires et dépressions intradunales humides	Plages et dunes
411. Marais intérieurs (ouvert)	Marécages
4111. Roselières et hauts hélophytes	Roselières
412. Tourbières (non boisée)	Tourbières
4123. Tourbières boisées, forêts marécageuses sur tourbières	Tourbières
421. Marais côtiers, maritimes	Prés salés

423. Zones intertidales	Vasières
4231. Marais intertidaux, prés salés, schorres, marais cotidaux	Prés salés
511. Cours d'eau	Surfaces en eau
5114. Canaux et fosses de drainage, rigoles	Surfaces en eau
512. Plans d'eau naturels	Surfaces en eau
5129. Étangs d'aquaculture	Surfaces en eau
5130. Petit réservoirs, étangs agricoles, marais de chasse	Surfaces en eau
5131. Zones de stockage de l'eau, réservoirs, lacs de barrages, grandes retenues d'eau	Surfaces en eau
5132. Sites de traitement des eaux usées	Surfaces en eau
521. Lagunes littorales	Surfaces en eau
522. Estuaire	Surfaces en eau

2. Résultats

L'application de la méthodologie décrite a permis de produire une carte d'occupation du sol 2022 couvrant le territoire de compétence du GIP Seine-Aval, légèrement élargi par un buffer de 2 km pour assurer une continuité spatiale [FIGURE 51]. Les statistiques ont été calculées uniquement sur le périmètre strict du GIP Seine-Aval.

Les résultats mettent en évidence une forte diversité des occupations du sol [FIGURE 51]. Les zones bâties occupent environ 262 km², soit 24 % du territoire, regroupant les zones urbanisées, industrielles, commerciales, portuaires et les infrastructures de transport. Les espaces cultivés couvrent 110 km² (10 %), principalement sous forme de cultures permanentes et temporaires. Les prairies sèches représentent 76 km² (7 %), tandis que les forêts, végétations arbustives et herbacées constituent la part la plus importante du territoire cartographié avec 307 km² (28 %).

Les habitats humides (au sens de la définition Ramsar, incluant donc les masses et les cours d'eau), quant à eux, sont très diversifiés mais peuvent se décliner en quatre catégories majeures : Les prairies humides couvrant 107 km², soit 10 % du territoire et constituant une composante essentielle de la trame écologique du site. Les habitats humides naturels d'eau douce (marais intérieurs, roselières, tourbières boisées ou non, etc.) représentent 100 km² (soit 9 %). Les habitats humides naturels salés ou saumâtres (prés salés, schorres, marais côtiers et marais intertidaux, etc.) couvrent 81 km² (environ 7.5 %), illustrant l'importance des milieux estuariens et littoraux. Enfin, les habitats humides artificiels (excavations, bassins artificiels, étangs d'aquaculture/agricoles, marais de chasse, etc.) totalisent 18 km² (soit 2 % du territoire). Ainsi, l'ensemble des habitats humides, qu'ils soient naturels ou artificiels, représente près de 308 km², soit environ 28 % du territoire du GIP Seine-Aval, ce qui traduit le poids considérable de ces milieux dans le paysage.

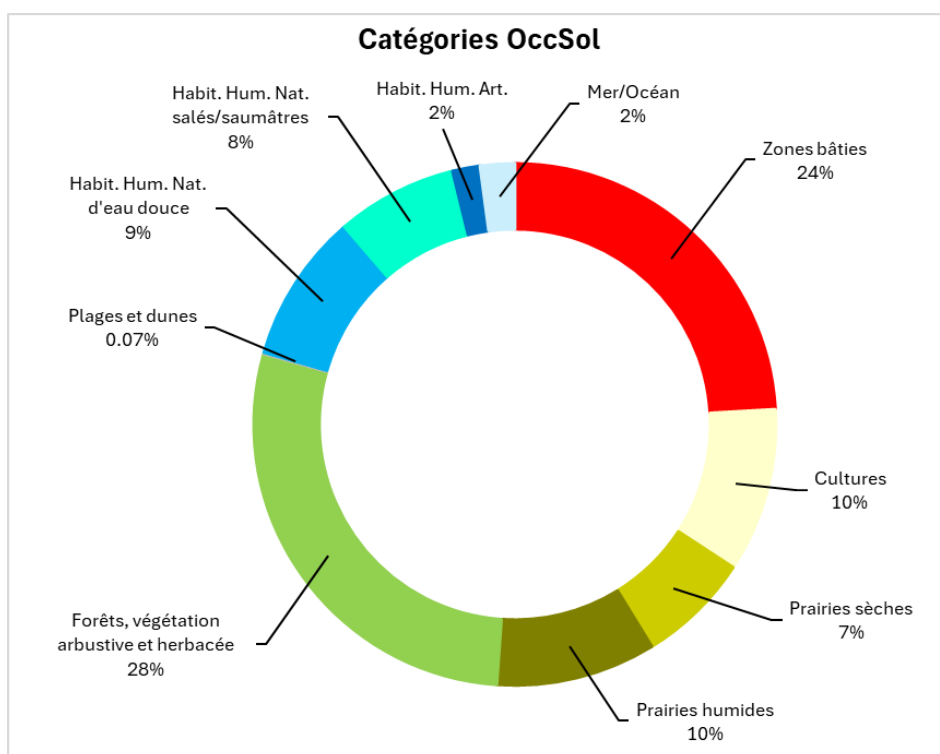


Figure 51. Grandes catégories d'occupation du sol cartographiées dans le territoire du GIP-SA en 2022.

IX. Données, méthode et résultats détaillés du mode de gestion des prairies

1. Données

Les bases de données du RPG (2022 et 2023) et LUCAS, ont été utilisées pour désigner les prairies temporaires et permanentes [TABLEAU 14]. Pour l'année 2023, seul le RPG a été utilisé. Le RPG est une donnée présentée sous la forme de polygone et la base de données LUCAS est sous la forme de points GPS. Le nombre d'échantillons par base de données est présenté dans le TABLEAU 15.

Tableau 14. : Base de données utilisées pour obtenir des informations sur les prairies temporaires et permanentes présentes sur le site d'étude.

	RPG	LUCAS
Prairies temporaires	PTR	B55 - U111
Prairies permanentes	PRL et PPH	E20 - U111

Tableau 15. Nombre d'échantillons présents sur le site d'étude.

	RPG 2022	RPG 2023	LUCAS 2022
Prairies temporaires	131	137	1
Prairies permanentes	1662	1725	26

Le GIP Seine Aval a fourni des données d'assolement des prairies avec pour distinction les prairies de fauche, de pâture et sous un autre mode de gestion [TABLEAU 16]. La base de données LUCAS possédait également 17 points d'information de prairies pâturées.

Tableau 16. Mode de gestion, code associé et nombre d'échantillons dans les données d'assolement.

Mode de gestion	Code i-Sea	Nombre de polygone
Fauche	11	566
Pâture	12	118
Autre	14	7

Les images Sentinel-2 utilisées pour cet indice sont récapitulées dans le TABLEAU 17.

Tableau 17. Dates des images Sentinel-2 utilisées pour la détermination du mode de gestion des prairies.

2022	2023
2022/02/15	2023/02/07
2022/05/15	2023/05/03
2022/06/17	2023/06/07
2022/08/11	2023/08/21
2022/09/15	2023/09/15

2. Méthode

a. Détermination du mode de gestion

Deux modèles ont été testés : l'un équilibré et l'autre non équilibré. Le mode « équilibré » prenant en compte le même nombre de pixels d'entraînement pour chacune des classes. Le nombre de pixels de la plus petite classe a été retenu. Le TABLEAU 18 présente un résumé du nombre d'échantillons utilisés pour chacun des modèles testés. Cela permet d'égaler la représentation de chaque unité typologique (UT) dans la base d'apprentissage et d'enlever l'influence de certaines UT sur-représentées qui pourraient biaiser fortement l'évaluation des classifieurs. Le mode « déséquilibré » prend en compte le nombre total de pixels disponibles par UT. Cela permet de respecter la distribution naturelle du jeu de données et la réalité du travail terrain.

Tableau 18. Résumé des données 2022 utilisées pour l'apprentissage du modèle RF.

Typologie	Modèle équilibrée	Modèle déséquilibré
Fauchée	117	494
Pâturée	117	117
Autre	117	494

Ces évaluations sont présentées sous forme de matrices de confusion (tableau de contingence croisant prédictions et données de référence) et au calcul de la précision globale (proportion de pixels bien classés).

La méthode appliquée pour la constitution de la BD d'apprentissage et la BD de test pour les deux méthodes est décrite ci-dessous :

- Tirage aléatoire au sein des polygones : 60 % des pixels pour l'ensemble d'apprentissages et 40 % utilisés pour l'ensemble d'évaluation (test),
- Évaluation (test) sur la totalité des pixels de l'ensemble de test.

3. Résultats

a. Evolution de la biomasse sur la parcelle

Un exemple de détection d'événement, pour l'année 2022, sur certaines parcelles est illustré dans la **FIGURE 52**. La chute du NDVI observée pour la date du 11 août 2022 indique qu'un événement a eu lieu sur les parcelles, qu'il soit une fauche ou une pâture. Les parcelles qualifiées "autre", présentent un profil temporel "lisse".

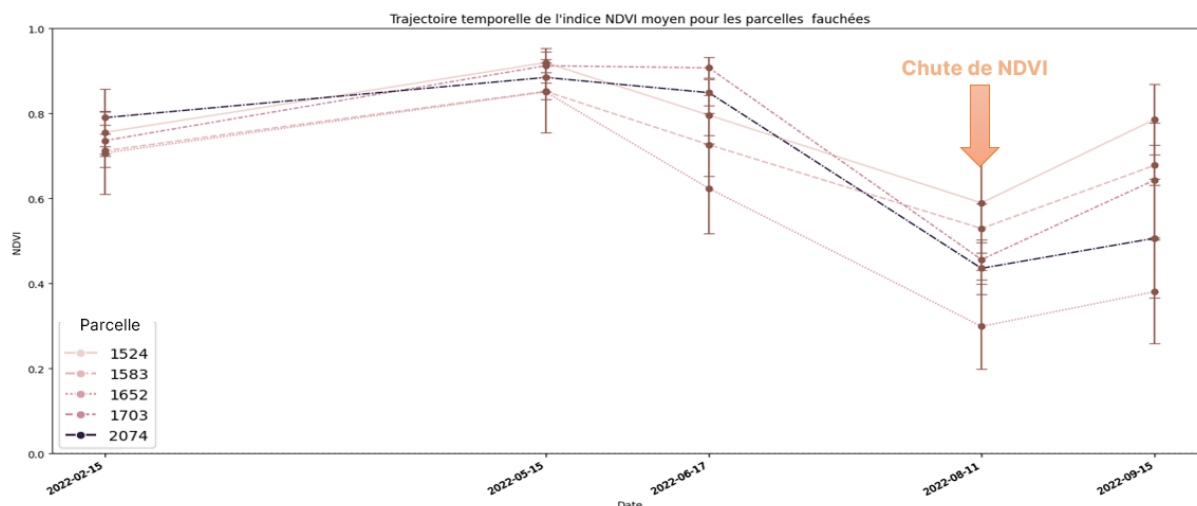


Figure 52. Trajectoire temporelle de l'indice NDVI sur des parcelles fauchées.

b. Détermination du mode de gestion

Cette section présente les résultats obtenus pour l'évaluation de la performance de classification des modèles Random Forest utilisés pour produire la cartographie finale du mode de gestion des prairies. L'ensemble des matrices de confusion, mode d'évaluation équilibré (« bal ») et mode déséquilibré (« no bal »), est fourni avec les couches cartographiques. Il convient de les analyser classe par classe pour une interprétation fine des résultats. Les matrices permettent d'observer la dispersion des erreurs de prédiction et ainsi de comprendre de potentielles confusions dans les résultats cartographiques. Les intitulés des UT correspondent aux codes i-Sea présents dans le Tableau 19.

Tableau 19. Correspondance entre code et intitulé de classe.

Code	Classe
11	Fauché
12	Pâturé
14	Autre mode de gestion

Le modèle équilibré présente une précision globale de 79%, tandis que le modèle non équilibré atteint 92% [FIGURE 53 et FIGURE 54].

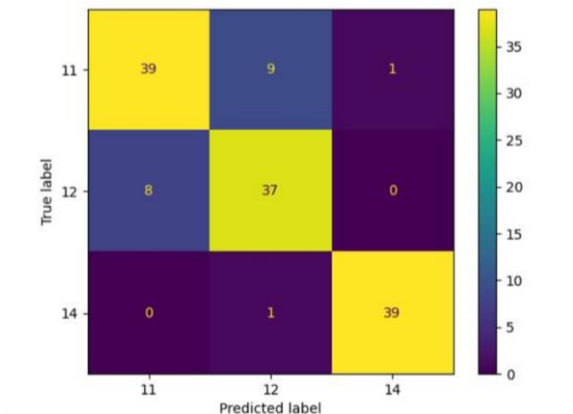


Figure 53. Matrice de confusion obtenue pour le modèle équilibré.

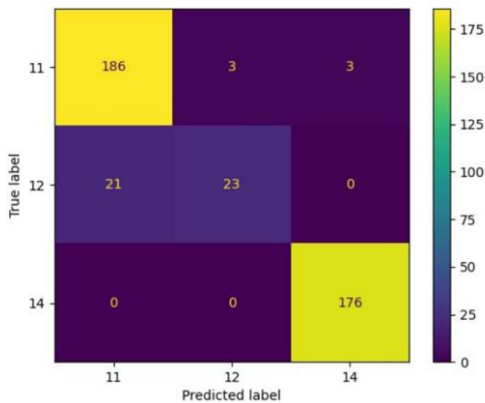


Figure 54. Matrice de confusion obtenue pour le modèle déséquilibré.

4. Livraison

En sortie, deux couches SIG shapefile ont été produites (une par année), intégrant les classifications et attributs de gestion associés à chaque parcelle. Ces couches permettent une cartographie précise et automatisée des modes de gestion des prairies, avec des applications potentielles pour la gestion environnementale et l’évaluation agroécologique des milieux humides.

X. Données détaillées de la productivité primaire annuelle nette et de la saisonnalité des flux de carbone

Le détail des dates des images Sentinel-2 utilisées pour le calcul de la productivité primaire nette et la saisonnalité des flux de carbone est présenté dans le TABLEAU 20.

Tableau 20. Dates des images Sentinel-2 utilisées pour l’indice du NDVI-I et RREL.

Année 2022	Année 2023
------------	------------

1	15 février	7 février
2	15 mars	
3	15 avril	5 mai
4	15 mai	28 mai
5	17 juin	7 juin
6	12 juillet	
7	17 juillet	
8	11 août	21 août
9	15 septembre	15 septembre

XI. Méthode et résultats détaillés de l'humidité de surface des sols

1. Méthode

Toutes les images optiques acquises sur le site d'étude en excluant les images avec une forte couverture nuageuse ont été traitées. Les pixels masqués par des nuages sont codés « no-data ».

Les valeurs des cartes NDVI fournies (WGS84, EPSG : 4326) sont multipliées par 100. Pour dériver la valeur NDVI des cartes, il est nécessaire de diviser la valeur obtenue par 100. Dans la gamme de valeurs classique (entre 0 et 1), le 0 correspond à un sol nu et 1 correspond à un milieu avec une couverture végétale très dense.

Dans le cadre de ce projet, les données qui correspondent à l'estimation de l'humidité du sol (MV) sont estimées inférieures à 5 vol.% avec un NDVI supérieur à 0.55 sont éliminées (la contribution du sol dans le signal radar reçu est très faible (faible pénétration de l'onde radar dans le couvert végétal). De plus, l'algorithme d'inversion est appliqué seulement sur les parcelles avec une pente inférieure ou égale à 20%.

2. Résultats

La **FIGURE 55** montre deux exemples de cartes d'humidité sur la zone d'étude.

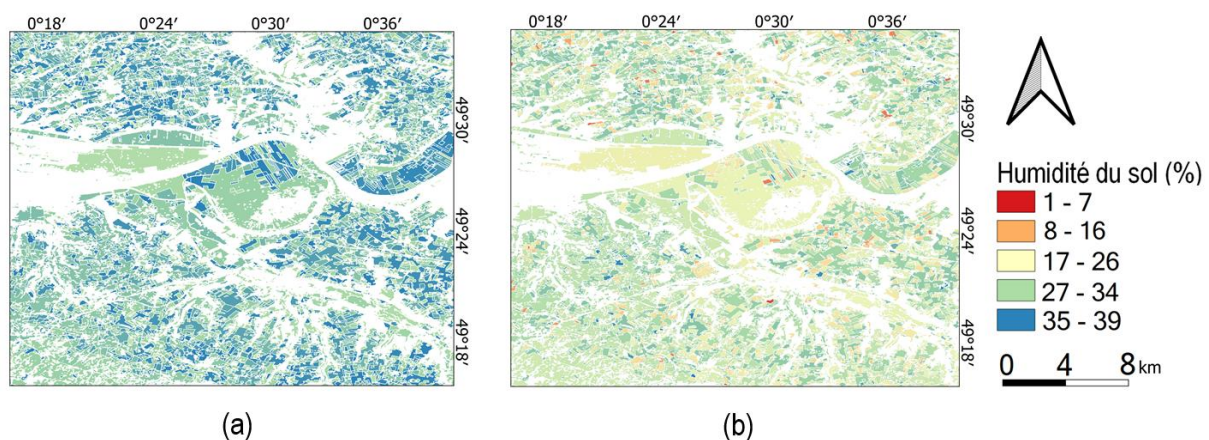


Figure 55. Cartes d'humidité du sol. (a) 05 janvier 2022 (conditions humides) et (b) 29 juin 2022 (conditions moyennement humides).

Nous avons également produit les cartes d'humidité en utilisant les polygones des parcelles agricoles et des prairies du RPG 2019 (le RPG disponible au démarrage du projet). La **FIGURE 56** montre que la limite des objets est loin d'être la même sur OSO 2021 et le RPG 2019.

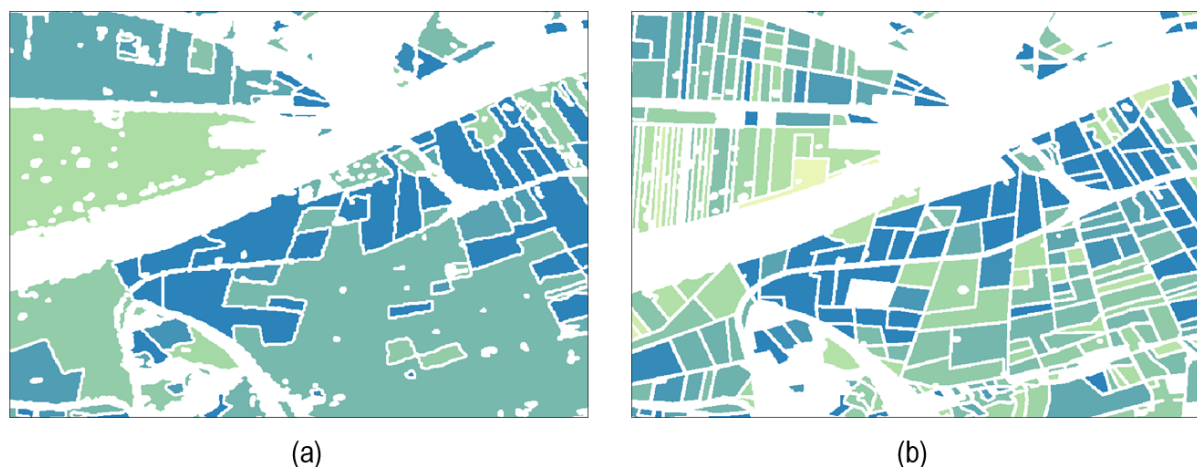


Figure 56. Zoom sur les cartes d'humidité du sol en janvier 2022 en utilisant (a) OSO 2021 et (b) le RPG 2019.

Enfin, pour le besoin du projet, nous avons fourni à nos partenaires des cartes d'humidité avec des unités spatiales plus fines que la limite des parcelles OSO (parcelles cultures/prairies). La segmentation fournie par Sébastien Rapinel a été utilisée comme support pour l'estimation de l'humidité du sol. Ainsi, le nombre de polygones est passé de 3 021 à 7 473. La **FIGURE 57** montre une comparaison entre OSO 2021 et la segmentation Rapinel. Toutefois, il est important de faire très attention dans l'analyse des cartes d'humidité quand le segment est de très petite taille.

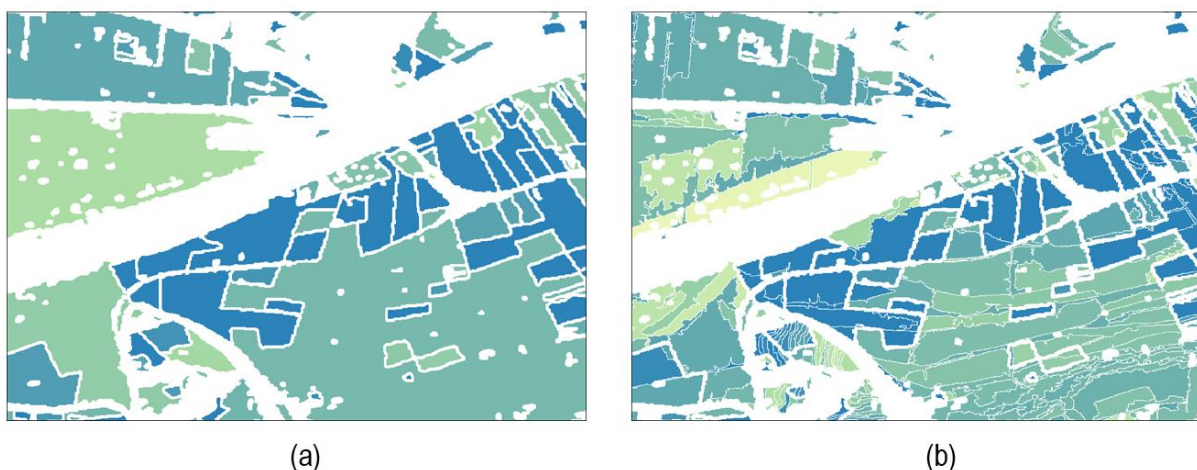


Figure 57. Zoom sur les cartes d'humidité du sol en janvier 2022 en utilisant (a) OSO 2021 et (b) Segmentation de S. Rapinel.

Les valeurs d'humidité sont globalement plus faibles pour les prairies que pour les cultures et cette distribution est présentée dans la **FIGURE 58**.

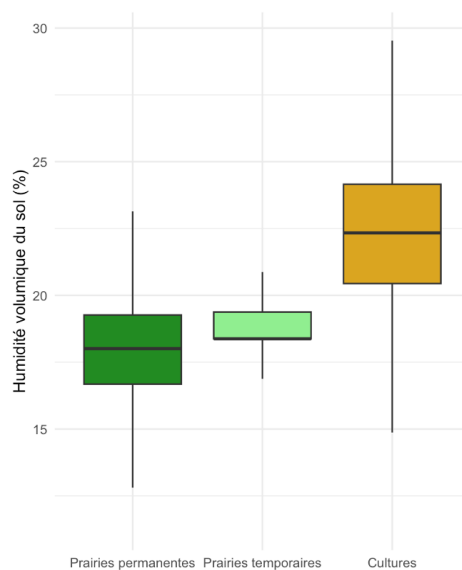


Figure 58. Distribution des valeurs d'humidité moyenne de surface du sol en 2022 (dérivées de l'indicateur "humidité du sol") en fonction de trois classes d'occupation des sols dérivées de l'indicateur "occupation des sols 2022".

Un exemple de suivi temporel annuel de l'humidité surfacique des sols sur deux parcelles de prairies humides fréquemment inondées et sur une parcelle de culture intensive est présenté dans la [FIGURE 59](#). Cet exemple confirme que les valeurs d'humidité surfaciques estimées sur les prairies humides sont inférieures à celles des surfaces cultivées.



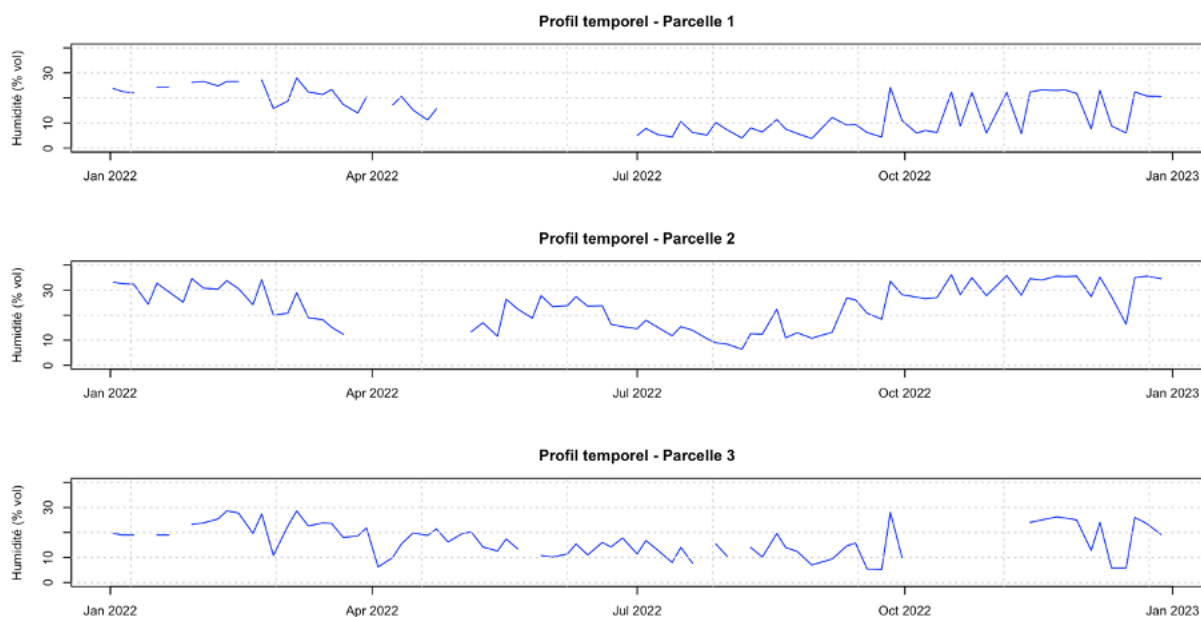


Figure 59. Exemple de suivi temporel de l'humidité de surface des sols en 2022 réalisé à partir d'images Sentinel-2 (en bas) pour sur trois parcelles (en haut). Les parcelles 1 et 3 correspondent à des prairies humides fréquemment inondées, la parcelle 2 correspond à des cultures.

3. Livraison et format des produits

Les données ont été livrées en formats raster (GeoTIFF) par ftp (hôte : isea-strg02.sysnove.net). La base de données est composée des cartes MV et des cartes NDVI produites de janvier 2022 à décembre 2023.

La base de données MV livrée par l'INRAE est composée de trois dossiers :

- 'NDVI' : contient les cartes NDVI produites à partir des données Sentinel-2.
- 'MV_OSO2021' : contient les cartes d'humidité du sol produites à partir des données Sentinel-1 et Sentinel-2 en utilisant la carte d'occupation de solOSO 2021.
- 'MV_RPG' : fichier supplémentaire, contient les cartes d'humidité du sol produites à partir des données Sentinel-1 et Sentinel-2 en utilisant le RPG 2019.
- 'MV_INTRA' : fichier supplémentaire, contient les cartes d'humidité du sol produites à partir des données Sentinel-1 et Sentinel-2 en utilisant la segmentation fournie par S. Rapinel.

Les valeurs des cartes d'estimation de l'humidité du sol fournies (WGS84, EPSG : 4326) sont multipliées par 5. Afin de dériver la valeur d'humidité du sol estimée à partir des cartes fournies, il est nécessaire de diviser par 5.

XII. Données, méthode et résultats détaillés de la fréquence d'inondation

1. Méthode

a. Objectifs

L'objectif principal du suivi des dynamiques des eaux de surface est de mieux caractériser l'hydrologie de surface dans la zone d'étude, en cartographiant les variations spatiotemporelles des zones en eau à la fois à l'échelle intra-annuelle et interannuelle. Le suivi repose sur l'analyse des séries temporelles d'images optiques Sentinel-2 et Landsat-8 OLI couvrant une hydropériode de 7 ans 2017-2023.

Dans un second temps, les résultats sont croisés avec la carte d'occupation du sol (LULC) afin de caractériser, pour chaque classe d'habitat, le régime hydrologique observé (fréquence d'inondation).

b. Données et indice spectral utilisé

L'approche s'appuie sur l'indice spectral Water In Wetlands ou WIW [LEFEBVRE ET AL., 2019], qui combine les bandes infrarouges proche (NIR) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) pour détecter les surfaces en eau. Contrairement à d'autres indices comme le NDWI, le WIW améliore la détection des zones inondées situées sous une végétation peu dense ou émergente.

Pour chaque date d'acquisition (Sentinel-2 à 20 m et Landsat-8 à 30 m, ré-échantillonné à 20 m), l'indice WIW génère un raster binaire indiquant la présence ou l'absence d'eau pour chaque pixel. Les rasters binaires obtenus sont ensuite additionnés pixel par pixel sur l'ensemble de l'hydropériode. Cette opération permet de calculer, pour chaque pixel, le nombre d'occurrences d'inondation détectées [FIGURE 60]. En rapportant ce nombre au total d'images disponibles, on obtient une mesure de la fréquence d'inondation, exprimée en pourcentage. Les cartes résultantes traduisent un gradient allant de 0 % (jamais inondé) à 100 % (inondé en permanence). Cette approche permet donc de décrire les dynamiques hydrologiques à haute fréquence temporelle.

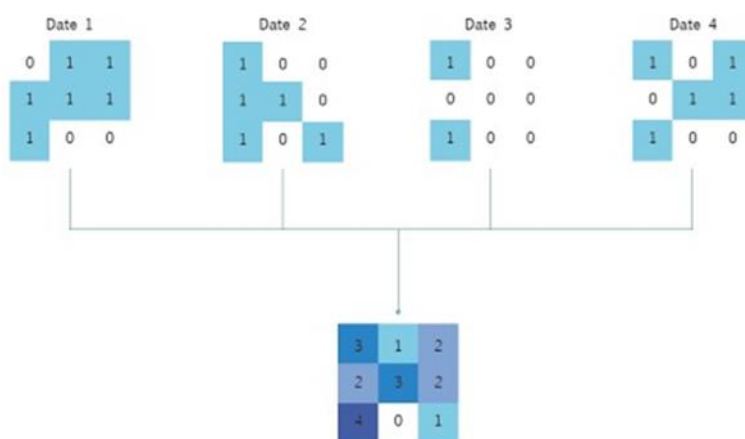


Figure 60. Addition pixel à pixel des rasters WIW et cartographie des dynamiques des eaux de surface. Le degré de submersion varie de 0 (jamais inondé) à N (inondé en permanence) où N correspond au nombre d'images utilisées.

c. Croisement avec la carte LULC

L'innovation majeure de la méthode réside dans le croisement des résultats des dynamiques des eaux de surface avec la carte d'occupation du sol. Chaque classe d'occupation du sol, et en particulier les classes d'habitats humides identifiées (prairies humides, habitats humides naturels d'eau douce, habitats humides salés/saumâtres, habitats humides artificiels), peut ainsi être caractérisée par un indicateur hydrologique. Concrètement, la superposition des deux jeux de données permet :

- D'associer à chaque polygone LULC une distribution des fréquences d'inondation ;
- D'identifier les gradients de submersion au sein d'une même classe ;
- De qualifier plus finement les habitats en fonction de leur régime hydrologique réel, au-delà de leur typologie cartographique.

Cette approche croisée ouvre la possibilité de définir des indicateurs hydrologiques par type d'habitat, tels que la proportion de surface inondée au moins une fois par an, la durée moyenne de submersion, ou encore la variabilité interannuelle des régimes hydriques.

d. Points de vigilance

Certaines limites subsistent malgré les améliorations apportées par le WIW. Les pixels inondés recouverts d'une végétation dense, notamment forestière, peuvent être mal détectés et apparaître comme exondés. L'approche multi-date permet toutefois de réduire cet effet, en détectant au moins partiellement les épisodes de submersion. Le croisement avec d'autres indicateurs, comme ceux liés à l'humidité des sols, est également une piste d'amélioration.

2. Résultats

L'analyse de la dynamique des eaux de surface menée sur la période 2017–2023 permet de mieux comprendre le fonctionnement hydrologique au sein du territoire du GIP Seine-Aval et la manière dont il réagit aux variations climatiques récentes [FIGURE 61].

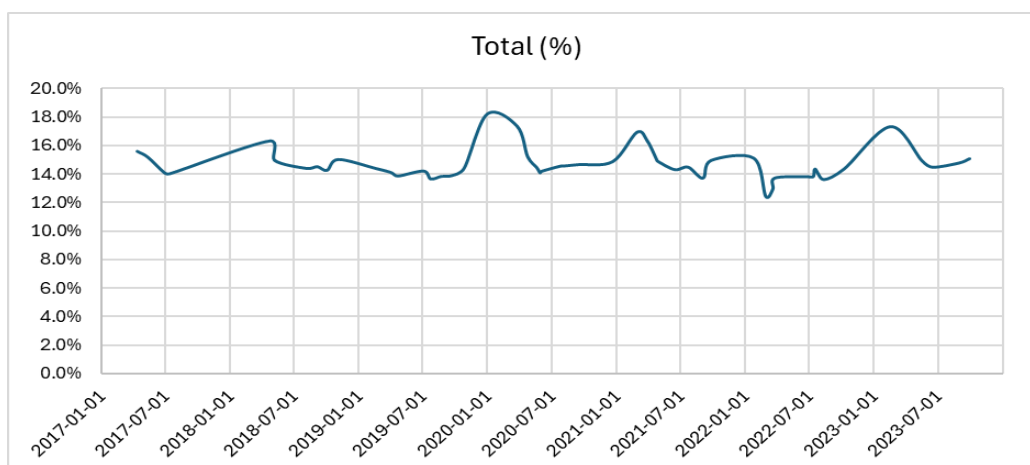


Figure 61. Évolution des surfaces en eau entre janvier 2017 et décembre 2023 (en % du territoire du GIP Seine-Aval).

Cette approche ne se limite pas à l'observation globale des surfaces en eau, mais prend aussi en compte leur répartition au sein des différents habitats humides. Elle offre ainsi une vision intégrée, où

les tendances générales et les dynamiques propres à chaque milieu se complètent pour dessiner une mosaïque hydrologique complexe et révélatrice des rôles écologiques de ces espaces.

a. Évolution générale des surfaces en eau

L'analyse sur la période 2017-2023 met en évidence une dynamique des eaux de surface fortement marquée par les cycles saisonniers, mais également par des contrastes interannuels notables [FIGURE 62]. De manière récurrente, les surfaces inondées atteignent leur maximum au printemps, sous l'effet conjugué des crues et de la recharge hydrique, avant de se réduire progressivement au cours de l'été. Mais au-delà de ce rythme saisonnier, la série révèle des différences marquées entre années humides et années sèches.

L'année 2017 apparaît comme une première référence relativement modeste, avec des surfaces en eau oscillant entre environ 152 km² en période estivale et 169 km² au printemps. En 2018, les conditions plus humides permettent d'atteindre un maximum supérieur, avec 177 km² recensés en avril. Le cycle 2019-2020 constitue un tournant : l'hiver-printemps 2019 enregistre le plus haut niveau de la série, avec un pic exceptionnel de près de 198 km², suivi en 2020 d'un nouveau maximum de 189 km², confirmant une phase particulièrement humide. En 2021, les surfaces en eau restent encore étendues, avec un maximum de 184 km², mais traduisent une variabilité plus marquée, signe d'une transition progressive vers un régime plus sec.

L'année 2022 se distingue par un déficit hydrique généralisé. Les surfaces en eau chutent à 135 km² en été, soit le minimum absolu de la période étudiée, et ne dépassent jamais 164 km² même au printemps. Cette contraction exceptionnelle pourrait être liée à l'impact direct d'une année de sécheresse, marquée par un déficit pluviométrique prolongé et des étiages sévères. Enfin, l'année 2023 marque une reprise nette, avec un maximum de 188 km² au printemps, retrouvant des niveaux comparables à ceux observés lors du cycle humide de 2019-2020.

Ces résultats montrent ainsi que la Seine Aval alterne entre phases d'expansion hydrique, où les surfaces en eau s'étendent largement en période de hautes eaux, et phases de déficit sévère, où l'extension des zones en eau libre est considérablement réduite.

b. Dynamiques au sein des classes d'habitats humides

L'analyse des habitats humides et aquatiques entre 2017 et 2023 met en évidence des régimes contrastés selon les types de milieux, reflétant leur sensibilité variable aux fluctuations saisonnières et interannuelles [FIGURE 62]. Comme pour les surfaces en eau totales, le rythme est marqué par des expansions printanières suivies d'un retrait estival, mais chaque habitat manifeste une dynamique propre.

Les prairies humides se distinguent par une forte variabilité. En 2019 et 2020, années particulièrement humides, elles connaissent des inondations étendues et durables, confirmant leur rôle de zones d'expansion naturelle des crues. À l'inverse, en 2022, marqué par une sécheresse exceptionnelle, leur surface inondée se réduit fortement, presque au minimum observé sur la période, ce qui souligne leur grande vulnérabilité aux déficits pluviométriques.

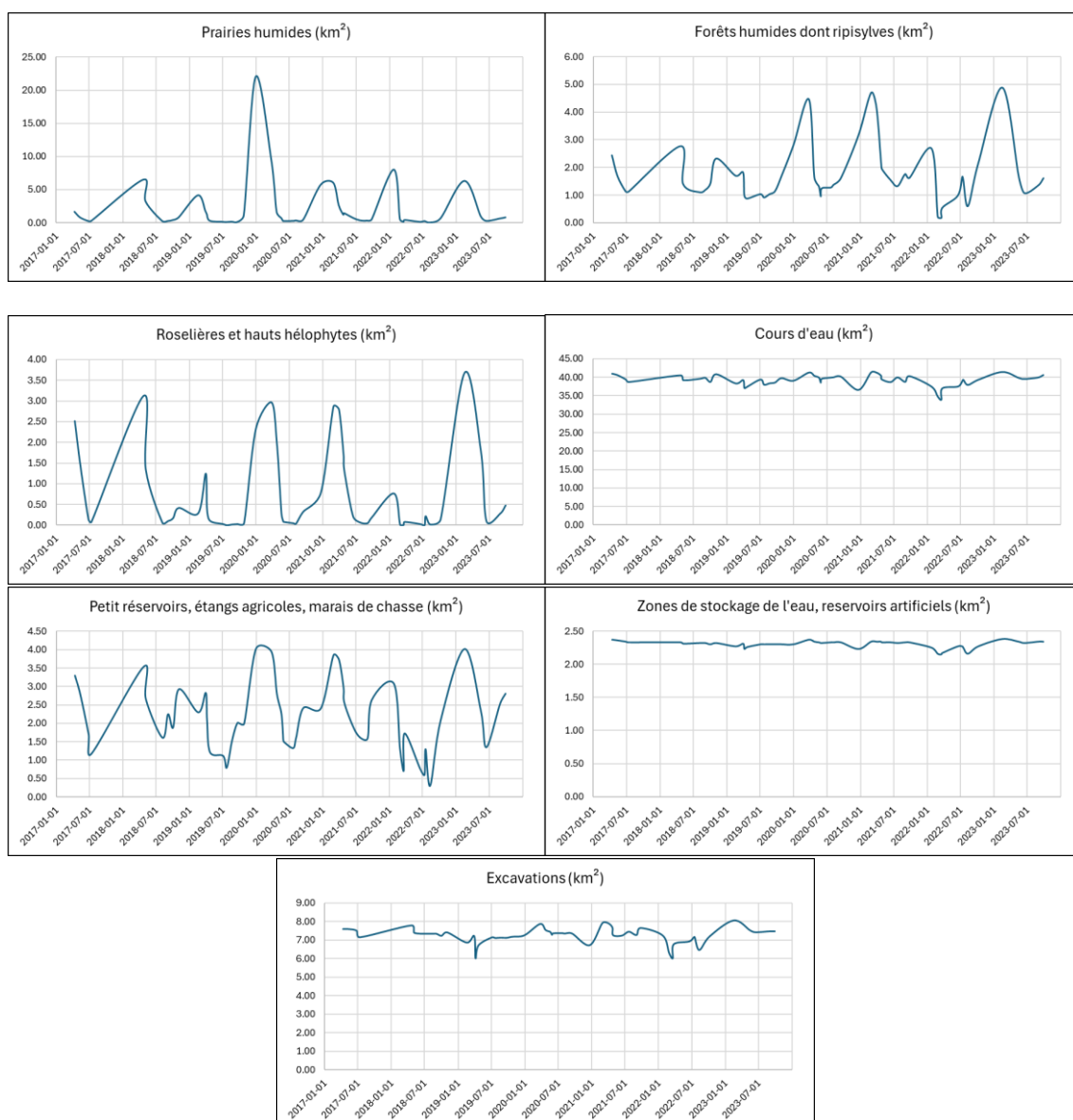


Figure 62. Évolution des surfaces en eau entre janvier 2017 et décembre 2023 pour quelques habitats humides clés (en km²).

Les forêts humides et les ripisylves présentent un régime plus modéré. Elles connaissent des phases régulières d'inondation au printemps, qui atteignent des niveaux significatifs lors des cycles humides de 2019-2020, mais restent moins affectées que les prairies en période sèche. Même en 2022, leur surface en eau se contracte, mais conserve une certaine continuité, ce qui reflète leur rôle de zone tampon, où l'eau s'accumule temporairement avant de se résorber.

Les roselières et autres formations d'hélophytes témoignent d'une hydrologie nettement plus stable. En 2019 et 2020, leur surface inondée s'accroît, mais même en 2022, année de déficit hydrique sévère, elles conservent une lame d'eau minimale. Leur dynamique met en évidence la fonction de réservoir hydrique permanent ou semi-permanent, essentielle au maintien des communautés biologiques les plus dépendantes de l'eau.

Les cours d'eau constituent l'ossature du système. Leur dynamique suit le régime hydrologique global, avec des surfaces maximales en 2019, 2020 et 2023, et des minima marqués en 2022. Toutefois, leur superficie en eau n'est jamais remise en cause, même en année sèche.

Les milieux artificiels, enfin, présentent une dynamique plus hétérogène qu'il n'y paraît. Les "petits réservoirs, étangs agricoles et marais de chasse" affichent une variabilité marquée, avec de fortes expansions en hiver-printemps et des contractions estivales plus ou moins prononcées selon les années. Cette amplitude résulte à la fois des conditions climatiques et des pratiques de gestion. Dans le cas des marais de chasse, l'eau n'est cependant jamais totalement absente : un niveau minimal est toujours maintenu, même en été et en année sèche. Ce choix traduit une gestion active, où des ouvrages hydrauliques permettent de retenir ou de réalimenter les plans d'eau afin de garantir des habitats permanents pour l'avifaune et de soutenir la pratique cynégétique. Il en résulte une dynamique qui, tout en suivant les oscillations climatiques, conserve un socle de stabilité contrastant avec la forte dépendance des prairies humides aux précipitations et aux crues. À l'opposé, les grands réservoirs et lacs de stockage restent relativement stables, leurs surfaces étant maintenues de manière quasi constante. Les plans d'eau issus d'excavations (gravières, sablières) occupent une position intermédiaire, avec des variations limitées davantage liées aux usages et aux contraintes d'exploitation qu'aux aléas hydrologiques.

Ainsi, la période 2017-2023 révèle que si certains habitats, comme les prairies humides, traduisent immédiatement les contrastes climatiques entre années humides et années sèches, d'autres, comme les roselières ou les réservoirs de stockage, apportent une stabilité qui compense ces fluctuations. Entre ces deux extrêmes, les marais de chasse et les étangs agricoles illustrent la manière dont la gestion humaine peut amplifier les contrastes saisonniers et interannuels, en accentuant à la fois les phases de mise en eau et celles de déficit. L'ensemble compose une mosaïque fonctionnelle où les dynamiques saisonnières et permanentes s'équilibrent.

c. Perspective d'analyse à l'échelle saisonnière

Il est possible de calculer un indicateur saisonnier de la surface en eau. Cependant, on devra le faire en combinant les différentes années en une « pseudo-année » et calculer les valeurs pour chaque « pseudo-saison » [TABLEAU 21]. C'est une piste qui peut être prise en compte pour de futures études.

Tableau 21. Dates et capteurs utilisées pour la cartographie des surfaces en eau (à partir de 2017).

Date	Capteur
2015-07-28	L8
2016-10-17	L8
2017-04-12	S2
2017-05-12	S2
2017-06-26	S2
2017-07-12	L8
2018-04-22	S2
2018-05-06	L8
2018-05-07	S2
2018-05-22	S2
2018-11-03	S2
2019-02-17	L8
2019-02-23	S2
2019-03-30	S2

2019-04-06	L8
2019-04-22	L8
2019-07-03	S2
2019-07-08	S2
2019-07-23	S2
2019-08-22	S2
2020-04-23	S2
2020-05-18	S2
2020-05-28	S2
2020-06-02	S2
2020-07-22	S2
2020-08-06	S2
2020-09-15	S2
2020-12-20	L8
2021-02-27	S2
2021-03-29	S2
2021-09-25	S2
2022-01-24	L8
2022-02-27	S2
2022-03-19	S2
2022-03-24	S2
2022-06-17	L8
2022-07-11	L8
2022-07-17	S2
2022-08-11	S2
2022-10-07	L8
2023-08-29	S2
2023-09-28	S2
2024-08-08	S2
2024-08-23	S2
2024-09-22	S2

XIII. Méthode et résultats détaillés de l'approche multicritère

1. Méthode

a. Standardisation des indicateurs

Les caractéristiques des indicateurs et leurs relations par rapport aux fonctions d'intérêts sont présentées dans le [TABLEAU 22](#).

Tableau 22. Intervalle de valeurs théorique de chaque indicateur et méthode de standardisation appliquée vis-à-vis des fonctions stockage de carbone et dénitrification. Les scores d'intérêt de chaque classe des deux indicateurs catégoriels (occupation des sols et mode de gestion des prairies) sont respectivement présentés dans le Tableau 3 et le Tableau 4.

Indicateur	Valeurs [min - max]	Standardisation (stockage carbone)	Standardisation (dénitrification)
Densité de grands fossés	[0 - +¥]	Sigmoïdale décroissante	Sigmoïdale décroissante
Densité de petites fossés	[0 - +¥]	Cloche	Cloche

EIV_m	[0 - 12]	Sigmoïdale croissante	Sigmoïdale croissante
EIV_n	[0 - 9]	Min-Max décroissante	Min-Max croissante
Occupation des sols	12 classes	Reclassification	Reclassification
Mode de gestion des prairies	3 classes	Reclassification	Reclassification
Production primaire annuelle nette	[0 - 12]	Min-Max croissante	Min-Max croissante
Saisonnalité des flux de carbone	[0 - 1]	Min-Max décroissante	Min-Max croissante
Fréquence annuelle d'inondation	[0 - 1]	Cloche	Cloche
Position topographique	[-∞ - +∞]	Sigmoïdale décroissante	Sigmoïdale décroissante

Dans le détail, les indicateurs quantitatifs ont été standardisés ainsi [FIGURE 63 et FIGURE 64] :

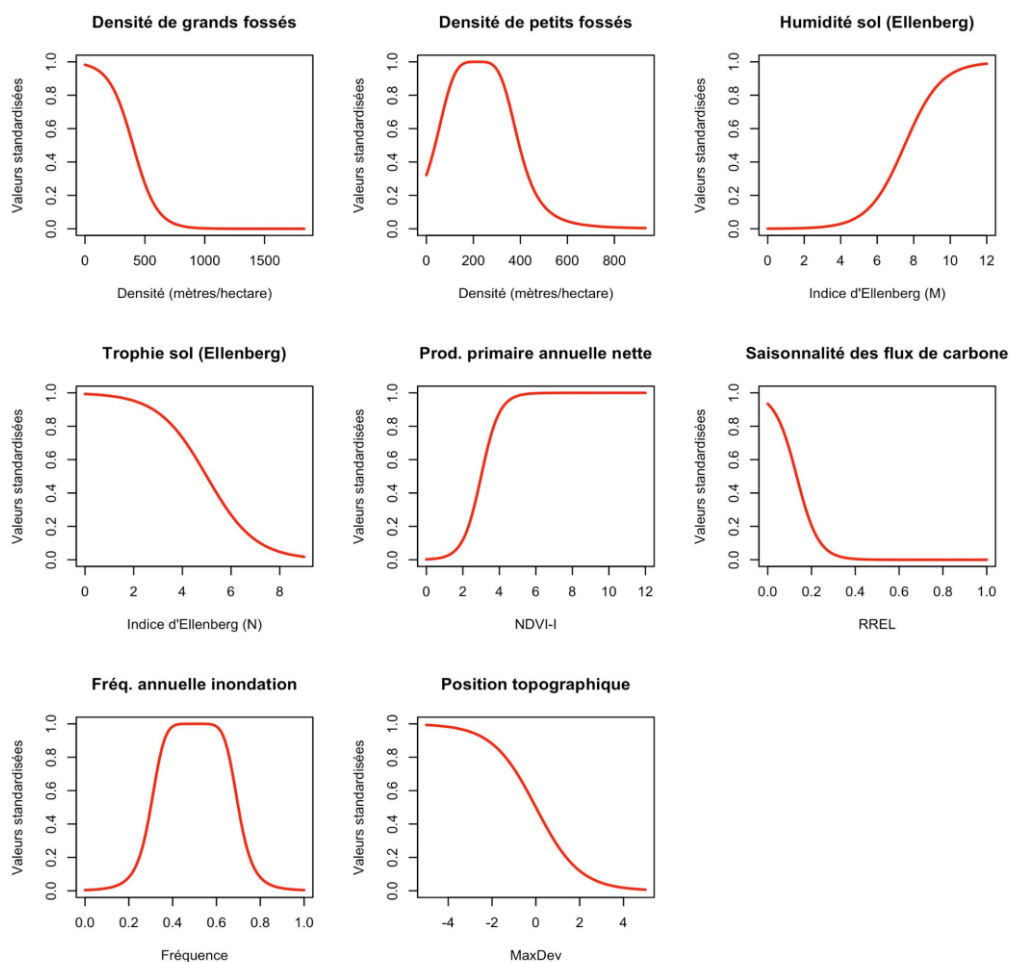


Figure 63. Courbes de réponse des indicateurs pour la fonction "Stockage de carbone" : relation entre valeurs brutes et standardisées.

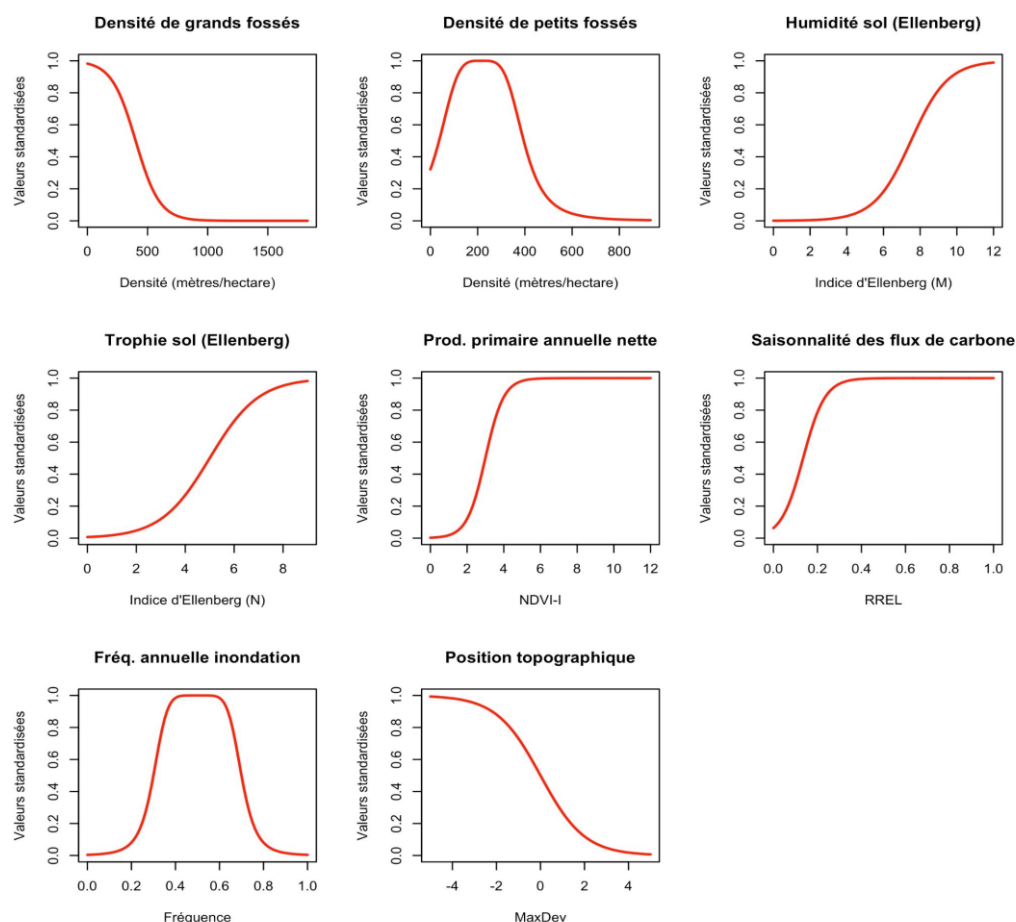


Figure 64. Courbes de réponse des indicateurs pour la fonction “Dénitrification” : relation entre valeurs brutes et standardisées.

Occupation des sols

L’intérêt et le score de chaque type d’occupation des sols vis à vis des fonctions stockage de carbone et dénitrification sont décrits dans les [TABLEAU 23](#) et [TABLEAU 24](#).

Tableau 23. Intérêt et score (entre parenthèses) des classes d’occupation des sols pour la fonction stockage de carbone.

Classe d’occupation des sols	Intérêt et score	Justification
Surfaces artificialisées	Très faible (0)	Intérêt très faible en raison de l’imperméabilisation des sols [L. LI ET AL., 2020].
Surfaces en eau	Modéré (0,5)	Intérêt modéré car les plans d’eau accumulent du carbone dans leurs sédiments mais relâchent aussi du méthane [HOLGERSON & RAYMOND, 2016 ; TRANVIK ET AL., 2009].
Vasières	Fort (0,7)	Intérêt fort car de nombreux sédiments riches en carbone s’y accumulent [LARUELLE ET AL., 2019].

Surfaces cultivées	Faible (0,3)	Intérêt faible pour le stockage de carbone [CHEN ET AL., 2018], notamment en raison des labours fréquents qui libèrent du carbone [FU ET AL., 2015].
Surfaces boisées	Très fort (1)	Intérêt très fort pour le stockage de carbone dans la biomasse (arbre, litière) mais aussi dans le sol [DYBALA ET AL., 2019].
Marécages	Fort (0,7)	Intérêt fort en raison de la persistance d'eau stagnante qui favorise l'accumulation de matière organique dans le sol et la végétation [BERNAL & MITSCH, 2012].
Prairies permanentes	Fort (0,7)	Les prairies permanentes françaises ont un intérêt fort [CHEN ET AL., 2018], expliqué par un réseau racinaire dense, une couverture végétale pérenne et un sol hydromorphe [ALARD, 2002].
Prairies temporaires	Faible (0,3)	Les prairies temporaires ont un intérêt faible en raison des changements d'usage qui induisent des labours et limitent la couverture végétale [FU ET AL., 2015].
Prés salés	Fort (0,7)	Intérêt fort en raison d'une part de la couverture permanente de végétation qui favorise une assimilation du carbone par les plantes, et d'autre part du dépôt de sédiments riches en carbone [TEMMINK ET AL., 2022; ZHANG ET AL., 2021].
Tourbières	Très fort (1)	Intérêt très fort grâce à la très lente décomposition de la matière organique [GOGO ET AL., 2021]. Une étude a estimé que les tourbières de l'estuaire de la Seine stockent environ 5 000 000 de tonnes de carbone [PINAULT ET AL., 2023].
Roselières	Fort (0,7)	Intérêt fort en raison de la forte croissance et biomasse de ces végétations [SILAN ET AL., 2024].
Plages et dunes	Très faible (0)	Très faible intérêt en raison de la faible teneur en matière organique du sol, du fort drainage du sol, et du faible taux de couverture de la végétation [JAY ET AL., 2025].

Tableau 24. Intérêt et score (entre parenthèses) des classes d'occupation des sols pour la fonction dénitrification

Classe d'occupation des sols	Intérêt et score	Justification
Surfaces artificialisées	Très faible (0)	Intérêt très faible en raison de l'altération des sols [MAN ET AL., 2024].
Surfaces en eau	Faible (0,3)	Intérêt faible car elle reste limitée aux zones peu profondes ou d'interface eau sédiment [TRANVIK ET AL., 2009] des plans d'eau eutrophes [BAUMANN ET AL., 2022].
Vasières	Très fort (1)	Intérêt très fort car ces milieux riches en nitrates et avec une forte activité microbienne présentent un intérêt très fort pour la dénitrification, en particulier durant l'été et l'automne [BALLY ET AL., 2004].
Surfaces cultivées	Modéré (0,5)	Malgré l'apport en engrais, l'intérêt des surfaces cultivées pour la dénitrification est modéré car leur drainage limite la saturation en eau du sol [HOFSTRA & BOUWMAN, 2005].
Surfaces boisées	Fort (0,7)	Intérêt fort en raison de l'alternance de conditions anaérobies et aérobies, en particulier dans les dépressions et les secteurs soumis à l'effet des marées [KOROL & NOE, 2020].
Marécages	Fort (0,7)	Intérêt fort car les conditions anaérobies combinées à la présence de carbone sont aussi favorables pour la dénitrification [DORIOZ & FERHI, 1994; MERCERON ET AL., 1997].
Prairies permanentes	Fort (0,7)	L'apport de matières azotées (pâturage, engrais...) combiné à des sols saturés en eau crée un contexte favorable à la dénitrification [HOFSTRA & BOUWMAN, 2005], <i>a fortiori</i> en cas de forte richesse floristique [CHABRERIE ET AL., 2001].
Prairies temporaires	Moyen (0,5)	Malgré l'apport de matière azotée, leur intérêt pour la dénitrification est modéré en raison du drainage des sols [CHABRERIE ET AL., 2001; HOFSTRA & BOUWMAN, 2005].
Prés salés	Très fort (1)	Intérêt très fort en raison de la forte concentration de nitrates dans les sédiments et de l'alternance de conditions anaérobies et

		aérobies liée aux marées [GRIBSHOLT ET AL., 2005].
Tourbières	Fort (0,7)	Intérêt fort en raison de la forte concentration de carbone mais qui peut être limité par la persistance de conditions anaérobies [MCHERGUI ET AL., 2014].
Roselières	Fort (0,7)	Plusieurs études ont souligné la forte capacité des roselières à retirer de l'azote, en particulier par leur forte productivité [FINDLAY ET AL., 2003; MERCERON ET AL., 1997]. Une étude menée sur la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine a montré que le processus de dénitrification était similaire entre les prairies sub-halophiles et les roselières [CHABRERIE ET AL., 2001].
Plages et dunes	Très faible (0)	Très faible intérêt en raison de la faible teneur en matière organique du sol, du fort drainage du sol, et du faible taux de couverture de la végétation [ASMALA ET AL., 2017].

2. Résultats

a. Indicateurs standardisés

Afin de comparer les indicateurs standardisés entre eux, une analyse en composantes principales (ACP) basée sur quatre variables statistiques (moyenne, écart-type, asymétrie et quantile 90%) et trois variables spatiales (indice de Moran, variation locale et entropie de Shannon) a été effectuée pour chacune des deux fonctions [FIGURE 65]. Pour la fonction "Stockage de carbone", un premier groupe constitué de l'indicateur "densité de grands fossés" se distingue notamment par une dispersion (écart-type) et une autocorrélation spatiale (indice de Moran) plus faibles. Un second groupe, constitué de la fréquence annuelle d'inondation et de la valeur de trophie, est caractérisé par une moyenne et des hautes valeurs (q90) plus faibles. Les autres indicateurs forment un troisième groupe caractérisé par des valeurs plus dispersées (écart-type) et plus élevées (q90), avec une autocorrélation spatiale (indice de Moran), une hétérogénéité locale (variance locale) et une fragmentation (entropie) plus fortes. Pour la fonction "Dénitrification", la densité de grands fossés se démarque également dans un premier groupe, avec des valeurs plus élevées (forte moyenne, faible asymétrie), peu dispersées (faible écart-type) et une faible autocorrélation spatiale (indice Moran). Un deuxième groupe, comprenant les indicateurs "valeur de trophie" et "mode de gestion des prairies" (pour les années 2022 et 2023), est caractérisé par une dispersion plus faible (écart-type) et une hétérogénéité locale réduite (variance locale). La majorité des indicateurs se retrouve dans un troisième groupe, marqué par une forte dispersion des valeurs (écart-type), une hétérogénéité locale (variance locale) et une fragmentation (entropie) plus élevées. Enfin, un quatrième groupe, représenté uniquement par l'indicateur "fréquence annuelle d'inondation", se distingue par une moyenne et des hautes valeurs (q90) nettement plus faibles. De plus, l'interprétation de l'ACP met en évidence des variations inter-annuelles plus élevées pour les indicateurs de productivité primaire annuelle nette (NDVI-I) et de saisonnalité des flux de carbone (RREL), comparés à celles du mode de gestion des prairies ou de l'occupation des sols.

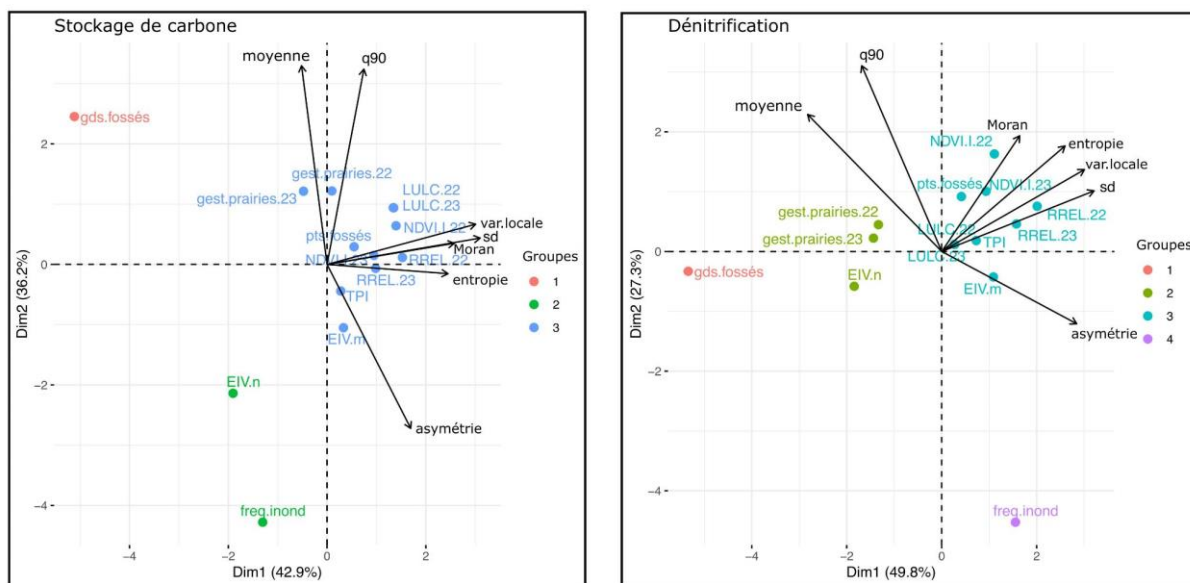


Figure 65. Analyses en composantes principales des indicateurs standardisés pour les fonctions “Stockage de carbone” (à gauche) et “Dénitrification” (à droite), basée sur quatre variables statistiques, qui décrivent la valeur centrale (moyenne), la dispersion (écart-type, sd), l’asymétrie, et les hautes valeurs (quantile 90%, q90), et trois variables spatiales qui décrivent l’autocorrélation spatiale (indice de Moran), l’hétérogénéité locale (variance locale moyenne), et la fragmentation (entropie de Shannon moyenne). Pour des raisons de ressources informatiques, les variables statistiques ont été calculées à partir de 7600 pixels tirés aléatoirement, et les variables spatiales ont été calculées à partir de rasters agrégés à 30 m de résolution spatiale. La variance locale et l’entropie ont été calculées avec une fenêtre glissante de 7×7 pixels, après discrétisation en 10 classes d’intervalles égaux pour l’entropie. Les groupes d’indicateurs sont issus d’une classification ascendante hiérarchique appliquée sur les valeurs des composantes de l’ACP

b. Poids assignés aux indicateurs

L’évaluation de la cohérence des huit matrices de jugement a montré que cinq d’entre elles étaient cohérentes [TABLEAU 25] : deux associées à la fonction “stockage de carbone” et trois à la fonction “dénitrification”. Les matrices testées comme incohérentes, au nombre de trois, ont été écartées de l’analyse.

Tableau 25. Résultat du test de cohérence calculé sur les huit matrices de jugement produites par les experts et par fonction. Les cellules en fond gris ($< 0,1$) indiquent des matrices de jugement cohérentes.

Fonction	Expert 1	Expert 2	Expert 3	Experts 4
Stockage de carbone	0,0938	0,1691	0,0693	0,189
Dénitrification	0,0446	0,4453	0,0795	0,089

Le poids assigné par expert à chaque indicateur pour chacune des deux fonctions est détaillé dans le TABLEAU 26.

Tableau 26. Poids assigné aux indicateurs par les experts pour les fonctions stockage de carbone et dénitrification à partir des matrices de jugement. Les cellules avec un fond en gris clair indiquent des pondérations issues des matrices de jugement cohérentes.

	Stockage de carbone				Dénitrification			
Indicateur	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 3	Exp. 4	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 3	Exp. 4
Densité de grands fossés	0,026	0,020	0,024	0,055	0,017	0,019	0,039	0,041
Densité de petites fossés	0,061	0,038	0,018	0,027	0,189	0,057	0,052	0,024
EIV_m	0,075	0,105	0,053	0,063	0,185	0,156	0,095	0,089
EIV_n	0,071	0,101	0,084	0,137	0,059	0,075	0,167	0,170
Occupation des sols	0,142	0,152	0,097	0,247	0,079	0,094	0,082	0,080
Mode de gestion	0,140	0,069	0,157	0,098	0,037	0,137	0,153	0,032
Prod. Prim. Ann. nette	0,210	0,189	0,180	0,168	0,089	0,115	0,159	0,221
Sais. des flux de carb.	0,162	0,199	0,195	0,084	0,095	0,101	0,121	0,052
Fréq. Ann. d'inondation	0,077	0,063	0,151	0,061	0,200	0,129	0,088	0,154
Position topo.	0,037	0,065	0,040	0,061	0,049	0,116	0,044	0,137

c. Dynamiques spatio-temporelles des fonctions biogéochimiques

La surface occupée par les cinq classes d'intensité fonctionnelle (très faible, faible, moyenne, forte, très forte) exprimée en pourcentage est présentée par scénario et par fonction dans le **TABLEAU 27**.

Tableau 27. Distribution des valeurs d'intensité fonctionnelle (exprimée en % de surface totale) pour l'année 2022 et leur variation entre 2022 et 2023 par scénario et par fonction.

	Scénario A				Scénario B			
	Stockage de carbone		Dénitrification		Stockage de carbone		Dénitrification	
	2022	var. 2023	2022	var. 2023	2022	var. 2023	2022	var. 2023
très faible (0,0-0,2)	0,1	+0,0	0,0	+0,0	6,2	+0,7	4,8	-0,2
faible (0,2-0,4)	6,6	-0,7	6,5	+1,0	27,0	+2,0	22,2	+3,9
moyen (0,4-0,6)	58,6	+12,9	88,3	+1,1	42,7	+4,9	71,1	-3,3
forte (0,6-0,8)	34,6	-12,2	5,2	-2,1	23,9	-7,4	1,9	-0,5
très forte (0,8 -1,0)	0,0	+0,0	0,0	+0,0	0,1	-0,1	0,0	+0,0

d. Robustesse de l'analyse multi-critères

La robustesse est illustrée sur un extrait du marais Vernier et de la réserve naturelle de l'estuaire de la Seine, pour les deux fonctions [FIGURE 66 et FIGURE 67].

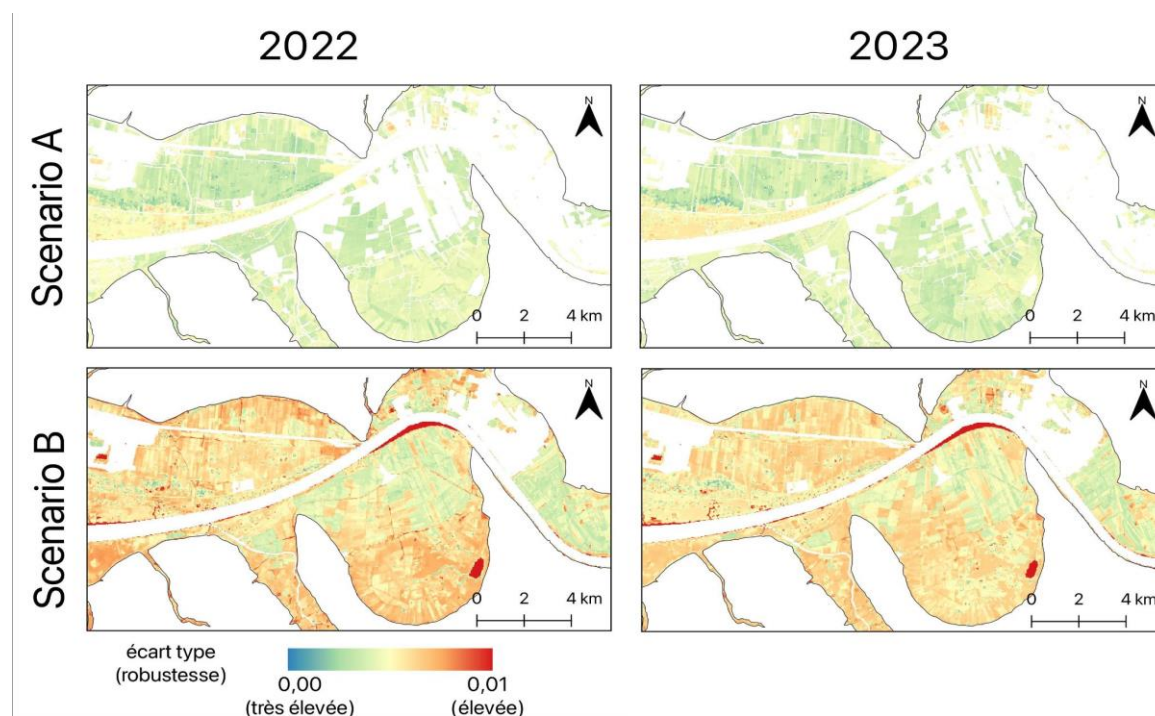


Figure 66. Cartes de robustesse de l'analyse multi-critères par la fonction "Stockage de carbone" selon les années (colonnes) et les scénarios (lignes).

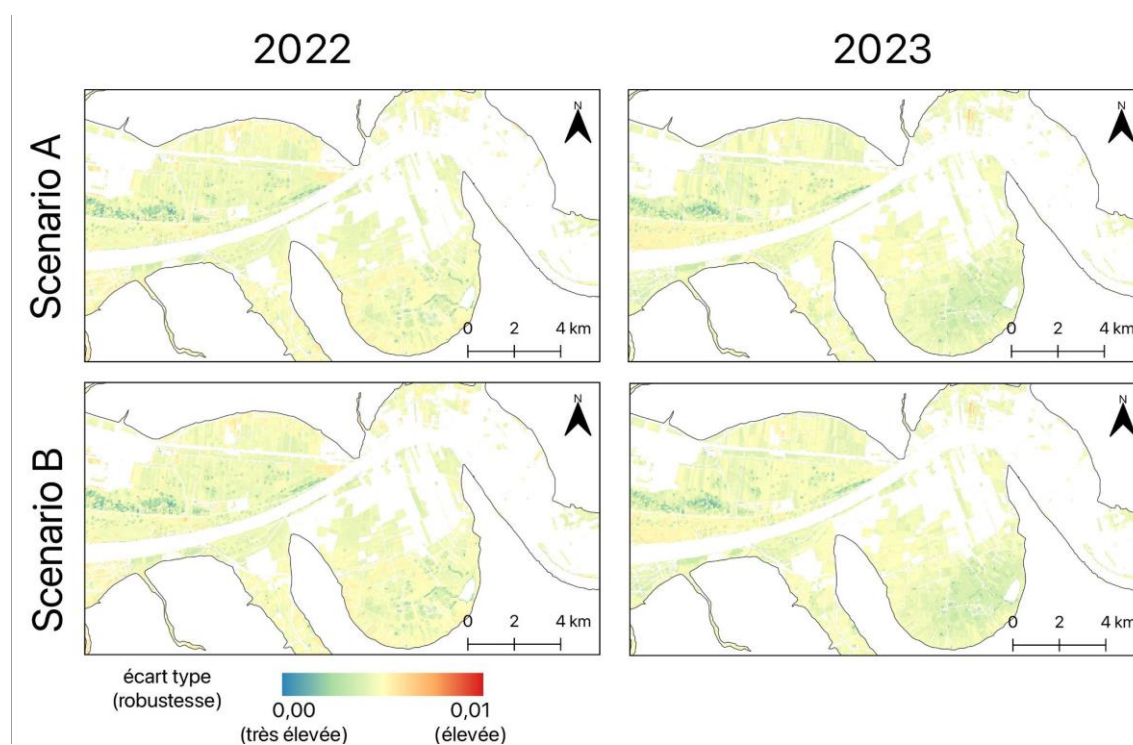


Figure 67. Cartes de robustesse de l'analyse multi-critères par la fonction "Dénitrification" selon les années (colonnes) et les scénarios (lignes).

L'effet du poids des indicateurs sur la moyenne absolue des fonctions "Stockage de carbone" et "Dénitrification" est respectivement illustré sur la [FIGURE 68](#) et la [FIGURE 69](#). Globalement, les résultats sont similaires en 2022 et 2023. La forme linéaire des courbes indique que l'intensité des fonctions augmente à mesure que le poids assigné à l'indicateur s'accroît. De plus, le poids des indicateurs a peu d'effet sur l'intensité des deux fonctions, une variation de 20% du poids d'un indicateur engendrant généralement une variation d'environ 1% de la valeur absolue moyenne de la fonction. Cependant, certains indicateurs comme la fréquence d'inondation ou la productivité primaire annuelle nette (NDVI.I) ont un effet plus important que les autres indicateurs. Par exemple, une variation de 20% du poids de la fréquence annuelle d'inondation engendre une variation de la valeur absolue moyenne de la fonction dénitrification d'environ 6% pour le scénario B. Par ailleurs, la variation de la moyenne absolue des deux fonctions est plus importante pour le scénario B car il comprend moins d'indicateurs que le scénario A.

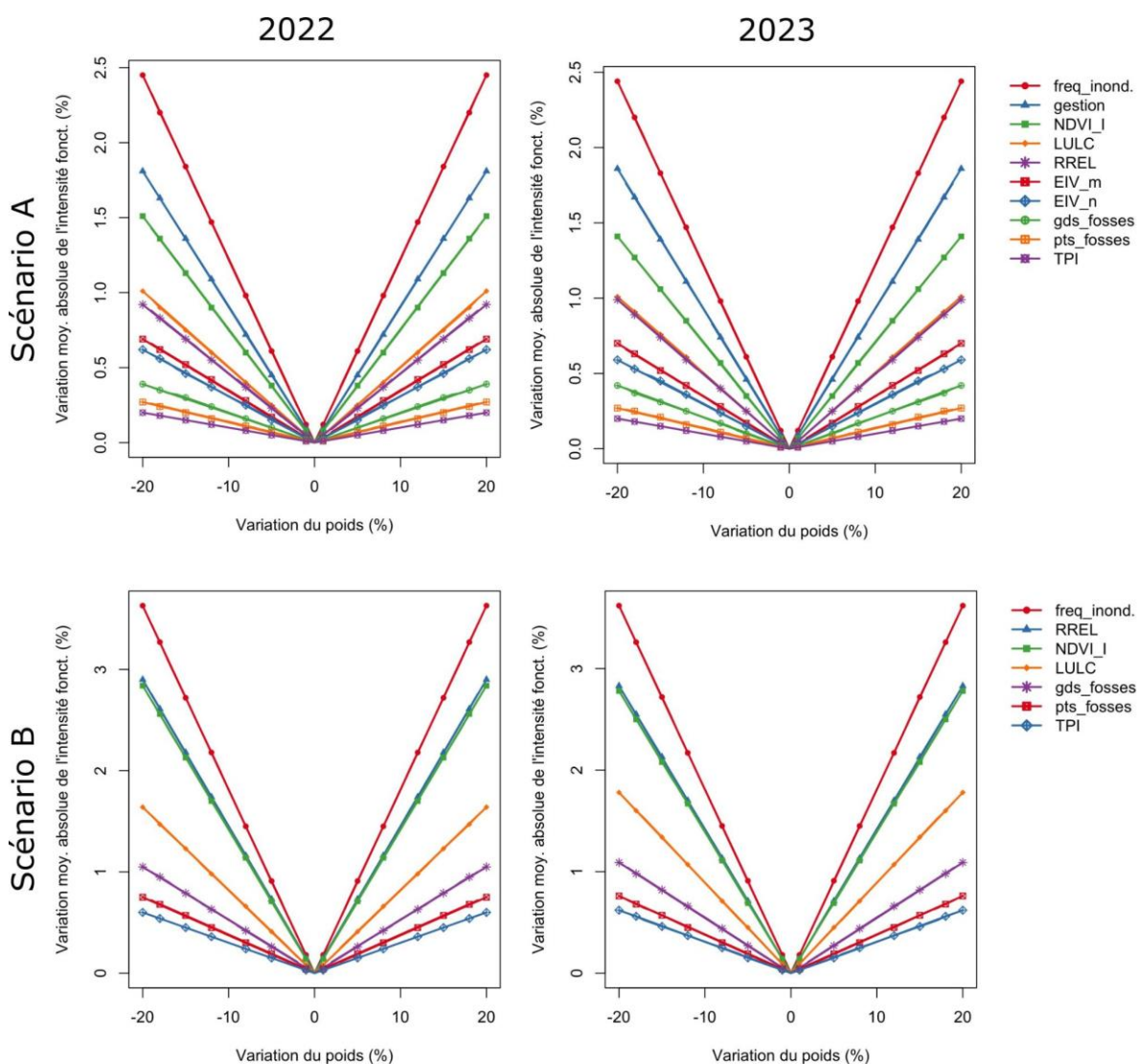


Figure 68. Effet du poids du chaque indicateur sur l'intensité moyenne absolue de la fonction "Stockage de carbone" en fonction de l'année (colonnes) et du scénario (lignes).

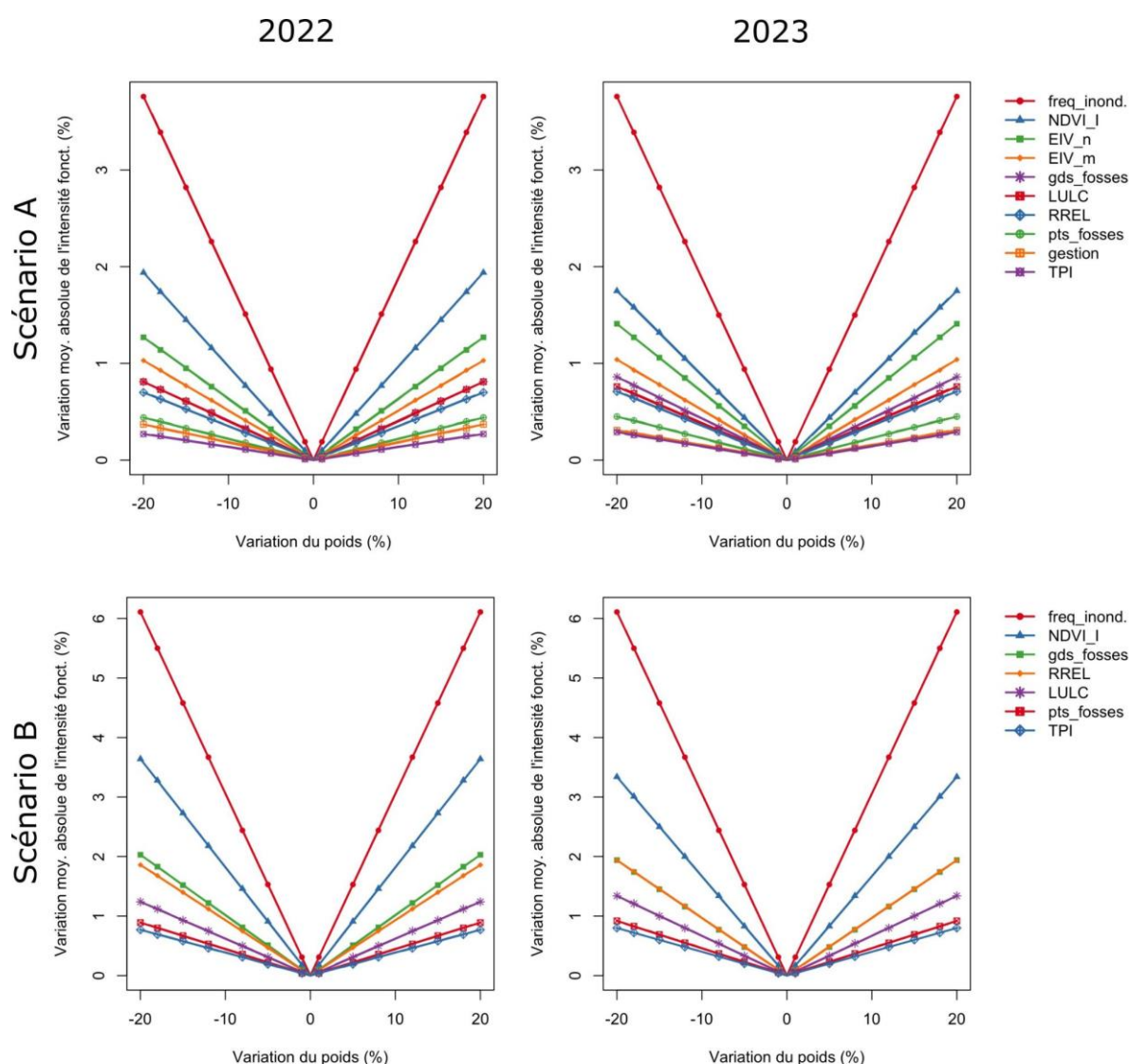


Figure 69. Effet du poids du chaque indicateur sur l'intensité moyenne absolue de la fonction "Dénitrification" en fonction de l'année (colonnes) et du scénario (lignes).

XIV. Résultats et analyses détaillés du croisement des mesures de terrain et des observations satellitaires.

1. Traitement des données terrain : ACP

L'analyse du "scree plot" présent en [FIGURE 70](#) met en évidence une forte structuration des données biogéochimiques par un nombre restreint de composantes principales. La première composante explique à elle seule environ 60 % de la variance totale, tandis que la seconde en ajoute près de 15 %, ce qui conduit à un cumul avoisinant 80 % avec seulement deux axes. Au-delà de la quatrième composante, la contribution marginale de chaque axe devient négligeable, la variance cumulée atteignant rapidement plus de 90 %. Ce résultat suggère que la variabilité des variables initiales est largement gouvernée par un ou deux gradients majeurs, et que la redondance entre variables est élevée. Pour la représentation graphique et l'interprétation écologique, la projection des données

dans l'espace défini par les deux ou trois premières composantes apparaît donc suffisante, tandis qu'un nombre plus élevé d'axes n'apporterait qu'une information additionnelle limitée.

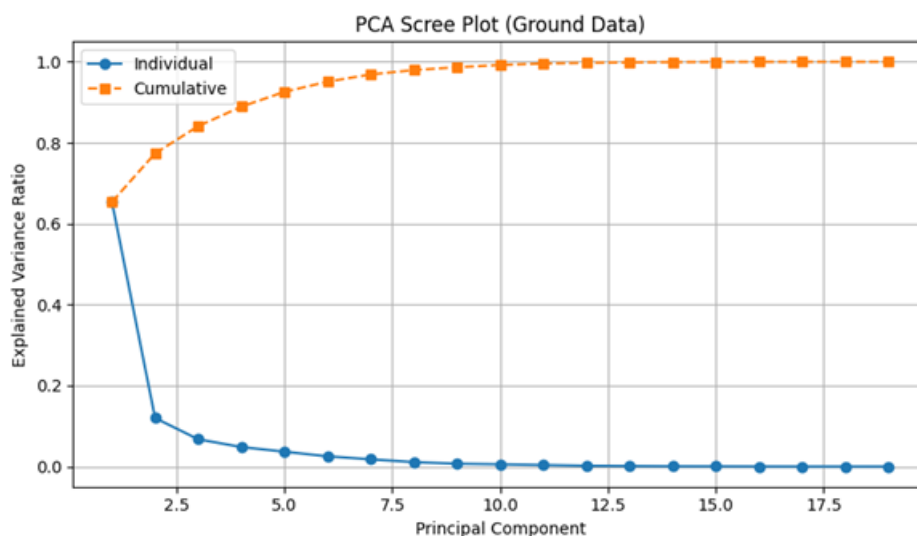


Figure 70. Pourcentage de variance expliquée par les composantes principales, individuellement et cumulées.

L'analyse des contributions des variables aux deux premiers axes de l'ACP dans la FIGURE 71 met en évidence des structures contrastées. Le premier axe (PC1) présente des contributions relativement homogènes de l'ensemble des variables, ce qui suggère qu'il traduit un gradient global des propriétés biogéochimiques.

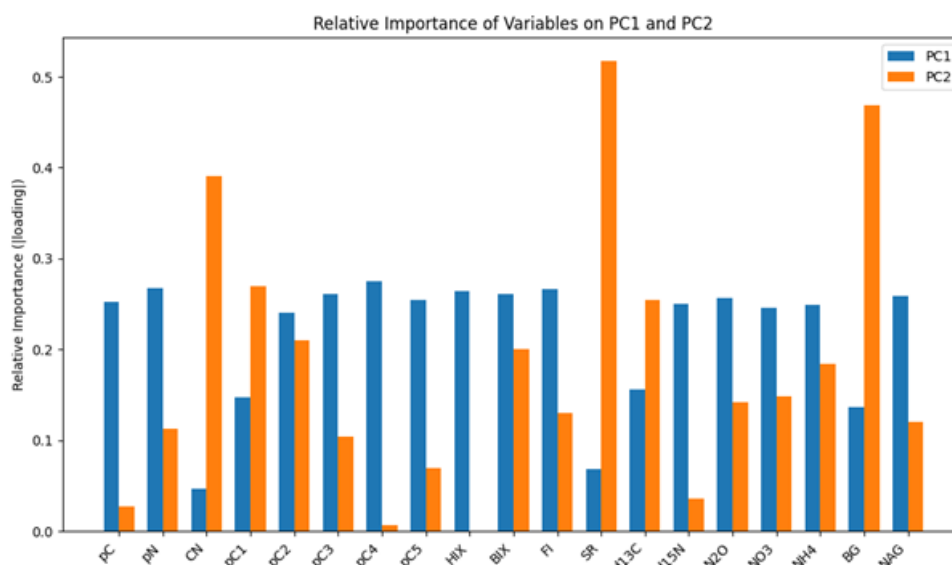


Figure 71. Contribution des variables aux deux premières composantes principales. Les éléments « pCx » représentent des indicateurs biogéochimiques.

À l'inverse, le second axe (PC2) est fortement dominé par quelques variables spécifiques, en particulier SR, BG et, dans une moindre mesure, le rapport C/N, indiquant que cet axe reflète des processus plus

ciblés liés à l'activité enzymatique et à la composition et la taille de la MO. Ainsi, PC1 peut être interprété comme un axe intégrateur de la variabilité générale de la composition de la MO en lien avec son stade d'évolution (MO fraîche vs. MO mature et transformée), tandis que PC2 met en évidence des facteurs plus spécifiques structurant le jeu de données comme la taille des molécules.

La **projection PCA** présentée dans la **FIGURE 72** illustre la répartition des stations de mesure selon leurs caractéristiques principales, réduites aux deux premières composantes (PC1 et PC2). Chaque point représente une station, identifiée par un numéro et colorée selon son site d'appartenance :

- Les sites amont Hydrosca (noir, stations 21–23) et notamment Heurteville (vert, stations 6–12) se distinguent clairement, et sont regroupés à droite du graphique. Ils sont caractérisés par une MO mature/aromatique (HIX) et des produits de dégradation (NH₄, N₂O, %C4 et %C2).
- Les sites en aval Petiville (bleu clair, stations 13–17) et FEREE (bleu foncé, stations 18–20) sont situés à gauche du plan 1-2, et montrent un gradient selon l'axe 2 de l'intérieur des terres (valeurs négatives) vers la berge (valeurs positives de l'axe 2). Ils sont caractérisés par une MO récente et une activité biologique/microbienne (%C3, %C5, BIX, FI, NAG, δ¹⁵N) ainsi que des poids moléculaires de plus en plus faibles vers la berge (SR élevé).
- L'Île aux Moines (orange, stations 1–5), bien qu'étant localisée le plus en amont de l'estuaire, est discriminée également à gauche du plan 1-2 montrant des caractéristiques biogéochimiques similaires à celles des sites en aval. Ce site montre aussi un gradient selon l'axe 2 de la partie la plus boisée de l'Île vers les zones les plus humides. Toutes les stations de ce site se distinguent néanmoins par des valeurs négatives et donc des poids moléculaires élevés de la MO.

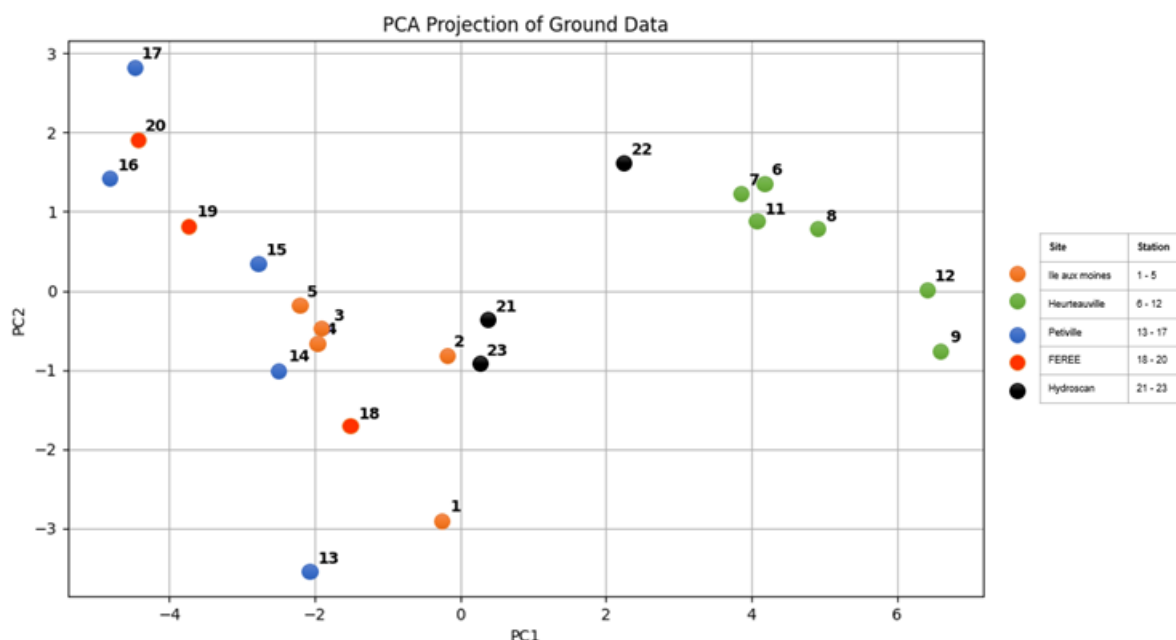


Figure 72. Observations projetées dans le nouvel espace (PC1, PC2).

Globalement, cette projection met en évidence des **groupes distincts** selon les sites, reflétant des différences significatives dans les données collectées. Les stations d'un même site tendent à se

regrouper, comme à Heurteauville, confirmant une cohérence interne, tandis qu'une dispersion peut être observée entre les stations pour d'autres sites montrant notamment une variation de leurs caractéristiques en fonction du taux d'humidité (gradient des terres vers la berge). Ces résultats confirment que les zones humides sélectionnées pour cette étude sont bien contrastées en termes de caractéristiques biogéochimiques. Cette analyse permet d'identifier des **tendances spatiales** et d'orienter des investigations plus ciblées sur les facteurs influençant ces regroupements.

2. Analyse des corrélations entre mesure de terrain et variables satellitaire.

a. Analyse concernant l'année 2022

La matrice de corrélation présentée en **FIGURE 73** met en évidence les relations linéaires entre des variables satellites (comme le NDVI, les indices d'humidité EIV, ou la densité de fossés) et des variables biogéochimiques de terrain (composants fluorescents caractérisant la MODs, indices spectraux, et paramètres biogéochimiques). Les résultats révèlent que le NDVI_2022 est fortement corrélé positivement avec deux constituants fluorescents de la MOD correspondant à des produits de dégradation (%C2, %C4), l'indice d'humification (HIX) caractérisant une MOD mature et aromatique d'origine terrestre, et N₂O, confirmant son rôle clé dans la caractérisation de la végétation et de ses interactions avec les propriétés du sol. À l'inverse, des corrélations négatives marquées entre le NDVI et des variables comme NAG (-0,62), NO₃ (-0,49), BIX (-0,57) et FI (-0,54) suggèrent une relation inverse entre la couverture végétale et certains paramètres chimiques, potentiellement liée à des pratiques agricoles, la disponibilité des nutriments ou la MOD fraîchement produite par l'activité biologique. La densité de grands fossés (LargeDitch_d) montre également des liens significatifs avec des indices spectraux comme le BIX (0,43), tandis que les petits fossés (SmallDitch_d) semblent influencer négativement des variables comme le $\delta^{13}\text{C}$ et le NO₃, soulignant l'impact des structures paysagères sur la chimie du sol.

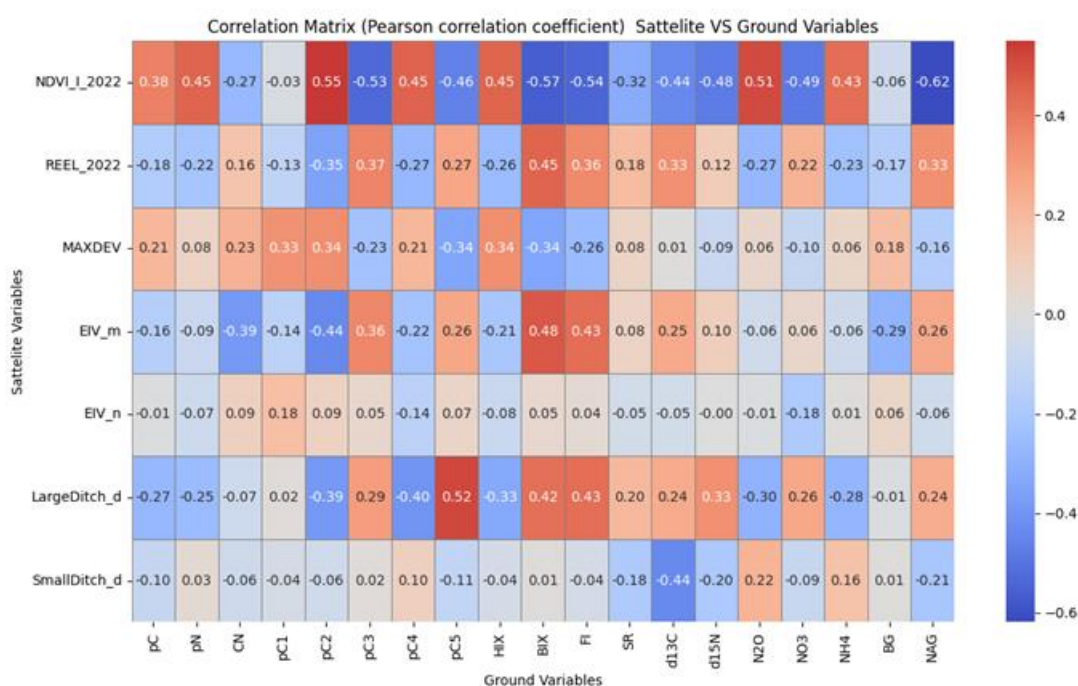


Figure 73. Matrice des corrélations entre variables satellite et observations de terrain, année 2022.

En revanche, des variables comme EIV_n ou MAXDEV présentent des corrélations faibles avec la plupart des paramètres de terrain, indiquant une indépendance relative ou une sensibilité à d'autres facteurs non capturés dans cette analyse. Ces observations offrent des pistes pour approfondir la compréhension des dynamiques environnementales et agricoles, et pourraient guider des études ultérieures, notamment par l'intégration de modèles prédictifs ou d'analyses spatiales plus fines.

Le premier graphique (FIGURE 74 haut) illustre une corrélation positive significative ($r = 0.55$, $p < 0.01$) entre le NDVI_2022 (indice de végétation) et la fluorescence relative du composant C2 (%). Cela signifie qu'une augmentation du NDVI est associée à une hausse de la contribution du composant C2, caractéristique de produits de dégradation de la MO terrestre, suggérant que ce composant pourrait refléter des caractéristiques liées à la végétation ou à des facteurs environnementaux favorisant sa croissance. La dispersion des points autour de la droite de régression montre une tendance générale claire, bien que certaines variations individuelles existent.

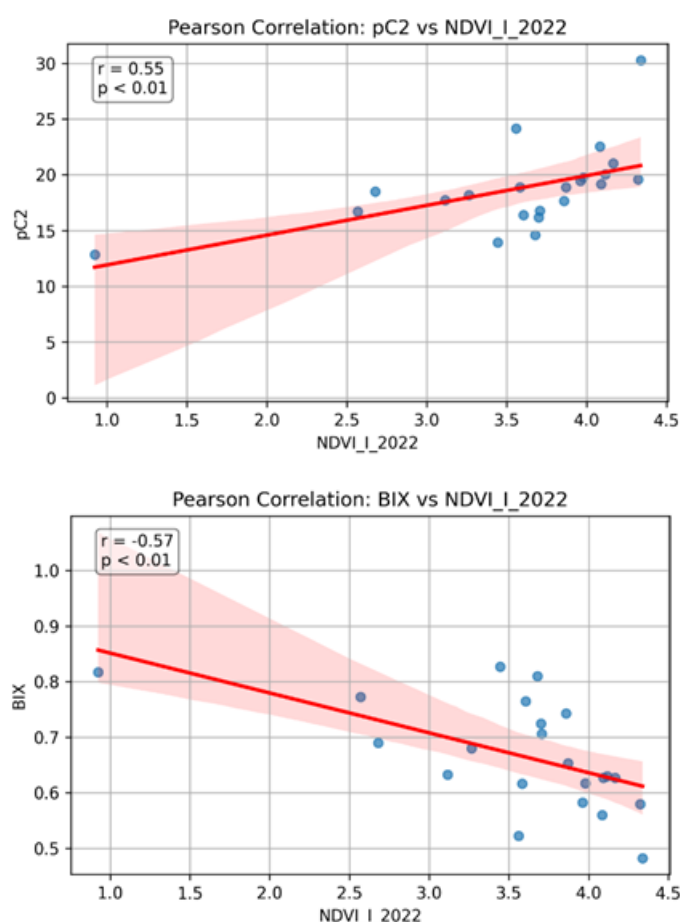


Figure 74. Observation des corrélations les plus significatives, 2022.

Le second graphique (FIGURE 74 bas) révèle une corrélation négative significative ($r = -0.57$, $p < 0.01$) entre le NDVI_2022 et l'indice BIX (indice de production récente de matière organique en lien avec l'activité biologique). Cette relation inverse indique que des valeurs élevées de NDVI (végétation dense) sont associées à des valeurs plus faibles de BIX, traduisant que dans les zones à forte couverture végétale la MOD des eaux porales est dominée par des composés d'origine terrestre.

b. Détails supplémentaires pour l'année 2023

Le premier graphique (FIGURE 75 haut) montre une corrélation négative significative ($r = -0.62$, $p < 0.01$) entre le rapport carbone/azote (CN) et le stock de carbone B (STOCK_B). Cela signifie qu'à mesure que le stock de carbone B augmente, le rapport C/N diminue. Cette relation suggère que les zones avec un stock de carbone plus élevé pourraient être caractérisées par une matière organique plus dégradée ou une dynamique de minéralisation plus active, libérant de l'azote et influençant ainsi le rapport C/N.

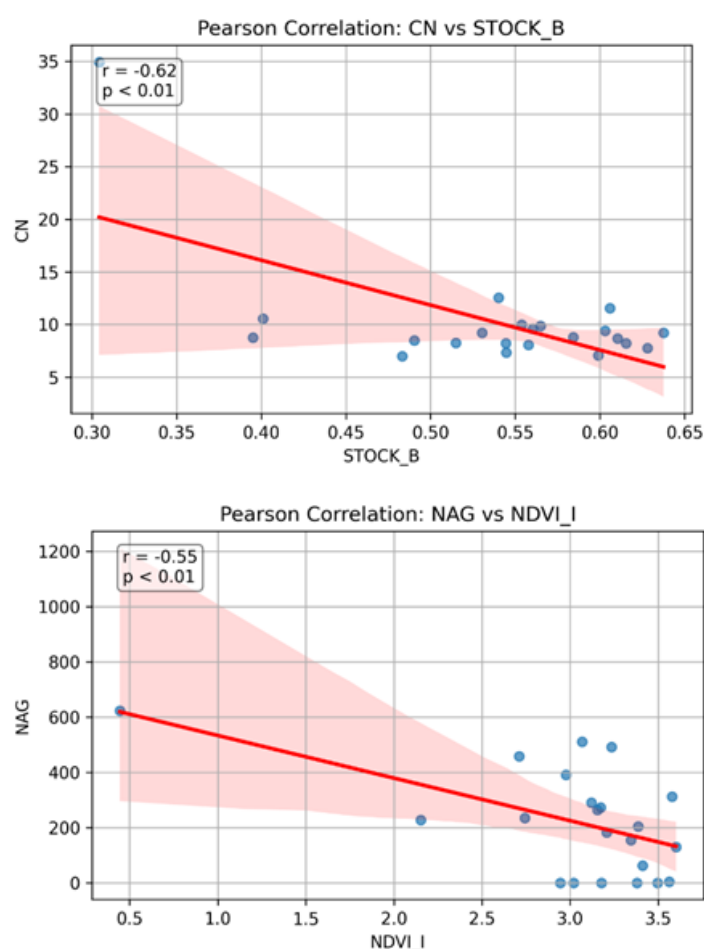


Figure 75. Observation des corrélations les plus significatives, 2023.

Le second graphique (FIGURE 75 bas) révèle une corrélation négative significative ($r = -0.55$, $p < 0.01$) entre l'activité enzymatique NAG et le NDVI_I (indice de végétation). Cela indique que les zones avec une végétation plus dense (NDVI élevé) tendent à avoir une activité enzymatique NAG liée à la dégradation de la matière organique fraîche plus faible. Cette relation pourrait refléter une limitation de la couverture végétale sur la production récente de matière organique en lien avec l'activité biologique dans le sol, ce qui est en bon accord avec les anti-corrélations significatives également observées entre les indices BIX ou FI et le NDVI_I.

3. Modélisations des composantes principales par régression multiple randomforest

L'approche de régression bivariée par forêt aléatoire a été mise en œuvre pour prédire simultanément les composantes principales PC1 et PC2 à partir d'un ensemble de variables de télédétection. Cette méthode permet de capturer les interactions complexes entre ces deux composantes, tout en exploitant les informations riches et multidimensionnelles fournies par les données satellites (comme le NDVI, les indices spectraux, ou les variables liées à la structure du paysage). En intégrant ces variables de télédétection, le modèle vise à optimiser la prédiction conjointe de PC1 et PC2, en tenant compte de leurs corrélations potentielles et de leur dépendance aux caractéristiques environnementales mesurées à distance. Cette approche offre une vision holistique des dynamiques écologiques ou paysagères, tout en identifiant les variables les plus influentes pour expliquer la variabilité des composantes principales.

Cependant, cette méthode peut également introduire une complexité accrue dans l'interprétation des résultats, nécessitant une évaluation rigoureuse des performances prédictives (comme le R^2 et le RMSE) pour chaque composante, ainsi qu'une analyse fine des importances relatives des variables. En résumé, la régression bivariée par forêt aléatoire, combinée à des variables de télédétection, constitue un outil puissant pour prédire (PC1, PC2), tout en mettant en lumière les interactions entre ces composantes et les caractéristiques environnementales observées à distance. Cette approche peut ainsi enrichir les analyses spatiales et guider des décisions éclairées en gestion environnementale ou agricole.

a. 2022

Les résultats des modèles de régression par forêt aléatoire, présentés sous forme de graphiques comparant les valeurs prédites et réelles des composantes principales PC1 et PC2, démontrent une capacité prédictive robuste pour ces deux variables [FIGURE 76].

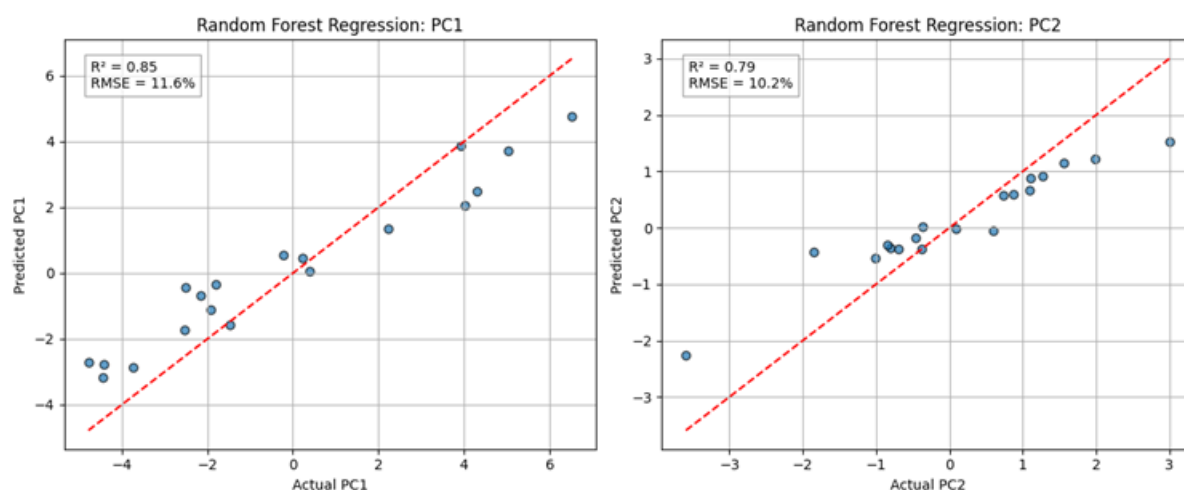


Figure 76. Observation de la corrélation entre PC1 et PC2 et leurs prédictions par régression RandomForest multiple, 2022.

Pour la composante PC1, le modèle affiche un coefficient de détermination (R^2) de 0,85, indiquant qu'il explique 85 % de la variance des données observées. L'erreur quadratique moyenne relative (RMSE)

de 11,6 % confirme la précision du modèle, avec une majorité des points alignés près de la droite idéale ($y = x$). Cela suggère une excellente adéquation entre les valeurs prédites et les valeurs réelles, validant ainsi la fiabilité du modèle pour cette composante.

Concernant la composante PC2, le modèle atteint un R^2 de 0,79, expliquant 79 % de la variance des données. Bien que légèrement inférieur à celui de PC1, ce résultat reste très satisfaisant. L'RMSE de 10,2 % atteste également d'une prédiction précise, malgré une dispersion un peu plus marquée des points autour de la droite idéale. Cela indique une bonne performance globale, bien que moins optimale que pour PC1.

Les résultats de la validation par Leave-One-Out (LOO) Random Forest pour les composantes principales PC1 et PC2 [FIGURE 77] révèlent des performances prédictives plus limitées que celles observées précédemment, avec un R^2 de -0,24 pour PC1 et un R^2 de 0,39 pour PC2, indiquant que les modèles expliquent respectivement une variance non significative (voire négative) pour PC1 et seulement 39 % de la variance pour PC2. Les erreurs quadratiques moyennes relatives (RMSE) de 33,9 % pour PC1 et 26,0 % pour PC2 soulignent une précision réduite par rapport aux modèles initiaux, reflétant une moins bonne généralisation des prédictions en validation croisée. La dispersion des points autour de la droite idéale ($y = x$) confirme cette tendance, suggérant que les modèles pourraient être sensibles à la variabilité des données ou nécessiter des ajustements supplémentaires pour améliorer leur robustesse. Ces résultats mettent en lumière la nécessité d'explorer d'autres méthodes ou d'optimiser les paramètres pour renforcer la fiabilité des prédictions.

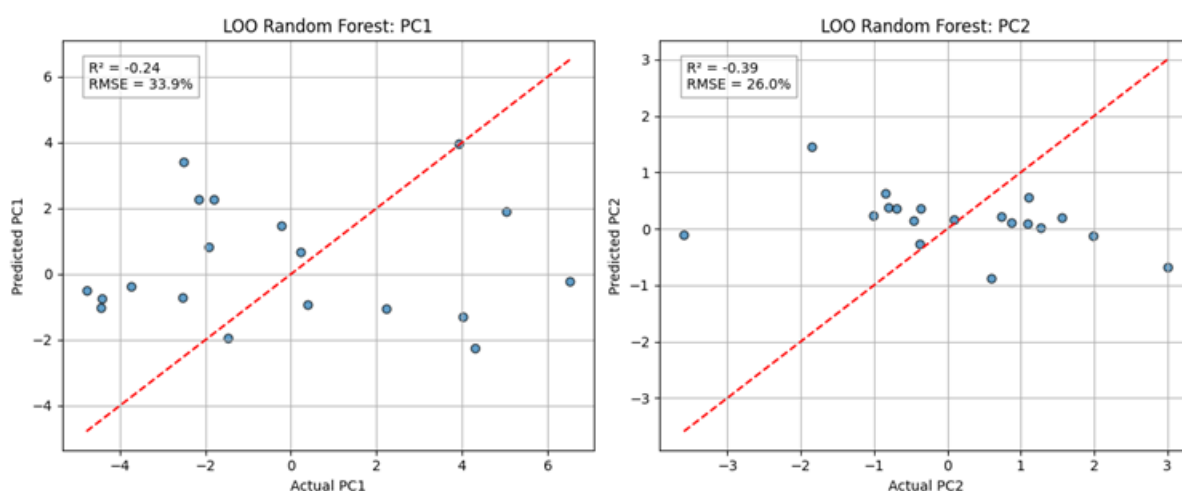


Figure 77. Observation du potentiel de prédiction des composantes principales, estimation LOO (Leave One Out), 2022.

Le graphique d'importance des variables issu d'une analyse par forêt aléatoire met en évidence la contribution relative de chaque variable à la prédiction du modèle [FIGURE 78]. NDVI_I_2022 se distingue comme la variable la plus importante, avec une contribution significative, suivie par SmallDitch_d, ce qui suggère que ces deux variables jouent un rôle clé dans la prédiction des composantes principales. MAXDEV, EIV_n, et REEL_2022 présentent une importance modérée, tandis que LargeDitch_d et EIV_m ont une contribution plus limitée. Ces résultats indiquent que les variables liées à la végétation (comme le NDVI) et aux structures paysagères (comme la densité des fossés) sont particulièrement influentes dans le modèle, ce qui peut guider les analyses futures et l'optimisation des prédictions.

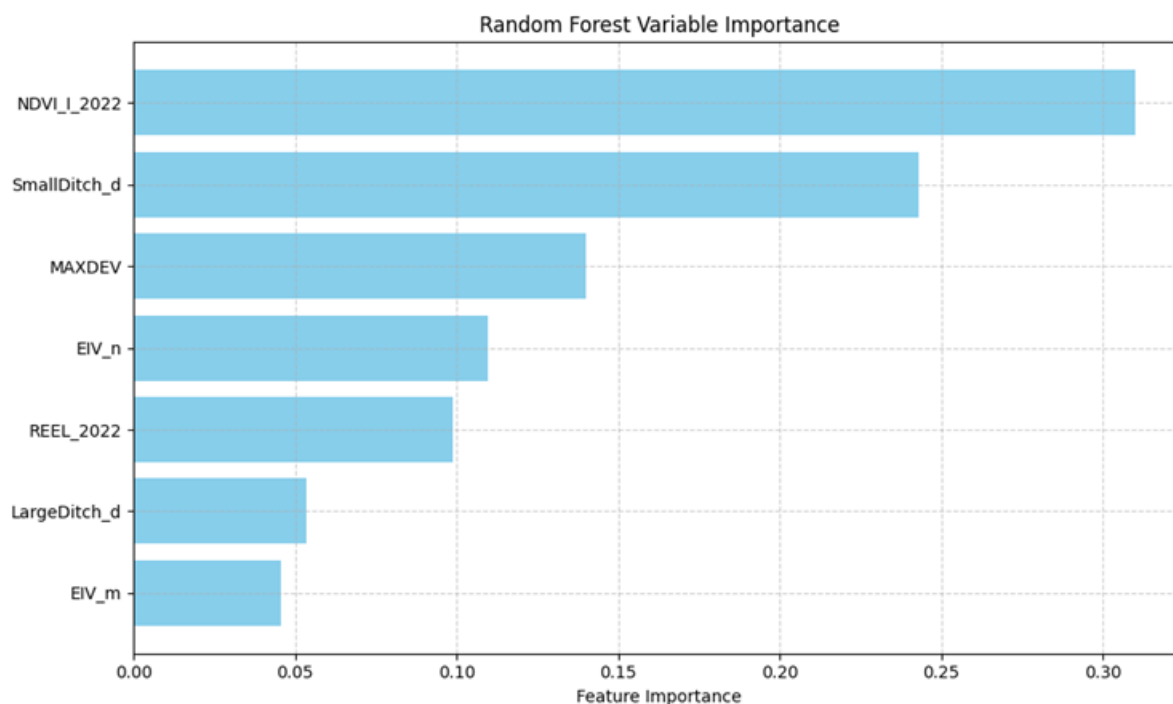


Figure 78. Observation des importances relatives estimées pour la prédiction de PC1 et PC2, 2022.

La FIGURE 79 illustre la comparaison entre les valeurs observées et prédites des composantes principales PC1 et PC2 dans l'espace PCA. Les points bleus représentent les valeurs observées, tandis que les triangles rouges indiquent les valeurs prédites par le modèle.

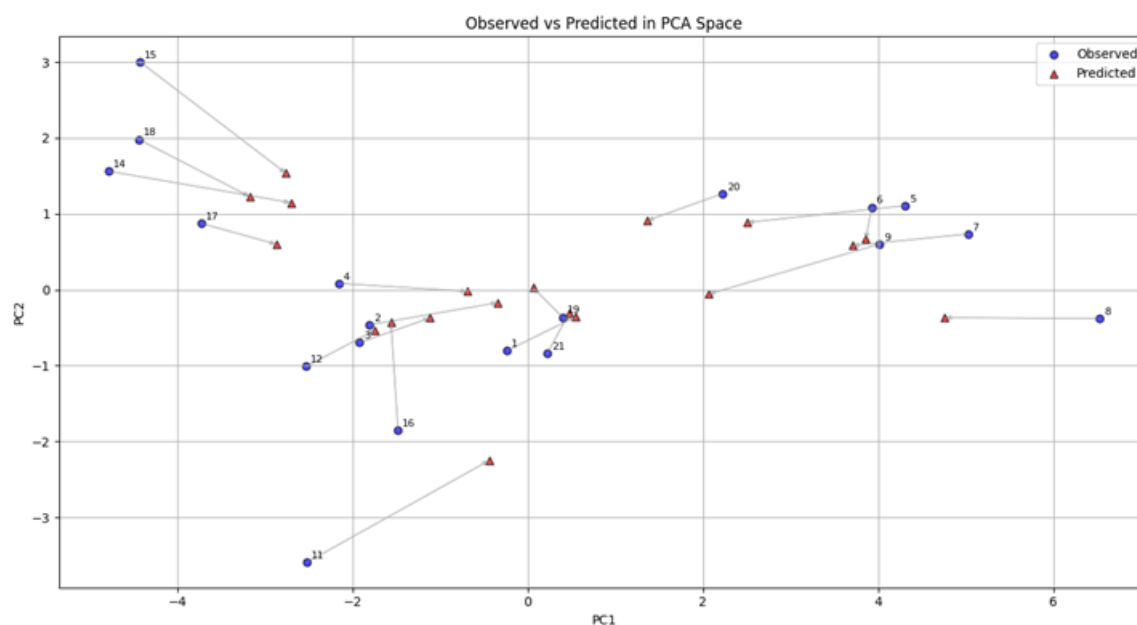


Figure 79. Individus Observés VS Prédits dans l'espace (PC1, PC2), 2022.

On observe que les prédictions (triangles rouges) suivent globalement la tendance des valeurs observées (points bleus), mais avec des écarts variables selon les points. Certains points prédits sont

très proches des valeurs observées, indiquant une bonne précision locale, tandis que d'autres montrent des décalages plus marqués, notamment pour les points 11, 15, 16 et 18. Ces écarts peuvent refléter des difficultés du modèle à capturer certaines spécificités des données ou des variabilités non expliquées par les variables utilisées.

En résumé, bien que le modèle semble globalement capable de prédire les tendances générales des composantes principales, des améliorations pourraient être nécessaires pour réduire les écarts et renforcer la précision des prédictions, notamment pour les points les plus éloignés.

b. 2023

Les modèles de régression par forêt aléatoire appliqués aux composantes principales PC1 et PC2 [FIGURE 80] démontrent une excellente capacité prédictive, avec des coefficients de détermination (R^2) respectifs de 0,84 et 0,86, indiquant que les modèles expliquent 84 % et 86 % de la variance des données observées. Les erreurs quadratiques moyennes relatives (RMSE) de 12,1 % pour PC1 et 8,4 % pour PC2 confirment la précision des prédictions, avec une performance légèrement supérieure pour PC2. La proximité des points par rapport à la droite idéale ($y = x$) sur les graphiques atteste d'une bonne adéquation entre les valeurs prédites et réelles, validant ainsi la fiabilité de ces modèles pour des analyses ultérieures ou des prises de décision basées sur ces composantes principales. Ces résultats soulignent le potentiel de ces approches pour des études approfondies, tout en suggérant des pistes d'optimisation pour affiner encore la précision des prédictions.

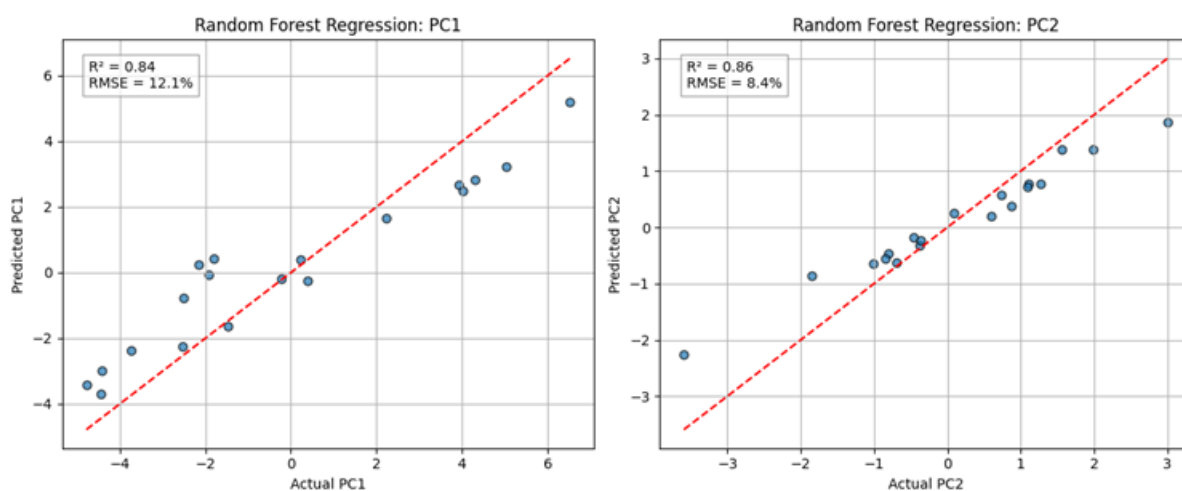


Figure 80. Observation de la corrélation entre PC1 et PC2 et leurs prédictions par régression RandomForest multiple, 2023.

La validation par Leave-One-Out (LOO) Random Forest pour les composantes principales PC1 et PC2 confirme des performances prédictives limitées dans ce contexte [FIGURE 81]. Pour PC1, le modèle affiche un R^2 de -0,24, ce qui signifie qu'il n'explique pas de manière significative la variance des données et suggère même une absence de capacité prédictive. L'erreur quadratique moyenne relative (RMSE) de 33,9% renforce cette observation, indiquant une précision insuffisante. Concernant PC2, bien que le modèle atteigne un R^2 de 0,39, expliquant 39% de la variance, cette performance reste modeste. Le RMSE de 26,0% montre également une précision limitée. La dispersion des points autour de la droite idéale ($y = x$) sur les deux graphiques souligne une faible adéquation entre les valeurs prédites et réelles, suggérant que les modèles pourraient manquer de robustesse ou nécessiter des

améliorations, comme l'ajout de variables supplémentaires ou l'ajustement des paramètres, pour renforcer leur fiabilité en validation croisée.

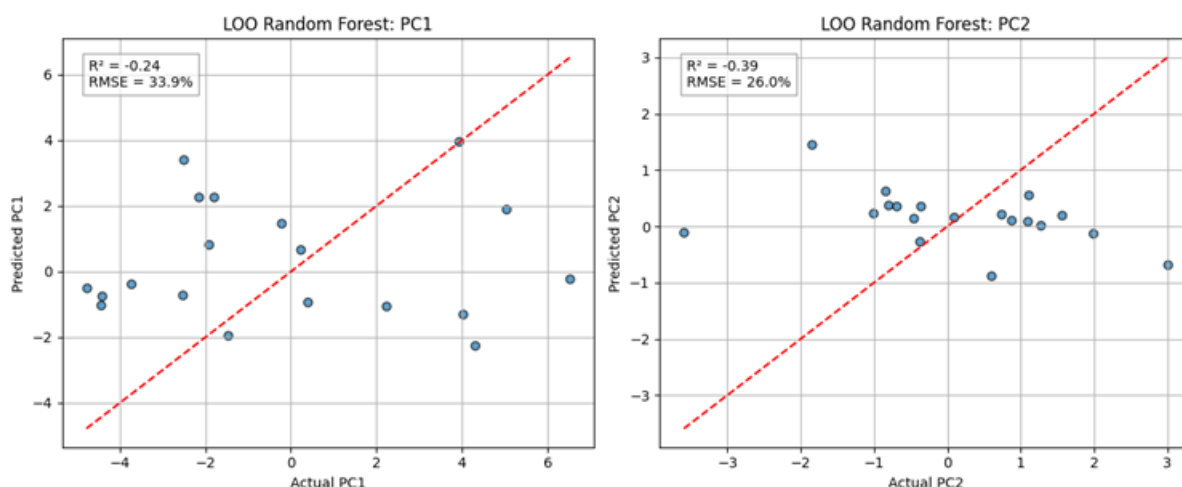


Figure 81. Observation du potentiel de prédiction des composantes principales, estimation LOO (Leave One Out), 2023.

Le graphique d'importance des variables issu de l'analyse par forêt aléatoire révèle que DENIT_B (dénitrification B) est de loin la variable la plus influente dans le modèle, avec une importance largement supérieure aux autres. STOCK_A (stock de carbone A) et REEL (variable environnementale) occupent respectivement la deuxième et troisième place, indiquant leur contribution significative à la prédiction [FIGURE 82].

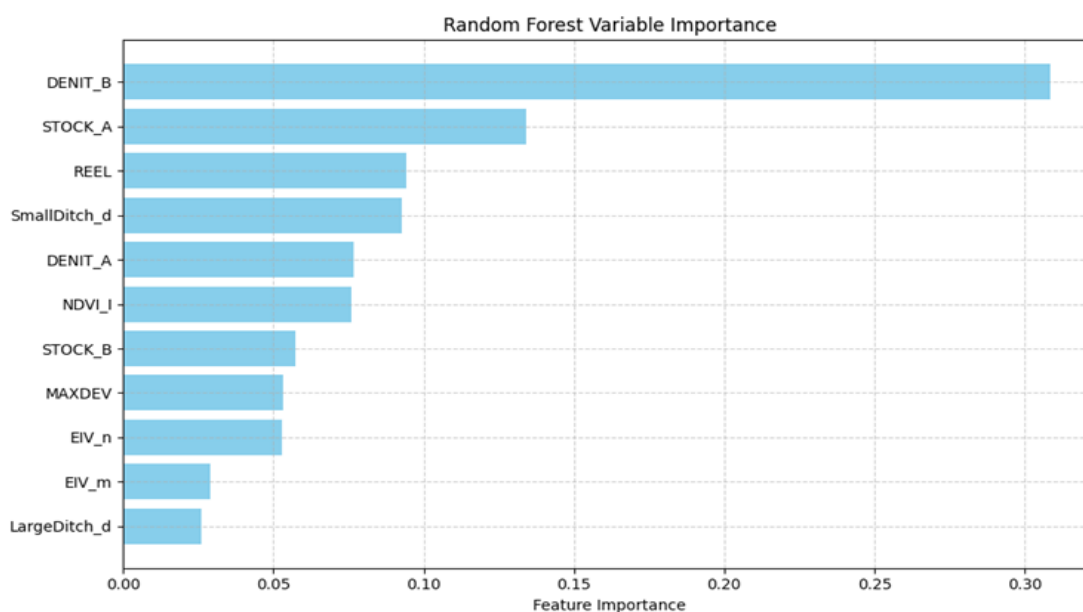


Figure 82. Observation des importances relatives estimées pour la prédiction de PC1 et PC2, 2023.

Les variables **SmallDitch_d** (densité de petits fossés) et **DENIT_A** (dénitrification A) présentent une importance modérée, tandis que **NDVI_I** (indice de végétation), **STOCK_B** (stock de carbone B), **MAXDEV**, **EIV_n**, **EIV_m**, et **LargeDitch_d** (densité de grands fossés) ont une contribution plus faible.

Ces résultats soulignent l'importance des variables liées aux processus biogéochimiques (comme la dénitrification et les stocks de carbone) dans la prédiction des composantes étudiées, ce qui peut orienter les recherches futures et les stratégies d'optimisation du modèle.

La **FIGURE 83** compare les valeurs observées (points bleus) et les valeurs prédites (triangles rouges) des composantes principales PC1 et PC2 dans l'espace PCA. On constate que les prédictions suivent globalement la tendance des observations, mais avec des écarts plus ou moins marqués selon les points. Certains points prédits, comme ceux des individus 1, 2, 6, 9, et 20, sont proches des valeurs observées, ce qui indique une bonne précision locale du modèle. En revanche, d'autres points, tels que les individus 11, 15, 16, et 18, montrent des décalages importants, suggérant que le modèle a des difficultés à prédire correctement certaines configurations spécifiques des données.

En résumé, bien que le modèle semble globalement capable de capturer les tendances générales des composantes principales, des améliorations pourraient être nécessaires pour réduire les écarts et renforcer la précision des prédictions, en particulier pour les points les plus éloignés. Cela pourrait impliquer une révision des variables explicatives ou une optimisation des paramètres du modèle.

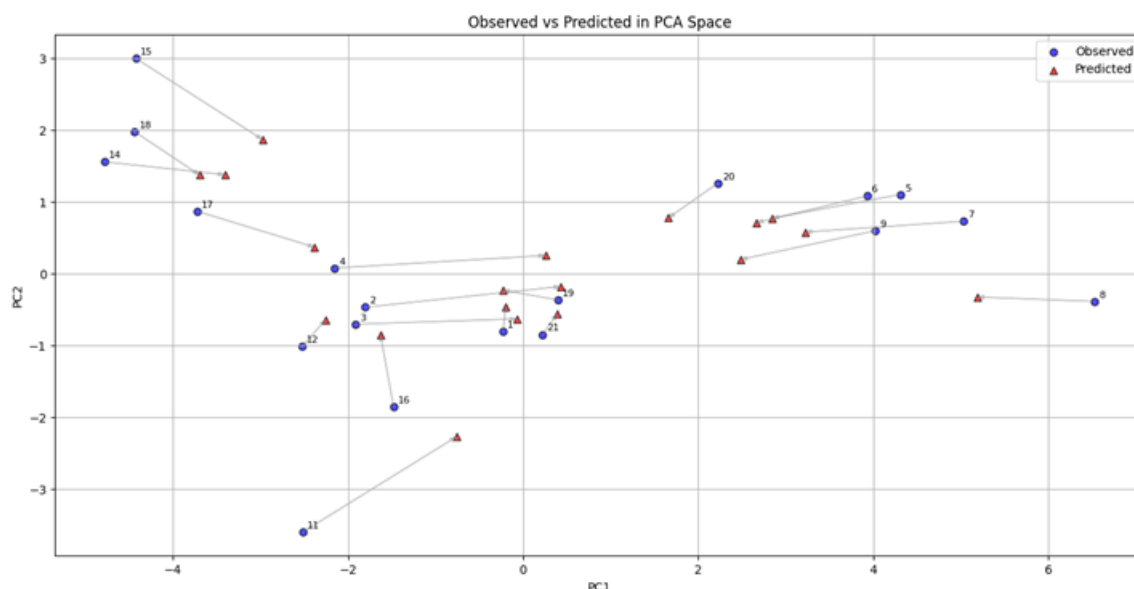


Figure 83. Individus Observés VS Prédits dans l'espace (PC1, PC2), 2023.

XV. Résultats détaillés de la partie « du pixel au site »

Un exemple de spatialisation de la fonction “Stockage de carbone” de l’échelle du pixel à celle du site sur une petite boucle de la Seine est illustré dans la **FIGURE 84**. A l’échelle du pixel, l’intensité fonctionnelle est spatialisée de façon homogène sur des milliers de pixels de 5 x 5 m. L’information est contenue dans un raster pour chaque fonction et pour les deux années. A l’échelle de l’HGMU (1/10 000ème), l’intensité fonctionnelle est spatialisée au sein de quelques dizaines de polygones (HGMU) dont la surface varie de quelques dizaines de mètres carrés à plusieurs dizaines d’hectares. Cette échelle reste suffisamment fine pour restituer l’hétérogénéité spatiale de l’intensité fonctionnelle (0,30 - 0,70). A l’échelle du site, l’intensité fonctionnelle est cartographiée plus grossièrement (1/50 000ème) au sein de trois unités de quelques km², ce qui apporte une vision lissée (0,45 - 0,65) et agrégée. Il convient de garder à l’esprit que si l’emprise des sites du scénario A est exhaustive, seules

les valeurs d'intensité fonctionnelle des secteurs situées hors cultures et surfaces en eau ont été considérées.

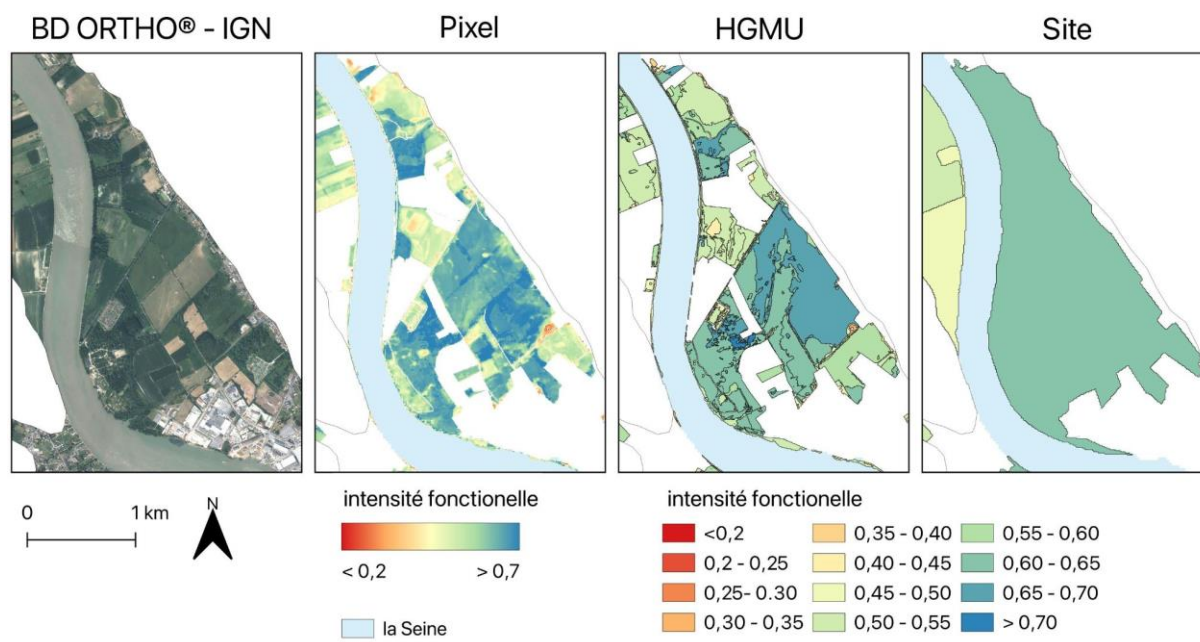


Figure 84. Exemple de spatialisation de la fonction "Stockage de carbone" (scénario A, 2022) de l'échelle du pixel (raster, 5 m), de l'HGMU (vecteur 1:10 000ème) et du site (vecteur, 1:50 000ème) sur la commune du Trait (X : 539 317 m, Y : 6 934 587 m).

Les cartes d'intensité fonctionnelle couvrant l'estuaire de la Seine sont présentées aux échelles des HGMU et des sites pour la fonction "Stockage de carbone" (FIGURE 25 pour le scénario A et FIGURE 85 pour le scénario B) et la fonction "Dénitrification" (FIGURE 26 pour le scénario A et FIGURE 86 pour le scénario B).

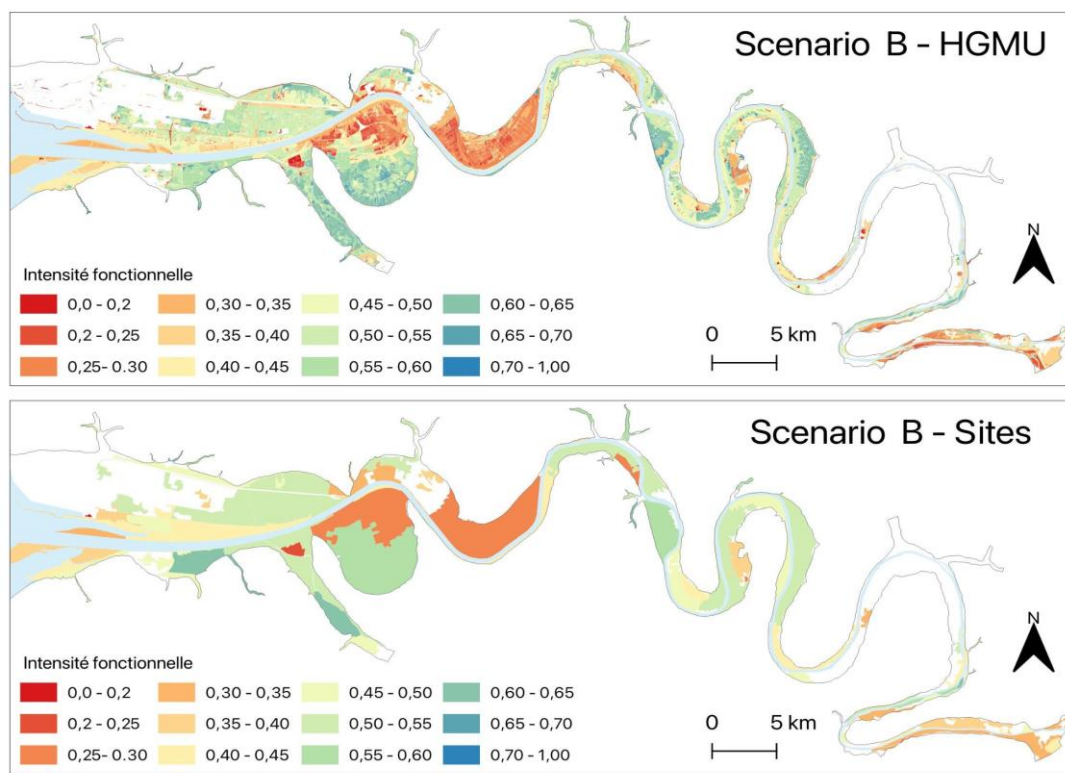


Figure 85. Cartes de l'intensité fonctionnelle de la fonction "Stockage de carbone" en 2022 (Scénario B) à l'échelle des HGMU (en haut) et des sites (en bas).

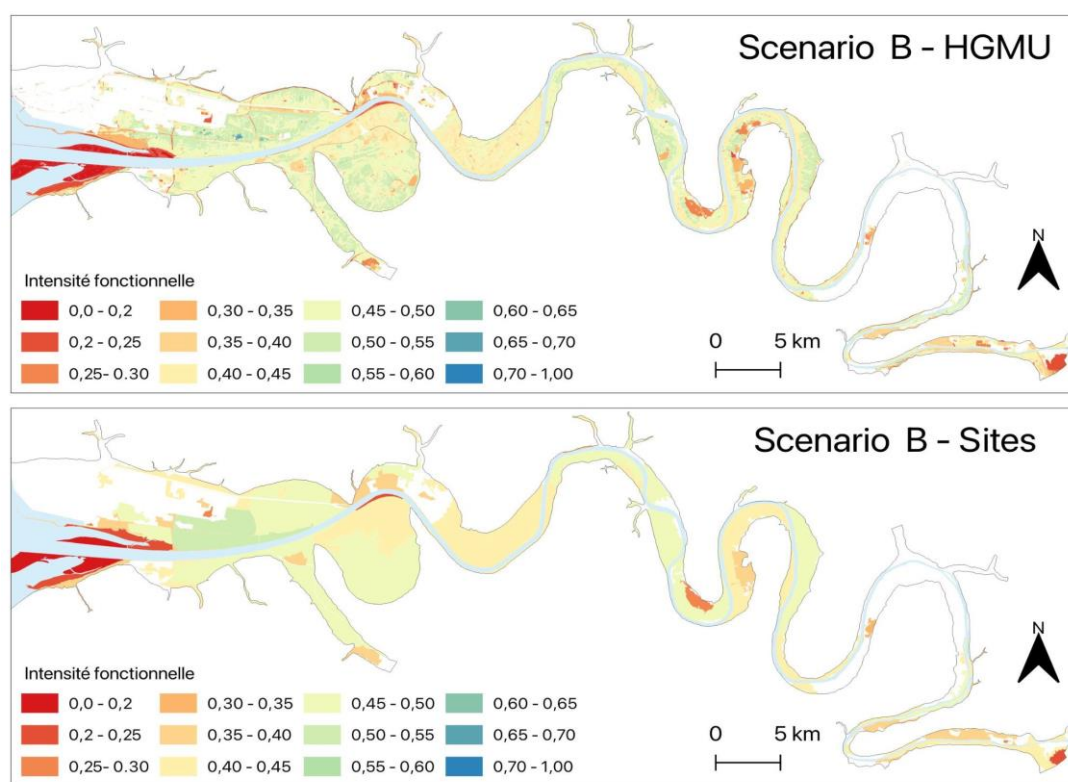


Figure 86. Cartes de l'intensité fonctionnelle de la fonction "Dénitrification" en 2022 (Scénario B) à l'échelle des HGMU (en haut) et des sites (en bas).

Une analyse spatiale complémentaire a été menée pour déterminer si le niveau d'intensité fonctionnelle était lié aux deux gradients amont/aval (distance à la mer) et fluvial (distance à la Seine). Pour cela, une analyse de corrélation a été effectuée pour chacune des huit évaluations avec les couches raster de distance à la mer et de distance à la Seine (générées à 25 m de résolution spatiale). Les résultats montrent que le niveau d'intensité fonctionnelle est significativement corrélé à ces deux gradients quel que soit la fonction, l'année, ou le scénario considéré [TABLEAU 28]. Pour la fonction "Stockage de carbone", l'intensité fonctionnelle augmente à mesure que l'on s'éloigne de la Seine, peu importe l'année ou le scénario considéré. Concernant, la distance à la mer, l'effet est variable selon le scénario et l'année. Pour la fonction "Dénitrification", la distance à la mer a un effet légèrement négatif, surtout dans le scénario A, alors que la distance à la Seine a un effet souvent faible ou nul.

Tableau 28. Corrélation (indice de Spearman) entre les gradients amont/aval (distance à la mer) et cours d'eau/versant (distance à la Seine) et les intensités fonctionnelles (déclinées par fonction, scénario et année). Analyse basée sur 20 000 échantillons, p-value < 0,001.

Fonction	Scénario	Année	Dist. mer	Dist. Seine
Stockage de carbone	Sc. A	2022	+ 0,16	+ 0,20
		2023	+ 0,11	+ 0,11
	Sc. B	2022	- 0,03	+ 0,15
		2023	- 0,08	+ 0,14
Dénitrification	Sc. A	2022	- 0,17	+ 0,05
		2023	- 0,08	+ 0,00
	Sc. B	2022	- 0,01	- 0,02
		2023	+ 0,06	- 0,08

Un exemple de courbes de réponse de l'intensité fonctionnelle (2022, scénario A) aux distances à la mer et à la Seine est présenté FIGURE 87. Pour la fonction "Stockage de carbone", l'intensité fonctionnelle est favorisée à mi-distance de la mer et à grande distance de la Seine. Pour la fonction "Dénitrification", l'intensité fonctionnelle est plus élevée à proximité de la mer et à mi-distance de la Seine.

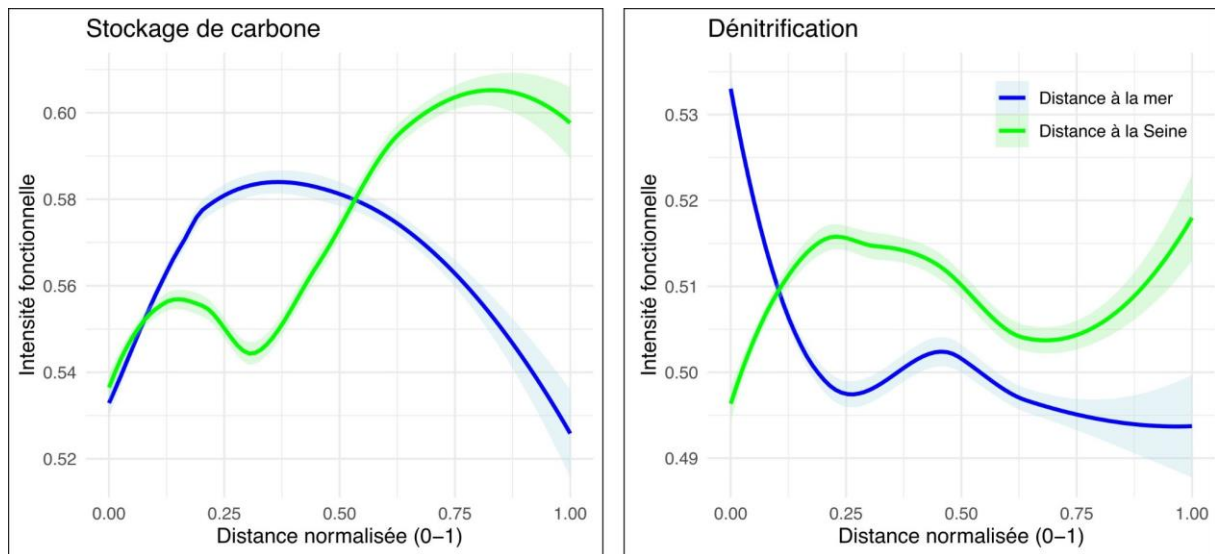


Figure 87. Exemple de courbes de réponse de l'intensité des fonctions « Stockage de carbone » (gauche) et « Dénitrification » (droite) aux distances à la mer et à la Seine en 2022 (scénario A). Les distances ont été normalisées entre 0 et 1 pour permettre la comparaison. Les courbes correspondent à un lissage LOESS (locally estimated scatterplot smoothing) appliqué à 20 000 échantillons, l'aire associée représentant l'intervalle de confiance à 95 %.



Hangar C - Espace des marégraphes - Quai de Boisguilbert
76176 ROUEN

Rozo C., S. Rapinel, N. Baghdadi, B. Beguet, A. Guelmami, A. Huguet, A. Laverman, J. Mollies, E. Parlanti, G. Perrin, L. Hubert-Moy, V. Lafon, 2025. **CAFEZH - CARTographie des Fonctions Ecologiques des Zones Humides de la vallée estuarienne de la Seine.** Rapport de recherche, GIP Seine Aval, 145 p.

Le GIP Seine-Aval ne saurait être tenu responsable
de l'utilisation et de l'interprétation des informations mises à disposition.

www.seine-aval.fr

gipsa@seine-aval.fr

Le GIP Seine-Aval est financé par

