HAL open science

Cartographie à haute résolution de l'influence de la durée de couverture du sol sur les capacités de fixations nettes de CO2 des parcelles cultivées en France

Ainhoa Ihasusta

To cite this version:

Ainhoa Ihasusta. Cartographie à haute résolution de l'influence de la durée de couverture du sol sur les capacités de fixations nettes de CO2 des parcelles cultivées en France : Analyse, validation et estimation des incertitudes de l'approche. Sciences de l'environnement. 2022. hal-04223007

HAL Id: hal-04223007

https://hal.inrae.fr/hal-04223007

Submitted on 29 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

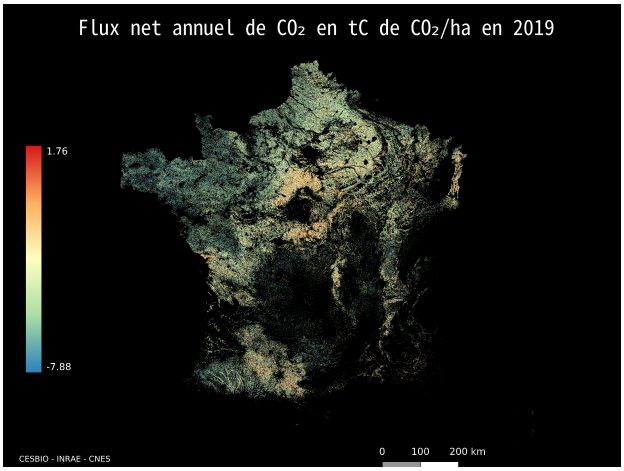
L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Cartographie à haute résolution de l'influence de la durée de couverture du sol sur les capacités de fixations nettes de CO_2 des parcelles cultivées en France

Analyse, validation et estimation des incertitudes de l'approche

---

Rapport de stage - M2 SOAC-DC



Ainhoa Ihasusta

Encadrée par : Eric Ceschia | Ludovic Arnaud

Février-Août 2022

Sommaire

1 Introduction **3**
1.1 Contexte . . . 3
1.2 Objectifs . . . 6

2 Matériel et Méthode **6**
2.1 Données flux de CO_2 . . . 6
2.1.1 La méthode de fluctuations turbulentes ou "Eddy covariance" . . . 6
2.1.2 Les instruments . . . 7
2.2 Vérification et validation de l'approche CT1 . . . 8
2.3 Incertitude du modèle . . . 8
2.3.1 Les incertitudes sur le mesure de flux . . . 8
2.3.2 Incertitude engendrée par le modèle linéaire sur le flux de CO_2 . . . 9
2.4 Données Sentinel 2 . . . 10
2.5 Registre Parcellaire Graphique : RPG . . . 12
2.6 Données sol - Réglementation . . . 12
2.6.1 Méthodologie pour déterminer l'effet des zones réglementaires sur la durée de couverture des sols . . . 12
2.6.2 Classification des zones dans notre étude . . . 13
2.7 Cartographie à l'échelle nationale des durées de couverture du sol . . . 14
2.8 Création de la base de données en python pour l'analyse . . . 14

3 Présentation des résultats **16**
3.1 Analyse spatialisée du flux net de CO_2 . . . 16
3.1.1 Influence de la culture . . . 18
3.1.2 Influence des pratiques agricoles . . . 21
3.1.3 Influence de la réglementation . . . 23
3.2 Validation du modèle CT1 . . . 24
3.2.1 Vérification du modèle avec des données in situ . . . 24
3.2.2 Validation du modèle avec des données indépendantes . . . 25
3.2.3 Vérification de la formule d'incertitude analytique par méthode numérique . . . 26

4 Discussion **28**
4.1 Axes d'amélioration de l'approche CT1 . . . 28
4.1.1 Utilisation de nouveaux jeu de données Sentinel 2 et Sentinel 1 . . . 28
4.1.2 Prise en compte de la température . . . 28
4.1.3 Intégrale du NDVI . . . 29

5 Conclusion **29**

6 Conclusion personnelle **29**

A Annexe **31**

B Bibliographie **32**

Remerciements

Mes remerciements s'adressent en premier lieu à mes deux maîtres de stage Eric Ceschia et Ludovic Arnaud pour leur implication et leurs conseils qui m'ont permis de progresser sans cesse durant ces six mois de stage. Je tiens particulièrement à les remercier pour leur confiance, qui m'a permis de faire mes premiers pas dans le monde de la recherche en participant à des conférences internationales et de poursuivre ce travail en thèse.

Ce stage a nécessité tout au long de sa durée l'aide et le soutien de plusieurs personnes, je tiens donc à exprimer toute ma reconnaissance à Jean-François Dejoux qui m'a ouvert les portes de l'agronomie, à Ahmad Al Bitar pour son soutien technique et son expertise, et Taeken Wijmer et Gaetan Pique pour m'avoir conseillée et guidée pour la poursuite en thèse.

Je remercie globalement l'équipe pour son accueil bienveillant et les stagiaires pour leur bonne humeur, avec qui les pauses étaient bien agréables.

Résumé

La surveillance du bilan carbone des parcelles agricoles est une mission majeure dans un monde subissant un changement climatique global. C'est dans ce contexte que cette étude participe au projet H2020 'New IACS Vision in Action' (NIVA) financé par la Commission Européenne. Il a pour but de moderniser le système administratif et de contrôle de la Politique Agricole Commune (Integrated Administration and Control System : IACS) puis de développer des outils permettant de cartographier des indicateurs agro-environnementaux qui peuvent se révéler utiles pour la prochaine Politique Agricole Commune (PAC) : biodiversité, risque de lixiviation des nitrates, bilan carbone. Ces outils reposent sur des méthodologies scientifiques publiées, la télédétection et des données de l'IACS. Pour chaque indicateur, trois méthodes de calculs ont été développées avec une complexité croissante allant du TIER1 au TIER3 (Bockstaller et al., 2020). Dans cette étude, nous nous concentrons sur l'indicateur Carbone TIER1 (CT1) qui permet de calculer le flux net annuel de CO_2 à l'échelle d'une parcelle agricole. Ce terme combiné aux données des agriculteurs comme la quantité d'amendement organique et la quantité de biomasse exportée à la récolte permettrait de calculer le bilan carbone à l'échelle de la parcelle : approche TIER 2 (CT2). Une approche TIER 3 (CT3), basée sur l'assimilation de données satellites dans un modèle agronomique (Pique et al. 2020) est aussi développée dans le cadre de ce projet mais elle est moins opérationnelle que les deux précédentes. Les approches TIER 1 et 2 ont en revanche été développées dans l'optique de pouvoir produire à très court terme, et de manière opérationnelle des indicateurs du bilan C sur toutes les parcelles agricoles en Europe. L'indicateur CT1 est basé sur l'approximation suivante : pour une année culturale complète, le flux net annuel de CO_2 d'une parcelle agricole est linéairement corrélé à la durée de sa couverture végétale photosynthétiquement active. Cette relation a été établie par Ceschia et al. (2010) à partir de 17 sites expérimentaux en Europe couvrant une large diversité de cultures, pratiques agricoles et conditions climatiques. Dans un contexte PAC, l'intérêt de cette approche est qu'elle pourrait être appliquée à large échelle et haute résolution sur l'ensemble des parcelles agricoles en estimant la durée de couverture végétale via la télédétection. Ainsi, le satellite Sentinel-2 qui fournit une acquisition systématique d'image haute résolution multi-spectrale sur une couverture globale avec une fréquence de revisite de 5 jours est utilisé pour calculer le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) à l'échelle du pixel (10mx10m). Le série temporelle de NDVI est ensuite interpolée à un pas de temps journalier afin de calculer la durée de couverture végétale active des parcelles agricoles en comptant les jours pour lesquels le NDVI dépasse le seuil de 0.3 qui correspond à la limite d'un sol nul. Ensuite, en appliquant la relation linéaire décrite plus haut, on estime le flux net annuel de CO_2 pour les zones d'études. La relative simplicité de cette approche soulève plusieurs questions mais elle a l'avantage de s'appliquer facilement sur de grandes étendues pour une large gamme de cultures et de fournir de manière opérationnelle un indicateur du bilan C pour la PAC, information qui faisait défaut jusqu'alors pour guider les politiques agricoles. De plus, l'incertitude de cette approche est caractérisable de manière analytique. Des améliorations de la méthode et de l'estimation des incertitudes sont toutefois à envisager, notamment pour analyser l'impact d'un seuil fixe de NDVI permettant d'identifier la présence ou non de végétation ou pour prendre en compte la précision du masque de nuage sur le calcul de la durée de couverture végétale. Ce sont des travaux en cours qui permettront de produire une meilleure estimation de l'incertitude sur la mesure.

Grâce au support technique du CNES (Centre National d'Etudes Spatiales), l'indicateur a été calculé à 10m de résolution sur l'intégralité de la France métropolitaine qui représente environ 9 millions de parcelles, en utilisant la chaîne de calcul IOTA2. Les résultats montrent une tendance cohérente pour les flux nets annuels de CO_2 par rapport à ce qui est connu de la littérature :

- Un contraste entre les zones dominées par des cultures d'hiver ou d'été. Comme les cultures d'hiver ont un cycle de végétation plus long que celles d'été, elles fixent plus de CO_2 par an.
- Des différences régionales induites par une différence dans la réglementation des sols français sur la

mise en place ou non des CI dans la rotation de cultures (ex : obligatoire en Bretagne et contrairement au Sud Est de la France).

- Des effets des conditions pédoclimatiques qui affectent la durée de développement des cultures.

Finalement, j'ai aussi collecté des données de flux de CO_2 provenant de plusieurs parcelles européennes ICOS. En combinant les informations sur la durée de couverture végétale active avec des mesures de flux de CO_2 indépendantes de la calibration de l'indicateur CT1, une validation indépendante de notre approche a été testée.

Liste des acronymes

- CI : Culture Intermédiaire (ou couvert intermédiaire)
- CIMS : Culture Intermédiaire Multi-Services
- CIPAN : Culture Intermédiaires Pièges À Nitrates
- NDAV : Number of Days of Active Vegetation
- NDVI : Normalized Difference Vegetation Index (Indice de Végétation par Différence Normalisée)
- NEE : Net Ecosystem Exchange (Flux net de CO_2, généralement considéré à un pas de temps journalier ou infra journalier)
- NEP : Net Ecosystem Production (Productivité Nette de l'Écosystème, correspondant à la NEE cumulée sur une année culturale, c'est le flux net annuel de CO_2 d'une parcelle)
- Net Primary Production (Production Primaire Nette)
- NIVA : New IACS Vision in Action
- GPP : Gross Primary Production (Production Primaire Brute = Photosynthèse)
- IACS : Integrated Administration and Control System
- ICOS : Integrated Carbon Observation System (Système d'Observation des Flux de CO_2)
- PAC : Politique Agricole Commune
- RPG : Registre Parcellaire Graphique
- SAFYE- CO_2 : Simple Algorithm For Yield, Evapotranspiration and CO_2 fluxes Estimates (Algorithme Simple Pour l'Estimation des Rendements, de l'Évapotranspiration et des flux de CO_2)

Codes RPG :

- BTH : Blé tendre d'hiver
- BTP : Blé tendre de printemps
- CZH : Colza d'hiver
- MIE : Maïs ensilage (récolté encore vert pour le bétail)
- MIS : Maïs grain (récolté après que la plante ait atteint une sénescence complète)
- TNR : Tournesol

1 Introduction

1.1 Contexte

Dans un contexte de changement climatique, il est nécessaire d'identifier les sources majeures d'émissions de CO_2 mais aussi les leviers d'actions potentiels pour atténuer l'impact de ce gaz à effet de serre sur l'environnement. L'ambivalence de l'agriculture vis à vis du CO_2 nous pousse à étudier son bilan carbone avec attention, car celle-ci est à la fois source et puits potentiel de carbone via la photosynthèse.

En effet l'agriculture en France est le 2ème émetteur de gaz à effet de serre avec 85 Mt CO_2 équivalent émis en 2019, ce qui représente 19% des émissions totales nationales (notre-environnement.gouv.fr). Ces émissions proviennent principalement des émissions du bétail et de l'utilisation des engrais azotés car les gaz à effet de serre associés à l'usage des sols (ex. variations de stocks de C dans les sols liés à des changements de pratiques) ou à des changements d'occupation du sol (ex. déforestation) sont intégrés dans les statistiques du secteur "Utilisation des terres, changement d'affectation des terres et foresterie". De plus, ces chiffres ne prennent pas en compte l'appauvrissement des sols en matière organique qui a été reporté depuis 20 ans (Lal et al., 2002), qui participe aussi aux émissions de CO_2 et entraîne une surconsommation de fertilisants azotés (source d'émissions de protoxyde d'azote (N_2O). La relation entre l'agriculture et le changement climatique ne se limite pas à ces émissions car le dérèglement climatique va aussi impacter les cultures (production, services écosystémiques) à travers l'intensification des extrêmes de températures, la perturbation du cycle de l'eau et des précipitations.

Les pratiques agricoles actuelles n'étant pas soutenable à long terme, il est nécessaire de mettre en place des méthodes de production plus durables (ex. agroécologie) permettant d'atténuer leurs impacts sur le climat : diminution des fertilisants azotés, du labour, agroforesterie ou développement des cultures intermédiaires (CI)... Même si l'agriculture est un acteur majeur du changement climatique, ce secteur possède aussi un potentiel encore inexploité d'atténuation du changement climatique notamment via la séquestration du carbone dans les sols ou l'accroissement de l'albédo de surface (Carrer et al. 2018). C'est dans ce contexte que l'initiative "4 pour 1000" a été lancée par la recherche française lors de la COP21 (Chabbi et al., 2017a; Lal, 2016a; Amelung et al., 2020;). Elle a pour objectif d'augmenter la séquestration de carbone dans les sols de 0.4% afin de compenser les émissions de CO_2 mondiale. Cette initiative a été le moteur d'un débat au sein de la communauté scientifique concernant sa faisabilité (Baveye et al., 2018a; Poulton et al.,2018a). La conclusion est que les sols agricoles représentent le plus gros potentiel de stockage de matière organique en France, en particulier via la modification des rotations culturales (augmentation des durées de couverture du sol en privilégiant les cultures d'hiver qui ont un long cycle de végétation; Ceschia et al, 2010) et la mise en place de culture intermédiaire (CI), qui reste la pratique la plus efficace (Pellerin et al., 2019). Une culture (ou couvert) intermédiaire est une culture implantée entre la récolte d'une culture principale et le semis de la culture principale suivante pendant une période plus ou moins longue appelée interculture. Le but d'une CI est d'absorber du CO_2 de l'atmosphère via la photosynthèse puis d'enfouir ce carbone stocké sous forme de biomasse dans le sol avant le semis de la culture suivante. Elles n'ont pas vocation à être exportées de la parcelle. Elles permettent d'éviter de laisser le sol sans couverture végétale pendant l'interculture rendant ainsi de multiples services écosystémiques (protection contre l'érosion, accroissement de la biodiversité, limitation des pertes de nitrates...)'(dicoagroecologie.fr).

Via des travaux initiés au CESBIO (Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère) il y a plus de 15 ans dans le cadre de l'Observatoire Spatial Régional, du Chantier Sud Ouest et des collaborations avec INRAE dans le cadre de nombreux projets, il a été identifié que la réduction des périodes de sol nu (intercultures) permettaient : d'atténuer le changement climatique via la séquestration de C dans les sol (ex. 4/1000), l'accroissement de l'albédo de surface (Pique, 2021 ; Ferlicoq, 2016), la réduction des émissions de chaleur (sensible, rayonnement IR) par les parcelles (effets climatiques locaux), de limiter le recours aux engrais

azotés, de réduire les fuites de nitrates et les émissions de N2O qui en découlent... Dans ce contexte, il est alors nécessaire de développer des outils qui permettent de quantifier la durée de couverture des sols agricoles et la quantité de carbone séquestré qui en découle afin d'accompagner l'évolution des pratiques agricoles vers des méthodes contribuant à atténuer ce changement climatique.

C'est pourquoi l'étude de ce stage s'inscrit complètement dans cette problématique au sein du projet Européen NIVA (www.niva4cap.eu) de modernisation des outils de monitoring des parcelles agricoles pour la PAC (Politique Agricole Commune) par télédétection à haute résolution (10m, satellite Sentinel 2) et plus particulièrement dans le cadre de la Tâche Evaluation Environnementale (UC1b) qui vise à développer des méthodes d'estimations opérationnelles d'indicateurs agri-environnementaux permettant la mise en place de paiements aux agriculteurs en fonction des pratiques respectueuses de l'environnement qu'ils mettent en œuvre. Plusieurs indicateurs (biodiversité, lessivage du nitrate, bilan carbone) sont en cours de développement avec des méthodes de complexité croissante allant du TIER1 (CT1) (approche empirique d'estimation de la fixation nette annuelle de CO_2) au TIER 3 (CT3) (assimilation de données satellitales dans un modèle agronomique capable de simuler les différentes composantes du bilan C) : voir Bockstaller et al. (2021) pour plus de précisions. Le TIER 2 (CT2), quant à lui, combine les résultats du TIER 1 avec des données de pratiques agricoles afin de calculer le bilan carbone des parcelles .

On peut représenter le bilan carbone de la manière suivante :

$$\text{Bilan C} = \boxed{\text{Flux Net } CO_2} - \text{C(récolte)} + \text{C(fertilisation)}$$

Il représente une variation de la quantité de C organique contenu dans le sol sur une période donnée (année culturale, rotation de culture...). A noter que le terme "Flux Net annuel CO_2" (qui est estimé avec l'approche CT1) est généralement négatif, ce qui signifie que les parcelles cultivées fixent annuellement du CO_2 (sauf pour quelques cultures à cycle de développement très court comme le pois) et qu'un bilan annuel de C de signe négatif signifie que du C a été extrait de l'atmosphère et stocké dans le sol. Aussi, le flux net de CO_2 est la résultante de plusieurs processus : photosynthèse, respiration de la plante et du sol (Figure 1). Le bilan carbone annuel des parcelles est difficilement quantifiable de manière systématique à grande échelle car il nécessite l'accès à des données d'agriculteurs relatives aux apports physiques de C sur les parcelles sous forme d'engrais organiques (ex. fumier, compost) et aux sorties physiques de C au moment des récoltes..

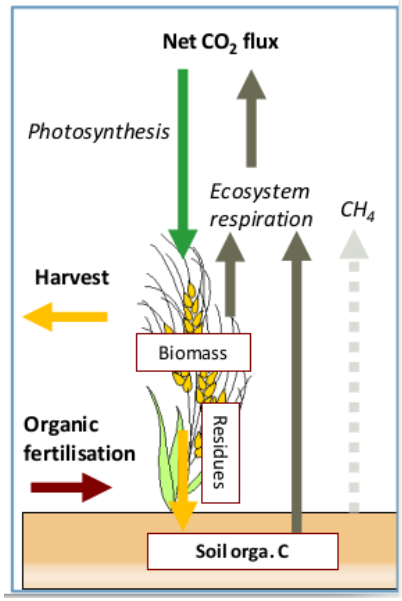


Figure 1: Composantes du bilan carbone d'une parcelle agricole, Ceschia

Cette étude se focalise donc sur l'indicateur CT1 du projet NIVA qui cherche à estimer le flux net annuel de CO_2 des parcelles cultivées sur l'ensemble de la France. Pour ce faire, une approche très simple basée sur la relation empirique développée par Ceschia et al. (2010) reliant le flux net annuel de CO_2 (NEP, pour Net Ecosystem Production) aux nombres de jours où la végétation est photosynthétiquement active (NDAV pour "Number of days of active vegetation" en anglais) a été utilisée (Figure 2). Cette relation s'appuie une quarantaine d'années de mesures de flux net de CO_2 obtenues par la méthode d'Eddy covariance, cumulées sur une quinzaine de sites en Europe (large étendue de climat et type de culture). Cette relation est applicable aux principales grandes cultures en Europe (blé, maïs, colza... soit 15 espèces en tout, mais pas le riz).

Cette relation montre que le flux net de CO_2 annuel est linéairement corrélé au nombre de jours où la couverture végétale de la parcelle agricole est photosynthétiquement active (verte) durant une année culturale (cultures, CI, repouses spontanées, mauvaises herbes). Comme nous pouvons le voir sur la figure 2, les points rouges sont les données qui ont permis d'établir cette relation. Le flux net annuel de CO_2 noté NEP correspond au cumul du flux journalier NEE (Net Ecosystem Exchange). La durée de couverture végétale a été déterminée à partir des séries temporelles de NEE journalier, en considérant le nombre de jours où la $NEE < 0$, ce qui correspond à une végétation photosynthétiquement active.

Notre indicateur CT1 utilise donc cette relation relativement simple pour estimer le flux net de CO_2 à partir de l'observation du nombre de jours où la végétation est active (NDAV) :

$$\sum NEE = NEP = -2.64 \cdot NDAV + 176 \tag{1}$$

D'après la relation (et en accord avec Pellerin et al. 2019), il faut couvrir les sols le plus longtemps possible pour maximiser la fixation de CO_2 . D'où la mise en place de CI entre les cultures principales.

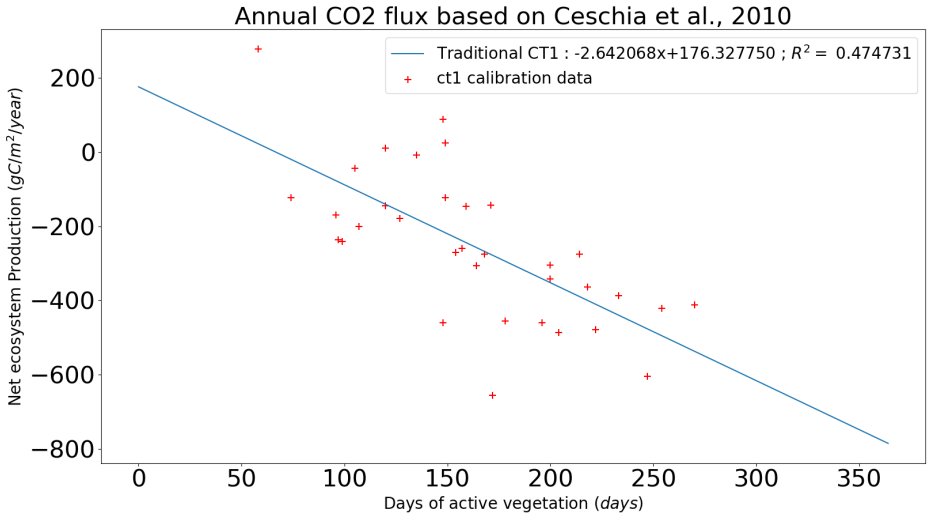


Figure 2: Relation linéaire de l'approche CT1 basée sur l'étude de Ceschia et al., 2010

Cette estimation de la NEP devant être calculée de manière systématique et à grande échelle (pour la PAC notamment), il est donc naturel de se tourner vers des méthodes de télédétection pour estimer la durée de couverture du sol via des indicateurs de végétation comme le NDVI (Normalized difference vegetation index ou Indice de Végétation par Différence Normalisée; voir la section 'Données Sentinel 2' dans le Matériel et Méthode).

Le NDVI permet de détecter la présence de la végétation et son état de développement.

Depuis 2016 il y a une nouvelle génération de satellites (Sentinel 2) qui permet de suivre l'évolution temporelle du NDVI sur l'ensemble du globe à 10m de résolution. Ces données sont gratuites et libres d'accès. Cette étude s'appuie donc sur ces données. C'est aussi la constellation de satellites qui va servir à la vérification des déclaration PAC faites par les agriculteurs pour toucher leur subventions PAC. C'est pourquoi la Commission Européenne a souhaité privilégier cette constellation pour le développement des indicateurs environnementaux pour la PAC dans le cadre de NIVA.

1.2 Objectifs

Les objectifs de ce stage sont multiples.

Le premier objectif est de produire et analyser des cartographie à l'échelle nationale (10 m de résolution) des flux nets annuels de CO_2 des parcelles de grandes cultures réalisées à partir des données satellitaires Sentinel 2 de l'année culturale 2019 (soit du 1er octobre 2018 au 30 septembre 2019). Cette année devait nous servir de démonstrateur concernant l'opérationnalité de la méthode. Le satellite permet de cartographier la durée de couverture du sol et d'en déduire la capacité des parcelles à fixer du CO_2 grâce à la relation empirique utilisée pour le CT1 (Ceschia et al., 2010). Il s'agira notamment de comparer les résultats entre cultures, selon différents contextes pédo-climatiques et réglementaires qui peuvent influencer la durée de couverture du sol (ex. type de cultures ou zones vulnérables nitrates qui imposent la présence de CI entre deux cultures principales).

Le second objectif est de calculer l'incertitude native à l'approche CT1 de manière à produire des cartes d'incertitudes associées aux cartes de flux nets annuels de CO_2 réalisées pour remplir le premier objectif.

Le dernier objectif consiste à vérifier la relation du CT1 à partir de mesures réalisées sur un ensemble de sites instrumentés en Europe postérieures à l'étude qui a permis d'établir la relation, dont des données postérieures au lancement des satellites Sentinel 2.

2 Matériel et Méthode

2.1 Données flux de CO_2

Le flux net de CO_2 ou encore appelé NEE pour Net Ecosystem Exchange est mesurable par la méthode de fluctuations turbulentes ou 'Eddy covariance' en anglais (Aubinet et al., 2012). Elle permet de quantifier les échanges de matière. Elle permet de quantifier les échanges de matière (CO_2 et H_2O) et d'énergie à l'interface entre une surface (ex. parcelle agricole) et l'atmosphère.

2.1.1 La méthode de fluctuations turbulentes ou "Eddy covariance"

La méthode de fluctuations turbulentes permet de calculer le flux net de CO_2 (NEE) en mesurant à haute fréquence ($\sim$ 20Hz):

- la variation de vitesse verticale du vent qu'on notera w'. Principe : mesure la durée de déplacement d'une onde ultrasonore, 2 couples de transducteurs sont alternativement émetteurs et récepteurs d'un train d'onde ultrasonore et les temps de transit aller et retour sont mesurés.
- la fluctuation rapide de CO_2 qu'on notera C'. Principe : mesure de l'absorption d'un faisceau infrarouge émis dans une raie du CO_2

Le flux net est finalement la covariance entre ces deux mesures :

$$NEE = \overline{w'C'} \tag{2}$$

Comme son nom l'indique, cette méthode nécessite de la turbulence afin que la mesure soit représentative de la surface étudiée. Si l'atmosphère est stable, les mesures sous-estiment la NEE. Il est alors nécessaire de filtrer les données mesurées sans turbulence. Pour cela on utilise comme indicateur de turbulence la vitesse de frottement avec la surface notée $u*$, et on détermine un seuil de $u*$ en dessous duquel les données sont rejetées puis remplacées suivant la méthode proposée par Reichstein et al. (2005).

La convention atmosphérique (micrometeorological) est utilisée, avec la $NEE < 0$ quand l'écosystème (sol/plantes) absorbe du CO_2 et $NEE > 0$ quand l'écosystème émet du CO_2 .

Après filtration des mesures, on obtient une série temporelle du flux net de CO_2 comme présentée dans la figure 3 :

Durant la période photosynthétiquement active (la journée), on observe bien une $NEE < 0$ qui résulte de l'absorption du CO_2 par les plantes via la photosynthèse. Durant la nuit, les seuls processus actifs sont de nature respiratoire (respiration des plantes et du sol) notés R_{Eco} (pour respiration de l'écosystème (sol/plantes)) qui lui libère du CO_2, donc présente une $NEE > 0$. Durant l'année culturale, des périodes d'émissions nettes de CO_2 (ex. en période d'interculture) alternent avec des périodes de fixation nette de CO_2 (phases de végétation).

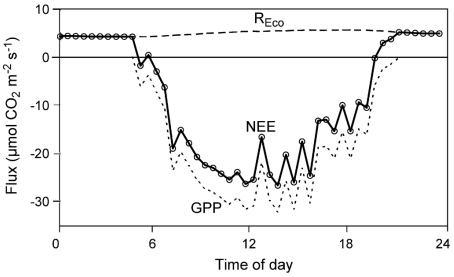


Figure 3: Série temporelle du flux net de CO_2 estimée par la méthode d'Eddy covariance sur une journée. Sur cette figure, la partition du flux net en photosythèse (GPP) et Respiration de l'écosystème (Reco) est aussi représentée. D'après Smith et al., 2010

2.1.2 Les instruments

Cette méthode nécessite deux instruments : un anémomètre/thermomètre sonique à trois dimensions (SAT pour Sonic Anemometer-Thermometer) qui permet de mesurer la vitesse du vent dans les trois directions de l'espace et un analyseur de gaz infra rouge (IRGA pour InfraRed Gas Analyzer) qui mesure la fraction molaire des gaz CO_2 et H_2O. Ces deux instruments sont montés sur une tour à flux et doivent être positionnés à une certaine distance de la végétation. Il existe deux types d'analyseur de gaz, des systèmes ouverts (figure 4) et des systèmes fermés (figure 5). Comme on peut le voir sur la figure 4, les mesures des deux instruments vont avoir une corrélation spatiale et temporelle forte car sont très proches l'un de l'autre alors qu'il y aura un décalage temporel et un découplage spatial entre les mesures du SAT et de l'IRGA du système fermé de la figure 5. De plus, les nouveaux systèmes fermés IRGA (type LI 7200) ont des pas de temps plus grand entre chaque mesure que les anciens systèmes ouverts (LI 7500), ce qui engendre une perte de mesures dans les hautes fréquences qui se traduit par une perte de flux et donc une sous estimation du flux réel. Ces nouveaux systèmes nécessitent une correction spectrale plus complexe que les systèmes ouverts. Les systèmes fermés permettent cependant d'effectuer des mesures plus stables notamment en période de précipitations où le système ouvert n'est tout simplement pas fonctionnel dans ces conditions. Nous verrons par la suite dans la partie 3.2.2, 'Validation du modèle avec des données indépendantes' les écarts de mesures qui peuvent exister entre les deux systèmes.

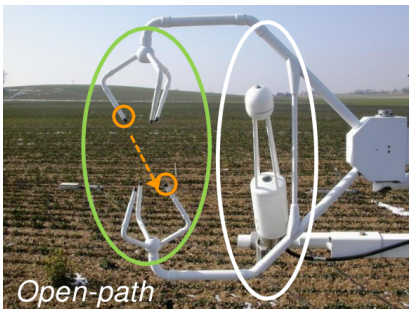


Figure 4: Instruments SAT et IRGA en système en ouvert. D'après T.Tallec, cours 'Intérêts des mesures de flux : la problématique bilan carbone'

Figure 5: Instruments SAT et IRGA en système fermé. D'après T.Tallec, cours 'Intérêts des mesures de flux : la problématique bilan carbone'

Dans cette étude j'ai manipulé des données flux provenant des deux systèmes (ouvert et fermé). Toutes les données jusqu'à 2016 ont été mesurées par des systèmes ouverts alors qu' après 2016, ce sont presque uniquement des mesures avec des systèmes fermés qui ont été réalisées. La raison est qu'après 2016, le réseau européen ICOS (Integrated Carbon Observation System soit Système d'Observation des Flux de CO_2 en français) a imposé l'utilisation d'analyseurs en système fermé.

2.2 Vérification et validation de l'approche CT1

La dernière partie de cette étude consiste à valider la relation linéaire reliant le flux net de CO_2 aux nombres de jours où la végétation est active. Le but est de retrouver la relation empirique développée par Ceschia et al. (2010) avec des nouvelles données indépendantes de celles utilisées dans la relation de base. Dans un premier temps, pour vérifier la relation utilisée dans l'approche CT1, j'ai utilisé des données flux in situ sur la période 2010-2016, d'une étude postérieure à celle élaborant la relation (1) (Ceschia et al. 2010). Elles proviennent de plusieurs sites européens, qui ont utilisé les mêmes systèmes de mesures que ceux de l'étude de (Ceschia et al. 2010), à savoir des analyseurs de gaz en open path (figure 4). Cependant ces mesures ont été traitées différemment puisque la durée de couverture végétale a été calculée en analysant les dynamiques de NEE et de GPP, contrairement aux données de la relation d'origine où le NDAV a été estimé uniquement en utilisant la NEE pour identifier les périodes où il y avait de la végétation active (quand les flux devenaient négatif ou quand la courbe de NEE commencer à descendre). J'ai eu accès directement aux valeurs de NEP et de NDAV pour chaque année-site. Pour cette partie il suffira donc de tracer les nouvelles données de NEP et de NDAV et générer une nouvelle régression linéaire pour vérifier qu'elle suit la même tendance que la relation d'origine.

Dans un second temps, pour la validation à proprement parler du modèle CT1 et l'utilisation de la télédétection, j'ai récupéré des données flux de plusieurs sites ICOS européens sur la période d'activité des satellites Sentinel2 (après 2016), mesurés par des analyseurs de gaz en close path (figure 5) et des produits satellitaire de Sentinel 2 afin de calculer la durée de couverture végétale active (voir section 2.4.2). Afin de calculer la NEP et le NDAV pour chaque année-site, j'ai récupéré les séries temporelles de NDVI et de NEE correspondantes. La première étape est donc d'extraire et classer les séries temporelles par année culturale. En principe, une année culturale commence le 1er octobre et se termine le 30 septembre de l'année suivante. Elle doit comprendre le travail du sol, le semis et la récolte de la culture principale. Cependant les dates de début et fin des années culturales ne sont pas forcément fixes et peuvent se chevaucher, en particulier avec l'implémentation des CI. Déterminer les dates de début et fin des années culturales est donc une tâche difficilement automatisable et nécessite du temps et une certaine expertise en agronomie. Les années culturales pour chaque année-site ont donc été déterminées manuellement grâce aux itinéraires techniques des agriculteurs. Pour chaque site, le CESBIO a récupéré un tableau récapitulatif de tous les travaux effectués sur la parcelle et la date à laquelle ils ont été effectués. J'ai alors utilisé les dates de semis, de récoltes, de destruction des CI et du travail du sol pour déterminer les dates de début et fin des années culturales. Une fois les années culturales déterminées j'ai pu extraire et calculer le flux net annuel de CO_2 NEP. Puis la durée de couverture végétale active (NDAV) a été calculée à partir des séries temporelles du NDVI. Une fois ces données annuelles calculées, de la même manière que pour la vérification, la relation entre flux net annuel de CO_2 et durée de couverture du sol a pu être tracée, afin de calculer la nouvelle régression linéaires ainsi que le coefficient de corrélation.

2.3 Incertitude du modèle

2.3.1 Les incertitudes sur le mesure de flux

Les principales incertitudes liées à la mesure des flux et aux méthodes associées pour les calculer sont décrites par Béziat et al. (2009). Elles sont classées en 3 catégories :

- des erreurs aléatoires de mesures des flux semi-horaires dont l'erreur aléatoire dépend de la moyenne

du flux (Richardson et al., 2006b). On note cette incertitude : $\sigma(F_m)$

- des incertitudes sur la détection du seuil de turbulence $u*$. On note cette incertitude : $\sigma(F_u)$
- des incertitudes liées à la répartition et au nombre de trous dans le jeu de données et donc à la méthode de gapfilling utilisée pour combler les données manquantes dues à un problème de mesure. On note cette incertitude : $\sigma(F_t)$

En faisant l'hypothèse que les trois sources d'erreur décrites ci-dessus sont indépendantes et que les flux obtenus suivent une distribution normale, l'écart type global du flux $\sigma(F)$ peut être calculé de la façon suivante :

$$\sigma(F) = \sqrt{\sigma(F_m)^2 + \sigma(F_u)^2 + \sigma(F_t)^2} \tag{3}$$

L'incertitude sur les flux peut ainsi être donnée avec un intervalle de confiance de 95% comme $2\sigma(F)$. Cette méthode d'estimation de l'incertitude permet donc de récapituler les erreurs induites par les principales étapes de traitement des flux, de façon systématique pour tous les écosystèmes.

2.3.2 Incertitude engendrée par le modèle linéaire sur le flux de CO_2

Dans cette partie je présenterai la démarche pour calculer analytiquement l'incertitude sur la NEP engendré par le modèle CT1 via l'équation 1.

Par souci de simplification, on écrit l'équation 1 sous sa forme analytique :

$$y = ax + b \tag{4}$$

Où y représente le flux net annuel de CO_2 NEP et x la durée de couverture de végétation active NDAV. On considère les hypothèses suivantes :

- le flux de CO_2 nommé y suit un modèle d'erreur gaussien
- a et x sont indépendants
- $x \sim \mathcal{N}(\mu_x = x, \sigma_x = \sigma_x)$
- $a \sim \mathcal{N}(\mu_a = a, \sigma_a)$
- $b \sim \mathcal{N}(\mu_b = b, \sigma_b)$

On prendra pour notation $< X >$ pour désigner l'espérance de X.

On sait que la variance de y peut s'écrire sous la forme : $\sigma_y^2 =< y^2 > - < y >^2$

et comme a et x indépendants on peut écrire $< y >=< a >< x > + < b >$

Il reste à calculer $< y^2 >$ et $< y >^2$:

$$\begin{aligned} < y^2 > &=< (ax+b)^2 > \\ &=< a^2x^2 + 2axb + b^2 > \\ &=< a^2 >< x^2 > +2 < a >< x >< b > + < b^2 > \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} < y >^2 &= (< a >< x > + < b >)^2 \\ &=< a >^2 < x >^2 +2 < a >< x >< b > + < b >^2 \end{aligned}$$

En soustrayant les deux termes il est possible de calculer la variance de y :

$$
\begin{aligned}
\sigma_y^2 &= < y^2 > - < y >^2 \\
&= < a^2 >< x^2 > + 2 < a >< x >< b > + < b^2 > - (< a >^2 < x >^2 + 2 < a >< x >< b > + < b >^2) \\
&= < a^2 >< x^2 > - < a >^2 < x >^2 + < b^2 > - < b >^2 \\
&= < a^2 >< x^2 > - < a >^2 < x >^2 + \sigma_b^2 \\
&= < a^2 >< x^2 > - < a >^2 < x >^2 - < a >^2 < x^2 > + < a >^2 < x^2 > + \sigma_b^2 \\
&= < x^2 > (< a^2 > - < a >^2) + < a >^2 (< x^2 > - < x >^2) + \sigma_b^2 \\
&= < x^2 > \sigma_a^2 + < a >^2 \sigma_x^2 + \sigma_b^2
\end{aligned}
$$

D'après les hypothèses sur a, b et x il est finalement possible d'écrire l'incertitude de y sous la forme suivante :

$$\sigma_y = \sqrt{\sigma_a^2 x^2 + a^2 \sigma_x^2 + \sigma_b^2} \tag{5}$$

En ayant l'incertitude sur la mesure de x (c'est-à-dire le nombre de jours où la végétation est active), il est possible déterminer l'incertitude sur y soit le flux net annuel de CO_2 .

Dans cette étude je n'ai pas pu intégrer l'incertitude des mesures de flux qui ont permis de calibrer la relation de l'approche du CT1 dans l'incertitude du modèle car je n'avais pas accès à toutes les incertitudes des données. Dans le cas où elles sont accessibles, l'idée est d'intégrer ces incertitudes sous la forme d'un poids attribué à chaque point afin de favoriser les points avec le moins d'incertitude dans la régression linéaire. Ainsi l'incertitude des mesures de flux est directement intégrée dans les valeurs de a et b dans l'équation 1 reliant la NEP au NDAV. Cependant il reste à travailler sur la relation reliant l'incertitude de mesure au poids à attribuer à la donnée de référence.

2.4 Données Sentinel 2

Grâce aux images provenant des satellites optiques nous pouvons observer la végétation à de grandes échelles spatiales. Dans cette étude j'utilise les données des satellites de la constellation Sentinel 2, qui fait partie du programme Européen COPERNICUS d'observation de la Terre. Les données sont fournies gratuitement en continu et en libre accès.

Missions Sentinel 2 : 2 satellites optique (Sentinel-2A et Sentinel-2B) :

- Haute Résolution : 10mx10m
- Haute fréquence de revisite : 5 jours
- Multi-Spectrale : 13 bandes spectrales en lumière visible et proche infrarouge avec une résolution comprise entre 10 et 60 mètres et une fauchée de 290 km
- Orbite héliosynchrone : revisite un point toujours à la même heure

Pour la cartographie des flux nets de CO2, j'ai utilisé les donnnées satellites de la plateforme THEIA de "Niveau L2A", reconstruites à partir des données natives fournies par l'ESA (European Space Agency) en ajoutant une correction atmosphérique et un masque de nuages, produit pas la chaîne MAJA (MACCS-ATCOR Joint Algorithm et MACCS :Multi-sensor Atmospheric Correction and Cloud Screening) (Baetens et al., 2019).

A partir de ces données satellites, la durée de couverture végétale est déterminée pour chaque parcelle cultivée en France. Pour cela, l'indice spectrale de végétation appelé NDVI est utilisé, il est

calculé à partir des bandes spectrales du rouge et de l'infrarouge. Il croit entre 0 et 1 en fonction de la quantité de végétation.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \tag{6}$$

Avec PIR : Proche Infra-Rouge et R : Rouge

Ces bandes spectrales sont classiquement utilisées pour observer la couverture végétale car le maximum de réflectance des végétaux se situe autour du proche infra-rouge et le minimum autour du rouge comme on peut l'observer sur la figure 6 ce qui permet de discriminer facilement la végétation du sol.

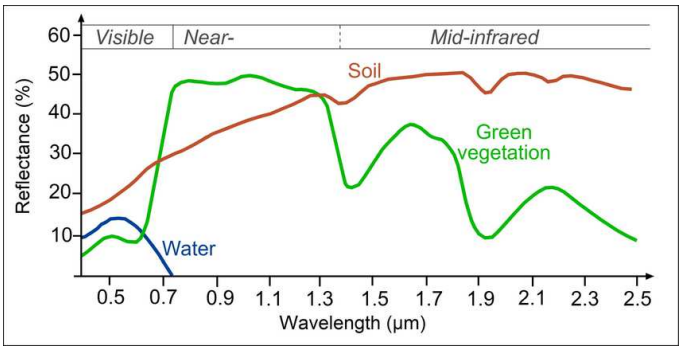


Figure 6: Signature spectrale du sol, de la végétation et de l'eau. D'après Chahdi et al., 2017

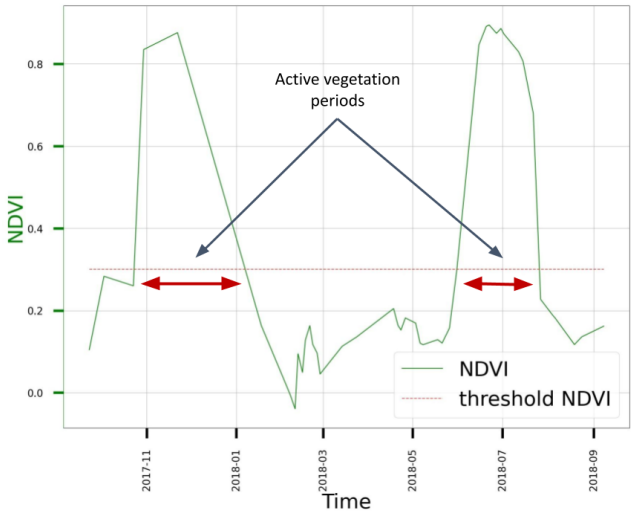


Figure 7: Schéma de calcul de la couverture végétale active à partir d'une série temporelle de NDVI sur une année culturale

Dans un premier temps, l'information à l'échelle du pixel est conservée pour générer une cartographie du flux de CO_2 sur l'ensemble du territoire métropolitain français. Les séries temporelles de NDVI ont été extraites pour chaque pixel appartenant au territoire français pour l'année culturale 2019, soit du 1er Octobre 2018 au 30 Septembre 2019. Ces séries permettent d'identifier les cycles de croissance de la végétation ainsi que les périodes d'interculture, et donc de déterminer le nombre de jours où la végétation est active durant l'année culturale. Nous considérons que la végétation est active si le NDVI dépasse le seuil de 0.3 comme représenté sur la figure 7, qui correspond à la limite d'un sol nu (0.2 ± 0.09 d'après Montandon et al. 2008).

Pour la validation du modèle (voir section 2.2), les données nécessaires ont été récupérées via Google Earth Engine qui est une plate-forme d'analyse géospatiale en libre accès, qui permet de télécharger et d'analyser des images de satellites d'observations de la Terre (notamment des missions Sentinel, Landsat et du capteur MODIS). Un masque de nuages a été appliqué sur les séries temporelles de NDVI pour chaque année-site étudiée correspondant à des données ICOS (donc post 2016), afin de récupérer uniquement le signal provenant de la surface. Contrairement à la méthode précédente, j'ai récupéré directement le NDVI moyen à la parcelle et non au pixel. Ensuite, la méthode pour calculer le NDAV à partir de la série temporelle de NDVI est identique.

2.5 Registre Parcellaire Graphique : RPG

Afin de calculer le flux net annuel de CO_2 à l'échelle de la parcelle, il est nécessaire d'avoir une référence géographique délimitant les parcelles étudiées. Pour cela j'utilise le Registre Parcellaire Graphique (RPG) qui est une base de données géographique annuelle française, contenant entre autres l'identifiant de la parcelle, le code culture (3 lettres) qui caractérise la culture principale (ex : BDH = blé dur d'hiver, BTP = blé tendre de printemps ...). Le RPG est produit annuellement par l'IGN à la demande de l'Agence de Service et de Paiements (ASP) qui gère le versement des aides de la Politique Agricole Commune (PAC). Chaque agriculteur bénéficiant de ces aides doit déclarer, auprès de l'ASP, les données de contours de ses parcelles en culture et les productions principales associées.

D'un point de vue traitement des données, le RPG est un vecteur au format Shapefile où chaque parcelle est représentée par un polygone contenant les informations utiles pour cette étude (ex. code culture et l'identifiant parcelle).

2.6 Données sol - Réglementation

L'utilisation de ces données permettront d'analyser si la réglementation peut avoir un impact sur la variabilité spatiale au niveau national sur les durées de couverture du sol. La Directive nitrates adoptée en 1991 a pour but de réduire la pollution des eaux provenant du nitrates agricole. Cette directive met en place des programmes d'action obligatoire sur les zones dites vulnérables nitrates aux pollutions par les nitrates d'origine agricole. Une des actions principale depuis l'arrêté de 2010 est l'obligation de mettre en place une CI comme Piège à Nitrates (CIPAN) sur les parcelles situées dans une zone vulnérable nitrates, avec une durée minimale de 2 mois obligatoire. En effet un CIPAN permet de limiter le lessivage des nitrates issus des engrais azotés durant les périodes pluvieuses et donc de préserver les réservoirs d'eaux proches des cultures. Cependant des particularités locales existent (zones à contraintes argileuses, zone de préservation de l'avifaune hivernante – palombes) et entraînent des dérogations à cette obligation de couvert (Kosuth et al., 2020). Dans cette étude nous allons nous concentrer sur les zones vulnérables nitrates et sur les zones à contraintes argileuses, où il existe deux types de dérogations : en fonction du taux d'argile du sol, la dérogation peut annuler l'obligation de mettre une CI ou en limiter la durée.

En effet, un sol argileux nécessite généralement un travail précoce à l'automne ce qui est difficilement compatible avec l'implantation d'une CI. Cependant la qualification de sol argileux dépend de la région et est très hétérogène en France. Chaque région détermine ses propres seuils à partir desquels le sol est considéré comme argileux ou non. Il existe en général un seuil d'argile à partir duquel l'agriculteur est autorisé à détruire la culture plus tôt sur les terres considérées argileuses, et un deuxième seuil à partir duquel l'agriculteur n'a plus d'obligation à mettre en place un couvert. Les teneurs en argile utilisées comme seuil sont très variables entre régions. De plus, les zones ne sont pas définies comme zones contraintes argiles ou non d'office comme les zones vulnérables nitrates, c'est à chaque agriculteur de décider s'il veut analyser la teneur en argile de son sol (sauf pour l'Occitanie où il existe une cartographie).

2.6.1 Méthodologie pour déterminer l'effet des zones réglementaires sur la durée de couverture des sols

En zones vulnérables nitrates :

La liste des zones vulnérables est établie sous la responsabilité des DREAL (Direction régionale de l'Environnement, de l'Aménagement et du Logement) de bassin. Ce sont des données officielles fournies sous forme de cartes numériques (fichier shape) (www.sandre.eaufrance.fr). Nous avons rastérisé ces couches d'information (à une résolution de 10m) pour correspondre à la résolution des pixels de Sentinel 2, de manière à ce que chaque pixel possède une valeur binaire : 1 = zone vulnérable nitrates, 0 = hors zone vulnérable nitrates. La directive nitrates imposant aux agriculteurs d'implanter une CI s'ils

se trouvent dans une zone vulnérable nitrates pour une durée minimale de 2 mois, l'hypothèse que je souhaitais tester était que les durées de couvertures du sol devaient être plus longues dans ces zones que dans celles qui ne sont pas concernées par la directive.

En zones à contraintes argile :

Chaque région possède deux réglementations concernant la teneur en argile, une qui permet aux agriculteurs de se libérer de la contrainte de mettre en place une CI dans les zones vulnérables nitrates, et une qui agit sur la durée de la CI. Ces deux réglementations possèdent un seuil distinct de teneur en argile. Donc en règle générale, chaque région possède deux seuils de taux d'argile, un à partir duquel la durée des CI est raccourcie, un autre à partir duquel l'obligation de mettre une CI en zone vulnérable nitrates n'est plus valable. Par souci de simplification, j'ai choisi de garder le seuil le plus bas pour chaque région, qui permet donc d'englober les deux réglementations. De plus, ces zones là ne sont pas identifiées à l'échelle de la France comme les zones vulnérables nitrates, c'est à l'agriculteur de faire la démarche d'analyser la teneur en argile de son sol, et de le comparer aux seuils de sa région et à la réglementation associée. Pour déterminer les zones à contraintes argileuses, j'ai donc utilisé les sorties du modèle SoilGrid (soilgrids.org) de résolution spatiale 250m, sur la teneur en argile des sols, que j'ai interpolé linéairement à 10m pour correspondre à la résolution des pixels des satellites Sentinel 2. Nos zones de contraintes argiles ne sont donc pas des zones réglementaires officielles mais un signal nous informant qu'au vu du taux d'argile dans la zone d'étude, il est possible qu'il y ait des réglementations permettant de s'affranchir de CI. On s'attend donc à avoir un faible taux de CI dans ces zones, donc un faible NDAV.

2.6.2 Classification des zones dans notre étude

Dans cette étude, je considère donc 4 types de zones différentes :

1. Zone sans restriction (bleu) : les zones qui sont classées ni vulnérables nitrates, ni zones contraintes argile
2. Zone vulnérable nitrates (orange) : les zones classées uniquement zones vulnérables nitrates
3. Zones à contraintes argile (vert) : les zones où le taux d'argile est supérieur au seuil (le plus bas) spécifique à la région
4. Zones vulnérables nitrates et à contraintes argile (rouge) : (zones à la fois 2 et 3) zones où potentiellement la réglementation permet aux agriculteurs de s'émanciper de l'obligation de mettre en place une CI ou de sa durée imposée par la directive nitrates.

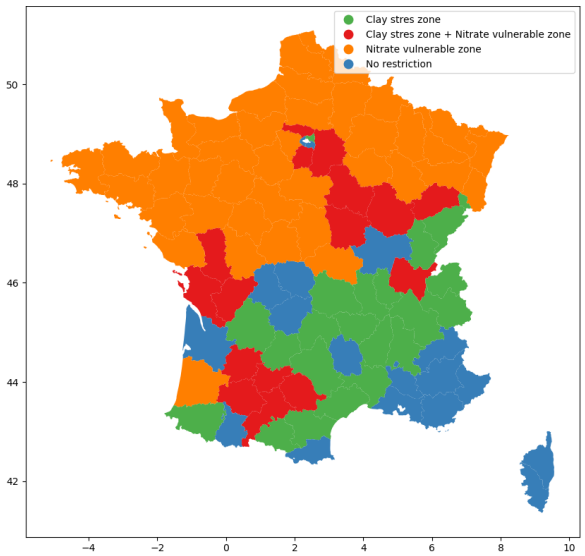


Figure 8: Cartographie des zones en France concernées par la Directive nitrates imposant la présence de CI et/ou des teneurs en argile qui affranchissent de cette obligation ou en limitent la durée

Grâce à cette classification par zone, nous pourrons analyser l'impact du type de sol sur la durée de couverture végétale en comparant les zones par couple (1 vs 3) et (2 vs 4). Ainsi que l'influence de la réglementation en comparant les zones (1 vs 2) et (3 vs 4).

2.7 Cartographie à l'échelle nationale des durées de couverture du sol

J'ai travaillé avec deux types de fichiers pour cartographier des informations à l'échelle nationale : des rasters et des vecteurs. Un raster est un fichier qui stocke une ou plusieurs informations par pixel sous forme de couches d'informations. Numériquement c'est une matrice qui a autant de dimension que de couches d'informations. Par exemple, on peut avoir un raster de la France où chaque pixel possède trois couches d'informations : la longitude, la latitude et le département. A l'inverse un vecteur stocke l'information par polygone, si toute une zone possède la même information (ex : département), le vecteur stocke le repère spatial du périmètre de la zone sous forme de polygone et l'information en question. Un raster représente généralement un plus gros volume de données qu'un vecteur. Afin de produire la cartographie du flux net annuel de CO_2 à l'échelle de la France pour l'année culturale 2019, à une résolution de 10m, j'ai utilisé la chaîne de traitement IOTA2 (Incorporant les Orfeo Toolbox Applications) développée par le CESBIO ainsi que les ressources informatiques de calcul et de stockage du CNES.

IOTA2 permet de produire des cartes d'occupation du sol annuelles à haute résolution sur la France Métropolitaine. Le produit cartographique OSO disponible sur le portail THEIA en est le produit phare (www.theia-land.fr/product/carte-doccupation-des-sols-de-la-france-metropolitaine/); et est le résultat d'une méthodologie de classification par pixel utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique (Random Forest) à partir de séries temporelles d'images Sentinel-2. Bien qu'en constante évolution, IOTA2 est un outil robuste qui a déjà été validé et utilisé par la communauté scientifique.

Dans le cadre de cette étude, IOTA2 a été utilisé afin d'extraire les séries temporelles de NDVI de chaque pixel français, et d'en déduire la durée de couverture végétale sur l'année culturale 2019. IOTA2 permet d'extraire ces séries temporelles en appliquant au préalable la chaîne de traitement MAJA suivi d'une interpolation pour obtenir des NDVI à un pas de temps journalier. A la sortie de IOTA2, on obtient un raster contenant le NDAV pour chaque pixel de la France métropolitaine. Ensuite grâce à la relation du CT1 (équation 1) il est possible de calculer le flux net annuel de CO_2 et le cartographier.

Pour traiter certains rasters j'ai utilisé des applications fournies par Orfeo Toolbox comme OTB BandMath qui permet d'effectuer entre autres des calculs rapides sur les raster, des masques (pour isoler certaines cultures par exemple, générer la cartographie des incertitudes du modèle CT1...). J'ai ensuite utilisé QGIS pour visualiser les rasters et générer les cartes de flux de CO_2 présentées dans la section Résultat.

2.8 Création de la base de données en python pour l'analyse

Afin d'analyser l'impact du climat, des pratiques agricoles, des teneurs en argile du sol et de la réglementation nitrates sur les durées de couverture du sol et donc sur le flux net de CO_2 à l'échelle la France entière, il est nécessaire de créer une base de données, contenant un certains nombres d'informations comme :

- l'identifiant parcelle (donnée RPG)
- le code culture (donnée RPG)
- le NDAV moyen à la parcelle (données Sentinel 2 + chaîne IOTA2)
- le département (données administratives, sources INSEE)
- la région (données administratives, sources INSEE)
- le taux d'argile moyen du sol de la parcelle (données, sources Soilgrid)
- la réglementation appliquée à la parcelle (directive nitrates, sources www.sandre.eaufrance.fr)

La base de données est agrégée à la parcelle afin de garder un volume de données manipulable facilement et rapidement sans serveur, tout en gardant une échelle de travail qui présente les mêmes conditions (même climat, même culture, même pratique, même réglementation, même sol etc...). De plus, la relation de l'approche CT1 s'appuie sur des données terrains agrégées à la parcelle.

La diversité des données oblige à travailler avec des formats différents : des rasters (information(s) par pixel), des vecteurs (information(s) par polygone). Afin de simplifier le traitement des données, j'ai tout d'abord rasterisé toutes les données d'entrées à la résolution des images des satellites de Sentinel 2, à savoir 10mx10m. Toutes les données ont alors le même format et la même référence spatiale. Pour cela j'ai utilisé l'application "Superimpose" d'Orfeo ToolBox, qui est un projet open source qui regroupe de nombreux algorithmes et applications de traitement de données de télédétection.

La principale contrainte du raster est son volume de données qui est très important (14 milliards de pixels pour la France). Nous avons donc construit notre algorithme de traitement de données en fonction de cette contrainte. Pour cela j'ai découpé la lecture et le traitement des rasters en petits blocs de manière optimale, afin de pouvoir découper à nouveau chaque bloc horizontalement en bandes et paralléliser les traitements. L'algorithme de traitement de données prend en entrées les différents rasters (informations spatialisées au pixel) et retourne en sortie une base de données agrégée à la parcelle sous la forme d'un DataFrame pandas (équivalent à un tableau). Afin d'agréger les informations à la parcelle, j'ai construit le processus de traitement de la manière suivante :

- On lit une première fois le raster contenant les identifiants de chaque parcelle afin de stocker et regrouper les indices des pixels appartenant à une même parcelle. Pour chaque identifiant de parcelle on associe donc une liste d'indices correspondant aux pixels d'intérêts. On pourra donc l'utiliser comme un masque qui nous permet de récupérer uniquement les données de notre zone d'intérêt.
- Comme tous les rasters ont la même référence géospatiale, pour agréger l'information à la parcelle il suffit de boucler sur les identifiants parcelles et d'appliquer le masque associé à chaque raster.
- J'ai considéré 2 types de données contenues dans les rasters : des variables continues comme le taux d'argile dans les sols, le nombre de jours où la végétation est active... et des variables discrètes comme les identifiants parcelles, les départements, les régions, les types de cultures etc...
- Dans le cas des variables continues, on calcule la moyenne et l'écart type sur la parcelle, alors que pour les valeurs discrètes on ne garde que la valeur qui est majoritaire sur la parcelle, qui est censée être un nombre entier.
- Pour que le code soit générique j'ai fixé les noms des fichiers d'entrée en fonction de leur type pour utiliser leur nom comme un flag dans le code et pouvoir ajouter ou non une colonne écart type dans le DataFrame.

J'ai développé l'algorithme en python de manière à ce qu'il soit optimisé et s'adapte à la parallélisation sur des serveurs possédant plusieurs cœurs. En effet l'algorithme prend en entrée le nombre de cœurs qu'on souhaite utiliser, afin d'optimiser le découpage des bandes en fonction du nombre de cœurs utilisables.

C'est un code générique qui prend en entrée au moins un raster (le raster contenant l'identifiant parcelle est obligatoire) et qui crée un Dataframe pandas avec les informations des rasters d'entrée agrégées à la parcelle. Comme la base de données est un DataFrame Pandas agrégée à la parcelle, contenant le département et la région de chaque parcelle, il est facile de produire des cartes en python via des modules comme Geopandas afin d'analyser les résultats obtenues par zone géographique. J'ai aussi utilisé des modules comme Seaborn et Pandas pour produire des graphiques (histogrammes, boxplot) afin d'analyser le flux de CO_2 selon la culture ou le cadre réglementaire.

Afin d'avoir une vision synthétique de la méthodologie, voici un diagramme récapitulatif, avec les données utilisées représentées en jaune, les missions en vert et le modèle CT1 utilisé en rouge :

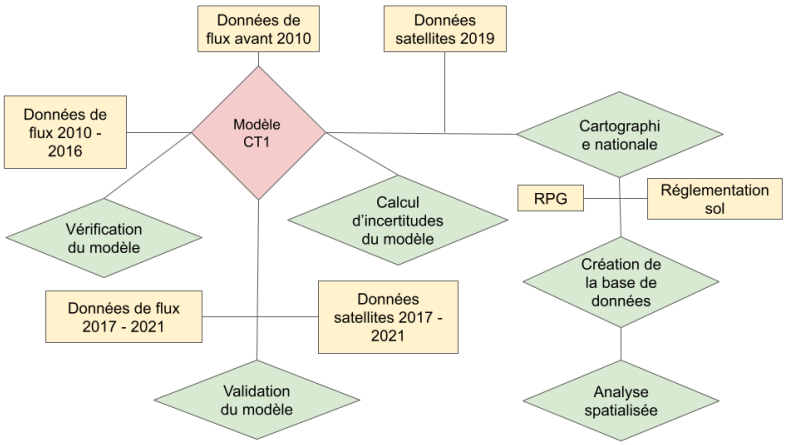


Figure 9: Diagramme synthétique des méthodes et données utilisées dans cette étude

3 Présentation des résultats

3.1 Analyse spatialisée du flux net de CO_2

En sortie de la chaîne de calcul IOTA2, on obtient une cartographie du NDAV à l'échelle de la France, sous le format d'un raster, c'est-à-dire une matrice qui contient une information (ou plus) par pixel. Ici, chaque pixel contient le nombre de jours où la végétation a été active pendant l'année culturale 2019. En appliquant la relation de l'équation 1 on obtient ensuite une cartographie du flux net annuel de CO_2 (ici pour l'année 2019) :

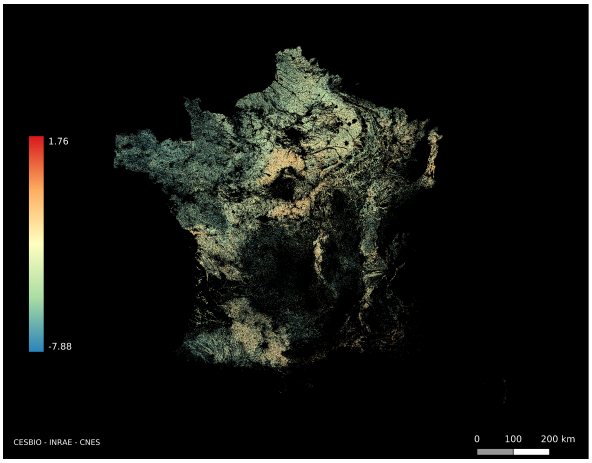


Figure 10: Cartographie du flux net annuel de CO_2 pour l'année 2019 en tC de CO_2/ha à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

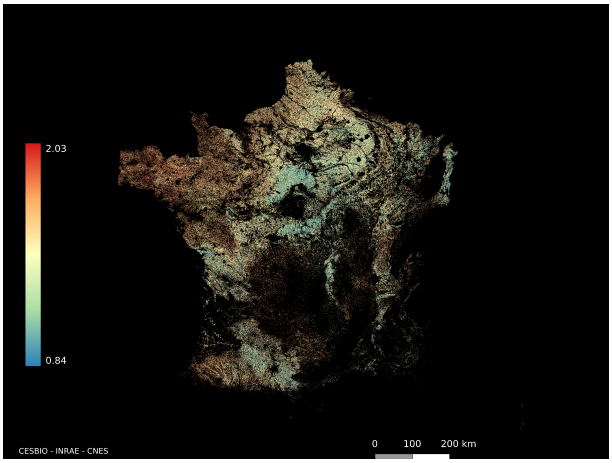


Figure 11: Cartographie de l'incertitude du flux net annuel de CO_2 pour l'année 2019 en tC de CO_2/ha à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

La cartographie du flux net de CO_2 présente des hétérogénéités spatiales : Le Nord Est plus particulièrement la Bretagne semble fixer plus de CO_2 avec des teintes qui tirent vers le vert bleu alors que la zone au Sud de la région parisienne, lla partie Est de l'Alsace et la région toulousaine semblent avoir des flux nets de CO_2 proches de l'équilibre qui tendent vers le positif (émission de CO_2). C'est une

cartographie du flux net de CO_2 donc les zones qui sont neutres ont sûrement un bilan de carbone positif (déstockage) en considérant la biomasse exportée à la récolte (sachant que les amendements organiques appliqués sur la parcelle ne permettent généralement pas d'inverser cette tendance quand on prend en compte les 2 premiers termes du bilan C selon Ceschia et al. 2010). Pour les zones vertes, si l'export de C à la récolte est plus faible que le flux net de CO_2, alors la parcelle stockera du C.

En utilisant la formule analytique de l'équation 5 permettant de calculer l'incertitude sur le flux, on peut aussi cartographier l'incertitude à l'échelle nationale figure 11. Afin de mieux visualiser l'incertitude, j'ai réalisé une carte pessimiste et optimiste du flux net de CO_2, qui correspond simplement au flux, plus ou moins son incertitude, qui est finalement son écart-type :

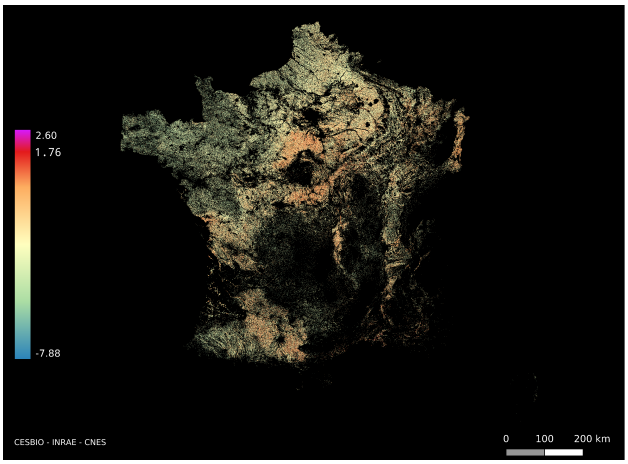


Figure 12: Cartographie du flux net annuel de CO_2 plus son écart-type en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

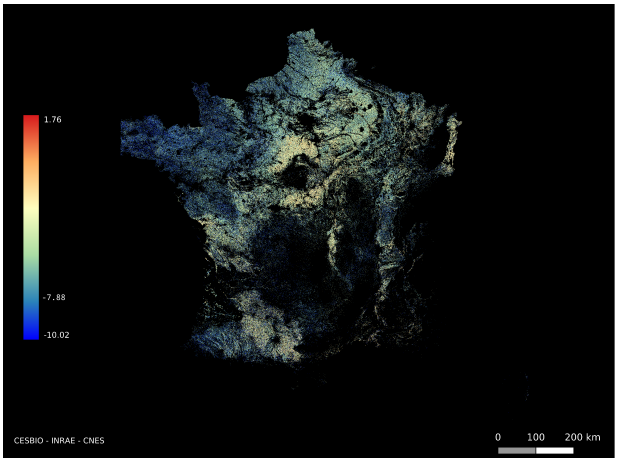


Figure 13: Cartographie du flux net annuel de CO_2 moins son écart-type en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

Si on regarde la cartographie des incertitudes sur la figure 11 on s'aperçoit que les zones de plus grandes incertitudes sont les zones qui fixent le plus de CO_2. Ce qui est finalement cohérent avec notre formule analytique de l'équation 5 où l'incertitude du flux croît avec la durée de couverture du sol. L'intervalle d'incertitude étant assez conséquent, les zones qui possèdent un flux net proche de l'équilibre peuvent facilement basculer vers un flux positif et devenir émettrices de CO_2 comme on peut l'observer pour la zone orangée au Sud de la région parisienne sur la figure 12 qui représente la cas pessimiste où on ajoute au flux son écart-type. La tendance globale tire vers des flux légèrement négatifs (vert clair) voire neutre (jaune), avec des zones qui déstockent en orange. Même dans le cas pessimiste certaines zones comme la Bretagne, les Landes et les Pyrénées atlantiques semblent fixer le CO_2 avec des zones bien vertes sur la figure 12. Dans le cas optimiste (on retire au flux son écart-type) de la figure 13, la globalité des parcelles fixent du CO_2, en particulier les zones citées précédemment, qui atteignent des valeurs de flux très négatifs jusqu'à -10.02 en tC de CO_2/ha. Les tendances globales peuvent basculer en fonction des incertitudes, c'est pour cela qu'il est nécessaire d'associer une incertitude à l'approche CT1.

Un des objectifs majeurs de cette étude est de comprendre ces hétérogénéités et d'identifier les principaux facteurs influençant le NDAV et par conséquent les flux nets annuels de CO_2 pour les grandes cultures en France : l'influence du choix des cultures, l'effet des pratiques (CI, date de récolte dans le cas des maïs grain et ensilage), l'effet du cadre réglementaire (Directive nitrate) et des conditions pédologiques (zones dérogatoires argile). Dans les sections suivantes, l'étude est réduite aux principales grandes cultures en France à savoir le blé, le maïs, le colza et le tournesol. Les données concernant les durées de cycles des cultures (les histogrammes) sont gardées en jours de végétation active et non en flux de CO_2 pour faciliter l'analyse et la comparaison des résultats avec les durées de cycles de végétations des cultures qui sont connus (ex un maïs classique a un cycle d'environ 150 jours).

3.1.1 Influence de la culture

Dans un premier temps, je distingue les types de cultures à l'échelle de la France, en gardant l'information au pixel, afin de détecter une potentielle tendance par zone géographique et leurs climats respectifs. On s'attend à des durées de couverture plus longues dans les zones climatiques plus froides où la croissance de la végétation est plus lente pour une même culture. De même on s'attend à voir une différence entre les cultures d'hiver comme le blé et le colza qui ont des cycles de végétation plus longs que les cultures d'été comme le maïs ou le tournesol. Si cette tendance n'est pas respectée, elle pourra peut-être être expliquée par des effets pratiques agricoles ou cadre réglementaires (ex. présence ou non de CI).

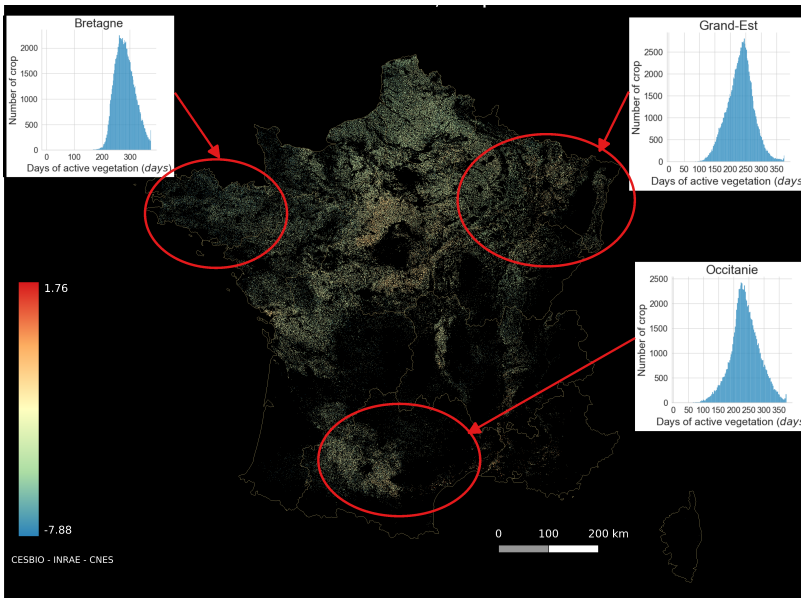


Figure 14: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du blé pour l'année 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

Le blé présente le même schéma que la cartographie nationale toute culture confondue dans la mesure où on retrouve les mêmes hétérogénéités spatiales avec des zones orangées au sud de la région parisienne qui se rapprochent de flux positifs donc destockent du carbone alors que la majorité de la carte tend vers le vert, ce qui semble cohérent car le blé est une culture d'hiver qui possède un cycle de végétation long permettant de fixer plus de CO_2. Les zones vertes qui tirent vers le jaune impliquent un flux de CO_2 négatif voir légèrement neutre, en fonction des pratiques de l'agriculteurs (récolte, amendement organique) ce seront soit des bilans de carbone légèrement neutres voir positifs si l'apport d'amendement organique n'équilibre pas l'export de la biomasse à la récolte. Les histogrammes représentant la distribution des parcelles en fonction du NDAV par région permettent d'observer des hétérogénéités de durées de couverture du sol, qui peuvent éventuellement être liées à des différences de pratiques. En effet en Bretagne on s'aperçoit que le NDAV des parcelles de blé est assez homogène au sein de la région avec une distribution peu étalée (entre 200 et 350 jours) centrée autour de 280 jours de végétation active. Cela révèle une similarité dans les pratiques, qui consistent à couvrir le sol le plus longtemps possible, sûrement avec des CI. L'Occitanie et le Grand-Est présentent plus de disparité dans les pratiques avec des distributions plus étalées, centrées sur des durées de couverture du sol plus courtes, autour de 240 jours de végétation active.

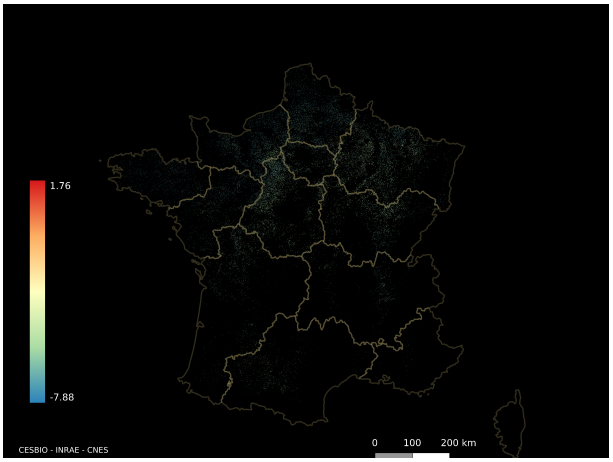


Figure 15: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du colza pour l'année 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

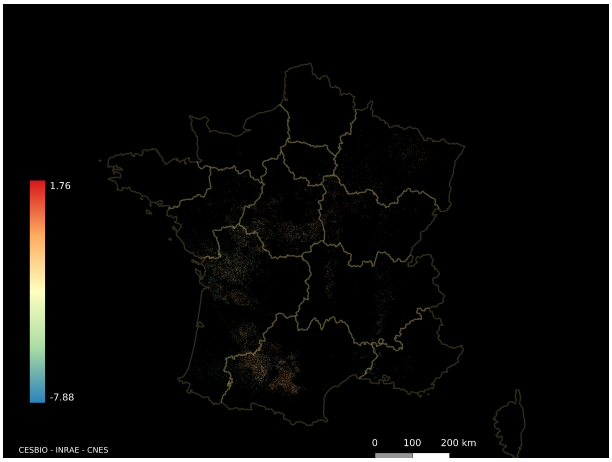


Figure 16: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du tournesol pour l'année 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

Le colza, culture moins représentée en France que le blé, est aussi une culture d'hiver mais semble fixer plus de CO_2 que le blé, en présentant des teintes vertes bleues qui correspondent à des flux de CO_2 bien négatifs. Cette différence par rapport au blé est cohérente car les dates de semis du colza sont plus précoces que celles du blé alors que les dates de récoltes ont lieu à peu près en même temps ; le cycle de végétation du colza est donc plus long et permet de fixer plus de CO_2. Comme pour la Figure présentant la carte des flux nets de CO_2 toutes cultures confondues, on n'observe pas de gradient climatique marqué sur les cultures de colza (idem que pour le blé). Il n'y a pas de contraste Nord/Sud ou Est/Ouest sur le territoire, il est donc difficile d'attribuer ces hétérogénéités au climat. Il faudra donc regarder l'effet des pratiques et de la réglementation pour identifier les causes de cette variabilité spatiale à fine échelle.

Pour ce qui est du tournesol qui est une culture d'été peu abondante en France en comparaison aux deux précédentes, elle a un cycle de développement bien plus court que les cultures d'hiver (Béziat et al 2009). On retrouve cette différence sur la figure avec la majorité des zones dans le orange, qui correspondent à des flux de CO_2 positifs. Le bilan carbone ne peut donc être que positif (déstockage). On observe cependant des hétérogénéités notamment en Haute Garonne avec de forts contrastes entre des points bleus et d'autres orange/rouge. Les effets climatiques ne peuvent pas expliquer ces disparités comme dans le cas du colza, il faudra donc regarder l'effet des pratiques et de la réglementation pour identifier les causes de cette variabilité spatiale à fine échelle.

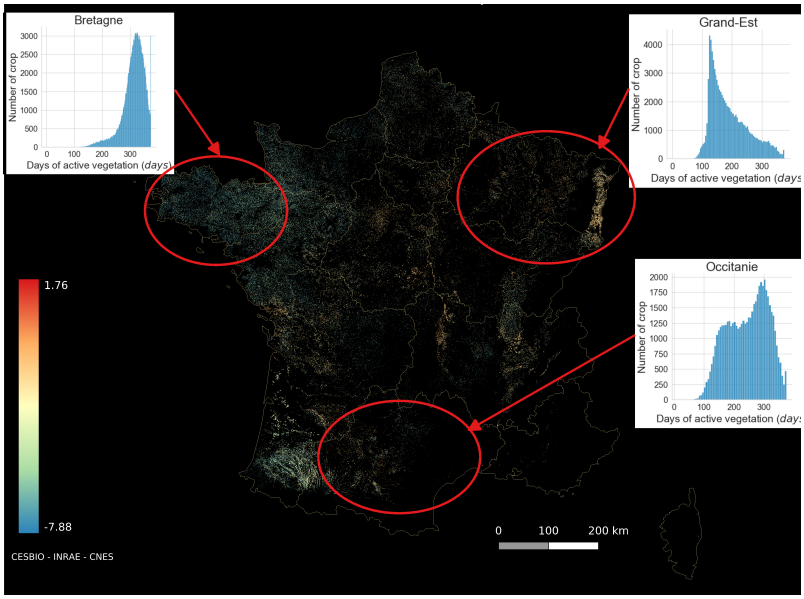


Figure 17: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du maïs pour l'année 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

Quant à la cartographie du flux net de CO_2 pour le maïs (figure 17), plusieurs éléments s'en dégagent. On observe premièrement que la Bretagne est très bleue, et donc fixe beaucoup de CO_2, et même plus que les cultures d'hiver (blé et colza). On rappelle qu'étant une culture d'été, le maïs présente un cycle de végétation plus court que les cultures d'hiver. Il est donc étonnant d'observer une fixation de CO_2 plus importante pour le maïs que pour le blé et le colza. Comme pour le blé, l'histogramme de la Bretagne montre une distribution homogène du NDAV peu étalée, centrée sur une durée de couverture du sol (autour de 320 jours de végétation active) plus longue que la durée d'un cycle de maïs (environ 150 jours). Ce résultat semble indiquer la présence de CI avant la culture du maïs. Dans la région du Grand-Est, l'histogramme montre une forte disparité entre les pratiques au sein même de la région avec une distribution très étalée (entre 100 et 350 jours) et une majorité de parcelles couvertes pendant une courte période de 150 jours, ce qui correspond à un simple cycle de maïs sans CI.

L'histogramme de l'Occitanie est intéressant car semble révéler deux modes de cultures via un mix de deux gaussiennes : une distribution centrée autour de 150 jours qui serait des parcelles de cultures principale de maïs seule, et une autre distribution centrée autour de 300 jours qui représenterait des parcelles de culture principale de maïs accompagnée d'une CI.

On observe aussi une légère différence entre les bords Ouest (Bretagne, Pyrénées Atlantiques et sud des Landes) et Est (extrémité de l'Alsace) de la carte. En effet il y a des durées de couverture relativement longues sur la côte atlantique comparée à la façade Est avec des durées très courtes notamment dans la pointe de l'Alsace (comme le montrent les histogrammes). Il y a donc peut être une influence climatique sur la durée de couverture : le climat océanique plus doux et constant pouvant favoriser une bonne productivité alors que le climat continental avec des extrêmes de températures plus forts (fortes températures en été avec de possibles stress hydriques accélérant la phase de sénescence ou température fraîches au printemps qui retardent les dates de semis) limiterait les périodes de développement des cultures. C'est une hypothèse qui reste à être vérifiée et n'est sûrement pas le seul facteur expliquant les différences Ouest – Est. La question se pose de savoir si cette hétérogénéité est due à la différence de climat (continentale/océanique) ou aux pratiques. Pour dissocier ces effets on va analyser plus en détail l'effet des pratiques sur la durée de couverture du sol.

3.1.2 Influence des pratiques agricoles

Pour analyser l'effet des pratiques agricoles on étudiera dans un premier temps le cas du maïs en distinguant le maïs ensilage qui est récolté vert (en fin d'été) pour le bétail, du maïs grain récolté après la phase de sénescence (durant l'automne). Ensuite on s'intéressera au cas des blé d'hiver et de printemps.

Dans le cas du maïs, la différence Est-Ouest peut s'expliquer aussi par des différences dans les pratiques agricoles, notamment liées à la présence d'élevages. En effet, la partie Ouest, et particulièrement la Bretagne, est une zone où il y a beaucoup d'élevage. La présence d'élevage à proximité des parcelles va favoriser le semis de plusieurs cultures sur une même année culturale, ce qui se traduit dans nos observations par une longue durée de couverture des sols. On peut citer quelques raisons :

- Il y a un besoin de forte productivité pour nourrir le bétail, ce qui pousse les agriculteurs à cultiver tout au long de l'année en semant des cultures dérobées. Ce sont des CI dites fourragères qui sont exportées (récoltées) dans le but de nourrir les bêtes et non restitués au sol comme des CI classiques.
- Le maïs ensilage, type de maïs destiné au bétail, est récolté encore vert donc possède un cycle de végétation plus court que le maïs classique, ce qui permet d'implanter une CI si deux cultures de maïs ensilage se suivent sur deux années culturales.
- L'élevage apporte bien évidemment un effet fertilisant avec un fort apport en azote et en amendement organique (pâturage).
- Les agriculteurs peuvent mettre en place des prairies temporaires qui ont une durée de 2 à 3 ans sur des parcelles agricoles utilisées habituellement pour des cultures. Une culture doit être déclarée dans le RPG pour l'année culturale complète, il se peut donc qu'une partie de la prairie temporaire (soit le début soit la fin) se retrouve dans l'année culturale de la culture principale, et donc dans nos données, ce qui augmenterait fortement le NDAV observée.

Pour vérifier nos hypothèses et notamment la présence de cultures dérobées ou intermédiaires dans ces zones de maïs, nous allons distinguer le maïs ensilage (dont le code RPG est MIE), du maïs classique (code RPG MIS). La carte des types de maïs en France est présentée en Annexe 1. Comme nous l'avons évoqué précédemment, le maïs ensilage est récolté encore vert ce qui devrait se manifester par une durée de couverture plus courte que pour le maïs classique. Si ce n'est pas le cas, la différence sera liée aux pratiques agricoles comme l'implantation d'une CI entre deux années de maïs ensilage. De plus, la présence de maïs ensilage confirmera la présence d'élevage.

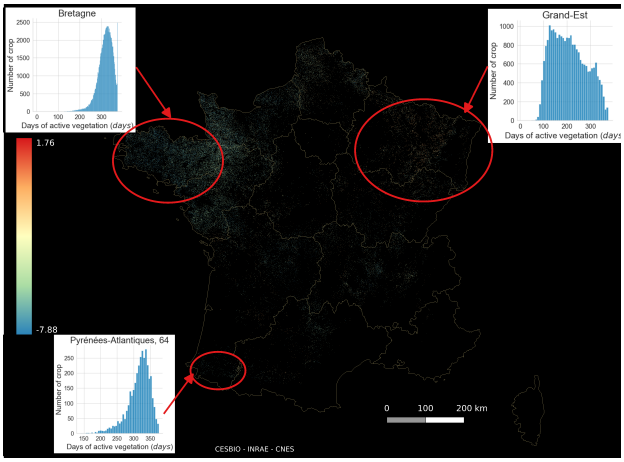


Figure 18: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du maïs ensilage en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

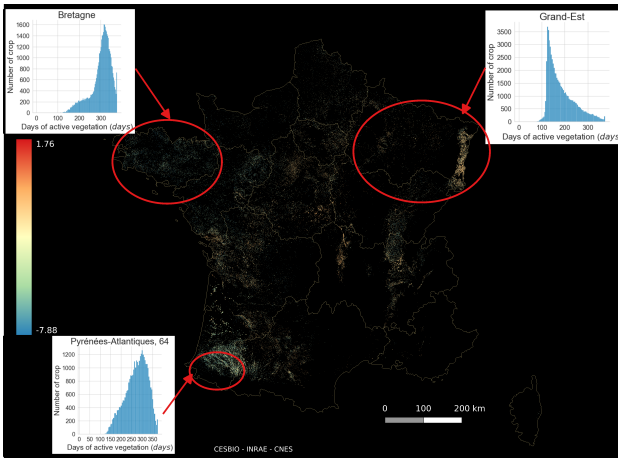


Figure 19: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du maïs en grain en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

D'après les figures 18 et 19, la forte absorption du CO_2 est bien due à la présence de maïs ensilage en Bretagne, qui est cohérente avec une activité forte dans le domaine de l'élevage. Ces parcelles semblent être de bons puits de CO_2 car ce sont les zones les plus bleues du territoire. Le maïs ensilage est sûrement précédé d'une CI car les parcelles identifiées comme maïs ensilage présentent des durées de couverture de végétation équivalentes voire plus longues que le maïs grain alors que le cycle de végétation du maïs ensilage est le plus court des maïs comme il est récolté encore vert. Cette hypothèse est confirmée par l'analyse de l'histogramme qui montre en Bretagne une distribution peu étalée centrée autour de 320 jours de végétation active, qui est donc plus long qu'un cycle de maïs seul. On retrouve cette grande concentration de couvertures longues dans la distribution du maïs ensilage du département 64, contrairement à la région du Grand-Est qui a une distribution beaucoup plus étalée, avec une durée de couverture moyenne autour de 200 jours de végétation active.

Il faut noter tout de même noter que la proportion de maïs ensilage est très faible dans les Pyrénées atlantiques et la pointe de l'Alsace, il y a surtout une majorité de maïs grain (voir Annexe 1). La distribution des NDAV du Grand-Est montre une majorité de parcelles autour de 150 jours de végétation active (cycle de maïs seul), ce qui explique la couleur jaune orangée représentant les flux de CO_2 légèrement positifs, alors que le département 64 a une distribution de NDAV avec une majorité de parcelles autour de 320 jours de végétation active, qui révèle la présence d'un cycle de végétation supplémentaire au cycle du maïs seul.

Les hétérogénéités spatiales de l'indicateur semblent donc être principalement dues à des différences de pratiques dans le cas du maïs. Aussi, tout comme nous avons analysé les NDAV observés du maïs pour tenter d'identifier des différences dans les pratiques culturales (mise en place de CI, utilisation du maïs pour le grain ou pour l'ensilage), nous allons comparer les blés d'hiver et de printemps.

Naturellement, les blés d'hiver ont un cycle de végétation plus long que les blés de printemps. Cependant les parcelles des blé de printemps ont un sol nu en automne, ce qui offre la possibilité aux agriculteurs d'implanter une CI avant le blé. On peut donc potentiellement observer une parcelle de blé de printemps avec une durée de couverture plus longue que pour un blé d'hiver s'il y a une CI mise en place.

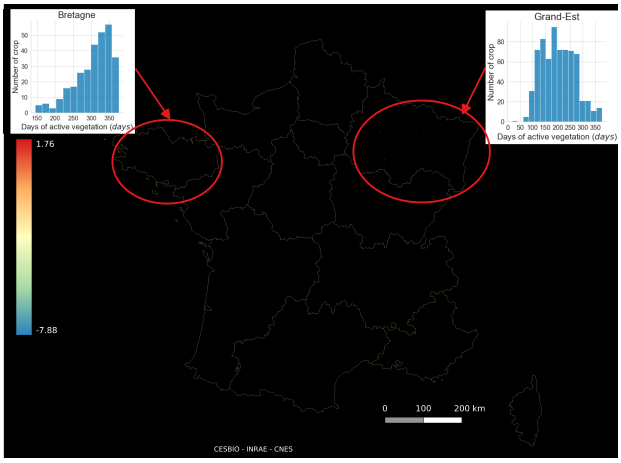


Figure 20: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du blé de printemps en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

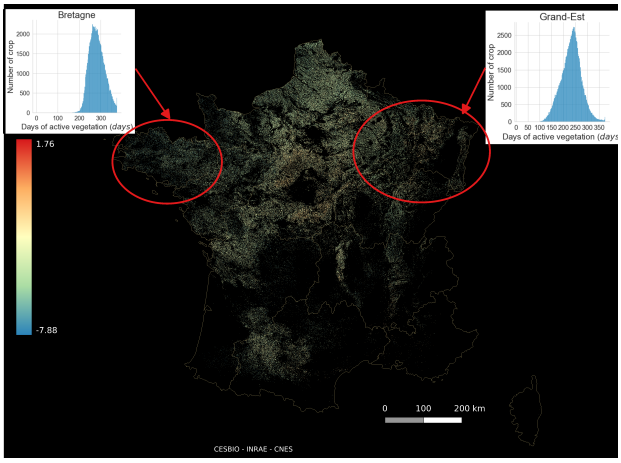


Figure 21: Cartographie du flux net annuel de CO_2 en tC de CO_2/ha du blé d'hiver en 2019 à l'échelle du pixel Sentinel 2 (10m)

Tout d'abord il faut noter que les cultures de blé de printemps sont très minoritaires et donc très peu visible sur la carte figure 20. On compare donc des échantillons de tailles très différentes dans les histogrammes, il est donc difficile d'affirmer une vraie tendance. Cependant on observe grâce aux

distributions des histogrammes des figures 20 et 21, qu'en Bretagne les cultures de printemps semblent avoir une durée de couverture plus longue que celles d'hiver, ce qui signalerait la présence de CI dans cette région, contrairement à la région Grand-Est où les cultures d'hiver ont des durées de couverture moyennes plus longues.

Afin de mieux comprendre les autres causes possibles de variabilité spatiale des résultats, il est nécessaire d'analyser la possible influence du cadre réglementaire (directive nitrates, zones dérogatoires argile) de la réglementation liée au type de sol.

3.1.3 Influence de la réglementation

Les différents boxplots des figures 23 et 22 nous permettent d'étudier l'impact des zones réglementaires et l'influence de la nature du sol sur la durée de couverture végétale. Pour simplifier l'analyse, le tableau synthétise les différentes zones à comparer pour analyser l'effet du sol et l'effet de la réglementation via la directive nitrates :

Effet sol	bleu / vert : effet sol hors zone vulnérable nitrates	orange / rouge : effet sol en zones vulnérable nitrate
Effet réglementation	bleu / orange : en sol non argileux	vert / rouge : en sol argileux

Les résultats montrés ici concernent seulement 2 régions, mais des résultats similaires ont été obtenus sur l'ensemble de la France.

Effet sol : On remarque une tendance globale d'un point de vue géographique pour les cultures d'été et de printemps (tournesol, maïs ensilage et blé de printemps), avec des sols argileux présentant systématiquement les durées de couverture les plus faibles. Ce n'est pas vrai pour les parcelles des cultures d'hiver (colza et blé d'hiver) où il n'est pas possible de mettre en place une CI avant la culture principale qui est généralement semée début octobre. Ce résultat était prévisible, comme évoqué dans la partie Données sol - Réglementation traitant de la directive nitrates et des zones à contraintes argileuses, les sols argileux sont plus fragiles et moins favorables à la mise en œuvre de CI.

Effet directive nitrates :

On observe une tendance contre-intuitive, qui est relativement systématique pour toutes les cultures et les départements étudiés : on observe des durées de couverture plus courtes dans les zones concernées par la directive nitrates. Ce résultat surprenant devrait être approfondie par une étude sociologique reposant sur des entretiens avec les agriculteurs mais en nous basant sur quelques retours d'agriculteurs ou de coopératives participant à des projets du CESBIO, il a été possible d'identifier que l'obligation d'implanter une CI "piège à nitrates (CIPAN) d'une durée de 2 mois seulement ne pousserait pas les agriculteurs à développer des couverts efficaces (semis à la volée plutôt qu'avec des semoirs...). En revanche, quand la décision de mettre en place une CI revient à l'agriculteur, il généralement tendance à en place une CI multi service (CIMS, apportant les principaux bénéfices évoqués en introductions) qui est semée en même temps que les CIPANs mais détruits bien plus tardivement (au printemps, alors que les CIPANS sont détruits en Décembre)..

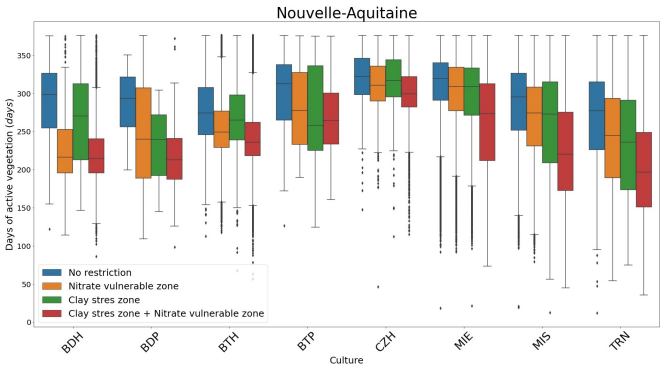


Figure 22: Durée de couverture végétale en fonction des types de cultures, selon la réglementation appliquée à la région Nouvelle Aquitaine

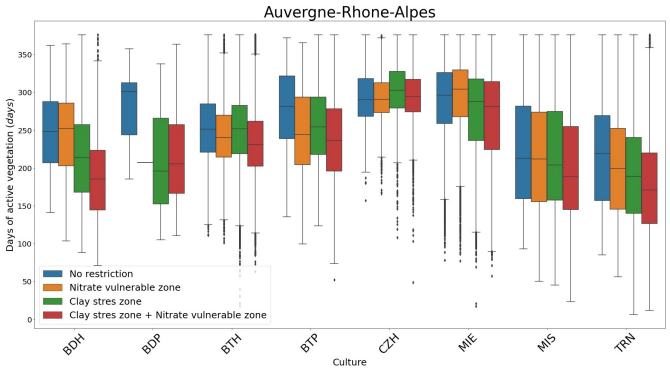


Figure 23: Durée de couverture végétale en fonction des types de cultures, selon la réglementation appliquée à la région Auvergne-Rhone-Alpes

Notre approche simple d'estimation du flux net de CO_2 nous permet donc d'identifier des différences de durée de couverture du sol (et donc de flux net de CO_2) induites par les pratiques agricoles et la réglementation. Cependant il semble important de rappeler que le CT1 considère uniquement le flux annuel de CO_2, donc ici plus la durée de couverture est longue, plus la quantité de CO_2 fixée est importante..

Il faudra donc s'appuyer sur les méthodes de calcul du bilan carbone avec les approches NIVA CT2 ou CT3 pour conclure sur l'impact réel des pratiques agricoles sur le stockage ou le déstockage de C, et rester prudent sur l'interprétation des résultats du CT1.

3.2 Validation du modèle CT1

Le second objectif de mon stage était de vérifier et valider le modèle CT1 basée sur l'équation 1 de Ceschia et al. (2010) permettant d'estimer le flux net annuel de CO_2.

3.2.1 Vérification du modèle avec des données in situ

En ajoutant à la figure 2 les nouvelles données in situ aux anciennes données, il est possible de comparer les deux relations (initiale et avec le nouveau jeu de données) et de calculer le nouveau coefficient de corrélation comme effectué sur la figure 24.
Sur cette figure 24, nous pouvons observer que la pente est légèrement plus faible pour le nouveau jeu de données mais la nouvelle relation linéaire est très proche de celle du modèle CT1 d'origine. Aussi, le coefficient de corrélation est très proche.

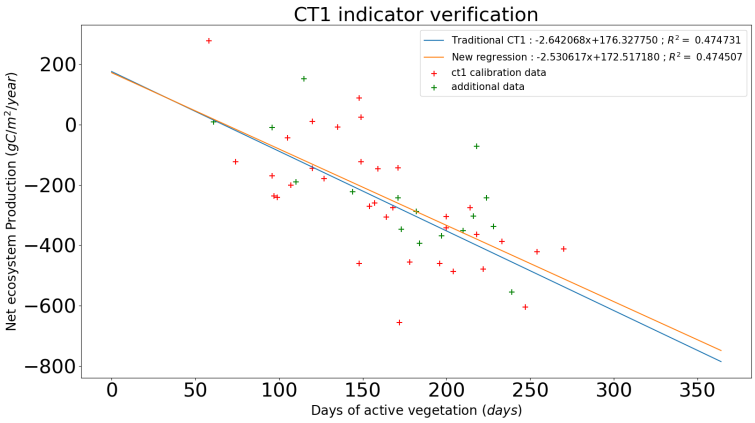


Figure 24: Comparaisons des données utilisées pour la relation d'origine (Ceschia et al., 2010) et des données de vérification (données flux entre 2010 et 2016).

3.2.2 Validation du modèle avec des données indépendantes

L'objectif de cette partie est d'utiliser de nouvelles données de flux indépendantes de celles utilisées pour établir la relation CT1 d'origine et des produits satellitaires plutôt que les données in-situ pour estimer la durée de la couverture du sol. Ce travail devait me permettre de réaliser une vraie validation de l'approche CT1 s'appuyant sur l'utilisation de la télédétection.

On s'aperçoit que les données utilisées pour la validation sont très dispersées et la relation établie à partir de ces nouvelles données ne montre pas de lien significatif entre NDAV et NEP, ce qui est caractérisé par un coefficient de corrélation très faible pour la nouvelle relation.

On observe même une tendance contraire à la relation sur laquelle s'appuie le modèle CT1, avec des flux de CO_2 qui croient positivement avec le NDAV. Cette différence est trop grande pour être expliquée par les incertitudes du modèle. En effet, même en prenant en compte l'incertitude du modèle calculée dans la partie Matériel et Méthodes via l'équation 5 (représentées ici par des barres d'incertitudes rouges), les valeurs des données terrains de NEP ne correspondent pas aux valeurs attendues de NEP pour ces valeurs de NDAV. Sur la figure 25 cela se voit clairement par l'absence d'intersection entre les barres d'incertitudes et la droite linéaire bleue représentant la relation du CT1.

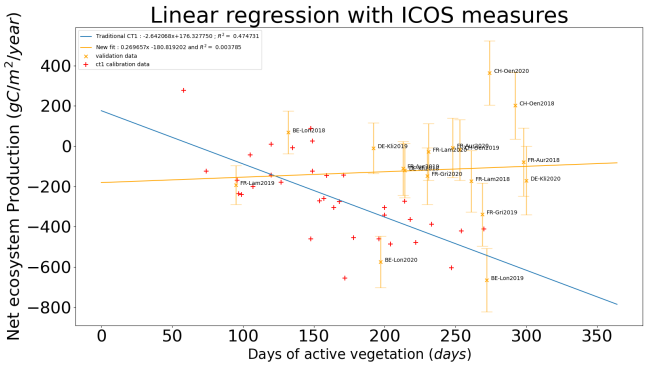


Figure 25: Comparaisons des données de la relation d'origine (Ceschia et al., 2010) avec les données des mesures ICOS combinées aux NDAV estimées via Sentinel 2

Plusieurs éléments peuvent expliquer que les nouvelles données issues du jeu de données ICOS et des données Sentinel 2 ne permettent pas de valider la relation CT1. Tout d'abord les séries temporelles de NDVI ont été récupérées sur la plate-forme Google Earth Engine en appliquant un filtre nuage simplifié, sans filtre de neige en attendant la livraison de données AIRBUS qui devraient être de meilleure qualité. Le manque de masque de nuage est visible sur les séries temporelles, car il y a certains pics de NDVI autour de 0.1 durant des cycles de végétation en hiver alors que nous savons que ces valeurs de NDVI correspondent à une couverture neigeuse (Dietz et al., 2012).

Aussi, en analysant les données de flux des sites ICOS, elles semblent présenter des incohérences (ex. flux trop faibles pendant les périodes de développement par rapport à ce qui est connu dans la littérature...). Ainsi des erreurs sur les données ou les calculs de flux ont déjà été identifiées par Taeken Wijmer durant ses travaux de thèse au CESBIO. Comme évoqué dans la présentation des données flux dans la section Matériel et Méthodes section 2, les mesures des systèmes close path nécessitent un traitement plus complexe qu'en open path, notamment en ce qui concerne les corrections spectrales.

Si la correction spectrale n'est pas bien effectuée, on s'aperçoit que le flux est d'autant plus sous-estimé que la végétation est développée. Une des raisons est que quand la distance entre le système et la végétation diminue, les distributions en fréquence des tourbillons se décalent vers les hautes fréquences, et à cause de la fréquence d'acquisition plus limitée avec le close path qu'avec l'open path, une fraction plus importante des tourbillons contribuant aux transport de matière et d'énergie (et donc au flux) n'est plus mesurée (coupure en fréquence). Ce phénomène est accentué par la présence d'un tube qui achemine l'air depuis l'anémomètre sonique jusqu'à la cellule de l'analyseur. On perd donc une grande partie du flux au moment où la végétation est la plus active avec le close path, ce qui se traduit par un flux cumulé sur l'année fortement sous-estimé, comme on peut le voir sur les graphiques de la figure 26 :

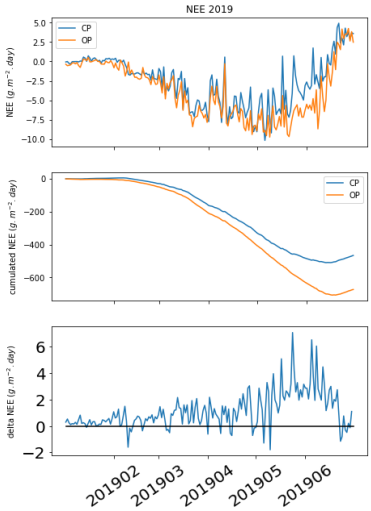


Figure 26: Comparaison des performances des systèmes Open Path (OP) et Close Path (CP) pour la mesure de la NEE en 2019. D'après T.Wijmer suivi de thèse 2021

Pour comprendre pourquoi le traitement des données des sites ICOS n'a pas été réalisé de manière optimale sur la plupart des sites, il faut savoir qu'un premier traitement est effectué localement par chaque équipe en charge des sites (pour passer des données brutes aux flux nets semi horaires). C'est à ce moment que la correction spectrale est appliquée. Les données sont ensuite traitées uniformément par ICOS (filtrage et gapfilling des données). Il faudrait donc que la méthode de correction spectrale soit parfaitement maîtrisée et appliquée sur les données. Hors à ce jour, seule l'équipe gérant le site de Lonzée en Belgique (les deux points présentant les flux les plus négatifs sur la figure 25) est bien formée à l'application des corrections spectrales (longue pratique des systèmes close path) et comme notre étude est la première à traiter l'ensemble des données ICOS et des anciens systèmes de mesures mesures, ce problème n'avait pas été identifié. Il n'y a donc pas encore d'uniformisation sur les méthodes de corrections spectrales des données. De plus, seuls les sites du CESBIO ont maintenus en parallèle les anciens (OP) et les nouveaux systèmes (CP) sur une longue période.

Un travail de retraitement des données ICOS sera donc nécessaire pour la suite des projets notamment pour les approches NIVA CT1 ou CT3 qui utilise un modèle agro-météorologique et l'assimilation de produits satellites pour estimer la production de biomasse. Si on ne peut pas comparer les sorties du modèles avec des mesures terrains on ne peut encore une fois pas valider le modèle.

3.2.3 Vérification de la formule d'incertitude analytique par méthode numérique

Nous souhaitons vérifier notre formule analytique de l'incertitude du modèle (équation 5) en comparant avec l'incertitude trouvée numériquement. Premièrement, j'ai créé des échantillons des coefficients a et b qui suivent les lois normales $a \sim \mathcal{N}(\mu_a = a, \sigma_a)$ et $b \sim \mathcal{N}(\mu_b = b, \sigma_b)$. On note Ns le nombre d'échantillons (ou nombre de sampling). On se retrouve donc avec Ns a et b : $a_{sample} = (a_1, a_2, .., a_i, .., a_{Ns})$
$b_{sample} = (b_1, b_2, .., b_i, .., b_{Ns})$

On obtient une droite pour chaque couple (a_i, b_i), c'est-à-dire Ns droites, donc pour une valeur de x, on obtient un échantillon de taille Ns de y .

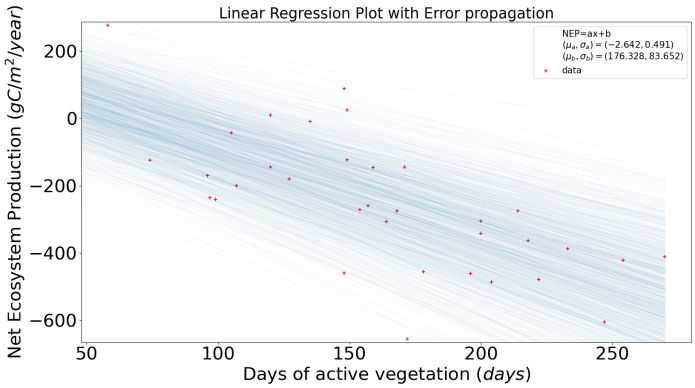


Figure 27: Représentation de l'échantillon des droites y engendrées par les échantillons de a et b

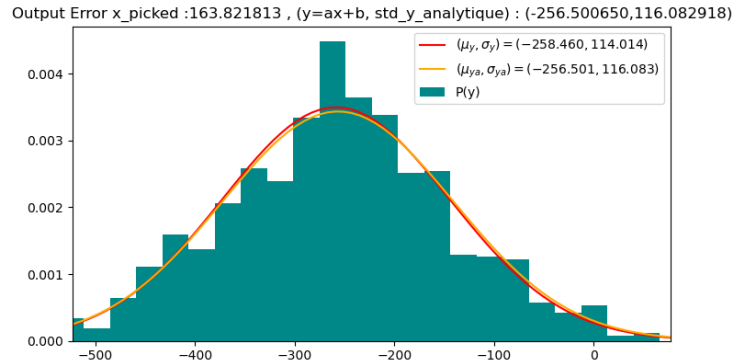


Figure 28: Répartition de l'échantillon de y ainsi que les gaussiennes des lois $y \sim \mathcal{N}(\mu_{y,num}, \sigma_{y,num})$ en rouge et $y \sim \mathcal{N}(\mu_{y,analytique}, \sigma_{y,analytique})$ en orange pour x = 163.8 jours

On peut alors représenter la répartition des y. On obtient une répartition P(y) sur la figure 28 caractéristique d'une gaussienne tel que $y \sim \mathcal{N}(\mu_{y,num}, \sigma_{y,num}$ avec $\mu_{y,num}$ la moyenne de l'échantillon de y de taille Ns. On cherche donc à comparer ces valeurs numériques à nos valeurs théoriques :

$\mu_{y,analytique}$ = ax+b et $\sigma_{y,analytique} = \sqrt{\sigma_a^2 x^2 + a^2\sigma_x^2 + \sigma_b^2}$.
On considère pour l'instant que l'incertitude sur x est nulle.

On trace aussi la gaussienne $y \sim \mathcal{N}(\mu_{y,analytique}, \sigma_{y,analytique})$.

Les gaussiennes sont très proches comme on peut le voir sur l'exemple de répartition d'erreur de la figure 28. On retrouve des résultats similaires pour différents échantillons de a et b, on a donc une certaine confiance dans notre modèle analytique et donc sur l'incertitude de y en fonction des incertitudes de a et b.

Pour aller plus loin, il faudrait calculer l'incertitude sur la mesure du NDAV, c'est-à-dire l'incertitude sur x. Les trous dans la série temporelle du NDVI liés au nuages entraînent une erreur dans la détection du franchissement du seuil de $NDVI > 0.3$ et peuvent donc engendrer une erreur dans le calcul du NDAV.

la résolution temporelle des acquisitions satellites étant de 5 jours, on peut considérer que l'incertitude de x est la moitié de sa résolution soit $\sigma_x = 2.5 jours$. On regarde le seuil pour lequel le terme d'incertitude de x domine :

$$\sigma_y = \sqrt{\sigma_a^2 x^2 + \sigma_b^2 + a^2\sigma_x^2} \quad \Longrightarrow \left\{ \ \sigma_a^2 x^2 > a^2\sigma_x^2 \quad \Longrightarrow \left\{ \ \sigma_x < \left|\frac{\sigma_a}{a}\right| x \right.\right.$$

On sait a = -2.64 et $\sigma_a = 0.49$
Donc on peut considérer que le terme impliquant l'incertitude sur x est négligeable face aux autres termes si $\sigma_x < 0.19x$, donc si on prend le x maximal qui vaut 365 jours, il faudrait une incertitude de l'ordre de 68 jours pour que le terme des incertitudes sur x soit prépondérant dans le calcul de l'incertitude totale.

Ex : pour le maïs, $x \sim 150$ jours (150 jours de végétation active) On obtient $\sigma_x > 28.5$ jours. Donc à partir d'une incertitude d'environ 28 jours sur le nombre de jours où la végétation est active, il est nécessaire de prendre en compte l'incertitude sur x sachant qu'il devient le terme prépondérant dans le calcul d'incertitudes de y. Cette incertitude maximale est très élevée et rarement atteinte grâce

à l'interpolation de la série temporelle du NDVI qui permet de combler les trous causés par les nuages et donc de diminuer leurs impacts sur le calcul du nombre de jours où la végétation est active. Les trous de données satellites causés par la couverture nuageuse posent problème principalement pour les périodes de franchissement de seuil du NDVI où l'interpolation sera moins précise. Il faudrait donc calculer l'incertitude du franchissement du seuil de NDVI.

4 Discussion

4.1 Axes d'amélioration de l'approche CT1

4.1.1 Utilisation de nouveaux jeu de données Sentinel 2 et Sentinel 1

La première étape pour améliorer l'approche CT1 est l'utilisation de données satellites de meilleures qualités. En utilisant des images d'Airbus, on sait que les données ont été traitées avec des filtres plus complexes que Google Earth Engine, notamment pour les filtres nuages et neiges ainsi que pour la correction atmosphérique. De cette manière, on réduirait l'incertitude sur le calcul du NDAV.

Aussi pour aller plus loin, Garioud et al. (2021) ont développé une méthode permettant de combiner les données optiques de Sentinel 2 avec les données radar de Sentinel 1, qui ne sont pas impactées par la couverture nuageuse. Cela permettrait d'avoir des séries temporelles de NDVI robustes et complètes tout au long de l'année. La méthode repose sur un réseau de neurones qui entraînent les données Sentinel 1 à s'aligner avec les données optiques de Sentinel 2. Cependant l'étude ne porte que sur une zone géographique restreinte, le processus de calcul est trop long et complexe pour l'instant pour pouvoir l'appliquer sur la France entière.

4.1.2 Prise en compte de la température

Pour tenter d'améliorer l'approche du modèle linéaire du CT1 il serait possible de tenir compte aussi de l'effet de variables météorologiques sur la NEP.

On pourrait par exemple prendre en compte l'effet de la température. En effet la végétation n'est pas photosynthétiquement active si la température est négative, ce qui va impacter le flux net de CO_2 (Veloso et al., 2014).
Des premiers tests ont donc été réalisés. Pour cette première analyse, toutes les données ont été retraitées de manière à enlever le nombre de jours où la température moyenne était négative à la durée de couverture de végétation active. On obtient donc une nouvelle relation pour les anciennes et les nouvelles données.

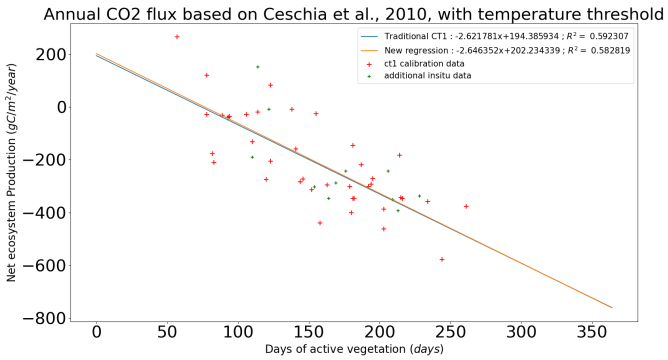


Figure 29: Régression linéaire du modèle CT1 en prenant en compte la température dans le calcul de la durée de couverture végétale

On s'aperçoit sur la figure **??** que la prise en compte de la température réduit la différence entre les deux régressions linéaires et augmente les deux coefficients de corrélation. La température est donc une variable intéressante à intégrer à la méthode de l'approche CT1. De la même manière, d'autres variables météorologiques facilement accessibles pourraient être prises en compte (rayonnement, cumuls de température durant la phase de développement de la végétation...). L'objectif étant tout de même de conserver une approche s'appuyant sur la télédétection (car objective et déjà utilisées pour la vérification

des déclaration des agriculteurs) très simple et facile à mettre en oeuvre par les Agences de Paiement qui verseraient les primes PAC aux agriculteurs en fonction de cet indicateur du bilan C (ce que l'on appelle les Ecoscheme). En effet, les services de la PAC n'ont pas de compétence en modélisation ou en agronomie. Ils doivent donc pouvoir s'appuyer sur des méthodes simples et opérationnelles à court terme.

4.1.3 Intégrale du NDVI

Afin de prendre en compte la durée de couverture du sol mais aussi l'intensité de développement de la végétation qui impacte les flux de CO_2, (végétation plus développées signifie fixation de CO_2 plus forte) l'utilisation de l'intégrale du NDVI plutôt que le nombre de jours où la végétation est active pourrait être testée. En effet le NDVI peut avoir la même valeur entre une culture peu développée et une végétation bien fournie car dans la méthode CT1 d'origine on ne s'intéresse qu'au franchissement du seuil de NDVI à 0.3.

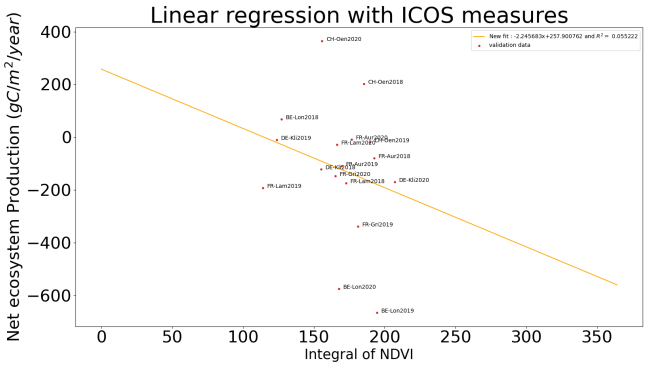


Figure 30: Régression linéaire du modèle CT1 en utilisant l'intégrale du NDVI à la place de la durée de couverture végétale

Des premiers tests ont été réalisés (voir figure 30), cependant, comme les mesures de flux ICOS présentent des biais, on ne peut pas interpréter ces résultats correctement. Cette analyse devra être refaite quand les données ICOS auront été corrigées.

5 Conclusion

La simplicité de ce modèle m'a permis d'estimer le flux net annuel de CO_2 des principales grandes cultures sur l'ensemble de la France grâce à la télédétection et permet de déterminer son incertitude native complète. C'est donc une approche facilement utilisable pour estimer un indicateur lié au bilan C des grandes cultures dans une optique de versement de primes environnementales (ecoschemes) pour la PAC. Elle permet aussi d'identifier l'effet de certaines pratiques agricoles sur les flux nets annuels de CO_2 (type de culture et leur utilisation, présence de cultures intermédiaires) et d'observer l'impact de la réglementation et de la composition du sol (teneur en argile). Cependant cette approche ne permet pas de prendre en compte l'effet de l'ensemble des pratiques sur les bilans C des parcelles. Pour ce faire, il faudrait intégrer au calcul de l'indicateur CT1 des données relatives aux récoltes et aux amendements organiques (ce qui correspond à la méthode TIER 2 du projet NIVA). C'est cette méthode qui serait à privilégier dans le cadre d'un financement des agriculteurs en fonction de la quantité de carbone qu'ils stockent. Pour y parvenir, les agriculteurs et les autorités devront s'accorder pour que les données de pratiques soient systématiquement accessibles aux Agences de Paiement de la PAC comme ce sera le cas dans plusieurs pays de l'UE (mais pas la France) lors de la mise en oeuvre de la prochaine PAC en 2023.

6 Conclusion personnelle

A titre personnel, ce stage aura été riche en apprentissage et en rencontres. La diversité disciplinaire du CESBIO m'a permis de découvrir à la fois le monde de la télédétection, de l'agronomie et de l'agriculture. Durant ce stage, j'ai pu effectuer une sortie terrain dans le Gers où j'ai rencontré un groupe d'agriculteurs qui travaillent en collaboration avec le CESBIO. J'ai pu échanger avec eux et me rendre

sur leurs parcelles, ce qui m'a permis de rendre plus concrets mon sujet d'études. Cela m'a aussi permis de mieux comprendre leurs enjeux vis-à-vis de la mise en place d'un financement de la séquestration du carbone dans un contexte de changement climatique. Cette étude a finalement été complémentaire à ma formation SOAC pour enrichir ma vision de l'impact de l'agriculture sur le changement climatique et apporter des nuances en incluant la complexité du monde agricole à ma connaissance sur le climat. Informatiquement, j'ai découvert de nombreux outils de cartographie et appris à les manipuler : logiciel QGIS, chaîne de calcul IOTA2, Orfeo Toolbox Applications. J'ai aussi pu approfondir mes connaissances et compétences de programmation en python en développant des codes capables de manipuler des gros volumes de données. D'un point de vue professionnel j'ai pu assister à mon premier symposium international (Living Planet Symposium organisé par l'ESA) où j'y ai présenté un poster avec mon maître de stage Ludovic Arnaud.

Ce stage m'a donc convaincu de poursuivre en thèse dans la même équipe sur l'étude de l'approche CT3 qui combine un modèle agrométéorologique SAFY CO_2 et l'assimilation de données satellites pour estimer le bilan carbone.

A Annexe

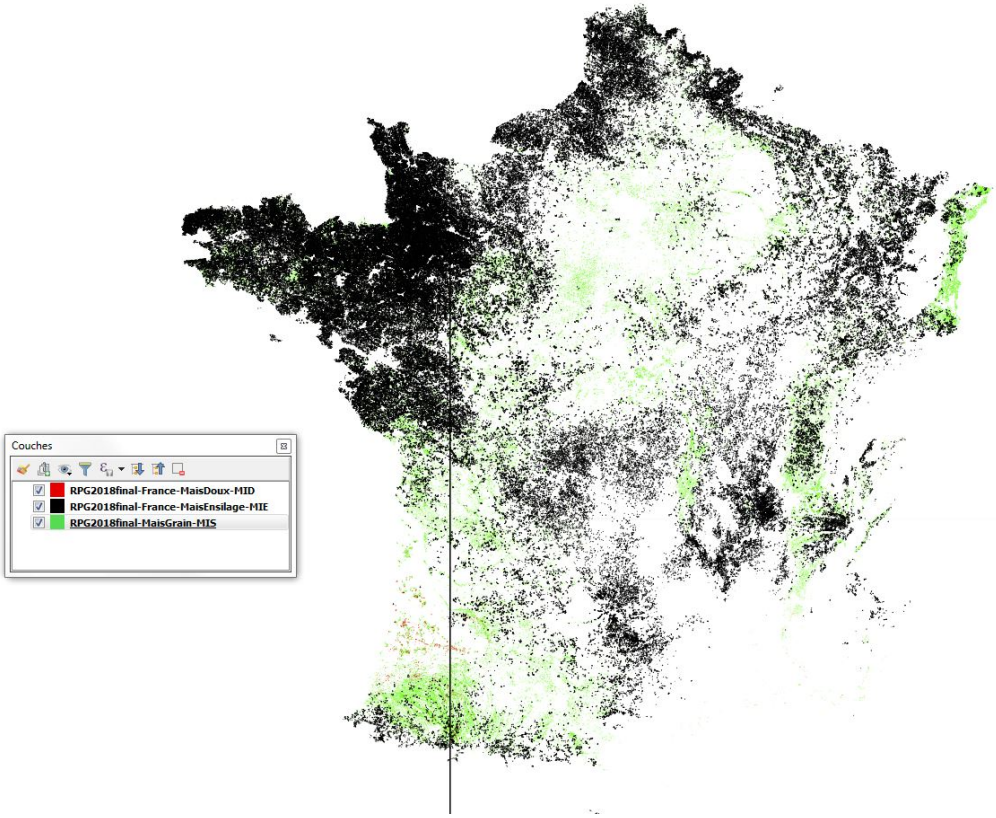


Figure 31: Cartographie de la répartition des types de maïs en 2018

Glossaire

Culture intermédiaire : Une culture (ou couvert) intermédiaire (CI) est une culture implantée entre la récolte d'une culture principale et le semis de la culture principale suivante pendant une période plus ou moins longue appelée interculture. Ce sont souvent des légumineuses capables de fixer de l'azote atmosphérique (engrais verts). Les CI sont destinées à être enfouies dans le sol. Elles n'ont pas vocation à être exportées de la parcelle. Elles sont implantées dans le but d'éviter de laisser le sol sans couverture végétale pendant l'interculture afin de rendre de multiples services environnementaux (limitation des risques d'érosion, stockage de C...), on parle alors de CIMS (Cultures Intermédiaire Multi-Services). (dicoagroecologie.fr)

CIPAN : Les cultures intermédiaires pièges à nitrates. Durée minimale de maintien de la culture : 2 mois. Destruction possible de la culture à partir du 1er novembre. Implantation avant le 15 octobre. Destruction chimique des CIPAN et des repousses interdite sauf exception (îlots culturaux en techniques culturales simplifiées ou infestés).

Couvert court : culture intermédiaire entre deux cultures principales d'hiver $\sim$ 3 mois disponibles entre deux cultures. Ex : août à octobre

Couvert long : culture intermédiaire entre une culture principale d'hiver et d'été $\sim$ 6 mois disponible entre deux cultures. Ex : octobre à mars

B Bibliographie

Amelung, W., Bossio, D., de Vries, W., Kögel-Knabner, I., Lehmann, J., Amundson, R., Bol, R., Collins, C., Lal, R., Leifeld, J., Minasny, B., Pan, G., Paustian, K., Rumpel, C., Sanderman, J., van Groenigen, J.W., Mooney, S., van Wesemael, B., Wander, M., Chabbi, A., 2020. Towards a global-scale soil climate mitigation strategy. Nat Commun 11, 5427.

Aubinet, Marc, Timo Vesala, et Dario Papale. 2012. Eddy Covariance: A Practical Guide to Measurement and Data Analysis. Springer Science Business Media.

Baetens, Louis, Camille Desjardins, et Olivier Hagolle. 2019. Validation of Copernicus Sentinel-2 Cloud Masks Obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask Processors Using Reference Cloud Masks Generated with a Supervised Active Learning Procedure. Remote Sensing 11 (4): 433. doi.org/10.3390/rs11040433.

Baveye, P.C., Berthelin, J., Tessier, D., Lemaire, G., 2018a. The "4 per 1000" initiative: A credibility issue for the soil science community? Geoderma 309, 118–123.

Béziat, P., Rivalland, V., Tallec, T., Jarosz, N., Boulet, G., Gentine, P., Ceschia, E., 2013. Evaluation of a simple approach for crop evapotranspiration partitioning and analysis of the water budget distribution for several crop species. Agricultural and Forest Meteorology 177, 46–56.

Bockstaller, Christian, Clélia Sirami, David Sheeren, Olivier Keichinger, Ludovic Arnaud, Arthur Favreau, Frédérique Angevin, et al. 2021. Apports de la télédétection au calcul d'indicateurs agri-environnementaux au service de la PAC, des agriculteurs et porteurs d'enjeu. Innovations Agronomiques 83: 43. doi.org/10.15454/ns4w-a314.

Carrer, D., Pique, G., Ferlicoq, M., Ceamanos, X., Ceschia, E., 2018. What is the potential of cropland albedo management in the fight against global warming? A case study based on the use of cover crops. Environmental Research Letters 13, 044030.

Ceschia, E., P. Beziat, J. F. Dejoux, M. Aubinet, Ch Bernhofer, B. Bodson, N. Buchmann, et al. 2010. Management Effects on Net Ecosystem Carbon and GHG Budgets at European Crop Sites. Agriculture Ecosystems Environment 139 (3): 363-83. doi.org/10.1016/j.agee.2010.09.020.

Chabbi, A., Lehmann, J., Ciais, P., Loescher, H.W., Cotrufo, M.F., Don, A., SanClements, M., Schipper, L., Six, J., Smith, P., Rumpel, C., 2017a. Aligning agriculture and climate policy. Nature Climate Change 7, 307–309.

Chahdi, Hatim. 2017. Apports des ontologies à l'analyse exploratoire des images satellitaires.

Dietz, Andreas Juergen, Claudia Kuenzer, Ursula Gessner, et Stefan Dech. 2012. Remote sensing of snow – a review of available methods. International Journal of Remote Sensing 33 (13): 4094-4134. doi.org/10.1080/01431161.2011.640964.

Estimating Spatio-Temporal Patterns of Agricultural Productivity in Fragmented Landscapes Using AVHRR NDVI Time Series. 2003. Remote Sensing of Environment 84 (3): 367-84. doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00128-1.

Favreau, Arthur. s.d. Développement d'un prototype de calcul du flux net annuel de CO2 à la parcelle, 56.

Ferlicoq, M (2015). Comparaison pour les agroécosystèmes des contributions biogéochimiques et biophysiques au forçage radiatif net pour l'identification de leviers d'atténuation au changement climatique. Thèse Cesbio/SDU2E

Kosuth, GITTON, VEDEAU, VISSAC, LANDEL. 2020. "Contribution à l'évaluation des programmes d'actions pour la lutte contre la pollution des eaux par les nitrates d'origine agricole - Examen

de la mise en oeuvre de quelques mesures et des dérogations préfectorales. Identification de voies de progrès" Rapport CGEDD n° 013362-01, CGAAER n° 20034

Lal, R., 2002. Soil carbon dynamics in cropland and rangeland. Environmental Pollution 10.

Lal, R., 2016a. Beyond COP 21: Potential and challenges of the "4 per Thousand" initiative. Journal of Soil and Water Conservation 71, 20A-25A.

Montandon, L. M., et E. E. Small. 2008. The Impact of Soil Reflectance on the Quantification of the Green Vegetation Fraction from NDVI. Remote Sensing of Environment, Remote Sensing Data Assimilation Special Issue, 112 (4): 1835-45. doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.007.

Pellerin, S., Bamière, L., Launay, C., Martin, R., Schiavo, M., Angers, D., Augusto, L., Balesdent, J., Doelsch, I.B., Bellassen, V., Cardinael, R., Cécillon, L., Ceschia, E., Chenu, C., Constantin, J., Darroussin, J., Delacote, P., Delame, N., Gastal, F., Gilbert, D., Graux, A.-I., Guenet, B., Houot, S., Klumpp, K., Letort, E., Litrico, I., Martin, M., Menasseri-Aubry, S., Meziere, D., Morvan, T., Mosnier, C., Roger-Estrade, J., Saint-André, L., Sierra, J., Therond, O., Viaud, V., Grateau, R., Perchec, S.L., Savini, I., Rechauchère, O., 2019. Stocker du carbone dans les sols français, quel potentiel au regard de l'objectif 4 pour 1000 et à quel coût? 118.

Pique, Gaétan. 2020. Estimation of Daily CO2 Fluxes and of the Components of the Carbon Budget for Winter Wheat by the Assimilation of Sentinel 2-like Remote Sensing Data into a Crop Model. Geoderma 376 (octobre): 114428. doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114428.

Poulton, P., Johnston, J., Macdonald, A., White, R., Powlson, D., 2018a. Major limitations to achieving "4 per 1000" increases in soil organic carbon stock in temperate regions: Evidence from long-term experiments at Rothamsted Research, United Kingdom. Global Change Biology 24, 2563–2584.

Reichstein, M., Falge, E., Baldocchi, D., Papale, D., Aubinet, M., Berbigier, P., Bernhofer, C., Buchmann, N., Gilmanov, T., Granier, A., Grunwald, T., Havrankova, K., Ilvesniemi, H., Janous, D., Knohl, A., Laurila, T., Lohila, A., Loustau, D., Matteucci, G., Meyers, T., Miglietta, F., Ourcival, J.-M., Pumpanen, J., Rambal, S., Rotenberg, E., Sanz, M., Tenhunen, J., Seufert, G., Vaccari, F., Vesala, T., Yakir, D., Valentini, R. (2005) On the separation of net ecosystem exchange into assimilation and ecosystem respiration: review and improved algorithm. Global Change Biology, 11, 1424-1439.

Richardson, A.D., Hollinger, D.Y., Burba, G.G., Davis, K.J., Flanagan, L.B., Katul, G.G., William Munger, J., Ricciuto, D.M., Stoy, P.C., Suyker, A.E., Verma, S.B., Wofsy, S.C. (2006b) A multi-site analysis of random error in tower-based measurements of carbon and energy fluxes. Agricultural and Forest Meteorology, 136, 1-18.

Smith, Pete, Gary Lanigan, Werner L. Kutsch, Nina Buchmann, Werner Eugster, Marc Aubinet, Eric Ceschia, et al. 2010. Measurements Necessary for Assessing the Net Ecosystem Carbon Budget of Croplands. Agriculture, Ecosystems Environment 139 (3): 302-15. doi.org/10.1016/j.agee.2010.04.004.