



**HAL**  
open science

# Téledétection de la phénologie des cultures agricoles en France

Henry David Rivas Ullón

► **To cite this version:**

Henry David Rivas Ullón. Téledétection de la phénologie des cultures agricoles en France. Histoire. Université Paris Cité, 2022. Français. NNT : 2022UNIP7156 . tel-04327719

**HAL Id: tel-04327719**

**<https://theses.hal.science/tel-04327719>**

Submitted on 6 Dec 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.

**Thèse présentée en vue de l'obtention du  
DOCTORAT DE L'UNIVERSITE PARIS CITE**

**Discipline ou spécialité**  
Géomatique

---

**Présentée et soutenue par**

M. Henry RIVAS

le 15 décembre 2022

**TELEDETECTION DE LA PHENOLOGIE DES  
CULTURES AGRICOLES EN FRANCE**

---

**Ecole doctorale**

Sciences des Sociétés (ED 624)

**Unité de recherche**

Laboratoire Interdisciplinaire des Energies de Demain (LIED)

**Directeur de thèse**

Nicolas DELBART

**Composition du jury**

M. Samuel CORGNE Professeur des universités, Université Rennes 2	Rapporteur
Mme. Dominique COURAULT Directrice de recherche, INRAe-Avignon	Rapporteur
M. Éric CESCHIA Directeur de recherche, INRAe-Toulouse	Examineur
Mme. Catherine OTTLE Directrice de recherche, CNRS	Examineur
Mme. Emmanuelle VAUDOUR Maître de conférences HDR, AgroParisTech	Examineur
M. Nicolas DELBART Professeur des universités, Université Paris Cité	Directeur de thèse

*À mes parents Pedro Enrique et Raquel,  
À mes frères Dámaris, Lucas et Bárbara,  
À la mémoire de Genaro Ullón,*

# Téledétection de la phénologie des cultures agricoles en France

## Résumé

La phénologie, l'étude de la saisonnalité des organismes vivants, est essentielle dans l'évaluation du fonctionnement des écosystèmes. Ce bio-indicateur est traditionnellement obtenu à partir d'observations de terrain, conduites à l'échelle des individus. Aujourd'hui, la télédétection permet le suivi de la dynamique de la végétation à différentes échelles spatiales et temporelles. Néanmoins, la détection de la phénologie des cultures nécessite une haute revisite temporelle pour suivre le développement des plantes, et une résolution spatiale adaptée à la taille des parcelles. Or, actuellement, il n'existe aucun capteur répondant aux deux exigences simultanément. D'une part, les données à moyenne résolution spatiale fournissent des observations journalières, idéales pour les études phénologiques des couverts homogènes, mais au prix d'une résolution spatiale faible non adaptée à la taille des parcelles. D'autre part, les données à haute résolution spatiale fournissent des observations intra-parcellaire mais avec une résolution temporelle insuffisante pour détecter les stades phénologiques spécifiques des cultures. Dans ce contexte, l'objectif de cette thèse a été de cartographier la phénologie des cultures agricoles en France entre 2016-2020, à partir des données à moyenne résolution spatiale PROBA-V (300 m). Pour cela, nous avons développé une méthode de désagrégation spatiale permettant de reconstruire des séries temporelles d'indices spectraux par type de culture. La méthode est basée sur un modèle de combinaison linéaire qui demande la connaissance de la fraction des cultures à l'intérieur d'un mixel, fournie par le Registre Parcellaire Graphique (RPG). Ensuite, à partir de ces données désagrégées, nous avons estimé des métriques phénologiques spécifiques à chaque culture. Les performances des données PROBA-V (300 m) ont été similaires à celles obtenues par les données Sentinel-2 (10 m) à partir de 2017, mais avec un taux de détection phénologique supérieur du fait du moindre nombre d'observations Sentinel-2 valides (sans nuages) pendant certains stades. Globalement, les dates estimées ont été conformes aux dates observées agrégées au niveau régional. En revanche, au niveau communal, les incertitudes sont plus élevées, peut être en raison de la discordance de l'échelle spatiale entre les estimations par télédétection et les observations de terrain intra-communales. Les stades intermédiaires ont obtenu des meilleurs résultats par rapport aux premiers stades post-hiver, ce qui pourrait s'expliquer par la variabilité des conditions pré et intra-hivernage des parcelles. En conclusion, les données désagrégées ont permis de cartographier la date de certains stades phénologiques, comme l'épiaison du blé d'hiver et la floraison du colza, et ce à l'échelle nationale. Ceci suggère un grand potentiel au suivi opérationnel de la dynamique des cultures en France, et ce, avec une continuité rétrospective qui pourrait être assurée par d'autres capteurs existants ayant des caractéristiques spatiales et temporelles similaires, comme les capteurs MODIS ou SPOT-VGT.

**Mots clés :** Désagrégation spatiale, combinaison linéaire, métriques phénologiques, cartographie de la phénologie des cultures

# Remote sensing of agricultural crops phenology in France

## Abstract

Phenology, the study of living organism's seasonality, is essential for the assessment of ecosystem functioning. This bio-indicator is traditionally obtained from field observations, conducted at the individual level. Currently, remote sensing data allow vegetation dynamics monitoring at different spatial and temporal scales. Nevertheless, remote sensing of crop phenology requires high temporal observations to track plant development, and high spatial resolution according to plot sizes. However, currently, there is no sensor that can simultaneously address both requirements. Medium spatial resolution data provide daily observations, ideal for phenological studies of homogeneous coverage, but with a low spatial resolution not adapted to agricultural plots sizes. On the other hand, high spatial resolution data provide intra-plot observations but with a lower temporal resolution to detect crop-specific phenological stages. In this context, the aim was to map agricultural crops phenology in France during 2016-2020, from medium spatial resolution PROBA-V (300 m) data. For this purpose, we have developed a spatial disaggregation method to reconstruct time series of spectral indices by crop type. The method is based on a linear combination model that requires the knowledge of the fraction of each crop within a mixel, provided by the Land Parcel Identification System (LPIS) data. Then, from these disaggregated data, we have estimated crop-specific phenological metrics. The performance of PROBA-V data (300 m) was similar to that obtained by Sentinel-2 data (10 m) from 2017, but with a higher phenological detection success rate because Sentinel has lower valid observations (cloud-free) during some stages. Overall, the estimated dates were consistent with observed dates aggregated at the regional level. In contrast, at the communal level, uncertainties are higher, perhaps due to the spatial scale mismatch between remote sensing estimates and intra-communal field observations. Intermediate stages performed better than early post-winter stages, which could be explained by variability in pre- and intra-winter plot conditions. In conclusion, the disaggregated data allowed us to map the date of certain phenological stages, such as heading in winter wheat and flowering in oilseed rape, at the national scale. This suggests a strong potential for operational monitoring of crop dynamics in France, with a retrospective continuity that could be guaranteed by other existing sensors with similar spatial and temporal characteristics, such as the MODIS or SPOT-VGT sensors.

**Keywords** : Spatial disaggregation, linear unmixing, phenometrics, crop phenology mapping

# Teledetección de la fenología de cultivos agrícolas en Francia

## Resumen

La fenología, el estudio de la temporalidad de los organismos vivos, es esencial para la evaluación del funcionamiento de los ecosistemas. Tradicionalmente, este bio-indicador es obtenido a partir de observaciones de campo realizadas a nivel de los individuos. Actualmente, la teledetección permite monitorear la dinámica de la vegetación a diferentes escalas espaciales y temporales. Sin embargo, la teledetección de la fenología de cultivos necesita observaciones con alta frecuencia temporal para acompañar el desarrollo de las plantas y, una resolución espacial adaptada al tamaño de las parcelas. No obstante, hasta el momento no existe un sensor capaz de cumplir con ambos requerimientos simultáneamente. Por un lado, los datos de media resolución espacial proporcionan observaciones diarias, ideales para los estudios fenológicos de las cubiertas homogéneas, pero con una baja resolución espacial que no está adaptada al tamaño de las parcelas agrícolas. Por otro lado, los datos de alta resolución espacial proporcionan observaciones infra parcelarias, pero con una baja resolución temporal a menudo insuficiente para detectar estadios fenológicos específicos de los cultivos. En este contexto, el objetivo de la tesis fue mapear la fenología de cultivos agrícolas en Francia entre 2016-2020, utilizando datos de media resolución espacial PROBA-V (300 m). Para ello, se ha desarrollado un método de desagregación espacial que permite reconstruir las series temporales de los índices espectrales por tipo de cultivo. El método está basado en el conocimiento de las fracciones de los cultivos que se encuentran dentro un mixel, proporcionado por el Registro Parcelario Grafico (RPG). Por consiguiente, a partir de los datos desagregados, se han estimado las métricas fenológicas específicas de cada cultivo. El rendimiento de los datos PROBA-V (300 m) fue similar al obtenido por los datos Sentinel-2 (10 m) a partir del 2017, pero con una mayor tasa de detección fenológica debido a que Sentinel tiene menos observaciones validas (sin nubes) durante algunos estadios. En términos generales, las fechas estimadas concordaron con las fechas observadas y agregadas a nivel regional. En cambio, a nivel comunal, las discrepancias son mayores, debiéndose probablemente al desajuste de la escala espacial entre las estimaciones por teledetección y las observaciones de campo intracomunales. Los estadios intermediarios obtuvieron mejores resultados con relación a los primeros estadios post-invernal, pudiéndose explicar por la variabilidad de las condiciones pre e infra hibernación de las parcelas. En conclusión, los datos desagregados permitieron mapear la fecha de ciertos estadios fenológicos como el espigado del trigo de invierno y la floración de la colza, y esto, a escala nacional. Esto sugiere un alto potencial para el monitoreo operacional de la dinámica de los cultivos en Francia, con una continuidad retrospectiva pudiéndose garantizar por otros sensores existentes con características espaciales y temporales similares, como los sensores MODIS o SPOT-VGT.

**Palabras claves :** Desagregación espacial, combinación lineal, phenometricas, mapeo de la fenología de cultivos

# REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je voudrais remercier mon directeur de thèse, Nicolas, d'avoir accepté de me guider dans cette aventure. Au-delà de son encadrement scientifique approfondi et ses conseils opportuns, je tiens particulièrement à le remercier d'avoir été présent pendant tout ce temps, malgré les épreuves parfois difficiles.

Je voulais également remercier le programme BECAL du gouvernement du Paraguay d'avoir financé cette thèse.

Je tiens également à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail, notamment aux rapporteurs pour leurs importantes remarques qui m'ont permis d'améliorer ce document.

Je tiens également à exprimer ma gratitude à Catherine Ottlé et Fabienne Maignan pour m'avoir accompagnée et soutenue pendant mon stage au LSCE, et même après ; leurs conseils m'ont été très utiles à l'époque et sont toujours valables aujourd'hui. Je remercie également Emmanuelle Vaudour pour ses remarques pertinentes et pour le temps qu'elle m'a consacré lorsque je devais me rendre sur le terrain et pour avoir partagé ses expériences avec moi. Leurs inestimables contributions m'ont permis de participer à plusieurs conférences internationales et de publier mon premier article et je leur en suis très reconnaissant.

Pour leur temps dans le cadre du comité de thèse et leur charisme, je voudrais dire merci à Vincent Viel et Céline Clauzel qui ont veillé à ce que cette thèse se déroule dans les meilleures conditions.

Au début de cette thèse au sein de PRODIG, j'ai pu rencontrer des nombreuses personnes qui m'ont accueilli avec un esprit collectif et d'amitié : Rémi, Salem, Mathilde, Benoit, François, Gilles, Monique, Emilie, Théophile, Ali, Malika, Guillaume, Luc, José... Ensuite, je me suis envolé à Toulouse, au CESBIO, où j'ai trouvé également des belles personnes qui m'ont tout de même accueilli avec beaucoup de charisme : Arnaud, Laura, Yoël, Pierre, Zied, César, Juan, Florian, Rémi, Juliette, Clémence, Zacharie, Valentine, Micaël, Vincent, Jeremy, Gaétan, Simon... Je voulais remercier M. Zribi Mehrez pour son accueil, Maria pour ses gestions, Éric pour être mon responsable, et particulièrement Mme Thuy Le Toan pour son soutien.

Avant la thèse, pendant le master, j'ai rencontré des gens formidables qui sont devenus mes amis. Au-delà de la camaraderie, ils m'ont appris à aimer ce pays et m'ont toujours fait sentir entouré, ce qui m'a permis de tenir jusqu'à la fin. Merci infiniment à vous : Lucie, Tania, Julenni, Valentin, Franck, Tanguy, Bruno et Bambo.

Mon séjour à Paris n'aurait jamais été aussi génial sans mes colocs. Pendant trois ans, nous avons partagé tant de choses que je retiendrai toujours comme les plus beaux moments en France, je vous remercie pour votre amitié : Charles, Valerie, Isa et Sandie.

En 2016, j'ai rencontré des gens courageux à Asunción qui avaient le même projet que moi. Puis, nous sommes venus ensemble en France pour le réaliser. Je vous remercie pour les bons moments que nous avons passés loin de chez nous : Diego, Marco, Mariano, Ivan, Camila, Claudia, Eugenia, Génesis, Santiago, Luis, Heidy, Jorge...

J'ai également rencontré des personnes qui sont tout aussi importantes pour moi et que j'apprécie beaucoup : Anthony, Paula, Hants, Magalie, Edgar, Ahmed, Ludmilla, Ramzi, Juan Pablo et bien d'autres que je n'ai peut-être pas mentionnées mais dont je me souviens toujours et qui m'ont accompagné d'une manière ou d'une autre sur ce long chemin.

Enfin, je tiens à remercier Katia, la personne avec qui je partage ma vie et qui m'a soutenu dès le début, alors que faire une thèse était un projet lointain. Lorsque les circonstances devenaient difficiles et qu'il semblait que je ne pouvais pas continuer, elle était toujours là pour m'encourager.



# SOMMAIRE

<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>X</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX.....</b>	<b>XII</b>
<b>ABRÉVIATIONS.....</b>	<b>XIII</b>
<b>CHAPITRE 1 INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Introduction .....</b>	<b>2</b>
<b>1.2 La phénologie de la végétation.....</b>	<b>2</b>
1.2.1 Applications de la phénologie.....	3
1.2.2 Moyens d'observation de la phénologie .....	4
<b>1.3 La phénologie de la végétation dérivée par télédétection.....</b>	<b>5</b>
1.3.1 Applications de la phénologie dérivée par télédétection.....	6
1.3.2 La phénologie des cultures agricoles dérivée par télédétection .....	7
1.3.3 Extraction des métriques phénologiques.....	10
<b>1.4 Désagrégation spatiale des séries temporelles .....</b>	<b>11</b>
<b>1.5 Objectifs de la thèse.....</b>	<b>13</b>
<b>CHAPITRE 2 ZONES D'ETUDE ET DONNEES .....</b>	<b>15</b>
<b>2.1 Introduction .....</b>	<b>16</b>
<b>2.2 Zones d'étude .....</b>	<b>16</b>
2.2.1 La plaine de Versailles et le plateau des Alluets.....	18
2.2.2 Moitié nord d'Ile-de-France.....	18
2.2.3 Autres sites d'intérêt : zones d'inter-comparaison des résultats .....	18
<b>2.3 Données satellites .....</b>	<b>19</b>
<b>2.4 Carte d'utilisation du sol.....</b>	<b>23</b>
<b>2.5 Données de terrain.....</b>	<b>24</b>
2.5.1 Les missions de terrain.....	24
2.5.2 Réseau national d'observation phénologique TEMPO .....	26
2.5.3 Observatoire phénologique des céréales Céré'Obs .....	28
<b>CHAPITRE 3 DESAGREGATION SPATIALE .....</b>	<b>31</b>
<b>3.1 Introduction .....</b>	<b>32</b>
<b>3.2 Méthodes.....</b>	<b>32</b>
3.2.1 Méthode de désagrégation spatiale .....	34
3.2.2 Méthode d'évaluation .....	35
<b>3.3 Résultats .....</b>	<b>36</b>
3.3.1 Images désagrégées par type de culture.....	36
3.3.2 Comparaison des séries temporelles des données désagrégées aux données de référence.....	37
3.3.3 Profils temporels moyens de la zone d'étude.....	38
3.3.4 Application de la désagrégation spatiale sur les données PROBA-V .....	39
3.3.5 Application de la désagrégation spatiale à l'échelle nationale.....	44

<b>3.4 Discussion .....</b>	<b>47</b>
3.4.1 Précision de l'estimation du NDVI des cultures .....	47
3.4.2 Potentiel de la désagrégation spatiale pour les applications phénologiques .....	48
3.4.3 Limitations .....	48
3.4.4 Perspectives.....	49
<b>3.5 Conclusion .....</b>	<b>50</b>
<b>CHAPITRE 4 PHENOLOGIE DES CULTURES.....</b>	<b>51</b>
<b>4.1 Introduction .....</b>	<b>52</b>
<b>4.2 Stades phénologiques des cultures .....</b>	<b>54</b>
4.2.1 Indices de végétation et stades phénologiques.....	55
4.2.2 Coefficients de rétrodiffusion et stades phénologiques .....	56
<b>4.3 Extraction des métriques phénologiques .....</b>	<b>58</b>
<b>4.4 Méthodes d'évaluation .....</b>	<b>61</b>
4.4.1 Inter-comparaison entre capteurs et confrontation aux données de terrain.....	61
4.4.2 Comparaison intra-régionale entre PROBA-V et Céré'Obs .....	62
4.4.3 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2.....	63
<b>4.5 Résultats .....</b>	<b>64</b>
4.5.1 Comparaison inter-capteurs des dates estimées par télédétection.....	64
4.5.2 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2.....	68
4.5.3 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le blé d'hiver.....	70
4.5.4 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le colza.....	78
<b>4.6 Discussion .....</b>	<b>87</b>
4.6.1 Précision des métriques phénologiques .....	87
4.6.2 Méthode d'extraction des métriques phénologiques.....	88
4.6.3 Données désagrégées au suivi de la phénologie .....	91
4.6.4 Limitations .....	91
4.6.5 Perspectives.....	92
<b>4.7 Conclusion .....</b>	<b>93</b>
<b>CHAPITRE 5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES.....</b>	<b>95</b>
<b>5.1 Conclusion .....</b>	<b>96</b>
<b>5.2 Perspectives .....</b>	<b>98</b>
5.2.1 Poursuivre la validation .....	98
5.2.2 Perspectives méthodologiques .....	98
5.2.3 Perspectives thématiques .....	99
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....</b>	<b>101</b>
<b>ANNEXES.....</b>	<b>117</b>

# LISTE DES FIGURES

Figure 2.1. Distribution de la SAU moyenne entre 2016-2020.....	17
Figure 2.2. Carte de localisation de la zone d'étude.....	19
Figure 2.3. Parcelles observées dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019.....	25
Figure 2.4. Photographies de trois stades phénologiques du blé d'hiver (A-C) et du colza (D-F),.....	26
Figure 2.5. Données phénologiques pour le blé d'hiver (A : BBCH29, B : BBCH51 et C : BBCH75) et le colza (D : BBCH31, E : BBCH65 et F : BBCH73) ....	27
Figure 2.6. Pourcentage de surface ayant atteint un stade phénologique donné dans la région Centre-Val de Loire. ....	28
Figure 2.7. Jour de l'année (DOY) à laquelle 50% des surfaces régionales ont atteint le stade « épi 1 cm (BBCH31) » en 2019. ....	29
Figure 3.1. Schéma général du développement et de l'évaluation de la méthode de désagrégation spatiale. ....	32
Figure 3.2. Fonctionnement de l'algorithme de désagrégation spatiale. ....	34
Figure 3.3. Images désagrégées par type de culture issues des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) .....	36
Figure 3.4. Comparaison entre le profil temporel de NDVI d'un mixel désagrégé à partir des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) et le profil temporel de NDVI de référence.....	37
Figure 3.5. Cartes des métriques statistiques sur la comparaison temporelle des données MRS synthétiques désagrégées avec les données Sentinel-2, .....	38
Figure 3.6. Profil temporel du NDVI moyen de la zone d'étude, désagrégé à partir des données MSR synthétique. ....	39
Figure 3.7. Profil temporel du NDVI moyen de la zone d'étude, désagrégé à partir des données PROBA-V. ....	40
Figure 3.8. Images désagrégées par type de culture issues des données PROBA-V (300 m) sur une sous-zone d'intérêt (indiquée dans la Figure 2.2B). ....	41
Figure 3.9. Comparaison entre le profil temporel d'un mixel désagrégé à partir des données PROBA-V et le profil temporel de référence. ....	42
Figure 3.10. Cartes des métriques statistiques sur la comparaison temporelle des données PROBA-V désagrégées avec les données Sentinel-2, .....	43
Figure 3.11. Images désagrégées PROBA-V (300 m) à quatre dates différentes..	45
Figure 3.12. Images désagrégées PROBA-V (300 m) du blé d'hiver (A) et du colza (B) à l'échelle nationale. ....	46

Figure 4.1. Schéma général des principales étapes de la cartographie de la phénologie des cultures.....	53
Figure 4.2. Illustration des stades phénologiques des cultures sous l'échelle de classification BBCH. ....	54
Figure 4.3. Profil temporel moyen du blé d'hiver (A-C) et du colza (D-F) en 2019. ....	57
Figure 4.4. Inter-comparaison communale des dates estimées par PROBA-V (300 m) et Sentinel-2 (10 m) de l'épiaison du blé d'hiver (A) et la floraison du colza (B). ....	66
Figure 4.5. Comparaison du taux de détection phénologique des capteurs PROBA-V et Sentinel-2. ....	69
Figure 4.6. Cartes phénologiques du blé d'hiver produites à partir des séries temporelles de NDVI issues des données désagrégées PROBA-V (300 m). ....	71
Figure 4.7. Comparaison entre les dates médianes observées (Céré'Obs) et estimées (PROBA-V) au niveau régional. ....	72
Figure 4.8. Etat d'avancement phénologique intra-régional du blé d'hiver dans trois régions (A) Hauts-de-France, (B) Centre-Val de Loire et (C) Nouvelle Aquitaine. ....	74
Figure 4.9. Comparaison entre les dates moyennes observées (TEMPO) et estimées (PROBA-V) au niveau communal. ....	77
Figure 4.10. Comportement temporel du colza sur la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019. ....	79
Figure 4.11. Comportement spatio-temporel du colza sur les départements d'Eure (nord) et d'Eure-et-Loir (sud) en 2019. ....	80
Figure 4.12. Comparaison des dates estimées à partir du NDVI et du DYI2 pour la pleine floraison du colza (BBCH65) en 2019. ....	82
Figure 4.13. Cartes phénologiques du colza produites à partir des séries temporelles de NDVI issues des données désagrégées PROBA-V (300 m). ....	83
Figure 4.14. Comparaison entre les dates moyennes observées (TEMPO) et estimées (PROBA-V) au niveau communal. ....	85
Figure 4.15. Profil temporel de NDVI moyen régional du blé d'hiver. ....	90

# LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1. Calendrier des cycles des principales espèces cultivées en France. .	17
Tableau 2.2. Indices spectraux mobilisés, formules et auteurs.....	21
Tableau 2.3. Résumé des données satellites utilisées pour chaque période agricole et pour chaque zone d'étude. ....	22
Tableau 2.4. Description des données RPG par type de culture. Les valeurs correspondent à la moyenne entre 2016-2020 à l'échelle de la France.....	23
Tableau 2.5. Stades phénologiques observés dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019. ....	25
Tableau 2.6. Stades phénologiques sélectionnés pour chaque culture. ....	27
Tableau 2.7. Description des stades phénologiques sélectionnés pour le blé d'hiver. ....	29
Tableau 3.1. Résumé statistique des performances de la méthode de désagrégation spatiale. ....	43
Tableau 4.1. Modèles mathématiques utilisés par type de culture et par indice....	58
Tableau 4.2. Paramètres d'extraction des métriques phénologiques. ....	60
Tableau 4.3. Résumé statistique de l'inter-comparaison entre les dates obtenues avec PROBA-V (300 m) et avec Sentinel-2 (10 m). ....	67
Tableau 4.4. Résumé statistique de l'inter-comparaison entre les dates issues des données optiques et radar en 2019. ....	68
Tableau 4.5. Résumé statistique de la comparaison entre les courbes estimées (PROBA-V) et observées (Céré'Obs) de l'état d'avancement phénologique intra-régional.....	75
Tableau 4.6. Résumé statistique de la comparaison entre les dates moyennes estimées et observées au niveau de la commune. ....	86

# ABRÉVIATIONS

AVHRR : *Advanced Very High Resolution Radiometer*  
BBCH : *Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt und Chemische Industrie*  
DOY : *Day Of Year*  
DYI : *Difference Yellow Index*  
DYI2 : *Red-band Difference Yellow Index*  
EOS : *End Of Season*  
EVI : *Enhanced vegetation index*  
EVI2 : *Two-band Enhanced Vegetation Index*  
FAPAR : *Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation*  
GEE : *Google Earth Engine*  
HANTS : *Harmonic Analysis of Time Series*  
LAI : *Leaf Area Index*  
LSP : *Land Surface Phenology*  
MODIS : *Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer*  
MRS : *Moyenne résolution spatiale*  
NDVI : *Normalized Difference Vegetation Index*  
ODS : *Observatoire Des Saisons*  
PAC : *Politique Agricole Commune*  
POS : *Peak Of Season*  
PROBA-V : *Project for On-Board Autonomy - Végétation*  
PSF : *Point Spread Function*  
RGB-IR : *Red, Green, Blue - InfraRed*  
RPG : *Registre Parcellaire Graphique*  
SAU : *Surface Agricole Utile*  
SOS : *Start Of Season*  
SPOT-VGT : *Satellite Pour l'Observation de la Terre - Végétation*

# CHAPITRE 1

## INTRODUCTION

---

<b>CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Introduction .....</b>	<b>2</b>
<b>1.2 La phénologie de la végétation .....</b>	<b>2</b>
1.2.1 Applications de la phénologie.....	3
1.2.2 Moyens d'observation de la phénologie .....	4
<b>1.3 La phénologie de la végétation dérivée par télédétection .....</b>	<b>5</b>
1.3.1 Applications de la phénologie dérivée par télédétection .....	6
1.3.2 La phénologie des cultures agricoles dérivée par télédétection.....	7
1.3.3 Extraction des métriques phénologiques .....	10
<b>1.4 Désagrégation spatiale des séries temporelles.....</b>	<b>11</b>
<b>1.5 Objectifs de la thèse.....</b>	<b>13</b>

---

## 1.1 Introduction

La phénologie est l'étude du rythme des plantes et des animaux, en lien avec les saisons et le climat. Etudier la phénologie des plantes consiste à déterminer la date de l'occurrence d'événements particuliers (ex: débourrement) ou du franchissement d'un stade précis dans le développement végétal (ex: épi atteignant 1 cm), et à analyser les variations spatiales et interannuelles de ces dates au regard du climat. La phénologie fournit des connaissances sur la dynamique annuelle et interannuelle de la végétation, et constitue un paramètre essentiel pour évaluer le fonctionnement des écosystèmes face au changement climatique (Chmielewski & Rötzer, 2001; Cleland et al., 2007; de Beurs & Henebry, 2010b; Menzel et al., 2006; Myneni et al., 1997; Peñuelas et al., 2009; Richardson et al., 2010; White et al., 1997). La phénologie apparaît comme un indicateur clé pour quantifier les effets de l'augmentation de la température globale sur les échanges de carbone (Nemani et al., 2003; Richardson et al., 2010; M. Zhao & Running, 2010) et d'eau (Donohue et al., 2007), la sécurité alimentaire (Bolton & Friedl, 2013; Tao et al., 2006), la biodiversité (Chuine, 2010; Chuine & Beaubien, 2001) et la plupart des aspects écologiques comme détaillé par Forrest & Miller-Rushing (2010). Dans cette thèse, nous abordons la télédétection de la phénologie des principales cultures agricoles, à l'échelle de la France, entre 2016 et 2020. En plus de considérer les défis inhérents à l'étude de la phénologie par télédétection et la difficulté de relier les métriques phénologiques aux stades phénologiques observés sur le terrain, nous traitons également le problème des mixels (c.-à-d. plusieurs types des cultures dans une même pixel) qui affecte les images à moyenne résolution spatiale (MRS) dans le contexte de paysages agricoles fragmentés.

## 1.2 La phénologie de la végétation

La phénologie est, au sens large, l'étude de la temporalité des événements biologiques récurrents, de leurs causes vis-à-vis des facteurs biotiques et abiotiques et de l'interrelation entre les phases d'une même espèce ou d'espèces différentes (US/International Biological Program/Phenology Committee, 1972 dans Lieth, 1974). D'un point de vue botanique, la phénologie étudie les stades phénologiques des plantes et leurs saisonnalités au cours du cycle végétal. L'apparition et la durée de ces stades sont essentiellement régis par la dynamique de la température (Reaumur, 1735) en combinaison avec l'humidité des sols, la photopériode, la disponibilité des nutriments, etc. (Forrest & Miller-Rushing, 2010). Pour les cultures agricoles, les principaux stades sont la levée, le développement des feuilles, le tallage, la montaison, l'inflorescence, la floraison, le développement des fruits, la maturation et la senescence (Meier et al., 2009).



### 1.2.1 Applications de la phénologie

La phénologie a été historiquement liée aux applications agricoles (Hopkins, 1918). Elle offre des informations essentielles pour i) la gestion du calendrier d'activités agricoles (ex: prédiction des stades, contrôle des ravageurs/maladies, fertilisation, irrigation, récolte), ii) la sélection d'espèces et de variétés en fonction des territoires et iii) l'organisation des rotations des cultures (Chmielewski, 2003). Elle participe également à la prédiction du rendement en indiquant les stades à évaluer ainsi que le moment optimal pour mesurer les paramètres (ex: biomasse, nombre de gousses, poids de 100 graines, etc.) (Chmielewski & Köhn, 2000).

Les modèles phénologiques décrivent les réponses physiologiques des plantes face à la fluctuation thermique et à la photopériode (Chuine et al., 2013). Ils permettent d'évaluer la sensibilité des espèces à l'écodormance (ex: dommage par gels) (Augspurger, 2013), leurs taux de succès reproductif et leurs distributions géographiques (Chuine, 2010).

La phénologie de la végétation joue un rôle central dans l'interaction entre la biosphère-atmosphère-climat (Cox et al., 2000; Menzel et al., 2006). Ainsi, elle a été largement utilisée comme indicateur dans l'évaluation des changements globaux provoqués par l'augmentation de la concentration du CO<sub>2</sub> atmosphérique, qui s'accroît depuis le milieu du 20<sup>ème</sup> siècle (Nakicenovic et al., 2000).

Par exemple, Nemani et al. (2003) ont constaté une hausse de la productivité primaire de la végétation à l'échelle globale entre 1982-1999. Cette réponse a également été observée par Chen et al. (2006) dans les écosystèmes boréaux. Plus récemment, l'activité photosynthétique de la végétation continue à croître dans l'hémisphère nord (de Beurs & Henebry, 2010b; M. Zhao & Running, 2010). En revanche, dans l'hémisphère sud et en Asie centrale, une diminution de l'activité a été observée à cause de l'accroissement de la sécheresse (de Beurs & Henebry, 2004; Phillips et al., 2009; M. Zhao & Running, 2010). Cette fluctuation de l'activité photosynthétique est due à l'allongement de la saison de croissance (Chmielewski & Rötzer, 2001; Delbart et al., 2006; Menzel, 2000), qui peut donner lieu à une augmentation de la productivité annuelle si les conditions, en particulier hydrologiques, le permettent (Richardson et al., 2010; Sato et al., 2010).

A ce jour, le couplage des modèles biosphère-atmosphère-climat démontre qu'il existe une rétroaction positive entre la capacité des écosystèmes à séquestrer du carbone et l'augmentation de la concentration de CO<sub>2</sub> atmosphérique (Cox et al., 2000; Friedlingstein et al., 2006; Fung et al., 2005; Le Quéré et al., 2009). Cette connaissance, indispensable pour projeter des scénarios réalistes sur le budget global du carbone et son rôle de source ou de puits, est le résultat de la reconnaissance de l'implication de la phénologie dans la dynamique des écosystèmes (Richardson et al., 2012). Avant cela, il faut noter que les modèles de circulation générale utilisaient d'informations phénologiques statiques pouvant sous-estimer les effets climatiques.

Enfin, la phénologie de la végétation contribue également à des nombreuses applications dans d'autres disciplines. Par exemple, en France, les dates de récolte de la vigne ont été utilisées pour reconstruire des données climatiques (Yiou et al., 2012). A leur tour, Amélineau et al. (2021) ont trouvé une corrélation entre les dates de départ des oiseaux de leur zone d'hivernage et les dates de début de la saison de croissance de la végétation dans leur zone de reproduction.

### **1.2.2 Moyens d'observation de la phénologie**

Les observations phénologiques ont une longue histoire, notamment en Europe et en Asie (Nekovar et al., 2008; Sakurai et al., 2011). Malgré les registres de floraison des cerisiers au Japon depuis 705 ap. J.-C., le premier réseau d'observations contemporain a été établi en Suède par Carl von Linné entre 1750–1752 (Linné, 1751).

Traditionnellement, les données phénologiques sont saisies par un observateur humain, sur la base d'une interprétation visuelle sur le terrain. Aujourd'hui, les réseaux d'observation sont alimentés par des données provenant de deux sources principales : i) les stations d'observations météorologiques ou les jardins botaniques (ex: DWD-Deutscher Wetterdienst en Allemagne) et ii) les sciences participatives citoyennes (ex: Nature's Calendar au Royaume-Uni). Il existe des nombreux réseaux d'observations à l'échelle nationale (ex: NPN-National Phenology Network aux États-Unis, PlantWatch au Canada, ZAMG-Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik en Autriche, JMA-Japan Meteorological Agency au Japon, l'Observatoire des Saisons en France, etc.) ou internationale (ex: IPG-International Phenology Garden, ICP Forests-International Co-operative Programme, PEP725- Pan European Phenological database, etc.).

En France, les observations phénologiques ont débuté en 1880 sous la tutelle de Météo-France, et les données ont été recueillies de façon continue jusqu'en 1960. Par la suite, seules trois stations ont continué à reporter les informations phénologiques jusqu'en 2002. Les registres phénologiques ont été repris en 2007 sous un programme de sciences participatives encadré par des chercheurs du Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS), appelé Observatoire Des Saisons (ODS). Finalement, en 2017, un réseau d'observation national appelé TEMPO a été créé par l'Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement (INRAe). Ce réseau s'appuie sur dix observatoires à travers toute le territoire et veille à homogénéiser les méthodes d'observation (<https://tempo.pheno.fr/>).

Bien que les réseaux d'observation fournissent une base de données inestimable pour l'analyse de l'évolution phénologique, de nombreuses zones d'intérêt ne se trouvent pas dans le champ de vision des stations ou des citoyens qui y collaborent. Dans ce cas, des missions de terrain sont normalement nécessaires, mais cette approche demande beaucoup de ressources financières et de temps.

En conséquence, des méthodes d'observation alternatives et automatisées ont été mises en place à l'aide des capteurs optiques situés près de la surface ou encore, dans l'espace. Le principe d'observation de ces nouvelles méthodes diffère de l'observation visuelle traditionnelle. Les capteurs mesurent la réponse radiométrique de la végétation qui change en fonction de l'état de développement. Ainsi, ces changements donnent des informations sur l'état saisonnier de la phénologie des plantes ce qui est différent d'un stade phénologique spécifique observé sur le terrain (voir section 1.3).

Les capteurs optiques dites 'near-surface' sont installés sur des structures fixes (c.-à-d. tours, bâtiment, etc.) et sont composés principalement par deux catégories : les radiomètres et les imageurs. Les radiomètres (multi- ou hyper-spectrale) permettent de suivre les changements radiométriques de l'ensemble de la végétation visée (Jenkins et al., 2007). Quant aux imageurs, ils prennent des clichés numériques enregistrés dans les bandes RGB-IR et permettent d'analyser la variabilité spatiale (Richardson et al., 2009). Actuellement, il existe plusieurs réseaux d'observation utilisant des caméras « phénologiques » (ex: PhenoCam-USA, Australian PhenoCam Network, Phenological Eyes Network, European Phenology Camera Network, etc.).

Ce système d'observation offre une très haute résolution temporelle et une plus grande couverture spatiale que les observations de terrain. Cependant, cette couverture spatiale reste insuffisante pour l'analyse de la phénologie à une échelle supérieure à la parcelle. Ainsi, les images satellites deviennent une source d'information essentielle dans les études de l'évolution de la végétation allant de l'échelle locale au globale (de Beurs & Henebry, 2010b; Delbart et al., 2005, 2006; Maignan et al., 2008; Reed, 2006; Zhang et al., 2003, 2006), cela grâce à leur nature synoptique et à leur fréquence temporelle de revisite.

### **1.3 La phénologie de la végétation dérivée par télédétection**

Le suivi de la dynamique de la végétation a été l'une des principales motivations pour le développement des satellites d'observation de la terre tel que Landsat-1 en 1972, avec 30 m de résolution spatiale et 16 jours de résolution temporelle. Cependant, la détection des transitions phénologiques nécessite une revisite temporelle plus fine. Dans ce contexte, les observations journalières des capteurs tels que AVHRR (Justice et al., 1985), SPOT-VGT (Maisongrande et al., 2004), MODIS (Justice et al., 1998) ou PROBA-V (Sterckx et al., 2014), ont contribué de manière significative à l'analyse des changements de la végétation naturelle au cours de ces quatre dernières décennies. En revanche, la résolution spatiale (250 m – 4 km) d'images fournies par ces capteurs peut être une contrainte majeure pour les études phénologiques en agriculture. Plus récemment, en 2015, l'Agence Spatiale Européenne (ESA) a lancé la constellation de satellites Sentinel-2A/B qui fournissent d'images à 10 m de résolution spatiale et 5 jours de résolution temporelle. Ces données à haute résolution spatio-temporelle, auparavant inexistantes, ont permis de progresser dans le suivi intra-parcellaire de la végétation agricole (Misra et al., 2020).

En télédétection, le concept d'observation et interprétation de l'information phénologique est différent par rapport à l'observation des stades phénologiques spécifiques sur le terrain. Le terme *Land Surface Phenology* (LSP) définit la variation saisonnière de la réflectance de la surface qui est associée à l'état phénologique de la végétation (de Beurs & Henebry, 2004; Helman, 2018). Cette variation saisonnière est donc le résultat de l'accumulation d'événements phénologiques spécifiques qui ne sont pas explicitement détectables par les capteurs. Les états phénologiques habituellement détectés par les satellites sont le début, le pic, la fin et la durée de la saison de croissance (SOS ; Start Of Season, POS ; Peak Of Season, EOS ; End Of Season et LOS ; Length Of Season, respectivement). Dans cette thèse, les indicateurs phénologiques issus de la télédétection seront appelés « métriques phénologiques » tandis que ceux issus d'observations de terrain seront appelés « stades phénologiques ».

### **1.3.1 Applications de la phénologie dérivée par télédétection**

Les informations phénologiques issues des données satellites, que ce soit de manière explicite (c.-à-d. métriques phénologiques) ou implicite (ex: quantification des changements dans les indices spectraux, les variables biophysiques ou la production primaire), ont une vaste plage d'applications (Henebry & de Beurs, 2013). Dans l'agriculture, ces données apportent des connaissances pour l'évaluation de la production alimentaire, comme les principaux types de cultures, les zones cultivées ou les rendements (Donohue et al., 2018; Lobell, 2013; Lobell et al., 2015; Wu et al., 2014). Les métriques phénologiques permettent également de cartographier les régimes des rotations des cultures (Waldhoff et al., 2012) pouvant avoir un impact sur la qualité des eaux (Hua, 2017) ou la conservation des sols. De plus, ces indicateurs phénologiques permettent l'identification des espèces et la caractérisation de leur distribution spatiale qui sont indispensables pour évaluer la biodiversité des écosystèmes (Turner et al., 2003). Parmi les changements induits par le climat, l'avancement des événements phénologiques printaniers et le retard de ceux de l'automne, sont probablement les observations les plus visibles dans l'utilisation des données de télédétection (Delbart et al., 2006) ainsi que les effets de ces changements saisonniers (Richardson et al., 2010). Enfin, la télédétection de la phénologie contribue également aux études d'échange de carbone et eau entre la biosphère-atmosphère en fournissant les dates d'apparition et sénescence des feuilles de la canopée (Ju et al., 2006).

### 1.3.2 La phénologie des cultures agricoles dérivée par télédétection

La télédétection de la phénologie de la végétation est largement basée sur les données à moyenne ou faible résolution spatiale du fait de leur haute revisite temporelle (MODIS, AVHRR, SPOT-VGT, etc.) (Caparros-Santiago et al., 2021). Depuis plus de quatre décennies, ces données satellites sont utilisées pour caractériser la dynamique spatio-temporelle de la végétation et sa variation interannuelle, permettant de quantifier l'évolution de la saisonnalité des écosystèmes (Delbart et al., 2006; Myneni et al., 1997; Pettorelli et al., 2005; Shabanov et al., 2002) et les conséquences de ces changements dans les processus biogéochimiques (Picard et al., 2005; Richardson et al., 2010; Tucker et al., 1986). Dans la littérature, la plupart des études phénologiques utilisant la télédétection se sont concentrées sur le suivi de surfaces végétalisées dans son ensemble (ex: Atzberger et al., 2014; Rodriguez-Galiano et al., 2015; Zhang et al., 2018), ou de grandes surfaces thématiquement homogènes (Adole et al., 2018; Berra & Gaulton, 2021; Sakamoto et al., 2005), fondamentalement en raison de la résolution spatiale des données disponibles et des effets indésirables des mixels (Chen et al., 2018). Ainsi, compte tenu de la nature fragmentée des paysages agricoles se traduisant en mixels et de la diversité des pratiques agricoles se traduisant en signaux complexes à interpréter (multi-modal), l'étude de la phénologie des cultures agricoles est plus complexe que celle des forêts ou des prairies (uni-modal), ces données à moyenne résolution spatiale ayant néanmoins permis de caractériser certains systèmes agricoles par leur phénologie (Kuchler et al., 2020; Sakamoto et al., 2006). Aujourd'hui, la disponibilité récente des données à haute résolution spatio-temporelle, fournies par Sentinel-2 (10 m et 5 jours de revisite) et Sentinel-1 (10 m et 6 jours de revisite), ou des données harmonisées Landsat-8/Sentinel-2 (Claverie et al., 2018), permet le suivi de la phénologie à une échelle plus fine (Kowalski et al., 2020; Soudani et al., 2021; Vrieling et al., 2018).

Par exemple, à partir des informations phénologiques extraites des séries temporelles de NDVI issues des données combinées Sentinel-2, Landsat-7 & 8, Tian et al. (2019) ont cartographié des surfaces cultivées en cultures d'hiver à 30 m de résolution. Ici, les valeurs minimum et maximum de NDVI, lors du pic et de la fin de la saison de croissance, ont permis de discriminer les cultures d'hiver de celles de printemps et de la forêt avec une précision supérieure à 90%. De leur côté, Cai et al. (2019) ont cartographié des surfaces en riz à 10 m de résolution via une approche de classification. Pour cela l'algorithme Random Forest a été entraîné avec plusieurs variables issues des données fusionnées Sentinel-2/MODIS. Les performances obtenues ont été supérieures à 95% lorsque des métriques phénologiques (c.-à-d. SOS et LOS) ont été ajoutées à l'ensemble des variables optimales analysées. Au Brésil, Silva Junior et al. (2020) ont quantifié la superficie cultivée en soja à partir de séries temporelles de PCEI (Perpendicular Crop Enhancement Index) issues des données MODIS, Sentinel-2 et Landsat-8, individuellement. La culture a pu être distinguée par les valeurs maximale et minimale des pixels pendant les périodes phénologiques végétatives et reproductives. Les données MODIS ont montré moins d'incertitude dans les régions ayant de grandes surfaces agricoles, mais les données Sentinel-2 ont obtenu de

meilleurs résultats dans les petites exploitations. Boori et al. (2019) ont caractérisé le comportement temporel de NDVI, obtenu à partir des données Sentinel-2, sur une zone agricole en Russie. Ils ont observé que la variation spatio-temporelle de NDVI a été conforme avec le calendrier agricole local, et que les dates des stades phénologiques spécifiques tels que le tallage, la montaison et la maturation des plantes pourraient être détectées à partir de ces séries temporelles. Ainsi, l'analyse des variations temporelles des indices spectraux permettent d'identifier les cultures et les dates de certains stades de développement.

Par ailleurs, des indicateurs issus de la télédétection, lors des périodes phénologiques spécifiques, permettent d'estimer le rendement des cultures avant la récolte. Narin & Abdikan (2022) ont estimé le rendement du tournesol via une approche de régression entre les observations de terrain de l'année précédente et plusieurs indices de végétation calculés à partir des données Sentinel-2. Ils ont constaté que les valeurs de NDVI, pendant l'inflorescence des cultures, ont permis d'expliquer davantage ( $R^2 = 0,74$ ) la variation spatiale du rendement observé, et ce, trois mois avant la fin de la saison de croissance. Avec la même approche, Ayu Purnamasari et al. (2019) ont estimé le rendement du manioc en Indonésie à partir des indices spectraux (NDVI, Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) et Inverted Red Edge Chlorophyll Index (IRECI)) et des variables biophysiques (LAI et fAPAR) fournis par des données Sentinel-2. Les résultats ont démontré que la combinaison des toutes les variables, au moment du pic de la saison de croissance, expliquait au mieux le rendement observé ( $R^2 = 0,77$ ). Par ailleurs, avec une approche basée sur la modélisation physiologique des cultures et l'assimilation des indicateurs phénologiques issus des données Sentinel-1, Setiyono et al. (2019) ont estimé le rendement du riz dans les pays d'Asie du sud et sud-est. Ici, la date estimée du début de la saison de croissance (SOS) a été considérée comme la date à partir laquelle le LAI sera calculé et le développement des plantes sera modélisé, cela avant d'estimer le rendement. Les résultats ont démontré que les informations sur la saisonnalité et l'état des cultures, issues de la télédétection, ont permis d'améliorer la représentation spatiale du rendement, obtenant une bonne concordance avec les statistiques agricoles.

En outre, les séries temporelles des données à haute résolution spatio-temporelle ont permis de cartographier la date d'apparition des stades phénologiques spécifiques (ex: floraison) ou généralistes (ex: SOS, POS, EOS). En Allemagne, d'Andrimont et al. (2020) ont spatialisé la floraison du colza à partir des séries temporelles de NDYI (Normalized Difference Yellow Index) et des coefficients de rétrodiffusion VV, issues des données Sentinel-2 et Sentinel-1 respectivement. Ici, durant la période phénologique en question, a été extraite la date à laquelle la courbe de NDYI présentait un pic (valeur maximum) et celle de VV une décroissance (valeur minimum). Les dates issues des deux capteurs se sont révélées corrélées entre elles, et également à celles observées sur le terrain mais avec une précision légèrement plus élevée pour les données optiques. D'autre part, Mercier et al. (2020) ont utilisé une approche de classification afin d'estimer des stades phénologiques principaux et secondaires du blé d'hiver et du colza au nord de la France. L'algorithme Random Forest a été entraîné à l'aide de données de terrain

afin de caractériser le comportement des variables de chaque stade analysé. Les auteurs ont utilisé des indices spectraux et variables biophysiques issus des données Sentinel-2 ainsi que des coefficients de rétrodiffusion et indicateurs polarimétriques issus des données Sentinel-1. Ici, pour chaque date d'acquisition, l'estimation des stades a été réalisée à partir des données de chaque capteur individuellement, puis en les combinant. La combinaison des données optiques et radar a permis de mieux identifier le début et la fin du tallage pour le blé et le début et la fin de la maturation pour le colza. Meroni et al. (2021) ont conduit une inter-comparaison entre les métriques phénologiques issues des séries temporelles de NDVI (Sentinel-2) et du ratio VH/VV (Sentinel-1), pour les principales cultures d'hiver et de printemps en Europe. Ils ont utilisé une approche classique de seuillage à 50% (SOS et EOS) et 90% (POS) d'amplitude pour les deux bases de données. Les résultats ont montré que les dates estimées à partir des données de chaque capteur sont comparables entre elles pour les cultures d'hiver, avec une correspondance plus élevée pour le début de la saison de croissance. En outre, à l'échelle nationale en Allemagne, les dates estimées (SOS, POS et EOS), par chaque capteur, ont été cohérentes avec les dates observées des stades phénologiques initial, intermédiaire et final des cultures, respectivement.

Bien que la discrimination des types de cultures ou l'estimation de leurs rendements ne demande pas nécessairement des séries temporelles denses, la détection des stades spécifiques (ex: tallage, épiaison, floraison, etc.) exige un taux élevé de revisite temporelle, qui est généralement plus important que celui requis pour la détection de stades généralistes (ex: SOS, POS, EOS). Actuellement, malgré la haute résolution spatio-temporelle des données Sentinel-2 et leur combinaison avec Sentinel-1 ou Landsat-8, la détection précise de certains stades spécifiques, principalement ceux ayant lieu avant ou pendant l'hiver, peut ne pas être garantie. Cela est dû à la persistance des nuages qui réduit le nombre d'observations valides en ce qui concerne la télédétection optique, et d'autre part, à l'influence variable du sol nu sous-jacent sur les données radar en présence d'une faible biomasse. Par ailleurs, alors que ces données récentes impliquent une opportunité sans précédent dans l'étude de la phénologie actuelle et future, la compréhension de l'évolution phénologique des espèces nécessite des données rétrospectives pour la projection de scénarios d'adaptation face au changement climatique. Dans ce contexte, grâce à leur résolution temporelle quotidienne et à leur disponibilité sur une longue période, les données à moyenne résolution spatiale ont un grand potentiel pour le suivi de stades spécifiques sur des grandes surfaces homogènes et probablement sur des paysages agricoles fragmentés, à condition de prendre en compte la problématique des mixels.

### 1.3.3 Extraction des métriques phénologiques

Les métriques phénologiques sont extraits à partir des séries temporelles d'images satellites, à l'échelle du pixel. Généralement, les images en termes de réflectance de surface sont transformées en indices spectraux (ex: NDVI, EVI, etc.) ou sont utilisées pour l'estimation des variables biophysiques (ex: LAI, FAPAR, etc.) afin de mieux représenter le comportement de la végétation. Or, ce comportement est affecté par des bruits inhérents aux données satellites tels que les résidus des nuages ou les effets atmosphériques non corrigés, même après les prétraitements habituels effectués sur la base des indicateurs de qualité fournis avec les images (c.-à-d. nuages et leurs ombres, saturation, etc.). De plus, à la suite de ces opérations, le nombre d'observations valides diminue affectant ainsi la résolution temporelle nominale des séries temporelles.

Ces bruits résiduels et ce manque d'observations ont un impact négatif sur la précision des indicateurs phénologiques. En outre, l'extraction automatique et robuste des dates spécifiques nécessite des séries temporelles lisses et échantillonnées quotidiennement. Par conséquent, l'ajustement d'un modèle (*gap-filling techniques*) est une pratique assez courante, même sur des images composites qui présentent moins d'effets résiduels. Dans la littérature, il existe des nombreuses méthodes utilisées pour la reconstruction des séries temporelles telles que Best Index Slope Extraction (BISE) (Viovy et al., 1992), Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS) (Zhou et al., 2015), double fonction logistique (Zhang et al., 2003), fonction gaussienne asymétrique (Jonsson & Eklundh, 2002), filtres mobiles (Swets et al., 1999), Savitzky-Golay (Chen et al., 2004), Whittaker smoother (Eilers, 2003), etc. Le choix du modèle doit être effectué en fonction de la complexité de la trajectoire de la végétation, de sa capacité à minimiser les effets résiduels indésirables et de sa fidélité aux données originales.

L'extraction des métriques phénologiques à partir des séries temporelles reconstruites peut être accompli par plusieurs méthodes plus ou moins complexes. de Beurs & Henebry (2010a) ont détaillé les méthodes les plus utilisées telles que le seuillage (Bórnez et al., 2020), les dérivées (Tateishi & Ebata, 2004), les moyennes mobiles (Reed et al., 1994) et les modèles ajustés (Zhang et al., 2003). Compte tenu de la variété de comportement des stades phénologiques des cultures agricoles, la méthode d'extraction peut varier en fonction des stades visés.

Finalement, il faut noter que l'estimation de la phénologie par télédétection peut être variable en fonction du choix du modèle d'ajustement et de la méthode d'extraction, sans qu'il y ait une seule et unique solution optimale (Helman, 2018; White et al., 2009). De plus, au-delà de ces défis techniques et les incertitudes liées aux données satellites, relier les métriques phénologiques aux stades phénologiques observés reste, jusqu'à présent, une tâche difficile.



## 1.4 Désagrégation spatiale des séries temporelles

La télédétection de la phénologie des cultures agricoles en France a besoin d'observations à haute résolution spatio-temporelle. En effet, l'extraction des indicateurs phénologiques doit être effectuée à l'échelle de la parcelle avec une revisite temporelle capable de caractériser la dynamique de la culture. Or, les images satellites fournies actuellement par les capteurs ne satisfont pas simultanément ces besoins, ou plutôt, pas systématiquement partout sur le globe. Aujourd'hui, les données qui se rapprochent le plus de ces critères sont les images fournies par le capteur *MultiSpectral Instrument* (MSI) à bord des satellites Sentinel-2 A et B (10 m, 5 jours) (Gascon et al., 2014). En revanche, cette résolution temporelle nominale est significativement affectée par la présence de nuages et, en fonction de la latitude, peut devenir insuffisante pour les applications phénologiques. En outre, les études sur les changements phénologiques et la résilience de la végétation au changement climatique, nécessitent des observations sur une période plus longue, avant 2015.

Pour leur part, les données à MRS ont historiquement été utilisées à cause de leur revisite journalière et leur disponibilité depuis le début des années 1980 (Justice et al., 1985, 1998; Myneni et al., 1997; Running et al., 1989). Cette résolution temporelle permet d'augmenter le nombre d'observations valides et de créer des images composites qui diminuent les effets résiduels indésirables (Holben, 1986). Cet ensemble de caractéristiques est essentiel pour le suivi de la dynamique de la végétation et son analyse interannuelle. Toutefois, cette revisite journalière se fait au détriment de la résolution spatiale inadéquate pour les paysages agricoles fragmentés. Ainsi, les pixels hectométriques sont composés par plusieurs types de cultures (c.-à-d. mixels) ne permettant pas le suivi individuel de la phénologie des cultures agricoles.

Pour résoudre le problème des mixels, de nombreuses solutions ont été proposées sur la base de modèles de réduction d'échelle spatiale qui visent à extraire des informations à fine résolution (sous-pixels) à partir de données à faible résolution, en utilisant des données auxiliaires à haute résolution spatiale telles que les cartes d'utilisation du sol. Cette réduction d'échelle spatiale, également appelée désagrégation, fusion ou encore méthode de démixage, peut s'appuyer sur des techniques très différentes, allant de techniques purement statistiques à des techniques basées sur la physique.

L'objectif général est de résoudre le problème, linéaire ou non linéaire, de démixage spectral en supposant que la valeur du mixel est la combinaison des signaux de ses composants pondérés par leurs fractions respectives. Jusqu'à présent, plusieurs capteurs ont été mobilisés dans le développement de telles approches. Par exemple, Gao et al. (2006) ont proposé le modèle STARFM afin d'estimer les valeurs quotidiennes de la réflectance de surface à 30 m de résolution spatiale, à partir des données Landsat et MODIS. Ce modèle a été testé avec succès pour cartographier la phénologie des cultures et l'occupation des sols à 30 m de résolution, à partir des séries temporelles de NDVI (Gao et al., 2017).

Inspirés par STARFM, Gevaert & García-Haro (2015) et Zhao et al. (2018) ont proposé STRUM et RASTFM respectivement. Par rapport à STARFM, ces méthodes ont montré de meilleures performances lorsque i) la disponibilité d'images à haute résolution spatiale est limitée et ii) des changements spatio-temporels complexes, tels que l'étalement urbain, sont présents. Des approches similaires ont été appliquées aux produits fAPAR. Par exemple, Li et al. (2017) ont fusionné Landsat et PROBA-V (300 m) pour estimer le fAPAR à 30 m via une fonction polynomiale. Les produits obtenus ont permis d'améliorer la résolution spatio-temporelle et de combler les observations manquantes dans les séries temporelles.

La désagrégation spatiale a également été abordée par des approches déterministes telles que celle proposée par Lobell & Asner (2004) à partir des données MODIS (250 m) et Landsat (30 m). Ils ont évalué les réflectances temporelles des classes thématiques fournies par des pixels purs à 250 m de résolution afin de cartographier les fractions de ces classes à l'intérieur des pixels mixtes ayant la même résolution. De leur côté, Haertel & Shimabukuro (2005) ont proposé une inversion en deux étapes. Tout d'abord, les fractions des classes ont été estimées dans les mixels Landsat à partir de la réflectance des pixels purs à 30 m. Puis, les fractions ont été agrégées à la résolution MODIS afin d'estimer les réflectances des classes présentes dans les mixels à 250 m. Busetto et al. (2008) ont généré des séries temporelles de NDVI au niveau des sous-pixels MODIS en utilisant un système d'équations linéaires pondéré, construit à partir du voisinage. L'attribution des poids aux pixels voisins est basée sur leurs degrés de dissimilitude avec le pixel cible. L'indice de dissimilitude est obtenu à partir des images Landsat.

Enfin, des approches statistiques ont également été explorées. Par exemple, Faivre & Fischer (1997) ont supposé que la réflectance d'une classe a un comportement gaussien et qu'elle peut être estimée par une approche bayésienne. Cette méthode a été appliquée avec succès pour prédire les réflectances des cultures à 20 m de résolution spatiale à partir de données SPOT dégradées à 400 m.

## 1.5 Objectifs de la thèse

Ce travail s'inscrit dans le cadre des efforts menés à ce jour pour améliorer la représentation de la dynamique de la végétation dans la compréhension du fonctionnement global des écosystèmes (Morissette et al., 2009; Richardson et al., 2012). Dans cette thèse, nous traitons la problématique des mixels afin de cartographier individuellement la phénologie des cultures agricoles à partir des données à moyenne résolution spatiale, et ce à l'échelle de la France. La période d'étude est 2016-2020, mais les méthodes développées ont vocation à pouvoir être appliquées aux années antérieures au lancement de Sentinel-2, même si cela n'est pas réalisé dans le cadre de la thèse.

Les objectifs généraux de la thèse sont donc de :

- Produire des séries temporelles d'indices spectraux de végétation par culture à partir d'images à moyenne résolution spatiale.
- Cartographier la phénologie des cultures agricoles à l'échelle de la France entre 2016 et 2020.

Pour atteindre ces objectifs, il s'agira de :

- Développer une méthode de désagrégation spatiale.
- Extraire des métriques phénologiques par culture.
- Evaluer les dates estimées vis-à-vis des dates observées.

Ce manuscrit est organisé en cinq chapitres. Le premier présente l'état de l'art du sujet et introduit à la problématique traitée dans ce travail, c'est-à-dire la résolution spatiale inadéquate des images à moyenne résolution spatiale pour le suivi de la phénologie des cultures agricoles sur des paysages fragmentés. Le deuxième décrit les différentes zones d'étude ayant servi au développement et à la validation des algorithmes ainsi que l'ensemble des données mobilisées. Le troisième porte sur le développement et la validation de la méthode de désagrégation spatiale représentant une version en français de l'article déjà publié à ce sujet (Rivas et al., 2021). Le quatrième chapitre, à son tour, expose l'extraction des métriques phénologiques à partir des séries temporelles produites par la méthode de désagrégation spatiale. Enfin, nous présentons la conclusion et les perspectives de la thèse.



# CHAPITRE 2

## ZONES D'ETUDE ET

## DONNEES

---

<b>CHAPITRE 2 ZONES D'ETUDE ET DONNEES.....</b>	<b>15</b>
<b>2.1 Introduction .....</b>	<b>16</b>
<b>2.2 Zones d'étude.....</b>	<b>16</b>
2.2.1 La plaine de Versailles et le plateau des Alluets.....	18
2.2.2 Moitié nord d'Ile-de-France.....	18
2.2.3 Autres sites d'intérêt : zones d'inter-comparaison des résultats.....	18
<b>2.3 Données satellites .....</b>	<b>19</b>
<b>2.4 Carte d'utilisation du sol .....</b>	<b>23</b>
<b>2.5 Données de terrain.....</b>	<b>24</b>
2.5.1 Les missions de terrain.....	24
2.5.2 Réseau national d'observation phénologique TEMPO.....	26
2.5.3 Observatoire phénologique des céréales Céré'Obs.....	28

---

## 2.1 Introduction

Ce chapitre vise à décrire les différentes zones d'étude ayant servi au développement, à la validation et à l'application des algorithmes développés dans cette thèse. En outre, il décrira également l'ensemble des données satellites ainsi que les données de terrain mobilisées dans les travaux.

## 2.2 Zones d'étude

Les travaux s'articulent autour de plusieurs échelles, induisant un emboîtement de zones d'étude, incluant : 1/ une zone atelier restreinte (la plaine de Versailles et le plateau des Alluets) sur laquelle des observations de terrain ont été conduites et la méthode de désagrégation spatiale développée ; 2/ plusieurs zones d'inter-comparaison des résultats phénologiques où, d'une part, les dates estimées par chaque capteur ont été comparées entre elles et, d'autre part, les dates estimées par télédétection ont été confrontées aux dates observées sur le terrain fournies par les bases de données mobilisées. Ces zones correspondent à plusieurs tuiles Sentinel-2, indépendantes de la zone atelier ; 3/ la zone cible qui correspond à l'échelle d'application maximale des méthodes développées, c'est à dire l'échelle nationale.

La zone cible couvre l'ensemble du territoire continental de la France métropolitaine (540.000 km<sup>2</sup>) dont la surface agricole utile (SAU), toutes cultures confondues, représente environ 53% du territoire (ex: Figure 2.2C). Les terres agricoles sont principalement situées dans la moitié nord du pays, notamment entre le centre et l'ouest du territoire (Centre-Val de Loire, Ile-de-France, Hauts-de-France, Bretagne, Normandie, Pays de la Loire). Le bassin parisien est la zone agricole la plus importante en termes de surface et de potentiel de rendement des cultures. En revanche, la région Provence-Alpes- Côte d'Azur est celle qui compte le moins de terres agricoles au profit des surfaces naturelles. Les autres régions comportent davantage de surfaces naturelles (forêts, bosquets, haies, landes, etc.) que de surfaces agricoles (Agreste, 2021). D'après les données du Registre Parcellaire Graphique (RPG), entre 2016-2020, en moyenne 40% de la SAU a été destinée à la production des céréales d'hiver (blé tendre et orge), du maïs, du colza et de l'orge de printemps (Figure 2.1).

En France, le système de production agricole est majoritairement conventionnel (Laurent, 2015) avec des labours mécanisés avant le semis, en automne ou printemps, et avec des rotations des cultures ayant une succession type : céréales d’hiver (blé ou orge)-colza-maïs ou céréales d’hiver (blé ou orge)-colza-orge de printemps. Les cultures d’hiver sont semées entre septembre et novembre tandis que les cultures de printemps le sont entre mars et mai (Tableau 2.1). La température moyenne annuelle est de 11°C avec un gradient spatial décroissant entre le sud-ouest et le nord-est avec une moyenne de 13°C et 9.5°C, respectivement (Joly et al., 2010). La précipitation moyenne est de 900 mm an<sup>-1</sup>.

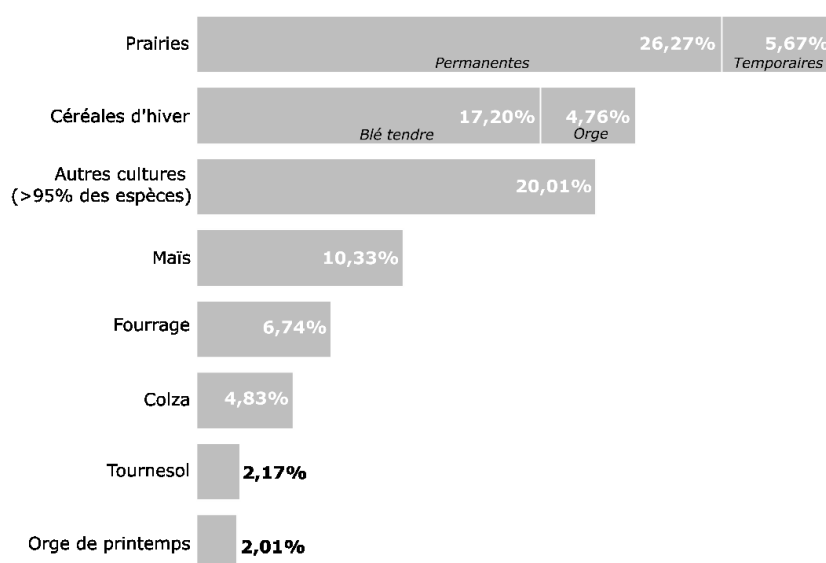
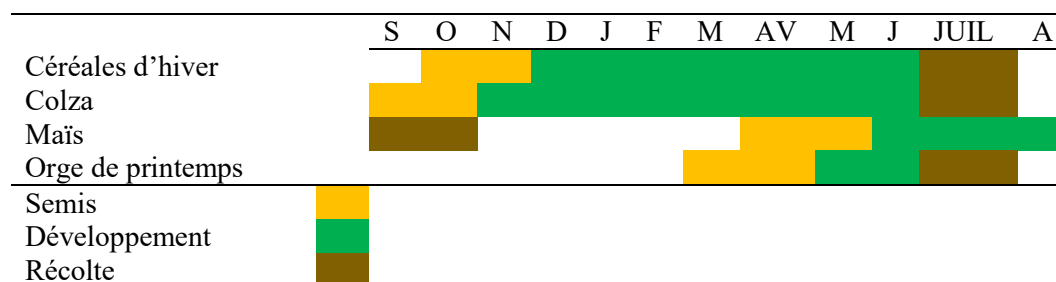


Figure 2.1. Distribution de la SAU moyenne entre 2016-2020. Les valeurs sont obtenues à partir des données déclaratives du RPG. La classe ‘Autres’ regroupe toutes les espèces déclarées restantes (> 95% des espèces) qui représentent < 21% de la SAU.

Tableau 2.1. Calendrier des cycles des principales espèces cultivées en France.



Source : Données issues des supports de cours en ligne de Pythotechnie (<https://tice.agroparistech.fr>).

### **2.2.1 La plaine de Versailles et le plateau des Alluets**

La plaine de Versailles et le plateau des Alluets est une petite région agricole périurbaine située à 40 km à l'ouest de Paris (Figure 2.2A). Elle couvre 221 km<sup>2</sup> dont ~50% est constituée de terres arables, et la succession d'espèces se compose généralement de colza, blé d'hiver, orge de printemps ou maïs (Vaudour et al., 2016). Ce site est le principal site atelier de l'équipe ECOSYS, partenaire de la thèse, et est l'un des sites atelier du projet TOSCA Polyphème dans lequel cette thèse s'inscrit en partie, portant sur le stockage du carbone organique dans les sols agricoles, thématique nécessitant un suivi temporel fin des cultures. C'est sur ce site que le développement de la méthode de désagrégation spatiale a été initiée avant d'être évaluée sur la moitié nord de la région d'Ile-de-France (Figure 2.2B) puis sur la France entière (Figure 2.2C). Nous y avons également effectué des observations de terrain des stades phénologiques du colza et du blé d'hiver en 2019 (voir section 2.5.1).

### **2.2.2 Moitié nord d'Ile-de-France**

Afin de répondre au premier objectif de la thèse, à savoir la reconstruction des séries temporelles par type de culture à partir des mixels, nous avons développé une méthode de désagrégation spatiale. Les performances de cette méthode ont été évaluées sur la moitié nord de la région d'Ile-de-France (Figure 2.2B) afin d'analyser sa reproductibilité à l'échelle de la France (Rivas et al., 2021). Cette zone comprend une superficie de 7.039 km<sup>2</sup> et les contours ont été définies par la tuile Sentinel-2 31UDQ. Les cultures qui y sont présentes ainsi que le système de production sont similaires à la plaine de Versailles et le plateau des Alluets.

### **2.2.3 Autres sites d'intérêt : zones d'inter-comparaison des résultats**

En ce qui concerne le deuxième objectif de la thèse, à savoir la cartographie de la phénologie des cultures agricoles, l'évaluation des dates estimées par télédétection a été faite vis-à-vis des dates observées sur le terrain (aux échelles communale et régionale, voir section 2.5), et ce pour chaque capteur mobilisé (c.-à-d. PROBA-V, Sentinel-1 & 2, voir section 2.3) permettant ainsi l'inter-comparaison de leurs performances (voir Figure 4.1). Pour ce qui concerne l'évaluation des performances à l'échelle communale, du fait de la quantité massive de données qu'implique l'utilisation de toutes les scènes Sentinel-1 & 2 (10 m) couvrant l'ensemble du pays, nous avons sélectionné sept tuiles Sentinel-2<sup>1</sup> contenant un grand nombre d'observations phénologiques des stades d'intérêt et qui étaient dispersées sur l'ensemble du territoire afin de considérer la variabilité spatiale de la phénologie.

---

<sup>1</sup> En moyenne entre 2016-2020, pour chaque tuile, 97 images Sentinel-2 ont été utilisées.



D'autre part, à l'intérieur de ces tuiles, nous avons également comparé les dates estimées par chaque capteur entre elles (voir Figure 4.1). La Figure 2.2C indique la localisation de ces zones d'inter-comparaison communale des résultats, dénommées « Autres sites d'intérêt » dans le manuscrit.

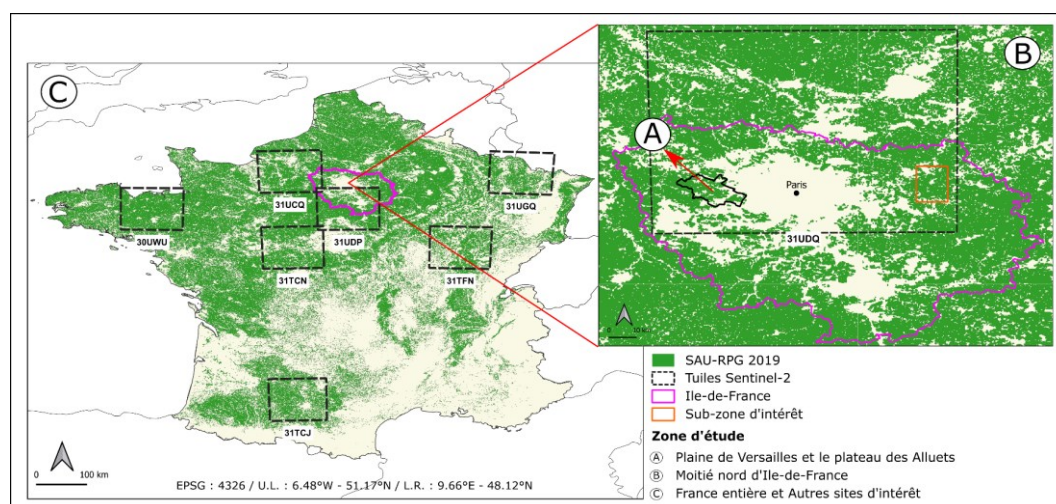


Figure 2.2. Carte de localisation de la zone d'étude. (A) Plaine de Versailles et le plateau des Alluets, (B) Moitié nord d'Ile-de-France et (C) France entière et « Autres sites d'intérêt ». La couleur verte correspond aux surfaces agricoles tandis que la couleur crème correspond à celles non agricoles. La SAU est issue des données RPG 2019 correspondant aux cultures de blé d'hiver, orge d'hiver, colza, maïs et orge de printemps.

## 2.3 Données satellites

Nous avons utilisé toutes les images PROBA-V et Sentinel-2 disponibles entre septembre 2015 et octobre 2020. De plus, nous avons également utilisé toutes les images Sentinel-1 disponibles entre septembre 2018 et octobre 2019. Le Tableau 2.3 fait un résumé sur les données satellites utilisées pour chaque période agricole et pour chaque zone d'étude.

Les images PROBA-V ont été acquises à une résolution spatiale de 300 m avec une revisite quotidienne (Wolters et al., 2018). Les produits au niveau 2B (c.-à-d. réflectance de la surface) sont obtenus grâce à l'algorithme *Simplified Model for Atmospheric Correction* (Rahman & Dedieu, 1994) dont les corrections des effets atmosphériques deviennent peu fiables pour les angles zénithaux solaire (SZA) et de vue (VZA) > 60° (Proud et al., 2010). Le mini-satellite PROBA-V, lancé en 2013, assure la continuité des données produites par le capteur VEGETATION qui a été embarqué à bord des satellites français SPOT-4 et SPOT-5 jusqu'à 2013 et 2015, respectivement. Depuis 2021, il a passé le relais à Sentinel-3 qui a été lancé en 2016. Le système optique de PROBA-V est composé par trois caméras (deux latérales et une centrale) fonctionnant en mode pushbroom avec un champ de vision de 34° chacune. A leur tour, chaque caméra est associée à quatre lignes de

détecteurs correspondant aux bandes spectrales bleue, rouge, proche-infrarouge et moyen infrarouge (Wolters et al., 2018).

Pour l'évaluation de la méthode de désagrégation spatiale sur la moitié nord de la région d'Ile-de-France, nous avons utilisé les images en NDVI, composites à 10 jours (Holben, 1986), disponibles entre septembre 2016 et octobre 2017. Pour l'analyse de la floraison du colza, nous avons utilisé des images journalières en termes de réflectance de surface (bandes rouge et bleue) disponibles entre septembre 2018 et octobre 2019. Ces bandes ont été utilisées pour le calcul de l'indice Difference Yellow Index 2 (DYI2, Tableau 2.2) qui est une modification de l'indice original Difference Yellow Index (DYI, Tableau 2.2) (Zang et al., 2020a). Ici, nous avons remplacé la bande verte par la bande rouge en raison de l'absence de la bande verte dans les images PROBA-V.

Finalement, pour l'extraction de la phénologie des cultures à l'échelle de la France entre 2016 et 2020, nous avons utilisé des images journalières en NDVI. Les données ont été téléchargées du site officiel de distribution VITO (<https://proba-v.vgt.vito.be>). Les séries temporelles annuelles ont été composées de 42 (composites) et 420 (journalières) images. Il faut noter que toutes les images ont été masquées des nuages et de leurs ombres sur la base des indicateurs de qualité fournis pour chaque pixel et pour chaque date d'acquisition.

Les images Sentinel-2 ont été acquises à une résolution spatiale de 10 m avec une revisite de 5 jours (10 jours avant 2017). Pour l'évaluation de la méthode de désagrégation spatiale sur la moitié nord de la région d'Ile-de-France, nous avons utilisé toutes les images en réflectance de surface (bandes rouge et proche-infrarouge) disponibles entre septembre 2016 et octobre 2017, correspondant à la tuile 31UDQ. Les images ont été utilisées pour calculer le NDVI (NDVI, Tableau 2.2) et masquées des nuages et de leurs ombres à partir des masques de qualité fournis pour chaque date d'acquisition. Les données ont été téléchargées du site de distribution français THEIA (<https://www.theia-land.fr>), utilisant la chaîne de traitement MAJA (Lonjou et al., 2016) pour la correction des effets atmosphériques. La série temporelle a été composée de 54 images.

Concernant l'évaluation des métriques phénologiques sur les sites d'intérêt utilisés pour l'évaluation des résultats, nous avons utilisé les images en réflectance de surface disponibles entre septembre 2015 et octobre 2020. De même que précédemment, ces images ont été transformées en NDVI et masquées des nuages et de leurs ombres. Les séries temporelles annuelles, pour chaque tuile, ont été composées de 97 images en moyenne. Il faut noter que pour l'année 2019, nous avons également analysé d'autres indices spectraux tels que le EVI2, DYI, DY2 (Tableau 2.2). Pour la période 2018-2020, les données ont été téléchargées au niveau 2 du site officiel de distribution Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu>) via la plateforme Google Earth Engine (GEE) (<https://earthengine.google.com>), et sont donc corrigées des effets atmosphériques par la chaîne de traitement Sen2Cor. En revanche, pour la période 2016-2017, les données disponibles sur cette plateforme ne sont qu'au niveau 1. Par conséquent, pour cette période, les données ont été téléchargées au niveau 2 du site THEIA.

Les images Sentinel-1 ont été acquises à une résolution spatiale de 10 m avec une revisite de 6 jours. Pour l'évaluation des métriques phénologiques sur les « Autres sites d'intérêt », nous avons utilisé les images en termes de coefficient de rétrodiffusion (orbite ascendante et descendante) disponibles entre septembre 2018 et octobre 2019, superposant les tuiles Sentinel-2 (Tableau 2.3). Les données ont été également téléchargées du même site que les données Sentinel-2 via la plateforme GEE. Les séries temporelles ont été composées de 130 images en moyenne.

Enfin, il faut noter que les données Sentinel-2 & 1 (10 m), ayant été téléchargées *via* GEE, ont été prétraitées sur la plateforme et représentent directement la moyenne intra-parcellaire.

Tableau 2.2. Indices spectraux mobilisés, formules et auteurs.

<b>Indice spectral</b>	<b>Abréviation</b>	<b>Formule</b>	<b>Auteur</b>
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{\text{PIR} - \text{Rouge}}{\text{PIR} + \text{Rouge}}$	Rouse et al., 1974
Two-band Enhanced Vegetation Index	EVI2	$2.5 \times \frac{\text{PIR} - \text{Rouge}}{\text{PIR} + 2.4 \times \text{Rouge} + 1}$	Jiang et al., 2008
Difference Yellow Index	DYI	Vert – Bleue	Zang et al., 2020
Red-band Difference Yellow Index	DYI2	Rouge – Bleue	

Tableau 2.3. Résumé des données satellites utilisées pour chaque période agricole et pour chaque zone d'étude.

<b>Capteur (produit)</b>	<b>Résolution</b>	<b>Indice / Bande</b>	<b>Période agricole</b>	<b>Zone d'étude</b>	<b>Tuile</b>
PROBA-V (S10)	300 m, 10 jours	NDVI	2016-2017	IDF**	
PROBA-V (S1)	300 m, 1 jour	NDVI, DYI2	2018-2019	Autres sites***	
PROBA-V (S1)	300 m, 1 jour	NDVI	2016-2020	France entière	
Sentinel-2 (L2A, MAJA)	10 m, 10 jours	NDVI	2016-2017	IDF**	31UDQ
Sentinel-2 (L2A, Sen2Cor)	10 m, 5 jours	NDVI, EVI2, DYI, DYI2	2018-2019	Autres sites***	31TFN, 31TCN, 31UCQ, 30UWU, 31TCJ, 31UGQ, 31UDP
Sentinel-2 (L2A, Sen2Cor)	10 m, 5 jours	NDVI	2018-2020	Autres sites***	31TFN, 31TCN, 31UCQ, 30UWU, 31TCJ, 31UGQ, 31UDP
Sentinel-2 (L2A, MAJA)	10 m, 10 jours	NDVI	2016-2017	Autres sites***	31TFN, 31TCN, 31UCQ, 30UWU, 31TCJ, 31UGQ, 31UDP
Sentinel-1* (GRD)	10 m, 6 jours	VV, VH	2018-2019	Autres sites***	31TFN, 31TCN, 31UCQ, 30UWU, 31TCJ, 31UGQ, 31UDP

\* Les segments Sentinel-1 utilisés correspondent à ceux qui superposent les tuiles Sentinel-2 listées.

\*\* Moitié nord d'Ile-de-France.

\*\*\* Autres sites d'intérêt

## 2.4 Carte d'utilisation du sol

La carte d'utilisation du sol a été obtenue à partir des données déclaratives du RPG qui sont produites dans le cadre de la politique agricole commune (PAC) (Cantelaube & Carles, 2014). Depuis 2015 en France, le RPG fournit une carte annuelle des types de cultures déclarés au niveau de la parcelle par les agriculteurs, contrairement aux données précédentes (2006-2014) qui ont été déclarées au niveau de l'îlot (c.-à-d. parcelles contiguës d'un même producteur). Les données ont été téléchargées de la plateforme Géoservices (<https://geoservices.ign.fr>) de l'Institut national de l'information géographique et forestière (IGN). Nous avons utilisé toutes les parcelles disponibles sur l'ensemble de la France pour chaque culture d'intérêt, à savoir le blé d'hiver, l'orge d'hiver, le colza, le maïs et l'orge de printemps (Tableau 2.4). Il faut noter que nous avons regroupé les parcelles de l'orge d'hiver à celles du blé d'hiver car ces cultures ont le même cycle végétatif et leurs réponses radiométriques se sont révélées indissociables dans l'intégralité des expérimentations réalisées dans cette thèse. Concernant ce dernier point, il faut également noter que la classe thématique est appelée « céréales d'hiver » au chapitre 3, mais qu'au chapitre 4, elle est appelée « blé d'hiver » afin de faciliter la nomenclature phénologique lors de la comparaison des dates estimées par télédétection avec celles observées sur le terrain. Enfin, dans le chapitre Chapitre 3, la classe « Autres » regroupe toutes les classes restantes (c.-à-d. autres cultures, haies, chemins ruraux, prairies, bosquets, etc.) qui sont présentes dans un mixel.

Tableau 2.4. Description des données RPG par type de culture. Les valeurs correspondent à la moyenne entre 2016-2020 à l'échelle de la France.

Classe	Cultures RPG		Nb. de parcelles	SMP* (ha)	STC** (ha)
	Code	Libellé			
Blé d'hiver	BTH, ORH	Blé tendre d'hiver, Orge d'hiver	1.237.262	4,78	6.135.522
Maïs	MIS, MIE, MID	Maïs, Maïs ensilage, Maïs doux	824.637	5,93	2.908.963
Colza	CZH	Colza d'hiver	230.887	6,10	1.411.167
Orge de printemps	ORP	Orge de printemps	109.395	5,19	563.463

\* Superficie Moyenne des Parcelles (SMP)

\*\* Superficie Totale de la Classe (STC)

## 2.5 Données de terrain

Les données de terrain représentent les dates observées, c'est-à-dire la date à laquelle un stade phénologique donné est atteint sur le terrain, à plusieurs échelles spatiales (parcelle, commune ou région). Ici, les données de terrain sont issues de différentes sources telles que les missions de terrain au cours de la thèse (parcelle), le réseau national d'observation phénologique TEMPO (commune) et l'observatoire phénologique des céréales Céré'Obs (région). Dans TEMPO, les stades phénologiques sont nommés sur la base de l'échelle BBCH (Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt und CHemische Industrie) (Meier et al., 2009). L'échelle BBCH divise le développement des plantes en dix stades principaux, qui sont subdivisés en dix stades secondaires. Ces stades sont indiqués par un code décimal de 0 à 9. Pour sa part, Céré'Obs utilise la nomenclature précise de chaque stade phénologique, ce qui a permis de relier les stades observés à un code BBCH.

Enfin, il faut noter que les dates observées fournies par TEMPO et Céré'Obs ont été utilisées pour évaluer les dates estimées par télédétection. En revanche, les observations issues des missions de terrain ont joué un rôle majeur dans l'interprétation des signaux et n'ont pas eu vocation à valider les dates estimées.

### 2.5.1 Les missions de terrain

Les missions de terrain ont été menées au cours du printemps et de l'été 2019, dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets (Figure 2.2A). Les observations phénologiques ont été effectués sur dix parcelles de blé d'hiver et dix-neuf parcelles de colza, d'une superficie moyenne de 13,5 et 14,7 ha respectivement (Figure 2.3). Nous avons réalisé cinq sorties de terrain entre avril et juillet et une dernière sortie en octobre (Tableau 2.5). Les stades phénologiques médians, pour chaque date d'observation et pour chaque culture, sont renseignés dans le Tableau 2.5. A titre d'exemple, la Figure 2.4 présente trois stades phénologiques médians pour trois dates différentes pour le blé d'hiver (A-C) ainsi que pour le colza (D-F).

Pour chaque date d'observation, et pour le même emplacement, nous avons collecté les informations au pied des parcelles situées le long des axes principaux, secondaires ou ruraux (Figure 2.3), sans y accéder faute de l'autorisation de la part des propriétaires. Ces informations comprenaient le stade phénologique de la culture, l'état de la culture, des remarques générales sur la parcelle et des photos de la parcelle. Nous avons également mesuré la réflectance des plantes situées près des voies d'accès. Ces mesures, faites à environ 20 cm de la canopée entre 10H00 et 14H00, visaient essentiellement à caractériser le comportement spectral de la floraison du colza et ne visaient pas à constituer la base d'une analyse temporelle robuste pour l'extraction automatisée de la phénologie.

Pour cela, nous avons utilisé un spectroradiomètre de terrain (FieldSpec/HandHeld 2), avec une gamme spectrale de 325-1075 nm, qui a été étalonné avant chaque mesure à l'aide d'un panneau Lambertien. Ici, il faut noter que les dates observées représentent une « constatation » de l'état phénologique à une date donnée, et ne représentent pas la date du début du stade phénologique. Autrement dit, un stade phénologique peut commencer avant sa constatation sur le terrain.

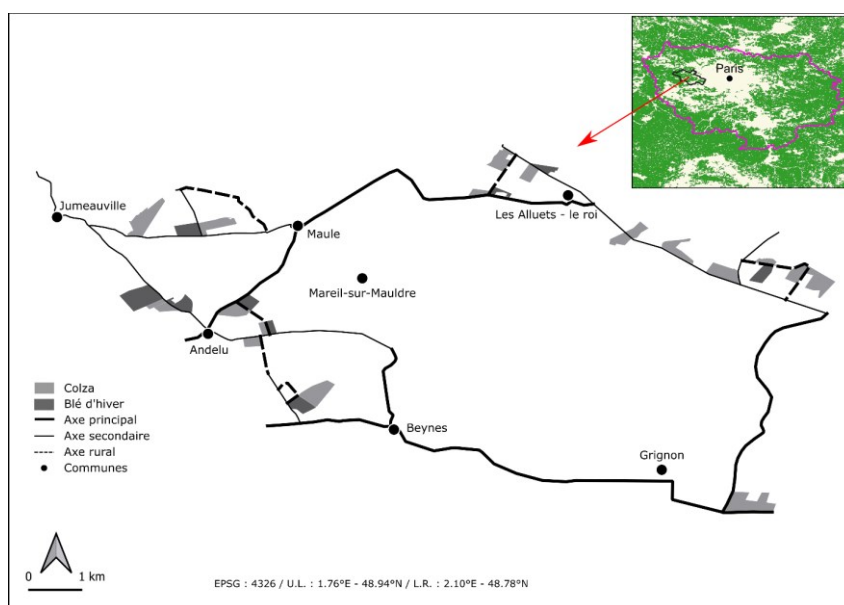


Figure 2.3. Parcelles observées dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019.

Tableau 2.5. Stades phénologiques observés dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019. Les valeurs de BBCH représentent la médiane pour chaque date d'observation. Pour chaque culture, *n* représente le nombre de parcelles observées.

Culture	Date	BBCH	Description stade*
Blé d'hiver (n=10)	18/04	35	Élongation de la tige : Le cinquième nœud est visible
	01/05	40	Gonflement de l'épi : Début du gonflement
	17/05	45	Gonflement de l'épi : Maximum du gonflement dans la dernière gaine foliaire
	14/06	61	Anthèse : Les premières anthères sont visibles
	27/07	99	Sénescence : Produit après récolte
	18/10	SN	Sol nu
Colza (n=19)	18/04	63	Floraison : 30% des fleurs sont ouvertes
	01/05	65	Floraison : 50% des fleurs sont ouvertes
	17/05	69	Floraison : Fin de la floraison
	14/06	75	Dév. du fruit : 50% des siliques ont leur taille finale
	27/07	97	Sénescence : Plante desséchée et morte
	18/10	SN	Sol nu

\* Source de la description des stades : <https://www.syngenta.fr>

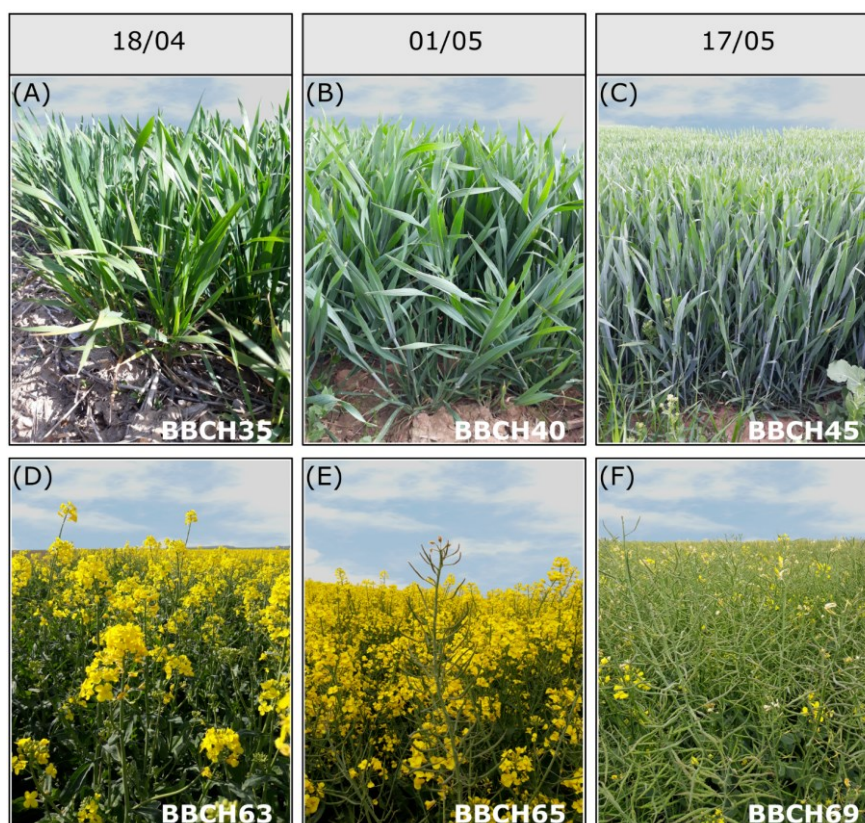


Figure 2.4. Photographies de trois stades phénologiques du blé d'hiver (A-C) et du colza (D-F), prises par H. Rivas lors des missions de terrain dans la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019.

### 2.5.2 Réseau national d'observation phénologique TEMPO

Le réseau national d'observation phénologique TEMPO (<https://tempo.pheno.fr/>) fournit gratuitement des données phénologiques des principales espèces végétales en s'appuyant sur onze observatoires à travers toute la France. Pour chaque année, les dates des stades phénologiques des cultures sont diffusées avec la localisation anonymisée du site d'observation précisant uniquement le barycentre de sa commune (Figure 2.5). Ainsi, pour chaque commune, il peut y avoir plusieurs observations sans connaissance des parcelles observées. En conséquence, nous avons agrégé l'information phénologique à l'échelle des communes afin de les comparer aux données de télédétection. Le Tableau 2.6 décrit les stades phénologiques sélectionnés pour chaque culture qui représentent les stades les plus déterminants dans les cycles cultureux.



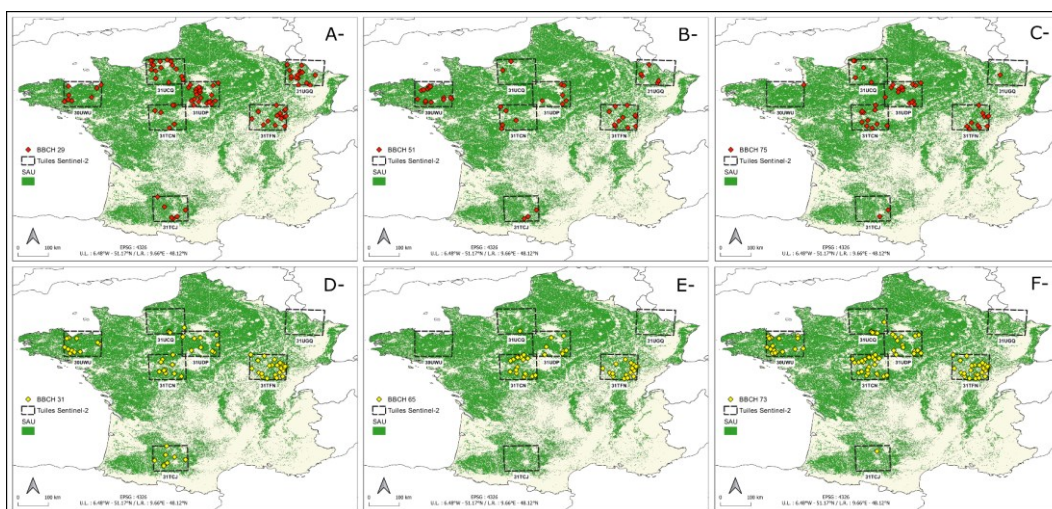


Figure 2.5. Données phénologiques pour le blé d’hiver (A : BBCH29, B : BBCH51 et C : BBCH75) et le colza (D : BBCH31, E : BBCH65 et F : BBCH73) pour l’année 2019. Les points sur les cartes représentent les communes ayant des observations d’un stade phénologique donnée pour le blé (rouge) et pour le colza (jaune).

Tableau 2.6. Stades phénologiques sélectionnés pour chaque culture. Les valeurs correspondent à l’année 2019.

Culture	BBCH	Nb. d’observations	Nb. de communes	Date médiane	Description stade*
Blé d’hiver	29	1.369	89	18/03/2019	Le tallage : Fin du tallage
	51	723	46	14/05/2019	L’épiaison : Début de l’épiaison
	75	413	46	11/06/2019	Dév. des graines : contenu de la graine laiteux
Colza	31	269	68	04/03/2019	Élongation de la tige : premier entre-noeud est visible
	65	148	43	15/04/2019	Floraison : 50% des fleurs sont ouvertes
	73	953	89	13/05/2019	Dév. du fruit : 30% des siliques ont leur taille finale

\* Source de la description des stades : <https://www.syngenta.fr>

### 2.5.3 Observatoire phénologique des céréales Céré'Obs

L'observatoire phénologique des céréales Céré'Obs<sup>2</sup> fournit gratuitement des données phénologiques des principales espèces céréalières, à savoir le blé tendre, le blé dur, les orges d'hiver et de printemps et le maïs grain, sur la base d'observations de terrain des notateurs des chambres départementales d'agriculture mais également d'organismes économiques et d'instituts techniques. Depuis le semis jusqu'à la récolte d'une culture, les données sont distribuées avec une fréquence hebdomadaire et agrégées à l'échelle régionale. Pour chaque semaine et pour chaque région, les données renseignent le pourcentage de surface ayant atteint un stade phénologique donné (ex: Figure 2.6). A titre d'exemple, la Figure 2.7 représente la date (en termes de jour de l'année) à laquelle 50% des surfaces régionales ont atteint le stade épi 1 cm (BBCH31). Ici, pour le blé d'hiver, nous avons utilisé toutes les observations disponibles entre 2016 et 2020 des stades phénologiques sélectionnés (Tableau 2.7).

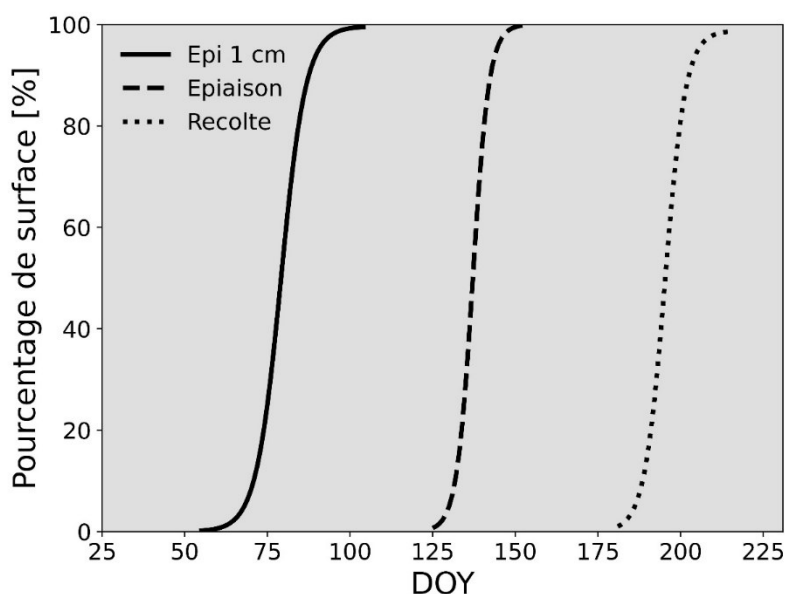


Figure 2.6. Pourcentage de surface ayant atteint un stade phénologique donné dans la région Centre-Val de Loire. Les courbes représentent la progression spatio-temporelle des stades phénologiques observés en 2019 pour le blé d'hiver.

---

<sup>2</sup> <https://cereobs.franceagrimer.fr>

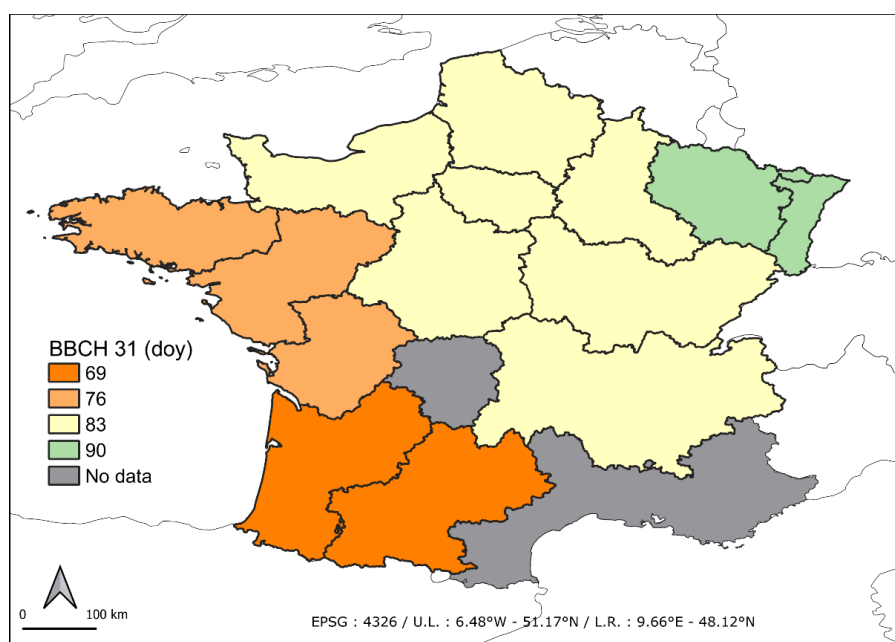


Figure 2.7. Jour de l'année (DOY) à laquelle 50% des surfaces régionales ont atteint le stade « épi 1 cm (BBCH31) » en 2019.

Tableau 2.7. Description des stades phénologiques sélectionnés pour le blé d'hiver. Les valeurs correspondent aux observations de l'année 2019.

Stade Céré'Obs	BBCH	Date médiane*	Description stade**
Epi 1 cm	31	25/03/2019	Élongation de la tige : Le premier nœud est au plus à 1 cm au-dessus du plateau de tallage
Epiaison	51	20/05/2019	Epiaison : Début de l'épiaison
Récolte	99	22/07/2019	Senescence : Produit après récolte

\* Les valeurs représentent la médiane nationale qui a été obtenue à partir des médianes régionales.

\*\* Source de la description des stades : <https://www.syngenta.fr>



# CHAPITRE 3

## DESAGREGATION SPATIALE

---

<b>CHAPITRE 3 DESAGREGATION SPATIALE .....</b>	<b>31</b>
<b>3.1 Introduction .....</b>	<b>32</b>
<b>3.2 Méthodes .....</b>	<b>32</b>
3.2.1 Méthode de désagrégation spatiale .....	34
3.2.1.1 Fraction des cultures dans les mixels .....	34
3.2.1.2 Sélection des cultures et des mixels dans un voisinage.....	34
3.2.1.3 Application dans un voisinage .....	35
3.2.2 Méthode d'évaluation .....	35
<b>3.3 Résultats .....</b>	<b>36</b>
3.3.1 Images désagrégées par type de culture .....	36
3.3.2 Comparaison des séries temporelles des données désagrégées aux données de référence .....	37
3.3.3 Profils temporels moyens de la zone d'étude .....	38
3.3.4 Application de la désagrégation spatiale sur les données PROBA-V.....	39
3.3.5 Application de la désagrégation spatiale à l'échelle nationale .....	44
<b>3.4 Discussion .....</b>	<b>47</b>
3.4.1 Précision de l'estimation du NDVI des cultures .....	47
3.4.2 Potentiel de la désagrégation spatiale pour les applications phénologiques .....	48
3.4.3 Limitations .....	48
3.4.4 Perspectives.....	49
<b>3.5 Conclusion.....</b>	<b>50</b>

---

### 3.1 Introduction

Ce chapitre vise à répondre au premier objectif de cette thèse, à savoir la reconstruction des séries temporelles d'indices spectraux par type de culture à partir des mixels à moyenne résolution spatiale. Nous avons développé une méthode de désagrégation spatiale qui a été évaluée sur la moitié nord d'Ile-de-France pour la période 2016-2017. Ce chapitre représente une version en français de l'article déjà publié à ce sujet (Rivas et al., 2021). Par ailleurs, au-delà de ces résultats publiés sur la performance de la méthode de désagrégation spatiale, nous avons également analysé son applicabilité opérationnelle à l'échelle nationale. A cet égard, dans ce chapitre, nous avons ajouté les résultats obtenus pour la période 2018-2019 (section 3.3.5).

### 3.2 Méthodes

L'algorithme de désagrégation spatiale a été tout d'abord développé sur des données synthétiques construites à partir des données Sentinel-2 agrégées à 300 m, dans le but de pouvoir évaluer ses performances en les comparant aux données Sentinel-2 originales. La méthode de désagrégation spatiale a ensuite été testée sur des données PROBA-V (300 m) (Figure 3.1). Dans la phase de développement comme dans celle de l'application, la méthode est basée sur la connaissance des fractions des cultures dans les mixels, fournie par les parcelles du RPG.

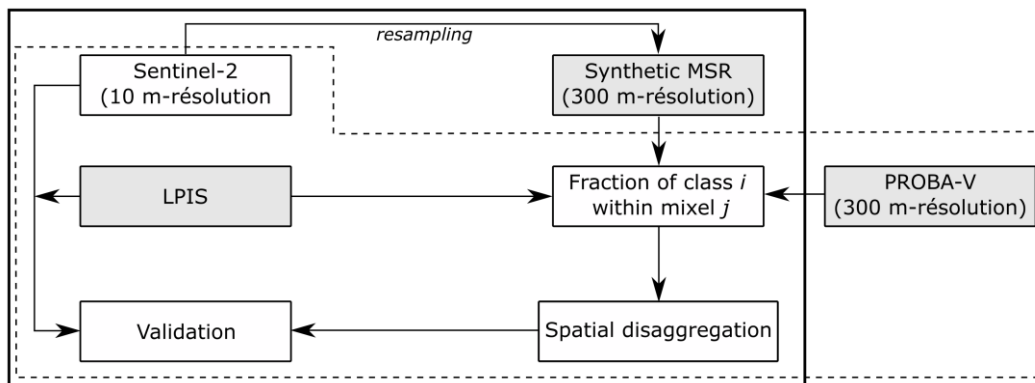


Figure 3.1. Schéma général du développement et de l'évaluation de la méthode de désagrégation spatiale. Le cadre en trait continu représente la section de développement de l'algorithme sur les données synthétiques Sentinel-2 (300 m). Le cadre en trait pointillé représente la section d'application de l'algorithme sur les données PROBA-V (300 m). Les cases en gris représentent les données d'entrée. Le fonctionnement de l'algorithme (case en bas à droite) est détaillé dans la Figure 3.2. Issue de Rivas et al. (2021).

La méthode de désagrégation spatiale est basée sur le modèle de combinaison linéaire. Ce modèle considère que la valeur d'un mixel  $j$  est la moyenne pondérée de toutes les classes  $i$  qui sont à l'intérieur. De plus, il considère que le signal de la classe  $i$  est stationnaire dans les mixels. Ces considérations ont été détaillés par Settle & Drake (1993). Ici, cette approche a été appliquée pour les images de NDVI où la contribution de chaque classe  $i$  à la valeur de NDVI du mixel  $j$ , est pondérée par sa fraction. Cela s'exprime mathématiquement comme suit :

$$NDVI_j(t) = \sum_{i=1}^n f c_i \times NDVI_i(t) + \varepsilon_j(t) \quad 3.1$$

Où  $NDVI_j(t)$  est le NDVI du mixel  $j$  à la date  $t$ ,  $f c_i$  est la fraction de la culture  $i$  dans le mixel  $j$ ,  $NDVI_i(t)$  est le NDVI de la culture  $i$  à la date  $t$ ,  $n$  est le nombre des cultures dans le mixel  $j$  et  $\varepsilon_j(t)$  est l'erreur inhérente au mixel  $j$  à la date  $t$ .

Notons que strictement parlant, une méthode de désagrégation spatiale devrait être appliquée sur des réflectances et non pas sur un indice calculé comme une différence normalisée. Des tests initiaux conduits en début de thèse ont néanmoins montré que les NDVI désagrégés ne présentent pas de différence notable avec les valeurs de NDVI calculés à partir des réflectances désagrégées, d'où le choix fait d'appliquer l'équation 3.1 aux NDVIs.

Oleson et al. (1995) ont proposé de construire un système d'équations linéaires à partir de tous les mixels d'un voisinage, où chaque mixel  $k$  est représenté par l'équation 3.1. Ainsi,  $NDVI_i(t)$  peut être estimée en résolvant un système de  $M$  équations linéaires à l'aide d'une pseudo-inversion matricielle (car normalement  $M > n$ ) comme suit :

$$NDVI_i(t)_{(n \times 1)} = \left[ f c^t_{(M \times n)} f c_{(M \times n)} \right]^{-1} f c^t_{(M \times n)} NDVI_j(t)_{(M \times 1)} \quad 3.2$$

Où  $NDVI_i(t)_{(n \times 1)}$  est le vecteur contenant les valeurs de NDVI de chaque classe  $i$  à une date  $t$  donnée,  $f c_{(M \times n)}$  est la matrice des fractions avec  $M$  lignes (correspondant au nombre des mixels considérés) et  $n$  colonnes (correspondant au nombre des cultures considérées),  $NDVI_j(t)_{(M \times 1)}$  est le vecteur contenant les valeurs de NDVI de chaque mixel  $j$  du voisinage à une date  $t$  donnée.

### 3.2.1 Méthode de désagrégation spatiale

Les données d'entrée de la méthode de désagrégation spatiale sont constituées par 1/ une image satellite à moyenne résolution spatiale obtenue à une date  $t$  donnée et 2/ une image annuelle représentant la fraction de la culture  $i$  dans les mixels. Pour ce dernier, il faut noter que l'image annuelle est projetée à la même résolution spatiale que l'image satellite d'entrée. Ainsi, pour chaque mixel  $j$  de l'image satellite, nous avons obtenu la valeur du NDVI ainsi que les fractions des cultures  $i$  qui sont à l'intérieur ( $fc_{i,j}$ ). Cela a permis de construire le système de  $M$  équations linéaires dont la valeur de NDVI de chaque culture  $i$  a été déduite (Figure 3.2).

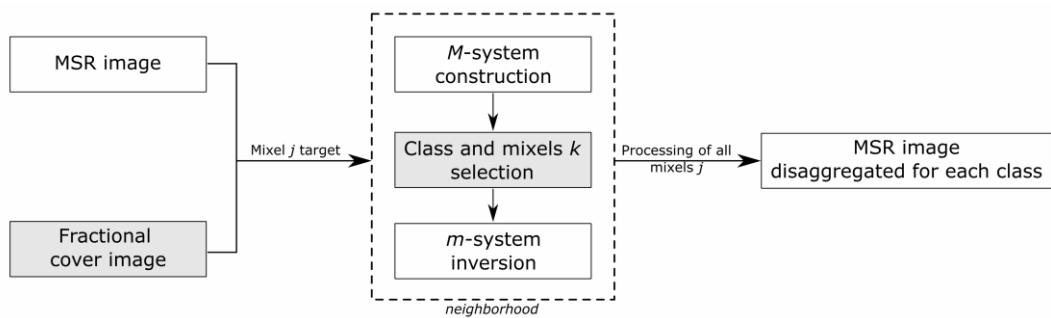


Figure 3.2. Fonctionnement de l'algorithme de désagrégation spatiale. Les cases en gris et en pointillée sont détaillées dans les sections ci-dessous. Issue de Rivas et al. (2021).

#### 3.2.1.1 Fraction des cultures dans les mixels

Nous avons créé une image annuelle représentant la fraction de la culture  $i$  dans les mixels  $j$ . Pour cela, nous avons fait une intersection entre la grille géométrique de l'image satellite en question et la carte d'usage des sols issue des parcelles du RPG. Par conséquent, sur la base des pixels intersectés, nous avons identifié les mixels cibles ayant une ou plusieurs cultures d'intérêt. Enfin, il faut noter que la somme des fractions, dans chaque mixel sélectionné, a dû être égale à 1.

#### 3.2.1.2 Sélection des cultures et des mixels dans un voisinage

Pour construire le système de  $M$  équations linéaires, nous avons considéré uniquement les mixels  $k$  d'un voisinage donné ayant les mêmes cultures que le mixel central  $j$ . Cette composition thématique homogène, entre le mixel cible  $j$  et les mixels  $k$  du voisinage, a pu être l'une de toutes les combinaisons possibles entre les cultures d'intérêt. Autrement dit, si un mixel  $j$  est composé par les cultures  $a$ ,  $b$  et  $c$ , le mixel  $k$  considéré a pu être composé par les cultures : 1/  $a$ ,  $b$  et  $c$  ; 2/  $a$  et  $b$  ; 3/  $a$  et  $c$  ; 4/  $b$  et  $c$  ; 5/ une seule culture  $a$ ,  $b$  ou  $c$  (pixel pur). Il faut noter que les mixels  $k$  ayant été composé par des cultures présentant une petite fraction (c.-à-d.  $< 0.01$ ) n'ont pas été considérés dans le système. En conséquence, à partir d'un système initial de  $M$  équations, nous avons obtenu un nouveau sous-système de  $m$



équations ( $m < M$ ). Enfin, ce dernier a donc servi à estimer le NDVI de chaque culture  $i$  présente dans le mixel central  $j$ .

### 3.2.1.3 Application dans un voisinage

L'estimation du NDVI des cultures a été réalisée à partir des mixels d'un voisinage. En effet, la variation spatiale de l'état de développement des plantes peut induire des variations radiométriques intra classe, même pendant un stade phénologique spécifique (Zhukov et al., 1999). Par conséquent, la méthode de désagrégation spatiale développée considère que, à une date  $t$  donnée, la valeur de NDVI de la culture  $i$  présente dans un mixel  $j$  peut être différente de la valeur de NDVI de la même culture  $i$  présente dans un mixel  $k$  en dehors du voisinage ( $NDVI_{i,j} \neq NDVI_{i,k}$ ). Les variations radiométriques, au sein d'une même culture, s'expliquent par les conditions pédoclimatiques ou les pratiques agricoles (ex: variété de la culture, fertilisation, irrigation, etc.). Dans ce contexte, afin de mieux représenter le NDVI du pixel cible, le système  $M$  a été construit à l'aide d'une fenêtre mobile de taille 3 x 3 contraignant la désagrégation spatiale au voisinage proche.

### 3.2.2 Méthode d'évaluation

Les performances de la méthode de désagrégation spatiale ont été évaluées à l'échelle de chaque mixel désagrégé. Pour cela, pour chaque culture, nous avons comparé le profil temporel de NDVI issu des données désagrégées avec celui issu des données de référence. Les données de référence représentent la moyenne du NDVI obtenue à partir des pixels Sentinel-2 (10 m) qui sont à l'intérieur du mixel évalué. Ainsi, pour chaque mixel désagrégé, nous avons calculé les métriques statistiques de distance entre ces deux séries temporelles de NDVI. Les indicateurs statistiques utilisés ont été le coefficient de corrélation de Pearson ( $R$ , équation 3.3) et la racine de l'écart quadratique moyen (*root mean square difference*,  $RMSD$ , équation 3.4). Les comparaisons entre PROBA-V (300 m) et Sentinel-2 (10 m) ont été faites aux dates d'acquisition proches (c.-à-d.  $\pm 5$  jours).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad 3.3$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad 3.4$$

Où  $n$  est le nombre de dates d'acquisition,  $x$  est le NDVI de référence de la culture  $i$  dans le mixel  $j$  et  $y$  est le NDVI estimé de la culture  $i$  dans le mixel  $j$ .

### 3.3 Résultats

Les résultats sont présentés en trois étapes : 1/ Description des images désagrégées par type de culture ; 2/ Analyse du niveau de concordance, pixel par pixel, du comportement temporel de NDVI entre les données désagrégées et les données de référence et 3/ Evaluation des profils temporels moyen de la zone d'étude.

#### 3.3.1 Images désagrégées par type de culture

Pour chaque scène, nous avons obtenu une image désagrégée par type de culture. A titre d'exemple, la Figure 3.3 montre les images obtenues pour deux cultures (céréales d'hiver et maïs) à deux dates (26/05/2017 et 29/08/2017). En général, les images résultantes ont démontré la capacité de la méthode de désagrégation spatiale à reproduire la dynamique spatio-temporelle d'une culture donnée. Le comportement temporel du NDVI a traduit les variations saisonnières pouvant être observées durant la transition printemps-été (Figure 3.3). La scène du mois de mai a illustré le pic de l'activité végétative des céréales d'hiver au cours du cycle tandis que la scène du mois d'août a représenté la période post-récolte. Concernant le maïs, la culture a été semée en avril-mai et récoltée en octobre. Ainsi, contrairement aux céréales d'hiver, les parcelles de maïs ont apparu avec des sols nus sur la première scène (26/05/2017) tandis que la deuxième scène (29/08/2017) a présenté un pic d'activité végétative.

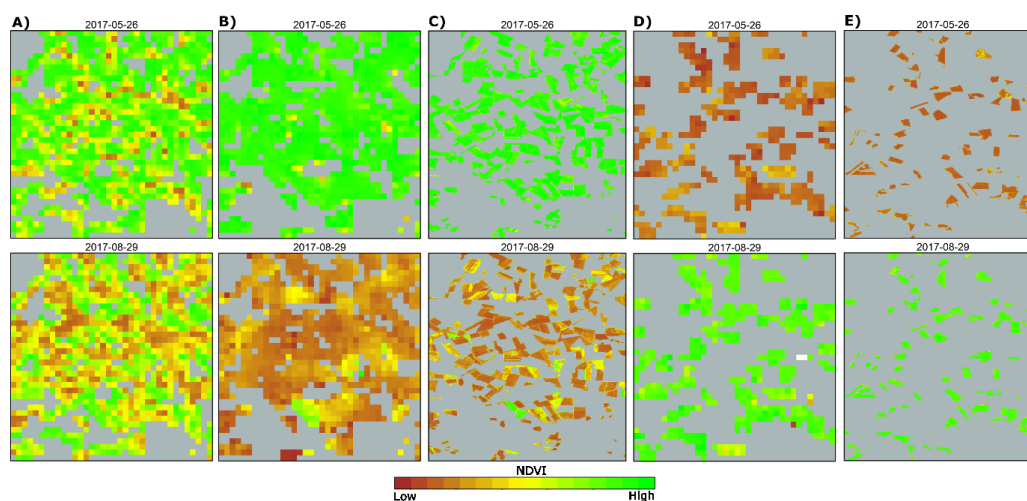


Figure 3.3. Images désagrégées par type de culture issues des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) sur une sous-zone d'intérêt (indiquée dans la Figure 2.2B). Chaque colonne représente : A) le signal du mixel, B) le signal désagrégé des céréales d'hiver, C) le signal de référence des céréales d'hiver, D) le signal désagrégé du maïs et E) le signal de référence du maïs. La première ligne illustre une date à la fin du printemps (26/05/2017) tandis que la deuxième ligne correspond à la fin de l'été (29/08/2017). La palette de couleurs représente les valeurs de NDVI de 0 (marron) à 1 (verte). La couleur grise correspond aux mixels non ciblés. Issue de Rivas et al. (2021).

### 3.3.2 Comparaison des séries temporelles des données désagrégées aux données de référence

Au niveau d'un mixel  $j$  (Figure 3.4), la méthode de désagrégation spatiale a permis de reconstruire le comportement saisonnier de chaque culture. Cette méthode reproduit les grandes différences de NDVI observées par Sentinel-2 (10 m) au cours de l'automne et du printemps. Il faut noter que, vu sa composition différente du reste des pixels dans le voisinage 3 x 3, le mixel  $k$  se situant en bas à droite n'a pas été considéré dans l'estimation. Les profils de NDVI issus du mixel central  $j$  de la Figure 3.4 ont été obtenus à partir des sept pixels voisins et le mixel central lui-même.

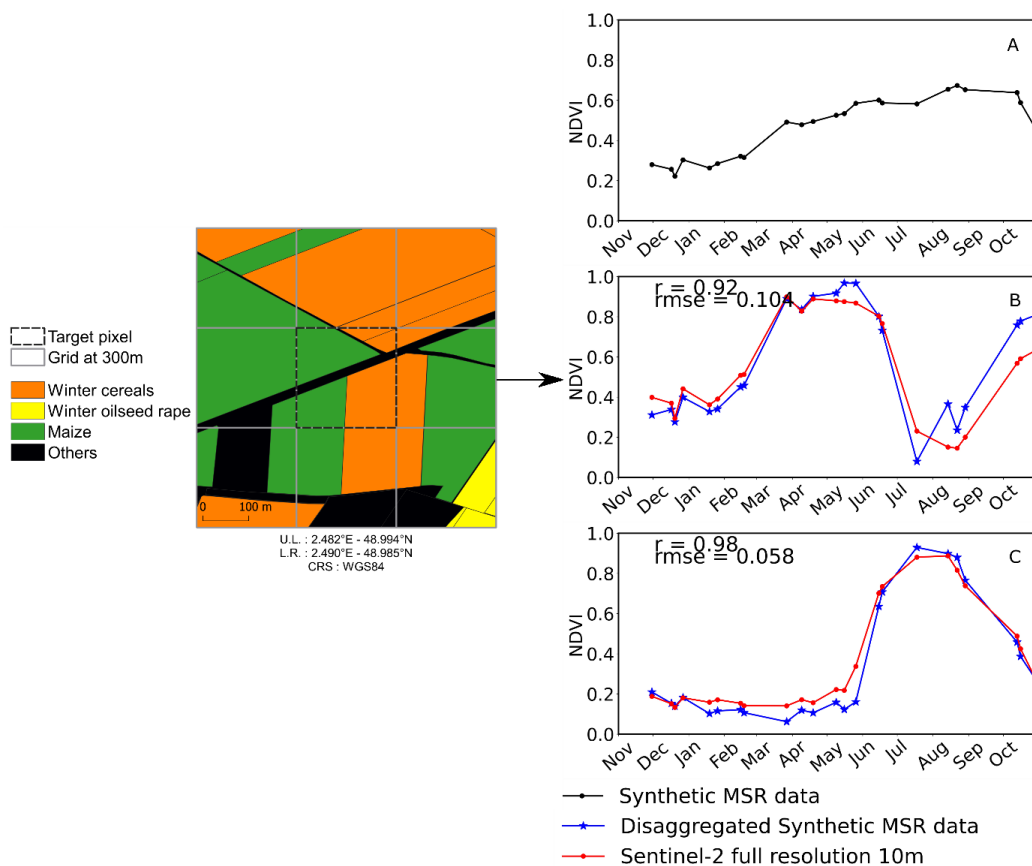


Figure 3.4. Comparaison entre le profil temporel de NDVI d'un mixel désagrégé à partir des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) et le profil temporel de NDVI de référence. Le mixel désagrégé a été composé de 50% de maïs, 39% de céréales d'hiver et 11% de la classe « autres ». A) Profil temporel de NDVI du mixel. B) Profil temporel de NDVI désagrégé (bleue) et de référence (rouge) pour les céréales d'hiver. C) Profil temporel de NDVI désagrégé (bleue) et de référence (rouge) pour le maïs. Issue de Rivas et al. (2021).

Le comportement saisonnier du NDVI désagrégé par culture est comparé à celui issu des données de référence pour chaque pixel, la corrélation  $R$  et le RMSD entre les deux séries temporelles sont calculées (Figure 3.5). Globalement, les résultats ont démontré un fort niveau de concordance spatio-temporelle entre les séries temporelles désagrégées et celles de référence, et ceci, pour toutes les cultures et pour l'ensemble de la zone d'étude (Figure 3.5).

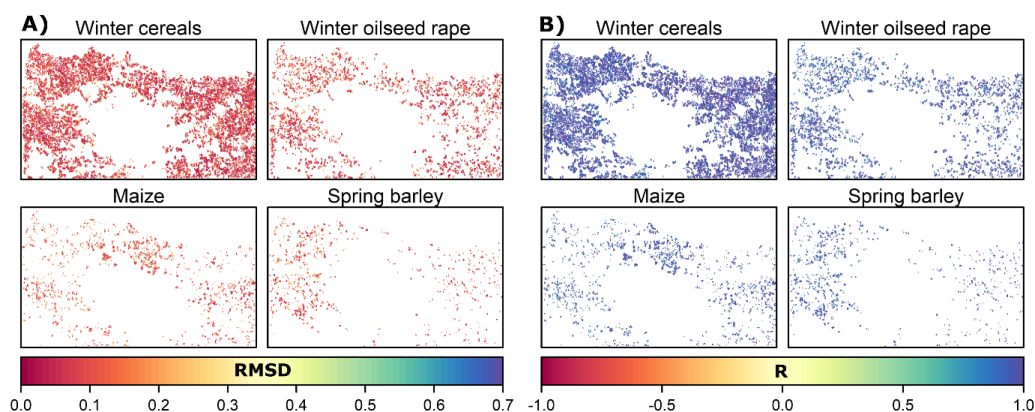


Figure 3.5. Cartes des métriques statistiques sur la comparaison temporelle des données MRS synthétiques désagrégées avec les données Sentinel-2, (A) RMSD et (B)  $R$ , entre les séries temporelles de NDVI désagrégées issues des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) et celles de référence (Sentinel-2, 10 m). La première ligne présente les performances des céréales d'hiver et du colza tandis que la deuxième ligne présente celles du maïs et de l'orge de printemps. Issue de Rivas et al. (2021).

### 3.3.3 Profils temporels moyens de la zone d'étude

Les profils temporels du NDVI moyen, obtenus à partir de l'ensemble des mixels désagrégés présentes dans la zone d'étude, ont permis de synthétiser les résultats concernant le comportement temporel des cultures. La Figure 3.6 montre la capacité de la méthode de désagrégation spatiale à reproduire les variations temporelles observées par Sentinel-2 (10 m). Ces variations temporelles, en fonction du type de culture, illustrent les comportements phénologiques pouvant être détectés par télédétection (SOS, POS et EOS).

Pour les céréales d'hiver, le début de la saison de croissance est détectable dès quelques semaines après l'émergence des plantes (Figure 3.6A). Les valeurs de NDVI ont commencé à monter en décembre, et le NDVI maximum a eu lieu entre mai et juin, montrant une activité chlorophyllienne importante. La fin du cycle a été marquée par le début de la senescence à la mi-juin. Concernant les cultures de printemps, un changement consistant du NDVI a été visible entre avril et mai pour l'orge et entre mai et juin pour le maïs (Figure 3.6C-D). L'orge de printemps a été récolté à la même période que les cultures d'hiver (c.-à-d. fin juillet) tandis que le maïs a été récolté fin octobre. Le colza a commencé son cycle en septembre et a été récolté fin juillet.

La période de floraison de cette culture a lieu normalement entre avril-mai, ce qui pourrait expliquer la diminution d'environ 20% de l'amplitude du NDVI pendant cette période (Figure 3.6B), lié à la dissimulation des feuilles par les fleurs (voir Chapitre 4).

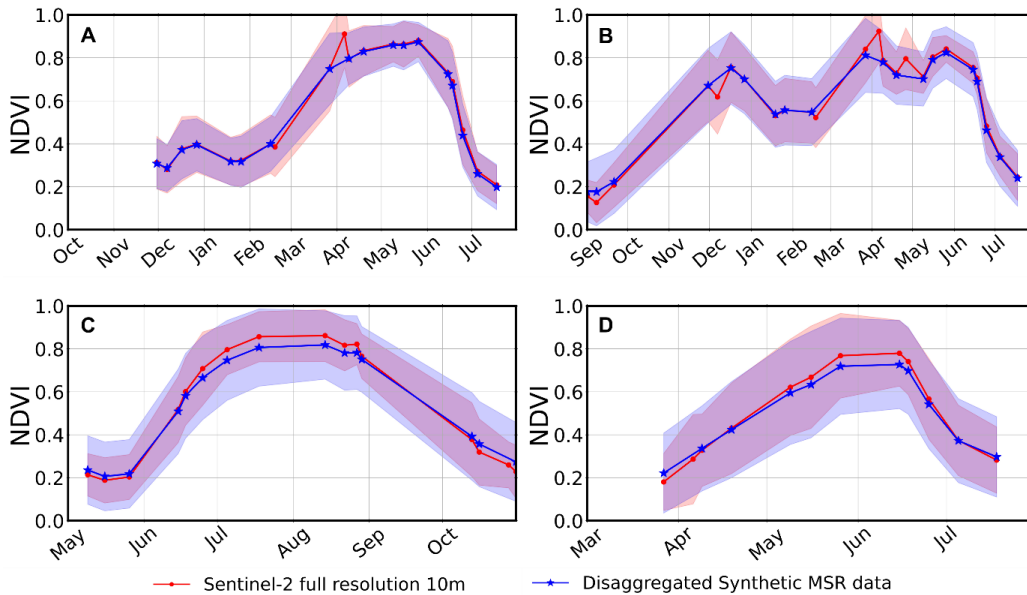


Figure 3.6. Profil temporel du NDVI moyen de la zone d'étude, désagrégé à partir des données MSR synthétique. Les valeurs ont été obtenues à partir de l'ensemble des mixels désagrégées issues des données synthétiques Sentinel-2 (300 m) (bleue) et de l'ensemble des pixels des données de référence (rouge) pour : (A) céréales d'hiver, (B) colza, (C) maïs et (D) orge de printemps. La bande colorée représente  $\pm 1$  écart-type des valeurs de NDVI. Issue de Rivas et al. (2021).

### 3.3.4 Application de la désagrégation spatiale sur les données PROBA-V

De la même manière que les produits issus des données synthétiques Sentinel-2 (300 m), les résultats issus des données PROBA-V (300 m) ont permis de reproduire correctement les variations spatio-temporelles de NDVI de toutes les cultures. Les comportements temporels des pixels désagrégés ont également présenté des fortes correspondances avec les données de référence (Figure 3.7). En revanche, les données désagrégées PROBA-V (300 m) ont présenté une amélioration importante par rapport aux données Sentinel-2 (10 m) en termes de régularité et de densité temporelle d'observations pendant les périodes où Sentinel-2 (10 m) ne disposait d'aucune observation en raison de la présence de nuages (Figure 3.7).

Cependant, les valeurs de NDVI estimées ont été plus élevées que prévu (c.-à-d.  $> 0.35$ ) au cours de la période de semis des cultures de printemps, mais plus faibles que celles des données de référence pendant l'été, principalement pour le maïs. Il faut noter que ce fait n'a pas été observé pour les données synthétiques Sentinel-2

(300 m). Ainsi, ces divergences peuvent être dues aux données PROBA-V (300 m) et non à la méthode elle-même. En outre, le phénomène mentionné ci-dessus a également été observé dans les séries temporelles issues des quelques pixels purs de PROBA-V (300 m) (Figure 3.7). Par conséquent, il est vraisemblable que les divergences inter-capteurs pourraient être dues aux caractéristiques de PROBA-V, et en particulier à sa fonction d'étalement du point (*Point Spread Function, PSF*) : chaque pixel projeté à 300 m ne coïncide pas parfaitement avec la cellule de résolution, et de plus, chaque cellule de résolution peut être partiellement affectée par ses voisins car la PSF n'est pas une fonction purement rectangulaire. En d'autres termes, la valeur de chaque pixel peut être influencée par les pixels voisins pouvant comprendre d'autres cultures ou surfaces végétalisées (ex: bosquets, haies, etc.), ce qui pourrait augmenter le NDVI en hiver. De la même manière, les pixels voisins peuvent également comprendre des surfaces artificielles (ex: chemin ruraux, bâtiments agricoles, etc.), ce qui pourrait par contre diminuer le NDVI en été. Cet effet n'a pas été considéré dans la méthode de désagrégation spatiale qui est basée uniquement sur la grille géométrique de l'image.

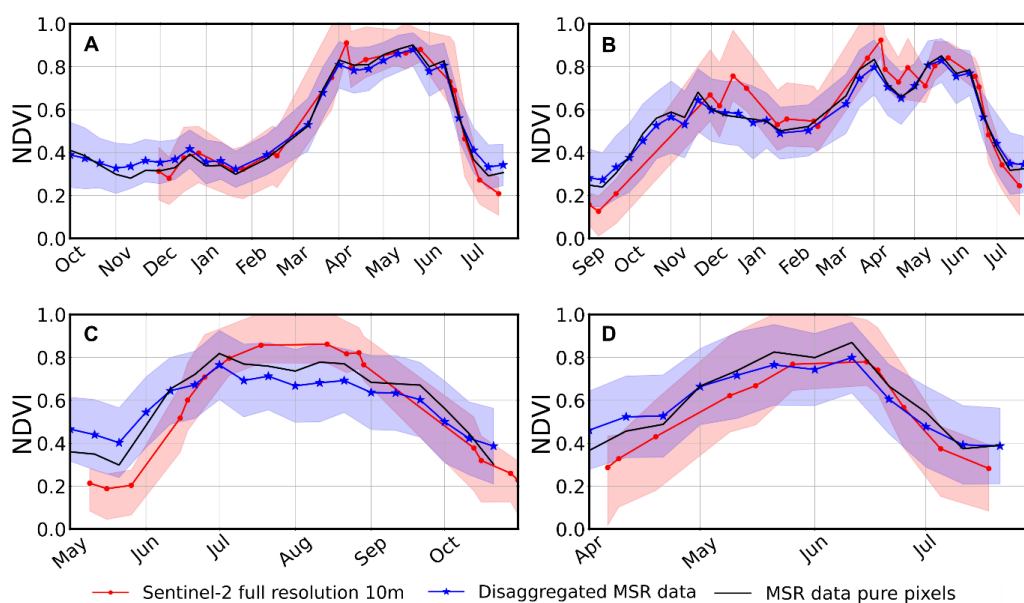


Figure 3.7. Profil temporel du NDVI moyen de la zone d'étude, désagrégé à partir des données PROBA-V. Les valeurs ont été obtenues à partir de l'ensemble des mixels désagrégés issues des données PROBA-V (300 m) (bleue) et de l'ensemble des pixels des données de référence (rouge) pour : (A) céréales d'hiver, (B) colza, (C) maïs et (D) orge de printemps. La bande colorée représente  $\pm 1$  écart-type des valeurs de NDVI. Les profils temporels en noir représentent les valeurs des pixels purs PROBA-V (300 m). Issue de Rivas et al. (2021).

En outre, le NDVI désagrégé à partir des données PROBA-V a également démontré une forte concordance spatiale avec les données de référence. La Figure 3.8 montre les images obtenues pour les mêmes cultures (céréales d'hiver et maïs) et sur la même sous-zone d'intérêt que dans la Figure 3.3 pour les données synthétiques. Ici, la scène du mois de mai (21/05/2017) a également illustré le pic de l'activité végétative des céréales d'hiver et la scène du mois d'août (21/08/2017) la période post-récolte. Concernant le maïs, les valeurs de NDVI sont également faibles sur la première scène (21/05/2017) tandis que la deuxième scène (21/08/2017) a présenté des valeurs de NDVI  $> 0,50$  du fait de sa forte activité végétative à cette période de son cycle.

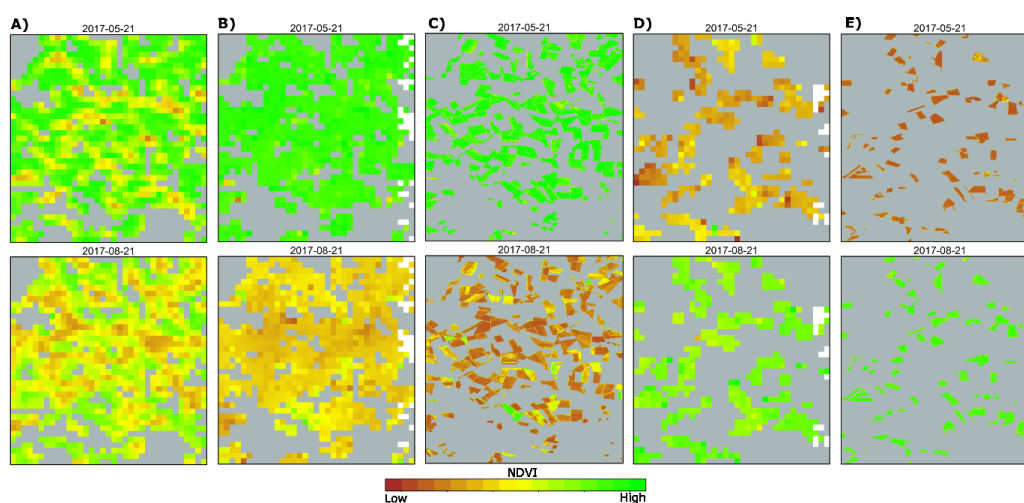


Figure 3.8. Images désagrégées par type de culture issues des données PROBA-V (300 m) sur une sous-zone d'intérêt (indiquée dans la Figure 2.2B). Chaque colonne représente : A) le signal du mixel, B) le signal désagrégé des céréales d'hiver, C) le signal de référence des céréales d'hiver, D) le signal désagrégé du maïs et E) le signal de référence du maïs. La première ligne illustre une date à la fin du printemps (21/05/2017) tandis que la deuxième ligne correspond à la fin de l'été (21/08/2017). La palette de couleurs représente les valeurs de NDVI de 0 (marron) à 1 (verte). La couleur grise correspond aux mixels non ciblés et la couleur blanche correspond aux pixels invalides (c.-à-d. couverture nuageuse ou mixels non désagrégés). Issue de Rivas et al. (2021).

D'autre part, comme les résultats observés à partir des données synthétiques (Figure 3.4), au niveau d'un mixel  $j$  PROBA-V (Figure 3.9), la méthode a aussi reproduit les grandes différences de NDVI observées par Sentinel-2 (10 m) au cours de l'automne et du printemps. Les performances ici obtenues sont comparables à celles obtenues par les données synthétiques présentant une corrélation moyenne de 0,88 et un RMSE moyen  $< 0,15$ , mais avec une plus grande fréquence temporelle d'observations.

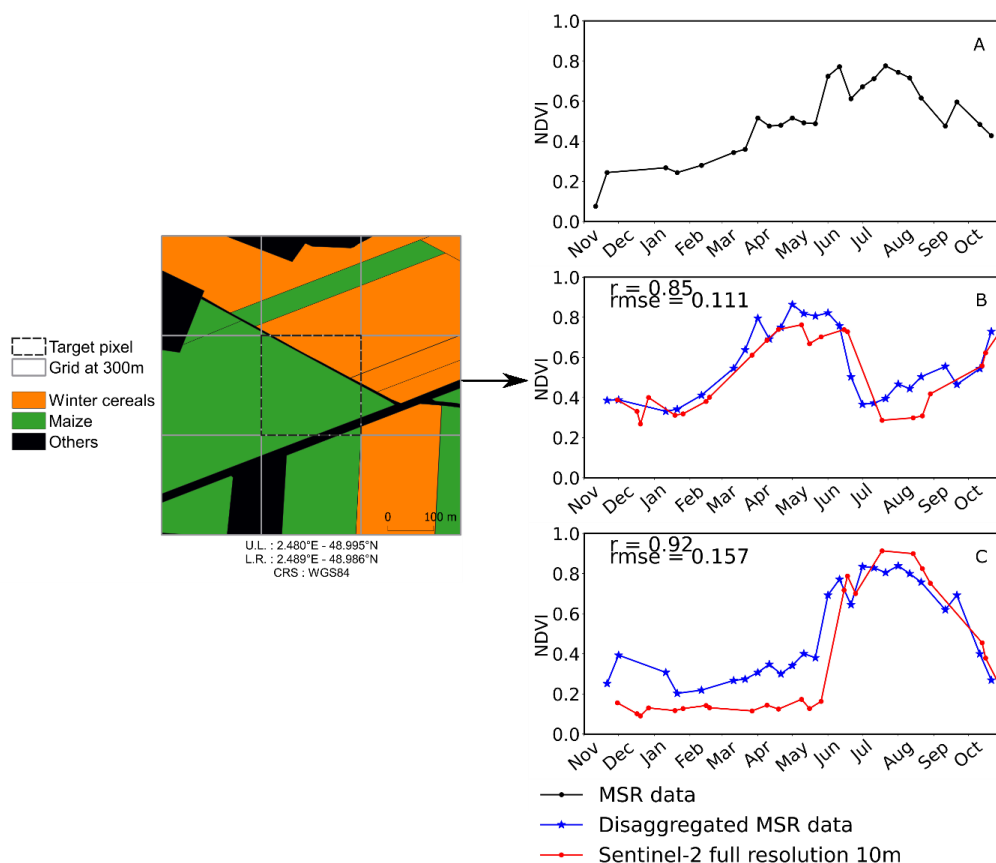


Figure 3.9. Comparaison entre le profil temporel d'un mixel désagrégé à partir des données PROBA-V et le profil temporel de référence. Le mixel désagrégé est composé de 60% de maïs, 35% de céréales d'hiver et 5% de la classe « autres ». A) Profil temporel de NDVI du mixel. B) Profil temporel de NDVI désagrégé (bleue) et de référence (rouge) pour les céréales d'hiver. C) Profil temporel de NDVI désagrégé (bleue) et de référence (rouge) pour le maïs. Issue de Rivas et al. (2021).



En outre, la comparaison des séries temporelles désagrégées et celles de référence, pour chaque culture et pour chaque pixel, a également démontré un fort niveau de concordance spatio-temporelle, et ceci, pour toutes les cultures et pour l'ensemble de la zone d'étude (Figure 3.10). Les variations spatiales des métriques statistiques sont similaires à celles présentées par les données synthétiques dans la Figure 3.5.

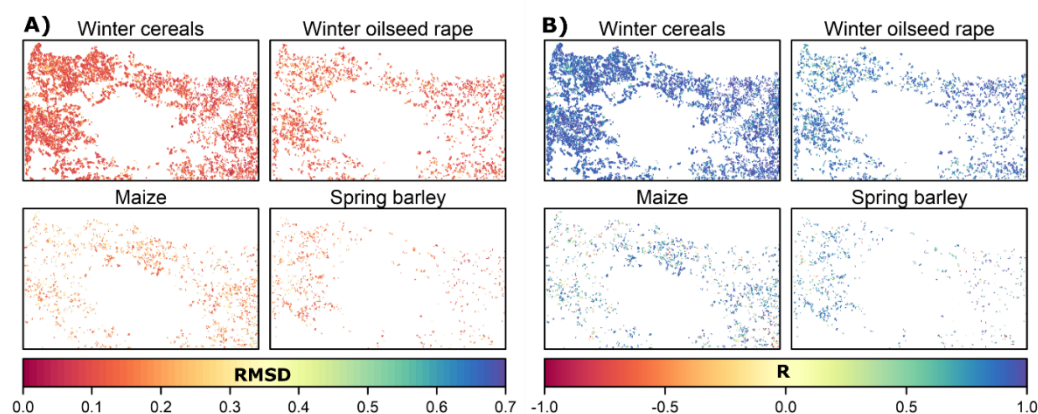


Figure 3.10. Cartes des métriques statistiques sur la comparaison temporelle des données PROBA-V désagrégées avec les données Sentinel-2, (A) RMSD et (B) R, entre les séries temporelles de NDVI désagrégées issues des données PROBA-V (300 m) et celles de référence (Sentinel-2, 10 m). La première ligne présente les performances des céréales d'hiver et du colza tandis que la deuxième ligne celles du maïs et de l'orge de printemps. Issue de Rivas et al. (2021).

Pour ce qui concerne les performances des données synthétiques et celles de PROBA-V, la corrélation moyenne globale, avec les données de référence, a été de 0,88 et de 0,72 pour les données synthétiques et les données PROBA-V, respectivement. Les erreurs ont varié entre 0,09 et 0,14 pour les données synthétiques et entre 0,12 et 0,21 pour les données PROBA-V (Tableau 3.1).

Tableau 3.1. Résumé statistique des performances de la méthode de désagrégation spatiale. Les valeurs représentent la moyenne de tous les mixels analysés. La colonne « Fraction » représente la fraction moyenne de la culture à l'intérieur des mixels.

	<b>R</b>	<b>RMSD</b>	<b>N mixels</b>	<b>N pixels purs</b>	<b>Fraction</b>
<b>Données synthétiques</b>					
Céréales d'hiver	0,94	0,09	32.129	254	0,23
Colza	0,89	0,11	11.528	53	0,06
Maïs	0,86	0,14	8.087	23	0,03
Orge de printemps	0,84	0,14	8.084	9	0,03
<b>Données PROBA-V</b>					
Céréales d'hiver	0,88	0,12	31.533	267	0,30
Colza	0,81	0,13	11.429	52	0,07
Maïs	0,58	0,21	7.818	15	0,04
Orge de printemps	0,64	0,17	7.903	11	0,04

Dans l'ensemble, les résultats ont démontré la robustesse de l'algorithme, même si la pertinence de la reconstruction du cycle phénologique d'une culture donnée a été limitée par la qualité des données d'entrée. Enfin, nous avons observé que la méthode de désagrégation spatiale, lorsqu'elle a été appliquée aux données PROBA-V, a été capable de reconstruire les profils temporels de NDVI des deux cultures prédominantes de la zone d'étude, à savoir les céréales d'hiver et le colza. Pour le maïs et l'orge de printemps, la méthode a fourni une approximation raisonnable du comportement temporel du NDVI. Cela pourrait être suffisant pour suivre les transitions phénologiques car, malgré une amplitude saisonnière plus faible, les séries temporelles sont restées corrélées avec les données de référence.

### **3.3.5 Application de la désagrégation spatiale à l'échelle nationale**

Après la phase d'évaluation de la méthode de désagrégation spatiale sur la moitié nord de l'Ile-de-France, nous avons analysé son applicabilité opérationnelle à l'échelle nationale. A ce stade, sur la base d'une interprétation visuelle, les résultats obtenus ont démontré une cohérence spatio-temporelle entre le NDVI des cultures et le gradient latitudinal du climat en France et sa saisonnalité (Figure 3.12). En outre, l'algorithme a nécessité peu de ressources de calcul et de mémoire, ce qui est un point essentiel en matière de reproductibilité à grande échelle.

A titre d'exemple, la Figure 3.11 montre les images désagrégées résultantes du blé d'hiver et du colza à quatre dates différentes. Ici, au début de la saison de croissance, les images résultantes de la scène originale du 18/11/2018 (Figure 3.11A) ont démontré la différence de développement entre le colza (semé en septembre et avec couverture végétale) et le blé d'hiver (semé en novembre et sans couverture végétale). Puis, lors de la période de transition à la fin de l'hiver (Figure 3.11B), les deux cultures reprennent l'activité végétative, ce qui se traduit par une augmentation progressive du NDVI. A la mi printemps (Figure 3.11C), les deux cultures démarrent leurs phases de développement maximum en biomasse atteignant de fortes valeurs de NDVI. Enfin, lors de la fin de la saison de croissance (Figure 3.11D), les deux cultures d'hiver ont présenté des faibles valeurs de NDVI en raison de la senescence et ou récolte des plantes.

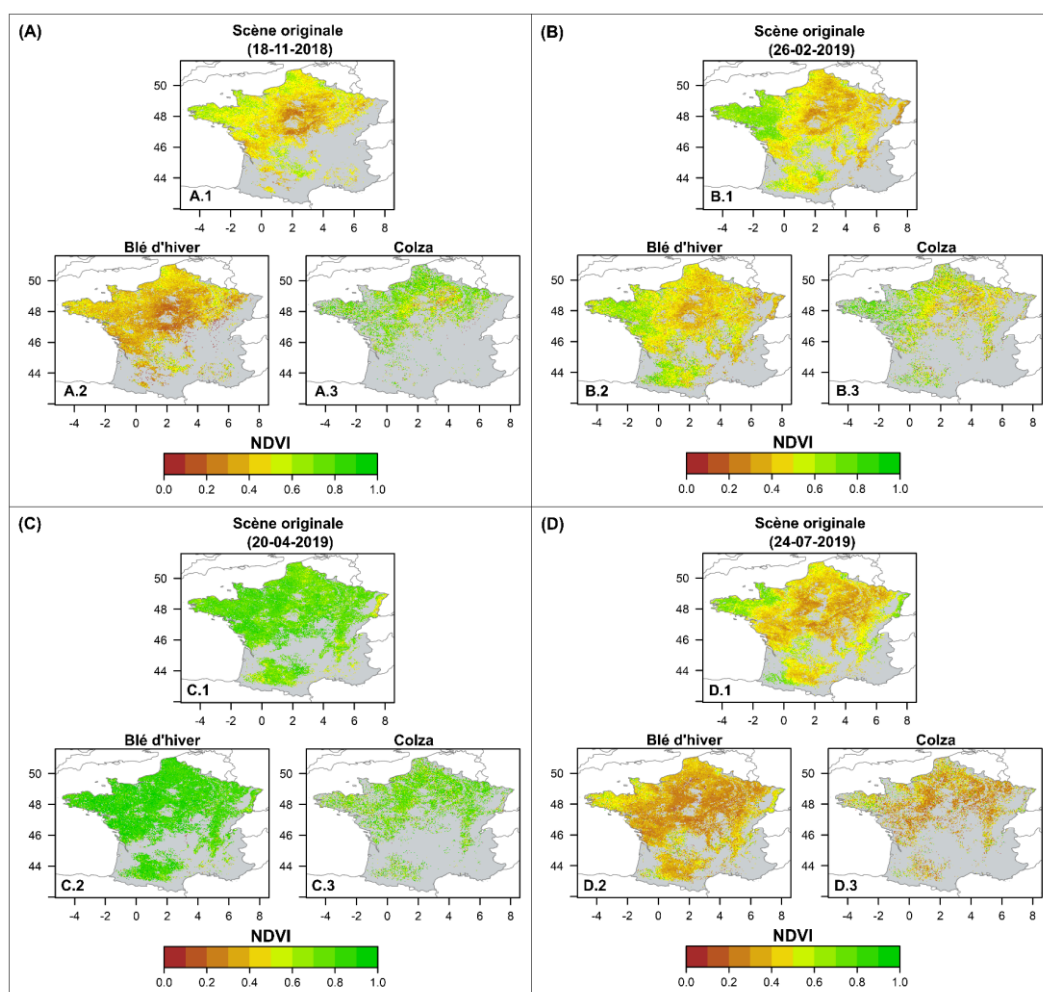


Figure 3.11. Images désagrégées PROBA-V (300 m) à quatre dates différentes. (A) 18/11/2018, (B) 26-02-2019, (C) 20/04/2019 et (D) 24/07/2019. Pour chaque date, l'image PROBA-V (300 m) originale est affichée en haut alors que les images désagrégées sont affichées en bas (gauche : blé d'hiver et droite : colza).

D'autre part, la Figure 3.12 présente une synthèse des images désagrégées résultantes du blé d'hiver (A) et du colza (B) au cours de l'ensemble de la saison de croissance. Ici, les images composites mensuelles, en termes de NDVI moyen, présentent un aperçu général de la variation spatio-temporelle du développement des espèces, mais les données existent au pas de temps journalier. Pour ces deux cultures, le comportement spatio-temporel du NDVI est en accord avec le gradient latitudinal et saisonnier du climat en France. En d'autres termes, pour chaque culture, les valeurs de NDVI sont plus faibles en automne-hiver et augmentent progressivement dès la fin de l'hiver (février) jusqu'à la mi-saison (mai). Puis, le NDVI diminue avec la maturité des plantes et présente à nouveau des valeurs faibles à la fin de la saison de croissance (juillet-août). Concernant le gradient spatial, les valeurs de NDVI présentent une augmentation (Figure 3.12A, mars 2019) ou une

diminution (Figure 3.12A, juin 2019) plus précoce dans le sud par rapport au nord. Enfin, il faut noter que la méthode de désagrégation spatiale a été capable de capter la précocité saisonnière du colza par rapport au blé d'hiver en automne et l'achèvement simultané de leurs cycles en juillet, ce qui est conforme avec le calendrier agricole en France (Tableau 2.1).

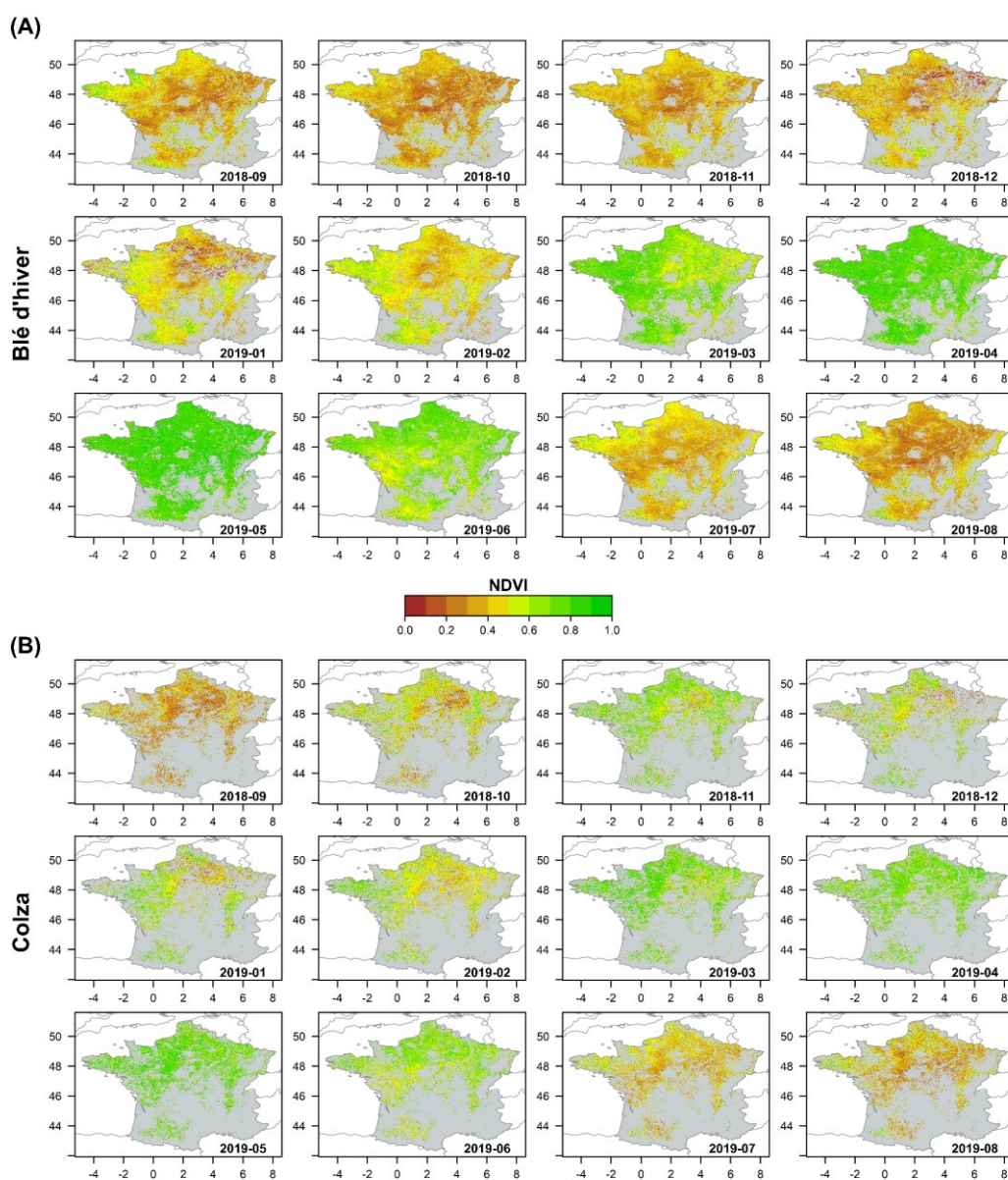


Figure 3.12. Images désagrégées PROBA-V (300 m) du blé d'hiver (A) et du colza (B) à l'échelle nationale. Chaque image représente le NDVI moyen mensuel au cours de l'année agricole 2018-2019.

## 3.4 Discussion

La méthode de désagrégation spatiale a permis d'estimer le NDVI de toutes les cultures présentes à l'intérieur d'un mixel, grâce à la connaissance de leurs fractions. En outre, elle a également fourni des séries temporelles de NDVI par type de culture, indépendamment du fait que la culture ne soit présente que dans une petite proportion de la surface de la zone d'étude. Les résultats ont démontré que la méthode de désagrégation spatiale a été capable de reconstruire l'ensemble du cycle phénologique des cultures. Les métriques phénologiques couramment utilisées en télédétection (c.-à-d. SOS, POS et EOS), ont été clairement identifiables pour toutes les cultures.

### 3.4.1 Précision de l'estimation du NDVI des cultures

Les séries temporelles désagrégées ont montré une forte corrélation avec les données de référence. Les cultures prédominantes d'hiver ont démontré des meilleures performances vis-à-vis des cultures minoritaires de printemps. A ce titre, les cultures de printemps ont eu tendance à diverger aux extrêmes des profils temporels de NDVI, notamment au début ainsi qu'au milieu de la saison de croissance. Cela pourrait être dû à l'incertitude concernant l'usage des sols induite par la classe thématique « autres ». A ce stade, la variabilité radiométrique intra classe pourrait affecter négativement l'estimation du NDVI des cultures minoritaires. Toutefois, du fait de la prédominance des cultures d'hiver dans un voisinage, l'estimation du NDVI pour cette culture pourrait être moins affectée par cette incertitude. Dans ce contexte, lors de l'application de la méthode de désagrégation spatiale sur les données PROBA-V (300 m), cet effet négatif pourrait être amplifié du fait du PSF de son système tel qu'il a été observé par Wang & Atkinson (2017) et mentionné dans la section 3.3.4.

Les données désagrégées ont reproduit le comportement temporel de NDVI de chaque culture, ce qui a été confirmé par les données de référence. Cependant, la pertinence des indicateurs phénologiques observés doivent être considérés par rapport à la qualité des données d'entrée (c.-à-d. la valeur du mixel et la fraction des cultures). En outre, l'hétérogénéité de l'état de développement d'une culture, lors d'un stade phénologique spécifique, pourrait également affecter l'estimation du NDVI.

### **3.4.2 Potentiel de la désagrégation spatiale pour les applications phénologiques**

Les résultats ont démontré la solidité de l’algorithme de désagrégation spatiale ainsi que sa capacité à estimer le NDVI par type de culture. Ainsi, cette approche renforce la possibilité d’exploiter les données à moyenne résolution spatiale pour le suivi de la phénologie des cultures sur des paysages agricoles fragmentés, et ceci, avec un plus grand nombre d’observations valides et un pas de temps plus régulier qu’avec des données à haute résolution spatiale. Cela a été démontré par les données PROBA-V (300 m), notamment au cours de l’automne et du printemps, lorsque les données Sentinel-2 (10 m) n’ont pas pu être utilisées à cause des nuages. De plus, les données à moyenne résolution spatiale sont disponibles pour les quatre dernières décennies, ce qui est fondamental pour les études rétrospectives de la phénologie des cultures, notamment dans le contexte actuel d’adaptation des systèmes de production agricole au changement climatique. L’exploitation des données à moyenne résolution spatiale, comme proposée par Lobell (2013) et Manfron et al. (2017), pourrait renforcer la compréhension de l’évolution des cycles des cultures au cours des dernières décennies.

### **3.4.3 Limitations**

Ici, nous avons considéré deux points clés qui sont 1/ une connaissance complète et exacte de l’usage des sols dans les mixels et 2/ une homogénéité radiométrique intra classe. Dans ce contexte, tout d’abord, il est essentiel de réduire l’incertitude thématique de la classe « autres » autant que possible. Cela sera particulièrement important lors de l’application future de la méthode de désagrégation spatiale aux données à des résolutions spatiales kilométriques (ex: SPOT-VGT) précédant PROBA-V. Par conséquent, la réduction de l’incertitude thématique implique l’augmentation du nombre de classes thématiques connues. Néanmoins, l’augmentation du nombre de classes thématiques nécessite la considération d’un voisinage plus grand afin d’assurer le nombre des mixels nécessaires à l’inversion du système. Ce fait implique également l’augmentation de la variation radiométrique intra classe du fait de la variation spatiale de la phénologie d’une culture.

En outre, l’ajout de classes augmente la possibilité d’avoir des corrélations entre les pixels du système d’équations linéaires, ce qui entravera l’inversion de ce dernier. Il faudra faire un compromis entre le nombre de classes à évaluer et la fraction de la classe « autres » dans le mixel. Ensuite, la considération de l’homogénéité de l’état de développement des cultures est éloignée de la réalité du fait des nombreux facteurs (anthropiques ou naturels), même pour un stade phénologique spécifique. Ainsi, l’estimation du NDVI est également sensible à ces facteurs qui peuvent être présents dans un voisinage, notamment la différence de densité des cultures entre et au sein des mixels par exemple. Pour les images à 1 km de résolution spatiale, la notion de la variabilité radiométrique intra classe pourrait être prise en compte comme proposé par Busetto et al. (2008). Malgré toutes les limitations ci-dessus mentionnées, les premiers tests de sensibilité sur les images à 1 km ont démontré

que la méthode de désagrégation spatiale pourrait aussi reconstruire la phénologie des cultures majoritaires, sans augmenter le nombre de classes et la taille du voisinage. Les résultats de ces observations ne sont pas présentés dans ce travail et sont encore en phase de validation. Concernant les résultats présentés ici, l'incertitude liée à la variabilité intra-classe implique que le NDVI désagrégé par culture est une valeur moyenne dans le mixel et n'est pas directement correspondant au NDVI par parcelle.

#### **3.4.4 Perspectives**

L'information phénologique issue de la télédétection a un large éventail d'applications environnementales et agricoles, à l'échelle locale ou régionale. Néanmoins, l'obtention des indicateurs phénologiques des cultures nécessite des observations fréquentes avec une résolution spatiale adéquate. Ainsi, sur des paysages agricoles fragmentés, la méthode de désagrégation spatiale pourrait fournir des séries temporelles par type de culture à partir des mixels. Dans le cas du blé d'hiver, la cartographie des métriques phénologiques pourrait être améliorée. Par exemple, Manfron et al. (2017) ont obtenu des résultats encourageants pour la détection de la date de semis à partir des données MODIS sur une petite région agricole dans le sud de la France. Pour une telle étude, la méthode de désagrégation spatiale pourrait être utilisée dans la phase de prétraitement des données, du moins pour les cultures majoritaires, comme cela est conduit au chapitre suivant.

### 3.5 Conclusion

La méthode de désagrégation spatiale a estimé le NDVI de toutes les classes présentes dans un mixel, ce qui a permis de reconstruire des séries temporelles par culture à partir des données à moyenne résolution spatiale. L'algorithme a également démontré son applicabilité opérationnelle à l'échelle nationale en reproduisant les variations spatio-temporelles du NDVI des cultures en accord avec le gradient latitudinal du climat en France et sa saisonnalité.

Ces résultats représentent un élément important pour nos futures recherches en vue de l'application de cette méthode à l'analyse de la phénologie des cultures agricoles, avant l'ère Sentinel-2 (10 m), à partir des données SPOT-VGT. Nous avons établi que cela sera possible pour les céréales d'hiver dans la zone d'étude actuelle, et peut être pour d'autres cultures en fonction des régions mais uniquement pour les cultures majoritaires. Pour les cultures minoritaires, la méthode de désagrégation spatiale pourrait être appliquée sur des données MODIS du fait de sa résolution spatiale de 250 m. Cependant, les données MODIS présentent plus d'incertitude géométrique liée à la conception de son système de balayage qui induit des variations de son PSF dans le sens de la fauchée, ce qui pourrait amplifier les effets négatifs mentionnés précédemment et affectant l'estimation des métriques phénologiques à partir des séries temporelles résultantes (Helman, 2018).

Lorsque la méthode est appliquée aux données PROBA-V, et probablement aussi aux données Sentinel-3, elle améliore le suivi des cultures individuelles dans le contexte de paysages fragmentés, en particulier dans les périodes de transition telles que l'automne et le printemps lorsque la couverture nuageuse est fréquente.



# CHAPITRE 4

# PHENOLOGIE DES

# CULTURES

---

<b>CHAPITRE 4 PHENOLOGIE DES CULTURES</b> .....	<b>51</b>
<b>4.1 Introduction</b> .....	<b>52</b>
<b>4.2 Stades phénologiques des cultures</b> .....	<b>54</b>
4.2.1 Indices de végétation et stades phénologiques.....	55
4.2.2 Coefficients de rétrodiffusion et stades phénologiques .....	56
<b>4.3 Extraction des métriques phénologiques</b> .....	<b>58</b>
<b>4.4 Méthodes d'évaluation</b> .....	<b>61</b>
4.4.1 Inter-comparaison entre capteurs et confrontation aux données de terrain 61	
4.4.2 Comparaison intra-régionale entre PROBA-V et Céré'Obs .....	62
4.4.3 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2 .....	63
<b>4.5 Résultats</b> .....	<b>64</b>
4.5.1 Comparaison inter-capteurs des dates estimées par télédétection .....	64
4.5.2 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2 .....	68
4.5.3 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le blé d'hiver .....	70
4.5.3.1 Cartes phénologiques .....	70
4.5.3.2 Comparaison régionale : PROBA-V vs Céré'Obs .....	70
4.5.3.3 Comparaison intra-régionale : PROBA-V vs Céré'Obs.....	73
4.5.3.4 Comparaison communale : PROBA-V, Sentinel-2 et Sentinel-1 vs TEMPO 76	
4.5.4 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le colza .....	78
4.5.4.1 Détection de la floraison du colza : NDVI vs DYI2 .....	78
4.5.4.2 Cartes phénologiques .....	81
4.5.4.3 Comparaison communale : PROBA-V, Sentinel-2 et Sentinel-1 vs TEMPO 84	
<b>4.6 Discussion</b> .....	<b>87</b>
4.6.1 Précision des métriques phénologiques .....	87
4.6.2 Méthode d'extraction des métriques phénologiques.....	88
4.6.3 Données désagrégées au suivi de la phénologie .....	91
4.6.4 Limitations .....	91
4.6.5 Perspectives.....	92
<b>4.7 Conclusion</b> .....	<b>93</b>

---

## 4.1 Introduction

La phénologie de la végétation est essentielle dans l'évaluation du fonctionnement global des écosystèmes. La télédétection de la saisonnalité de l'activité végétative a fréquemment mobilisé des données à moyenne ou faible résolution spatiale du fait de leur haute revisite temporelle (ex: MODIS, AVHRR, SPOT-VGT, etc.) (Caparros-Santiago et al., 2021). En outre, avant l'ère Sentinel, la télédétection de la phénologie visait (presque) systématiquement à caractériser les surfaces végétalisées dans son ensemble, sans nécessairement discriminer les sous-classes thématiques (ex: Atzberger et al., 2014; Rodriguez-Galiano et al., 2015; Zhang et al., 2018). Ce dernier point était principalement dû au caractère global des études et à la non-adéquation de la résolution spatiale des capteurs disponibles avec les paysages thématiques fragmentés (Chen et al., 2018). Aujourd'hui, ce manque de spécificité thématique est partiellement surmonté par la disponibilité récente des données Sentinel-2 et leur combinaison avec les données Sentinel-1 ou encore Landsat-8, permettant le suivi de la phénologie à une échelle plus fine (Kowalski et al., 2020; Soudani et al., 2021; Vrieling et al., 2018). Bien que cela implique une opportunité sans précédent dans l'étude de la phénologie actuelle et future, la compréhension de l'évolution phénologique des espèces nécessite des données rétrospectives pour la projection de scénarios d'adaptation face au changement climatique. D'autre part, en dépit des améliorations techniques actuelles en matière de capacité d'observation par satellite, la détection de la phénologie des cultures agricoles comporte des défis intrinsèques en raison de la diversité élevée des comportements temporels liée aux pratiques agricoles (Bégué et al., 2018), ce qui rend l'analyse particulièrement complexe par rapport à celle de profils temporels de type unimodal des forêts.

Dans ce contexte, ce chapitre abordera la cartographie de la phénologie des cultures à partir des données à moyenne résolution spatiale. Avant de procéder à l'extraction des métriques phénologiques de chaque espèce, nous avons appliqué la méthode de désagrégation spatiale développée dans le Chapitre 3 permettant de produire des séries temporelles des indices de végétation par culture. A ce stade, compte tenu des performances de la méthode de désagrégation spatiale et des limitations liées aux données d'entrée (*Point Spread Function* de PROBA-V et niveau de précision du RPG) comme discuté dans Rivas et al. (2021) et au Chapitre 3, nous nous sommes focalisés uniquement sur les cultures majoritaires présentes dans notre zone d'étude cible, à savoir les céréales d'hiver (blé et orge d'hiver) et le colza. Dans ce chapitre, il faut noter que la classe céréales d'hiver sera dénommée « blé d'hiver » afin de faciliter la nomenclature de stades phénologiques (voir section 2.4).

Dans cette thèse, en vue de nos futures recherches sur l'étude rétrospective de la phénologie des cultures à partir des données SPOT-VGT et MODIS disponibles depuis 1998 et 2000 respectivement, nous avons évalué de façon préliminaire le potentiel des données désagrégées PROBA-V (300 m) sur la période 2016-2020 du fait de la disponibilité des données Sentinel-1 & 2 (10 m) pour l'inter-comparaison

de leurs performances. En parallèle, la performance de chaque capteur a été quantifiée grâce à la confrontation des dates estimées avec celles observées sur le terrain, fournies par les réseaux d'observation phénologique TEMPO et Céré'Obs (Figure 4.1).

En ce qui concerne la stratégie adoptée pour la détection de la phénologie des cultures, elle est basée sur l'application combinée de la méthode de seuillage et de la méthode de la dérivée d'une fonction détaillées par Zeng et al. (2020). A ce stade, les différentes métriques phénologiques, pour chaque culture, ont été calculées pixel par pixel à partir des données désagrégées PROBA-V (300 m), et ceci, à l'échelle de la zone d'étude cible (c.-à-d. France entière). Concernant les données Sentinel-2 (10 m), les métriques phénologiques ont été calculées par parcelle, et ceci, à l'échelle des zones d'inter-comparaison des résultats (c.-à-d. Autres sites d'intérêt, voir section 2.2.3).

Par ailleurs, grâce à leur sensibilité à la biomasse et à leur capacité d'observation malgré la présence des nuages, les données radar ont permis de détecter avec précision la floraison du colza (d'Andrimont et al., 2020) ou encore l'épiaison du blé d'hiver (Mattia et al., 2003) par exemple. C'est pourquoi nous avons également utilisé des données Sentinel-1 (10 m) en tant qu'indicateur de comparaison dans l'analyse de la performance des données désagrégées (Figure 4.1). De la même manière qu'à partir des données Sentinel-2 (10 m), les métriques phénologiques ont été calculées par parcelle sur les mêmes zones mentionnées.

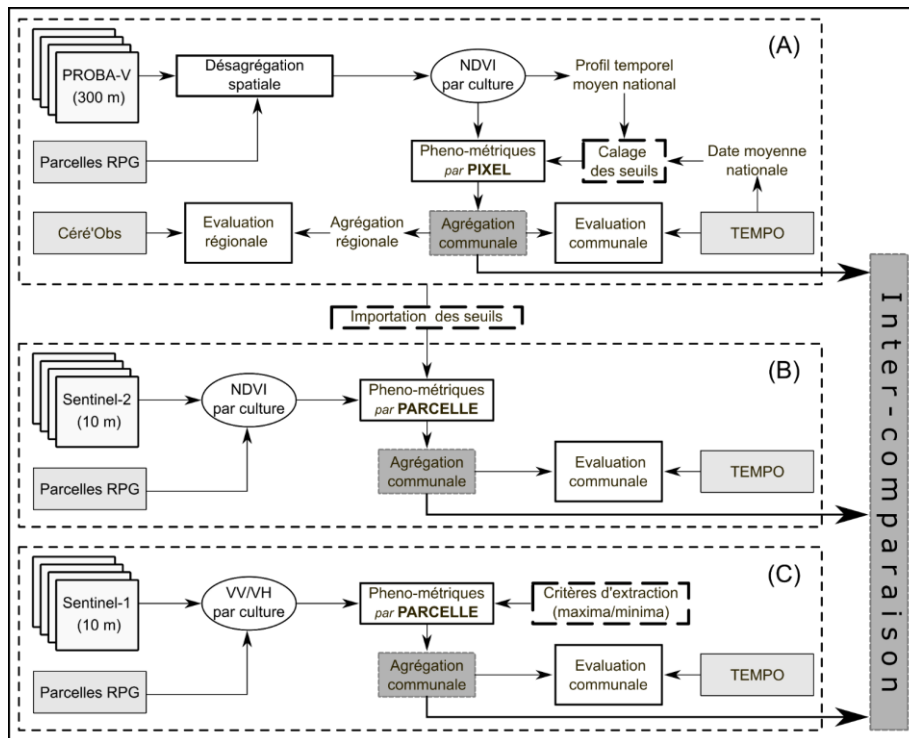


Figure 4.1. Schéma général des principales étapes de la cartographie de la phénologie des cultures à partir des données (A) PROBA-V (300 m), (B) Sentinel-2 (10 m) et (C) Sentinel-1 (10 m) et de l'inter-comparaison de leurs résultats à l'échelle des communes.

## 4.2 Stades phénologiques des cultures

Les stades phénologiques visés, pour chaque culture, ont été choisis en fonction de la disponibilité des données de terrain et de la faisabilité de la détection au cours de la saison de croissance. En d'autres termes, nous recherchons les stades phénologiques « détectables », c'est-à-dire capables d'entraîner un changement consistant dans la réflectance de la surface au cours de son apparition, ce qui minimise les erreurs de détection causées par le bruit du signal.

Les stades phénologiques sélectionnés pour le blé d'hiver ont été la fin tallage (BBCH29), l'épi 1 cm (BBCH31), l'épiaison (BBCH51), le développement des graines (BBCH75) et la sénescence (BBCH99). Les stades phénologiques pour le colza ont été l'élongation de la tige (BBCH31), la pleine floraison (BBCH65) et le développement des fruits (BBCH73). Ces stades phénologiques ont été décrits dans les Tableau 2.6 et Tableau 2.7 et sont présentés graphiquement, à titre d'exemple, dans la Figure 4.2.

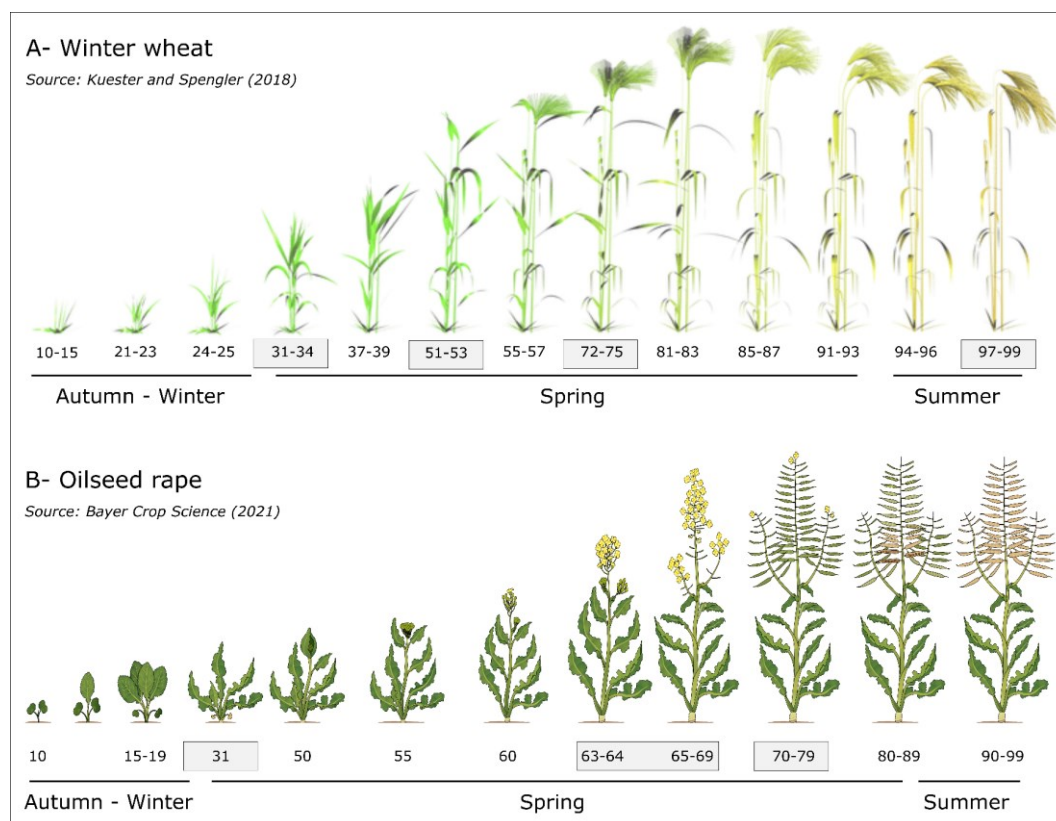


Figure 4.2. Illustration des stades phénologiques des cultures sous l'échelle de classification BBCH. Les groupes de codes encadrés en gris indiquent la position approximative des stades phénologiques sélectionnés figurant dans les Tableau 2.6 et Tableau 2.7. Issues de (A) Kuester & Spengler (2018) et (B) Bayer Crop Science (2021).

### 4.2.1 Indices de végétation et stades phénologiques

La fin du tallage (BBCH29) du blé d'hiver a lieu à la reprise de l'activité végétative post-hivernage (février-mars), à partir de laquelle se constate une augmentation progressive du NDVI (Figure 4.3A). Le développement de la culture se poursuit pour atteindre rapidement le stade « épi 1 cm (BBCH31) » en mars, puis l'épiaison (BBCH51) vers la mi printemps (mai). Durant toute cette période, le NDVI augmente atteignant sa valeur maximum à l'épiaison (Figure 4.3A). Le développement des grains (BBCH75) se produit en juin où les plantes commencent à jaunir indiquant ainsi une diminution de la chlorophylle, ce qui induit une décroissance du NDVI (Figure 4.3A). Enfin, la senescence (BBCH 90-99) se présente à la fin du cycle, en juillet, lorsque les plantes deviennent entièrement sèches et le NDVI revient autour de la valeur minimale de la saison de croissance (Figure 4.3A).

Concernant le colza, l'élongation de la tige (BBCH31) a lieu en février-mars, où le NDVI reprend sa progression après une période de stagnation pendant l'hiver (Figure 4.3D). Ensuite, la floraison a lieu entre avril et mai conduisant à un jaunissement intégral de la canopée, résultant de la dissimulation des parties chlorophylliennes par les fleurs. Ainsi, le NDVI décroît au fur et à mesure de la floraison à cause de l'augmentation de la réflectance dans la bande rouge (0.65 – 0.75  $\mu\text{m}$ ) (Figure 4.3D). Puis, à partir de la pleine floraison (BBCH65), le NDVI remonte au fur et à mesure que les pétales tombent et que les parties vertes de la plante redeviennent à nouveau visibles (Figure 4.3D). En parallèle, un indice spectral de jaunissement a été testé. Il s'agit du DYI2, qui approxime le DYI (Tableau 2.2) et qui permet de caractériser la dynamique des fleurs jaunes (ex: Zang et al., 2020) en se basant sur l'augmentation durant le jaunissement de la canopée, de la réflectance dans la bande verte (0.55 – 0.60  $\mu\text{m}$ ) ou rouge (0.65 – 0.75  $\mu\text{m}$ ) et l'absence de variation dans la bande bleue (0.4 – 0.50  $\mu\text{m}$ ). Le DYI2 augmente jusqu'au pic de la floraison et diminue par la suite (Figure 4.10), confortant l'interprétation des variations du NDVI durant cette période. Le développement des fruits (BBCH73) a lieu après la floraison (mai). Ici, les gousses vertes de la plante font remonter le NDVI jusqu'au stade de maturation, qui est le point d'inflexion où la pente de la courbe devient négative (Figure 4.3D). Enfin, la senescence (BBCH 90-99) se présente à la fin du cycle, en juillet, lorsque les plantes deviennent entièrement sèches et le NDVI revient autour de la valeur minimale de la saison de croissance.

## 4.2.2 Coefficients de rétrodiffusion et stades phénologiques

En télédétection radar, les capteurs mesurent l'énergie électromagnétique rétrodiffusé par la surface observée vers les capteurs. L'interaction onde-cible modifie l'intensité du signal renvoyé en fonction de la biomasse, le contenu en eau de la végétation ainsi que la rugosité et l'humidité du sol. Ce mécanisme d'interaction complexe a été décrit dans le passé par plusieurs auteurs (Attema & Ulaby, 1978; Bouman & Hoekman, 1993) qui considèrent que le signal reçu est une combinaison de la rétrodiffusion du sol atténué par la biomasse, de la rétrodiffusion de la canopée et de l'interaction biomasse-sol. La présence d'eau dans les composants des éléments impliqués dans ces interactions augmente l'intensité du signal du fait de ses propriétés diélectriques. Le comportement temporel du signal dépend également des paramètres du système d'acquisition tels que la fréquence, la polarisation et l'angle de visée. Concernant les effets des polarisations (c.-à-d. HH, VV, VH et HV), HH est principalement influencé par le sol, VH ou HV par la biomasse et VV par le sol et la biomasse, comme détaillé dans Sinha et al. (2015). Le coefficient de rétrodiffusion ( $\sigma^\circ$ ) est obtenu à partir de l'intensité/amplitude du signal reçu, ce qui permet de caractériser l'état de croissance de la végétation (et les conditions de sol associés) au cours du cycle saisonnier (Liu et al., 2019).

A la fin du tallage (BBCH29) du blé d'hiver (février-mars), les coefficients de rétrodiffusion (c.-à-d.  $\sigma^\circ_{VH}$  et  $\sigma^\circ_{VV}$ ) prennent de fortes valeurs (Figure 4.3B-C), principalement à cause de l'influence du sol plutôt que de la biomasse qui reste faible (Mattia et al., 2003; Veloso et al., 2017). Le signal, dans ces deux polarisations, est atténué au fur et à mesure du développement de la plante (c.-à-d. montaison et gonflement de l'épi). La décroissance des profils temporels se poursuit jusqu'à la mi printemps (mai) lors de l'épiaison (BBCH51) (Figure 4.3B-C). Ensuite, la structure complexe de la canopée, dû à l'apparition des épis (asymétrie et rugosité), conduit à une augmentation des courbes. Lors de cette augmentation, le développement des grains (BBCH75) et la maturation (BBCH80-89) se produisent, ce qui peut rendre difficile leur discrimination dans le signal. Malgré ce fait, sur la base de nos observations, la transition entre ces deux stades est marquée par un pic dans les profils temporels (Figure 4.3C). Enfin, la senescence (BBCH90-99) se présente à la fin du cycle, en juillet, lorsque les plantes deviennent entièrement sèches. Cependant, dans certains cas, malgré la diminution du contenu en eau de la végétation, le signal continue une trajectoire croissante du fait de l'influence du sol qui devient plus importante lorsque la biomasse diminue (Figure 4.3B).

Contrairement au blé d'hiver, chez le colza, le comportement temporel diffère entre les polarisations (Figure 4.3E-F). La réponse temporelle de  $\sigma^\circ_{VH}$  (Figure 4.3F) est similaire à celle du ratio  $\sigma^\circ_{VH} / \sigma^\circ_{VV}$  et à celle du NDVI en optique (Figure 4.3D). Cependant, la décroissance du signal radar à la fin du cycle n'est pas garantie à cause de la rétrodiffusion du sol (Veloso et al., 2017). En revanche, la réponse temporelle de  $\sigma^\circ_{VV}$  (Figure 4.3E) est plus complexe par rapport à celle de  $\sigma^\circ_{VH}$ , mais elle est proche du comportement du blé d'hiver (Figure 4.3B). Autrement dit, les valeurs de  $\sigma^\circ_{VV}$  sont fortes lors des premiers stades (février-mars) à cause de la

rétrodiffusion du sol. Puis, le signal est atténué progressivement par le développement de la plante en atteignant des faibles valeurs en avril-mai (Figure 4.3E) lors de la floraison (BBCH65), comme observé par d'Andrimont et al. (2020). Lors des derniers stades en mai-juin (c.-à-d. développement des fruits et maturation), les valeurs de rétrodiffusion remontent en raison de la structure géométrique complexe des gousses après la chute des pétales (Figure 4.3E).

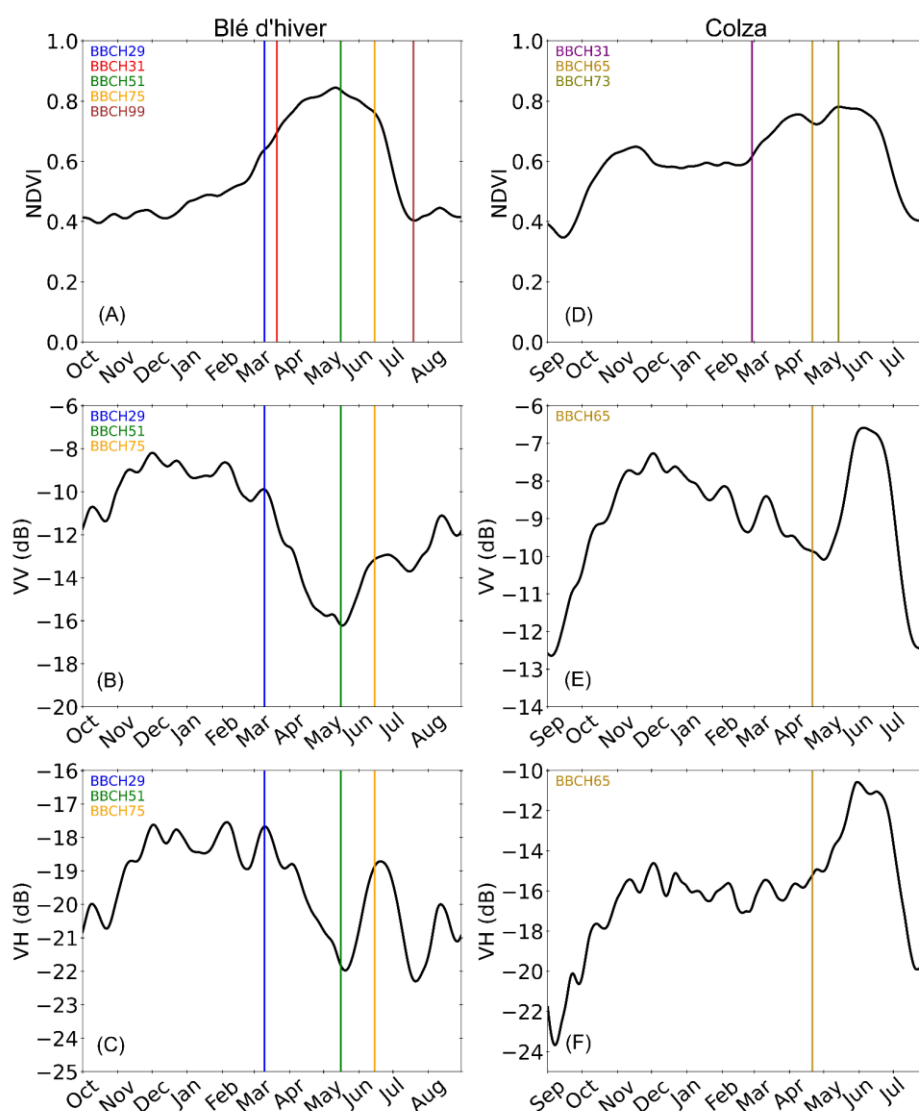


Figure 4.3. Profil temporel moyen du blé d'hiver (A-C) et du colza (D-F) en 2019. Les valeurs représentent la moyenne de la zone d'étude « Autres sites d'intérêt » (indiquée dans la Figure 2.2C). Les valeurs de NDVI sont issues des données PROBA-V (300 m) (A et D) tandis que les valeurs de VV et VH sont issues des données Sentinel-1 (10 m) (B-C et E-F). Les lignes verticales indiquent les dates moyennes observées des stades phénologiques, fournies par les données de terrain TEMPO, sauf pour les stades BBCH31 et BBCH99 du blé d'hiver fournies par Céré'Obs. Les séries temporelles ont été ajustées avec le modèle Whittaker-smoother.

### 4.3 Extraction des métriques phénologiques

L'extraction des métriques phénologiques a été réalisée à différentes échelles spatiales en fonction du capteur. Pour les données PROBA-V (300 m), cette opération a été effectuée pixel par pixel, tandis que pour les données Sentinel-2 & 1 (10 m), elle a été effectuée parcelle par parcelle (Figure 4.1). Pour cela, les séries temporelles ont d'abord été reconstruites à l'aide d'un modèle mathématique, sélectionné en fonction de la culture et l'indice (Tableau 4.1) afin de mieux s'adapter à la complexité des comportements temporels (Figure 4.3). Ici, nous avons utilisé les algorithmes HANTS (Harmonic ANalysis of Time Series) et Whittaker-smoother (S. Li et al., 2021). HANTS est basé sur l'analyse des séries de Fourier, qui suppose qu'un signal peut être représenté par la somme de plusieurs fonctions sinusoïdales d'amplitudes et de fréquences différentes, ces fréquences étant toutefois des multiples de la fréquence initiale du signal analysé (Roerink et al., 2000). Whittaker-smoother est basé sur la méthode des moindres carrés pondérés par un terme de rugosité de la courbe (Eilers, 2003).

Tableau 4.1. Modèles mathématiques utilisés par type de culture et par indice

Culture	Stade	Indice	Modèle
Blé d'hiver	Tous les stades	NDVI, EVI2	HANTS
	Tous les stades	VV, VH	Whittaker-smoother
Colza	Tous les stades*	NDVI, EVI2	HANTS
	Floraison (BBCH65)	NDVI, EVI2, DVI2, VV, VH	Whittaker-smoother

\* Tous les stades phénologiques analysés à l'exception de la Floraison (BBCH65)

La détection de la phénologie est basée sur l'application combinée de la méthode de seuillage et de la méthode de la dérivée d'une fonction (Zeng et al., 2020a). Pour la méthode de seuillage, l'idée principale est d'extraire la première date à laquelle la valeur de l'IV est supérieure ou inférieure à une valeur seuil spécifique. Cette dernière est la somme de la valeur minimum et d'un pourcentage d'amplitude de la courbe temporelle (équation 4.1). Dans cette thèse, le terme « seuil » sera utilisé pour désigner le pourcentage d'amplitude de la courbe temporelle et ne fera pas référence à une valeur spécifique de l'IV. Ici, le seuil, correspondant à chaque stade phénologique, a été calé grâce à la confrontation du profil temporel du NDVI moyen national à la date moyenne nationale observée sur le terrain (Figure 4.1). Cette date moyenne est fournie par les données TEMPO et le profil temporel moyen par les données PROBA-V (300 m). Il faut remarquer que, pour le blé d'hiver, les données TEMPO ne disposent pas suffisamment d'observations pour le stade phénologique senescence (BBCH99), ce qui a conduit à l'utilisation des données Céré'Obs. Les valeurs des paramètres d'extraction sont détaillées dans le Tableau 4.2. En outre, il faut également remarquer que nous avons implémenté un seuillage dynamique où le seuil est relatif à l'amplitude d'un côté spécifique de la courbe, séparée par la valeur maximum de la période de croissance (équation 4.1) (Huang et al., 2019).



$$\begin{cases} SOS_k = IV > min_a + \frac{k}{100} \times A_a \\ EOS_k = IV < min_b + \frac{k}{100} \times A_b \end{cases} \quad 4.1$$

Où  $SOS_k$  et  $EOS_k$  correspondent aux métriques phénologiques dites *Start of Season* et *End of Season* qui sont obtenus à partir d'un seuil  $k$  relative à l'amplitude ( $A$ ) du côté gauche ( $a$ ) et droite ( $b$ ), respectivement. La valeur minimum du côté gauche est calculé à partir du 1<sup>er</sup> janvier de chaque année.

Concernant la méthode de la dérivée d'une fonction, elle est basée sur la dérivée seconde de la série temporelle de l'IV. L'idée principale est d'extraire la date qui présente un changement dans le sens de la pente de la courbe, permettant de déterminer la position des maxima et minima locaux. Il faut noter que cette méthode nécessite une fenêtre temporelle approximative de la période d'occurrence du stade phénologique (ex: hiver, printemps, etc.). Les valeurs des paramètres d'extraction sont détaillées dans le Tableau 4.2.

Enfin, ici, sur la base d'une interprétation visuelle de la confrontation des profils temporels des cultures aux données de terrain (Figure 4.3), nous avons observé que les valeurs de NDVI changent de manière consistante lors de l'occurrence de l'ensemble des stades phénologiques d'intérêt, permettant ainsi l'utilisation de la méthode de seuillage pour les détecter (Tableau 4.2). En revanche, chez le colza, lors du début de la floraison, les valeurs de NDVI diminuent progressivement jusqu'à la pleine floraison, ensuite les valeurs de NDVI remontent à nouveau lors de l'achèvement de la floraison. Ce comportement temporel « en forme convexe » est facilement détectable avec la méthode de la dérivée d'une fonction (Tableau 4.2). Concernant les données radar, de par leur nature, les profils temporels présentent des pics bien marqués lors de l'occurrence de certains événements phénologiques, permettant ainsi une extraction plus facile et plus précise des dates avec la méthode de la dérivée d'une fonction (Tableau 4.2).

Tableau 4.2. Paramètres d'extraction des métriques phénologiques. Une case vide signifie une absence d'extraction.

	Méthode d'extraction		Coefficients	
	Optique	Radar	Optique* (côté de la courbe)	Radar
<b>Blé d'hiver</b>				
Fin tallage (BBCH29)	seuillage	dérivée	42-53% (gauche)	maxima
Epi 1 cm (BBCH31)	seuillage		54-60% (gauche)	
Epiaison (BBCH51)	seuillage	dérivée	95-98% (gauche/droite)	minima
Dev. des grains (BBCH75)	seuillage	dérivée	60-80% (droite)	maxima
Senescence (BBCH99)	seuillage		10-15% (droite)	
SOS, EOS	seuillage		50% (gauche/droite)	
<b>Colza</b>				
Elongation de la tige (BBCH31)	seuillage		30-45% (gauche)	
Floraison (BBCH65)	dérivée	dérivée	maxima** minima***	minima
Dev. des fruits (BBCH73)	seuillage		97-99% (gauche/droite)	
SOS, EOS	seuillage		50% (gauche/droite)	

\* Intervalle des valeurs entre 2016-2020 en termes de pourcentage de l'amplitude

\*\* Critère utilisé pour le DYI et le DYI2

\*\*\* Critère utilisé pour le NDVI et le EVI2

## 4.4 Méthodes d'évaluation

### 4.4.1 Inter-comparaison entre capteurs et confrontation aux données de terrain

Tout d'abord, nous avons comparé les résultats issus des données PROBA-V (300 m) avec ceux des données Sentinel-2 & 1 (10 m). Nous avons également comparé les résultats des données Sentinel (optique et radar) entre eux. A cet égard, les résultats phénologiques, issus de chaque capteur, ont été indépendamment agrégés à l'échelle communale, ce qui a permis de réaliser une inter-comparaison des dates moyennes estimées, et ce, pour l'ensemble des stades phénologiques des cultures. (Figure 4.1). A ce stade, il faut rappeler que l'analyse a été réalisée à l'intérieur de la zone d'étude « Autres sites d'intérêt » et que les tuiles 31UDP et 31TCN n'ont pas été utilisées car le taux de détection phénologique des données Sentinel-2 (10 m) a été inférieur à 10%. En outre, les dates estimées par les capteurs optiques ont été obtenues à partir des séries temporelles de NDVI.

D'autre part, nous avons aussi confronté les dates estimées par télédétection aux dates observées sur le terrain. Cette comparaison a été faite à plusieurs échelles spatiales (c.-à-d. commune et région) en fonction de la disponibilité des données de terrain. Pour l'évaluation de chaque stade phénologique, nous avons mobilisé, d'une part, les dates moyennes communales calculées à partir des données TEMPO et, d'autre part, les dates médianes régionales calculées à partir des données Céré'Obs. Il faut remarquer que les dates sont exprimées en termes de jour de l'année (*DOY, Day Of Year*).

Pour le blé d'hiver, nous avons comparé l'épi 1 cm (BBCH31), l'épiaison (BBCH51) et la sénescence (BBCH99) avec les données régionales Céré'Obs. Concernant la fin de tallage (BBCH29), l'épiaison (BBCH51) et le développement des grains (BBCH75), nous avons mobilisé les données communales TEMPO. Pour le colza, nous avons comparé l'élongation de la tige (BBCH31), la pleine floraison (BBCH65) et le développement des fruits (BBCH73) avec les données communales TEMPO.

Enfin, les performances spatio-temporelles des métriques phénologiques ont été quantifiées avec le coefficient de corrélation de Pearson ( $R$ , équation 4.2), le coefficient de détermination ( $R^2$ ), la différence quadratique moyenne (*root mean square difference, RMSD*, équation 4.3) ainsi que le Biais (équation 4.4).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad 4.2$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad 4.3$$

$$Biais = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad 4.4$$

Où  $n$  est le nombre d'entités spatiales comparées (c.-à-d. parcelles, communes ou régions),  $x_i$  est la date estimée et  $y_i$  est la date observée dans l'entité spatiale  $i$ . Lors de l'inter-comparaison entre capteurs,  $x_i$  est la date estimée par PROBA-V (300 m) et  $y_i$  est la date estimée par Sentinel-2 ou 1 (10 m). Enfin, pour la comparaison des résultats Sentinel entre eux,  $x_i$  est la date estimée par le capteur optique et  $y_i$  est la date estimée par le radar.

#### 4.4.2 Comparaison intra-régionale entre PROBA-V et Céré'Obs

Ici, pour le blé d'hiver, nous avons comparé l'état d'avancement phénologique estimé et observé à l'échelle régionale. Nous avons analysé les stades épi 1 cm (BBCH31) et l'épiaison (BBCH51) dans trois régions représentant le sud-ouest, le centre et le nord du pays (c.-à-d. Nouvelle-Aquitaine, Centre-Val de Loire et Hauts-de-France, respectivement).

Pour cela, nous avons mobilisé les données fournies par Céré'Obs en termes de pourcentage de la surface ayant atteint un stade phénologique donné et la date correspondante (c.-à-d. l'état d'avancement phénologique observé). Concernant les données estimées, nous avons utilisé la distribution des dates (en percentiles) des cartes phénologiques produites à partir des séries temporelles de NDVI issues de PROBA-V (300 m). A ce stade, afin de faciliter la comparaison entre les courbes observées et estimées, nous avons fait une interpolation journalière de l'état d'avancement phénologique pour chaque base de données, à l'aide d'un modèle logistique de croissance (équation 4.5) dont les paramètres d'ajustement ont été obtenus par la méthode des moindres carrés à partir des données disponibles. Enfin, les courbes reconstruites ont été comparées à l'aide des métriques statistiques de distance (RMSD et Biais, équations 4.3 et 4.4).

$$y(t) = \frac{L}{1 + e^{-k(t-t_0)}} \quad 4.5$$

Où  $y(t)$  est le pourcentage de la surface ayant atteint le stade phénologique en question à une date  $t$  donnée.  $L$  est la valeur maximum de  $y$  (c.-à-d. 100%). Puis,  $k$  est le taux de croissance et  $t_0$  est le point d'inflexion de la courbe.

#### 4.4.3 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2

Nous avons évalué la capacité de détection phénologique de chaque capteur. Les performances de PROBA-V (300 m) et Sentinel-2 (10 m) ont été comparées pour chaque culture et pour chaque stade phénologique, à l'échelle communale. Ici, nous avons analysé toutes les communes présentes dans la zone d'étude « Autres sites d'intérêt » (Figure 2.2C).

Concernant les données Sentinel-2 (10 m), nous avons extrait les métriques phénologiques pour chaque parcelle, à partir de son profil temporel moyen de NDVI. Ensuite, les résultats ont été agrégés à la commune. Puis, pour les données PROBA-V (300 m), nous avons extrait les métriques phénologiques pour chaque pixel, à partir de son profil temporel de NDVI. Ensuite, les résultats ont été également agrégés à la commune. Enfin, nous avons quantifié le taux de détection phénologique (équation 4.6) pour chaque capteur.

$$T_i = \frac{n}{N} \times 100 \quad 4.6$$

Où  $T_i$  est le taux de détection du stade phénologique  $i$ .  $N$  est le nombre de communes analysées et  $n$  le nombre de communes où le stade phénologique  $i$  a pu être estimé.

## 4.5 Résultats

Nous avons cartographié la phénologie du blé d'hiver et du colza à partir des séries temporelles de NDVI issues des données désagrégées PROBA-V (300 m), sur l'ensemble de la France pour chaque année entre 2016 et 2020. Les dates estimées ont tout d'abord été comparées à celles dérivées des données des capteurs Sentinel-2 (10 m) et Sentinel-1 (10 m). Les indicateurs phénologiques dérivés des trois capteurs ont ensuite été comparées aux dates observées à plusieurs échelles spatiales (région et commune) en fonction de la disponibilité des données de terrain, afin d'évaluer les performances des données désagrégées PROBA-V (300 m) vis-à-vis de celles obtenues à haute résolution spatiale. Cette comparaison avec les observations de terrain sera présentée successivement pour les deux cultures.

### 4.5.1 Comparaison inter-capteurs des dates estimées par télédétection

L'inter-comparaison des dates estimées par télédétection a été réalisée à l'échelle des communes, à l'intérieur des zones nommées « Autres sites d'intérêt », et ce, pour l'ensemble de stades phénologiques des cultures et pour chaque année. Globalement, les dates estimées par PROBA-V (300 m) sont corrélées à celles estimées par Sentinel-2 (10 m) à partir de 2017 (Tableau 4.3), c'est-à-dire à partir du lancement de Sentinel-2B. A titre d'exemple, la Figure 4.4 montre la cohérence spatiale entre les dates estimées par les deux capteurs pour l'épiaison du blé d'hiver et la floraison du colza en 2018. Les statistiques ci-dessous portent uniquement sur la période 2017-2020.

Pour le blé d'hiver, l'inter-comparaison de l'ensemble des stades phénologiques a présenté une corrélation moyenne de  $0,77 \pm 0,11$  et un RMSD moyen de  $6,9 \pm 1,51$  jours (Tableau 4.3). Sur l'axe interannuel, la cohérence spatiale a été supérieure pour la période 2018-2020 ( $R = 0,82$ ) par rapport à 2017 ( $R = 0,63$ ). Les écarts temporels ont été de 6,5 et 8,0 jours, respectivement. Parmi les stades phénologiques analysés, la fin du tallage (BBCH29) a obtenu la plus forte correspondance spatiale ( $R = 0,82$ ) tandis que l'épiaison (BBCH51) et le développement des grains (BBCH75) ont présenté les divergences temporelles les plus faibles (RMSD = 5,3 et 5,0 jours respectivement). Concernant le colza, à l'exception de l'élongation de la tige (BBCH31) ayant obtenu une corrélation  $< 0,50$ , les résultats de l'ensemble des stades phénologiques ont présenté une corrélation moyenne de  $0,61 \pm 0,15$  et un RMSD moyen de  $5,19 \pm 1,23$  jours (Tableau 4.3). Sur l'axe interannuel, la cohérence spatiale a été supérieure en 2018 et 2019 par rapport aux autres années. Les écarts temporels ont été, néanmoins, similaires sur toutes les années (RMSD = 9,0 jours). Parmi les stades phénologiques analysés, la pleine floraison (BBCH65) a obtenu la plus forte correspondance spatiale ( $R = 0,65$ ) ainsi que les divergences temporelles les plus faibles (RMSD = 4,3 jours et Biais = 0,68 jours).

D'autre part, les dates estimées par PROBA-V (300 m) ont également été comparées à celles estimées par Sentinel-1 (10 m) en 2019 (Tableau 4.4). Ici, les divergences inter-capteurs (optique/radar) ont été plus importantes par rapport à celles obtenues lors de l'inter-comparaison des capteurs optiques entre eux. Pour le blé d'hiver, les stades phénologiques intermédiaires, c.-à-d. l'épiaison (BBCH51) et le développement des grains (BBCH75), ont obtenus de meilleurs résultats vis-à-vis des premiers stades post-hiver (fin du tallage, BBCH29). D'une part, concernant les stades intermédiaires, l'inter-comparaison entre les données optiques et radar (toutes polarisations confondues) a présenté une corrélation moyenne de 0,56 et un RMSD moyen de 7,66 jours et, d'autre part, la fin du tallage a présenté une corrélation inférieure à 0,50 et des écarts temporels supérieurs à 25 jours (Tableau 4.4). Parmi les stades phénologiques analysés, l'épiaison (BBCH51) a montré la meilleure correspondance entre les dates estimées par ces deux capteurs ( $R = 0,63$  et  $RMSD = 7,13$  jours). Pour la pleine floraison (BBCH65) du colza, les dates estimées à partir Sentinel-1 VH ont présenté une corrélation plus élevée ( $R = 0,62$ ) par rapport à celles estimées à partir de la polarisation VV ( $R = 0,52$ ). L'inter-comparaison entre Sentinel-2 et Sentinel-1 a montré des performances extrêmement proches pour l'ensemble des stades phénologiques analysés (Tableau 4.4).

Ces résultats suggèrent que les performances des données PROBA-V (300 m) se sont révélées très proches de celles obtenues par les données Sentinel-2 (10 m) pour la détection de l'ensemble des stades phénologiques du blé d'hiver et du colza (à l'exception de l'élongation de la tige). D'autre part, les performances des données optiques ont été comparables à celles obtenues par les données radar lors de la détection de l'épiaison du blé d'hiver et de la pleine floraison du colza. Il faut souligner que, au cours de la période d'occurrence de ces stades phénologiques spécifiques, les données radar ont pu être utilisées dans les zones où les données optiques sont affectées par les nuages.

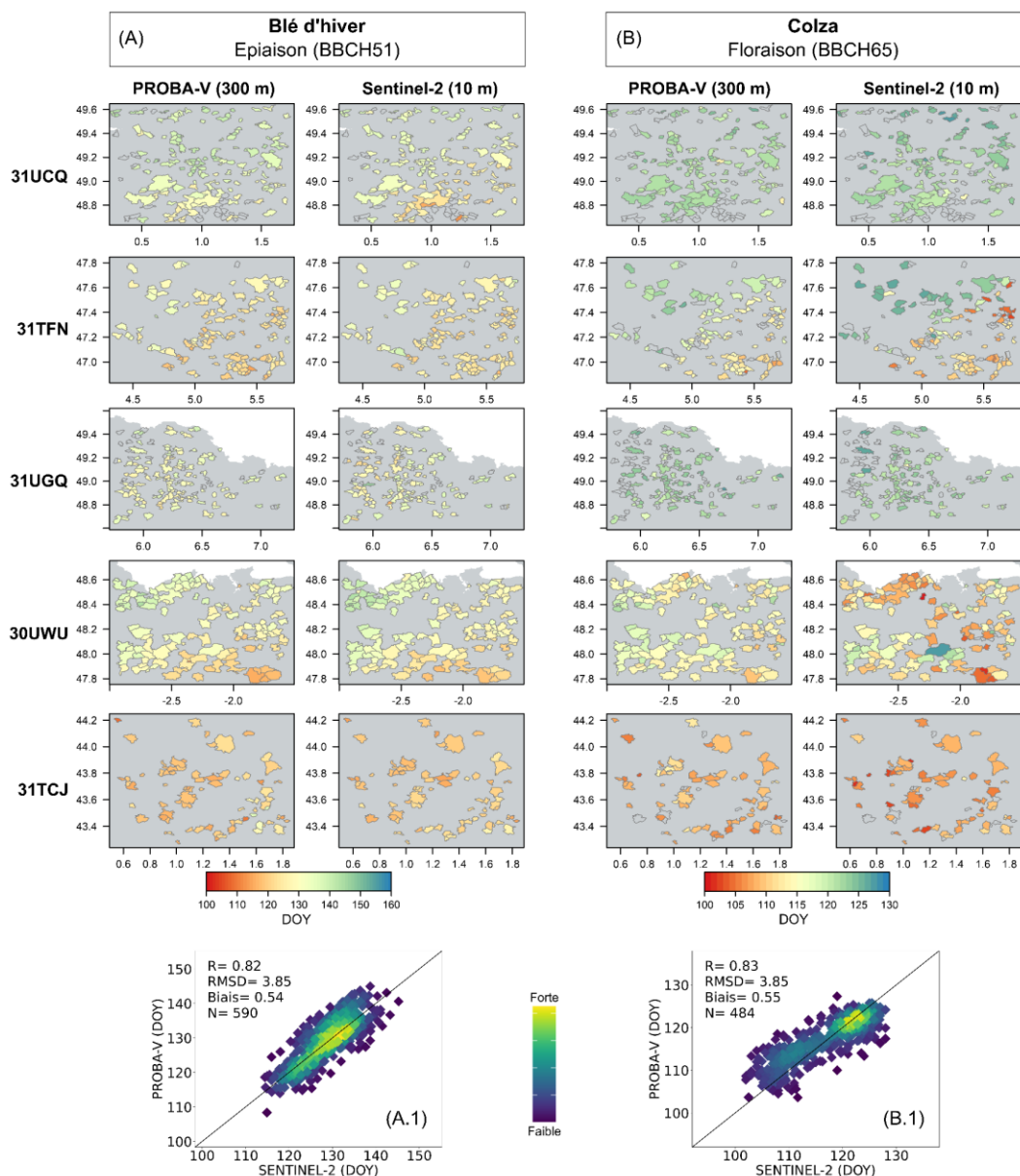


Figure 4.4. Inter-comparaison communale des dates estimées par PROBA-V (300 m) et Sentinel-2 (10 m) de l'épiaison du blé d'hiver (A) et la floraison du colza (B). Les cartes phénologiques ont été produites à partir des séries temporelles de NDVI sur la zone d'étude « Autres sites d'intérêt » en 2018. Les dates ont été estimées par pixel (PROBA-V) et par parcelle (Sentinel-2) avant d'être agrégées, en termes de moyenne, à la commune. Chaque polygone représente une commune d'intérêt (c.-à-d. ayant des observations TEMPO). Les zones non analysées sont indiquées en gris et les zones situées en dehors du territoire national sont indiquées en blanc.



Tableau 4.3. Résumé statistique de l'inter-comparaison entre les dates obtenues avec PROBA-V (300 m) et avec Sentinel-2 (10 m). Les dates estimées par chaque capteur ont été obtenues à partir des séries temporelles de NDVI.

	<b>PROBA-V (300 m) vs Sentinel-2 (10 m)</b>																			
	<b>2016</b>				<b>2017</b>				<b>2018</b>				<b>2019</b>				<b>2020</b>			
	RMSD	Biais	R	N	RMSD	Biais	R	N	RMSD	Biais	R	N	RMSD	Biais	R	N	RMSD	Biais	R	N
<b>Blé d'hiver</b>																				
Fin tallage	17,65	0,56	0,39	354	8,56	0,38	0,81	607	9,42	-4,79	0,83	590	9,59	-2,12	0,86	9,59	10,96	-0,29	0,78	638
Epi 1 cm	16,57	1,37	0,41	354	7,93	2,37	0,81	607	8,48	-4,6	0,79	590	8,26	-3,0	0,87	8,26	10,48	-0,56	0,79	638
Epiaison	7,91	2,66	0,66	354	7,12	0,37	0,44	607	3,85	0,54	0,82	590	4,82	-0,04	0,74	4,82	5,44	3,57	0,91	638
Dev. grains	6,13	2,2	0,69	354	7,17	-0,1	0,59	607	4,08	1,07	0,82	590	3,55	1,43	0,87	3,55	5,42	3,46	0,87	638
<b>Colza</b>																				
Elongation	29,14	1,39	0,2	215	17,17	5,48	0,47	518	23,67	-8,17	0,18	542	18,07	-2,45	0,6	18,07	22,98	2,51	0,34	605
Floraison	9,25	5,08	0,06	331	4,77	-0,92	0,69	349	3,85	0,55	0,83	484	4,21	0,23	0,76	4,21	4,44	2,86	0,34	551
Dev. fruits	14	1,31	0,05	218	10,1	2,52	0,31	522	5,06	0,85	0,77	546	6,39	1,82	0,67	6,39	7,22	2,9	0,62	499

Tableau 4.4. Résumé statistique de l'inter-comparaison entre les dates issues des données optiques et radar en 2019. Les dates estimées par les capteurs optiques ont été obtenues à partir des séries temporelles de NDVI.

	PROBA-V (300 m) vs Sentinel-1 (10 m)							
	RMSD		Biais		R		N	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
<b>Blé d'hiver</b>								
Fin tallage	34,05	24,78	31,81	17,55	0,57	0,14	643	643
Épiaison	8,36	5,91	5,69	0,27	0,64	0,62	643	643
Dev. Grains	9,16	7,24	-6,42	-3,95	0,46	0,54	643	643
<b>Colza</b>								
Floraison	5,59	7,27	1,81	5,37	0,52	0,62	588	587
Sentinel-2 (10 m) vs Sentinel-1 (10 m)								
<b>Blé d'hiver</b>								
Fin tallage	37,35	26,73	33,69	19,37	0,46	0,30	639	639
Épiaison	7,85	4,25	5,91	0,38	0,74	0,79	639	639
Dev. Grains	10,54	8,34	-8,04	-5,48	0,44	0,52	639	639
<b>Colza</b>								
Floraison	5,89	7,27	1,14	5,0	0,55	0,63	459	460

#### 4.5.2 Taux de détection phénologique : PROBA-V vs Sentinel-2

Les données PROBA-V (300 m) ont permis de suivre la phénologie des cultures avec une fréquence d'observation plus importante que Sentinel-2 (10 m) (Rivas et al., 2021). La fréquence d'observation de Sentinel-2 (10 m) était de 10 jours (sans nuages) avant le lancement de Sentinel-2B en mars 2017 tandis que PROBA-V (300 m) a maintenu sa fréquence d'observation tout au long de la période d'étude (2016-2020). Globalement, tous stades confondus, les données PROBA-V (300 m) ont démontré un taux de détection phénologique supérieur ( $94,43 \pm 7,27$  %) vis-à-vis des données Sentinel-2 (10 m) ( $71,83 \pm 18,79$  %) sur les années 2016-2020 (Figure 4.5). Concernant les années où les deux satellites Sentinel-2 étaient opérationnels sur l'ensemble d'un cycle cultural (2018-2020), le taux de détection phénologique de ce capteur a été de  $83,44 \pm 6,99$  %. En revanche, pour les années précédentes (2016-2017), son taux de détection a diminué de 29,03 % et a été inférieur à 50 % pour la floraison du colza.

Pour le blé d'hiver, les données PROBA-V (300 m) ont présenté un taux de détection moyen de 100% dans l'estimation des stades phénologiques épi 1 cm (BBCH31) et développement des grains (BBCH75). L'épiaison (BBCH51) a obtenu un taux de détection inférieur de 4,0 % par rapport aux autres stades. En revanche, les données Sentinel-2 (10 m) ont présenté un taux de détection moyen de 74,73 % dans l'estimation de tous les stades phénologiques ci-dessus mentionnés, avec une variation entre les stades de moins de 1 %. Le taux de détection moyen de ce capteur pour la période 2018-2020, tous stades confondus, a été de  $85,88 \pm 6,86$  %, avec une variation entre les stades également  $< 1$  %. Concernant le colza, les données PROBA-V (300 m) ont présenté un taux de détection moyen de 91,70 % dans l'estimation des stades phénologiques élongation

de la tige (BBCH31) et développement des fruits (BBCH73). La floraison (BBCH65) a obtenu un taux de détection  $<$  de 4,50 % par rapport aux autres stades. En revanche, les données Sentinel-2 (10 m) ont présenté un taux de détection moyen de 73,40 % dans l'estimation de l'élongation de la tige (BBCH31), 69,0 % pour le développement des fruits (BBCH73) et 64,40 % pour la pleine floraison (BBCH65). Le taux de détection moyen de ce capteur pour la période 2018-2020 a été de 87,0 %, 79,33 % et 76,66 %, respectivement.

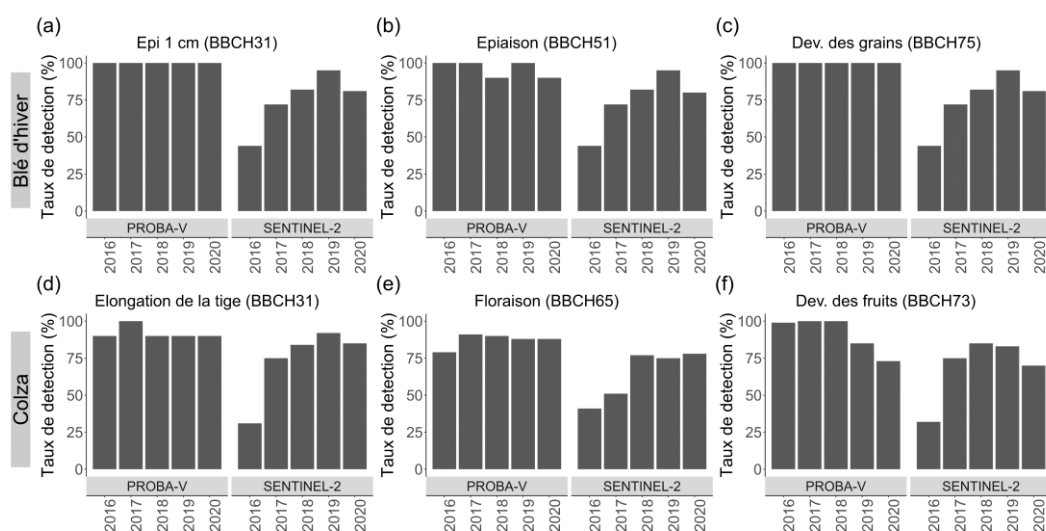


Figure 4.5. Comparaison du taux de détection phénologique des capteurs PROBA-V et Sentinel-2. Chaque ligne représente une culture d'intérêt et chaque colonne représente un stade phénologique donnée : (a-c) épi 1 cm (BBCH31), épiaison (BBCH51) et développement des grains (BBCH75) ; (d-f) élongation de la tige (BBCH31), pleine floraison (BBCH65) et développement des fruits (BBCH73). Le nombre de communes analysées (N) pour le blé d'hiver a été de 1.818 en 2016, 1.793 en 2017, 1.786 en 2018, 2.594 en 2019 et 1.728 en 2020. Le nombre des communes analysées (N) pour le colza a été de 1.233 en 2016, 1.177 en 2017, 1.290 en 2018, 1.196 en 2019 et 1.569 en 2020.

### 4.5.3 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le blé d'hiver

#### 4.5.3.1 Cartes phénologiques

Les cartes phénologiques annuelles, produites à partir des séries temporelles de NDVI, représentent la dynamique spatio-temporelle des stades phénologiques à l'échelle nationale. Globalement, tous les stades phénologiques ont présenté un gradient spatial allant du sud/sud-ouest vers le nord/nord-est (Figure 4.6) en accord avec le comportement latitudinal du climat (Joly et al., 2010). L'épi 1 cm (BBCH31) (Figure 4.6a1-a5) a été détecté entre fin janvier et mi-avril. Pour la période 2016-2019, la progression de la phénologie est orientée vers le nord-est depuis le sud-ouest, à l'exception de la Bretagne et le Pays-de-la-Loire qui ont montré une plus grande précocité que dans le sud-ouest. Concernant l'année 2020, le contraste phénologique est plus marqué entre le nord et le sud avec une bande de transition située au centre du pays. L'épiaison (BBCH51) (Figure 4.6b1-b5) a été estimé entre mi-avril et début juin. Les années 2018 et 2020 ont démontré un comportement spatial similaire (nord-sud) alors que les autres années ont suivi plutôt une évolution « en diagonale » depuis le sud-ouest. L'année 2016 a connu une épiaison plus tardive vis-à-vis aux années suivantes, alors qu'elle était plus précoce en 2020. Enfin, la senescence (BBCH99) (Figure 4.6c1-c5) a eu lieu entre mi-juin et fin juillet pour la période 2017-2020 alors qu'elle s'est poursuivie jusqu'à début août en 2016.

#### 4.5.3.2 Comparaison régionale : PROBA-V vs Céré'Obs

Les dates estimées, pour l'ensemble de stades phénologiques, ont montré une concordance conforme avec les dates médianes observées au niveau régional (Figure 4.7). Les dates estimées ont expliqué, en moyenne entre 2016 et 2020, 60% de la variation spatiale de la phénologie observée tous stades confondus, avec un biais de -0,51 jours et un RMSD de 6,43 jours. Parmi les stades phénologiques analysés, l'épiaison (BBCH51) a obtenu les meilleures performances ( $R^2 = 0,73 \pm 0,11$ , RMSD =  $5,87 \pm 1,35$  jours et Biais =  $-4,36 \pm 1,66$  jours). Puis, le stade « épi 1 cm » (BBCH31) a connu des performances variables selon les années, avec un biais de -0,93 et 11,79 jours pour les années 2019 et 2016 respectivement. Le RMSD de l'année 2016 a été 7,97 jours supérieur à la moyenne entre 2017-2020 (RMSD = 5,5 jours). Pour toutes les années, la sensibilité spatiale moyenne reste satisfaisante ( $R^2 = 0,60$ ) à l'exception de l'année 2019 ( $R^2 < 0,50$ ). Enfin, la senescence (BBCH99), malgré un écart inférieur à la moyenne globale (RMSD < 6,43 jours), seules les années 2016 et 2019 ont présenté un coefficient de détermination  $> 0,50$ .

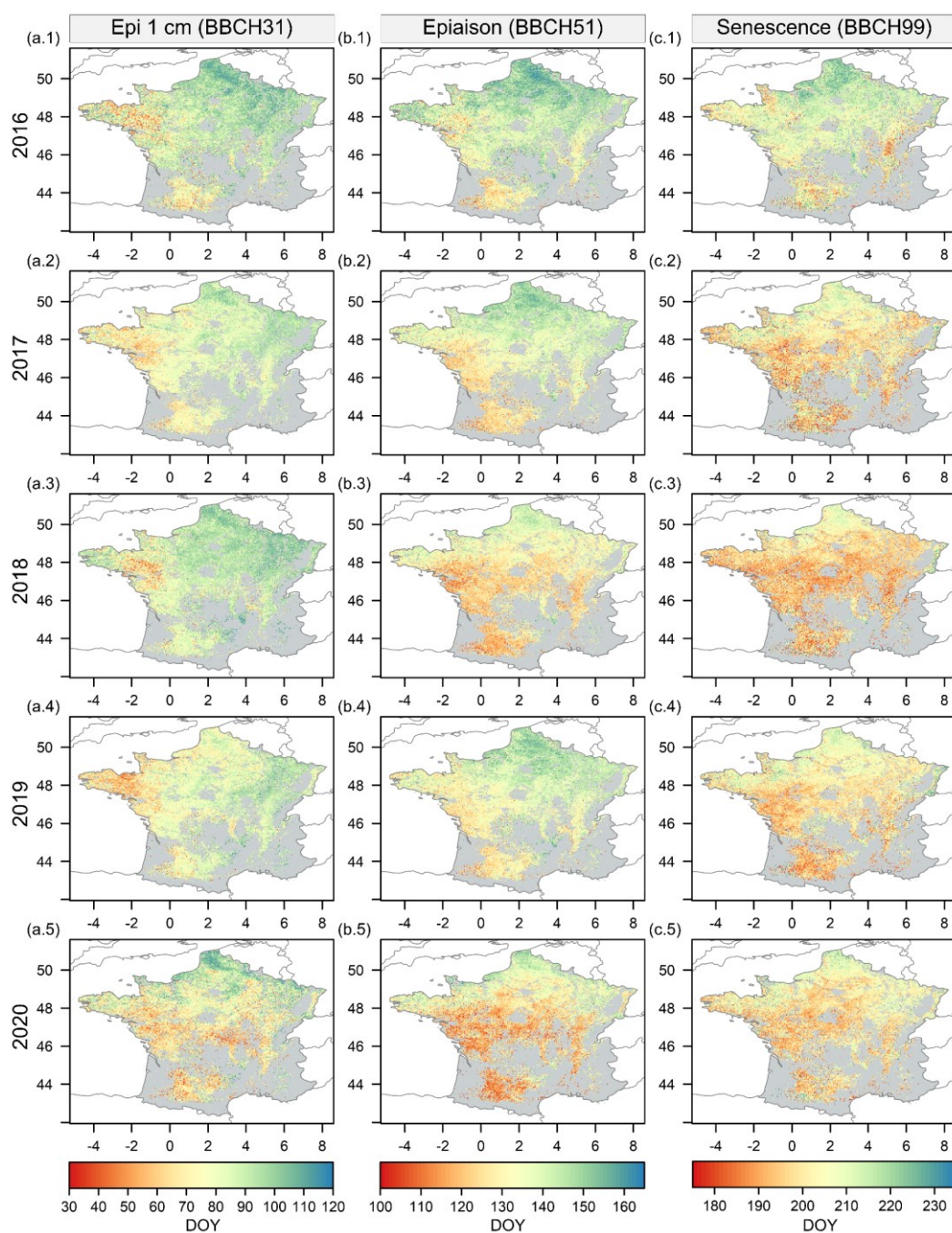


Figure 4.6. Cartes phénologiques du blé d'hiver produites à partir des séries temporelles de NDVI issues des données désagrégées PROBA-V (300 m). La palette de couleurs représente le jour de l'année à laquelle le stade phénologique a été détecté (*DOY, Day Of Year*). Chaque ligne représente une année de la période 2016-2020. Les colonnes représentent les stades phénologiques : (a1-a5) épi 1 cm (BBCH31), (b1-b5) épiaison (BBCH51) et (c1-c5) senescence (BBCH99).

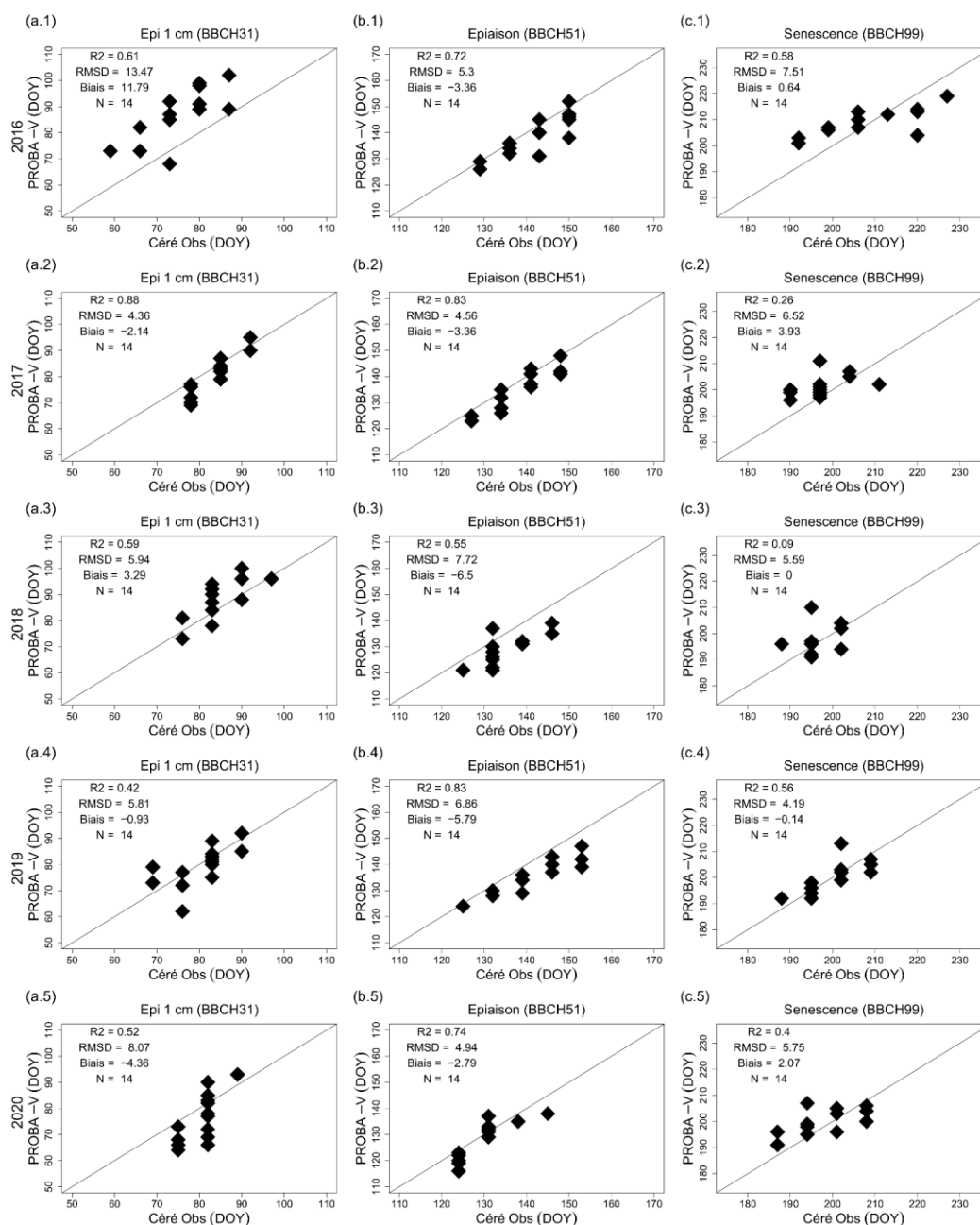


Figure 4.7. Comparaison entre les dates médianes observées (Céré'Obs) et estimées (PROBA-V) au niveau régional. Les points en forme de diamant représentent les régions analysées. Les dates médianes sont représentées en termes de jour de l'année (DOY, Day Of Year). Chaque ligne représente une année de la période 2016-2020. Les colonnes représentent les stades phénologiques : (a1-a5) épi 1 cm (BBCH31), (b1-b5) épiaison (BBCH51) et (c1-c5) sénescence (BBCH99).

### 4.5.3.3 Comparaison intra-régionale : PROBA-V vs Céré'Obs

Les cartes phénologiques issues des données PROBA-V (300 m) ont démontré un avancement phénologique intra-régionale cohérent avec les données observées Céré'Obs (Figure 4.8). Cependant, les différences entre les deux courbes de l'état d'avancement phénologique peuvent être importantes selon la région et l'année (Tableau 4.5). Globalement, les données estimées ont présenté un écart moyen de  $18,75 \pm 11,86$  % de la surface vis-à-vis des données observées, avec un biais moyen de  $-5,28 \pm 17,33$  % de la surface. Parmi les stades phénologiques analysés, toutes régions et années confondues, l'épiaison (BBCH51) a obtenu des meilleurs résultats (RMSD =  $14,57 \pm 8,80$  % et biais =  $0,30 \pm 12,56$  %) par rapport à l'épi 1 cm (BBCH31) (RMSD =  $22,92 \pm 13,28$  % et biais =  $-10,87 \pm 19,94$  %).

En outre, sur l'ensemble des années, la progression de l'épiaison (BBCH51) a été estimée avec une meilleure précision dans la région Centre-Val de Loire avec un RMSD =  $12,91 \pm 6,40$  % et un biais =  $4,40 \pm 12,25$  %. Ensuite, les performances ont été légèrement inférieures pour les régions Nouvelle-Aquitaine (RMSD =  $14,53 \pm 7,14$  %) et Hauts-de-France (RMSD =  $16,27 \pm 13,30$  %). Concernant l'épi 1 cm (BBCH31), l'état d'avancement phénologique estimé a obtenu la plus faible déviation, par rapport aux données observées, dans la région Hauts-de-France (RMSD =  $20,37 \pm 15,79$  %). Puis, les régions Centre-Val de Loire et Nouvelle-Aquitaine ont présentées un RMSD de  $21,92 \pm 18,35$  % et  $26,44 \pm 2,61$  %, respectivement.

Les performances des données PROBA-V (300 m) ont variés en fonction de l'année. Pour le suivi de l'évolution de l'épiaison (BBCH51), dans la région Centre-Val de Loire, les années 2017 et 2019 ont présenté les meilleurs statistiques avec un RMSD moyen de 6,88 % tandis que les années restantes (2016, 2018 et 2020) ont présenté un RMSD moyen de 17,50 %. Ensuite, dans la région Nouvelle-Aquitaine, les données estimées ont également eu une faible déviation au cours des années 2017 et 2019 avec un RMSD moyen de 7,45 % de la surface. Pour les autres années, le RMSD moyen a été supérieur à 15 % de la surface. Enfin, dans la région Hauts-de-France, les années 2018, 2019 et 2020 ont obtenu un RMSD moyen inférieur à 5 % de la surface alors que les années 2016 et 2017 ont présenté un RMSD moyen supérieur à 30 % de la surface. Concernant le suivi de l'évolution de l'épi 1 cm (BBCH31), dans la région Hauts-de-France, les années 2017-2020 ont eu un RMSD moyen  $< 20$  % de la surface tandis que l'année 2016 a obtenu un écart  $> 40$  % de la surface. Ensuite, dans la région Centre-Val de Loire, les années 2016 et 2018 ont démontré une déviation moyenne  $> 30$  % de la surface. En revanche, la déviation moyenne des années restantes s'est située en dessous de 15 % de la surface. Enfin, dans la région Nouvelle-Aquitaine, la variation interannuelle a été faible avec un RMSD moyen de 23,97 % de la surface.

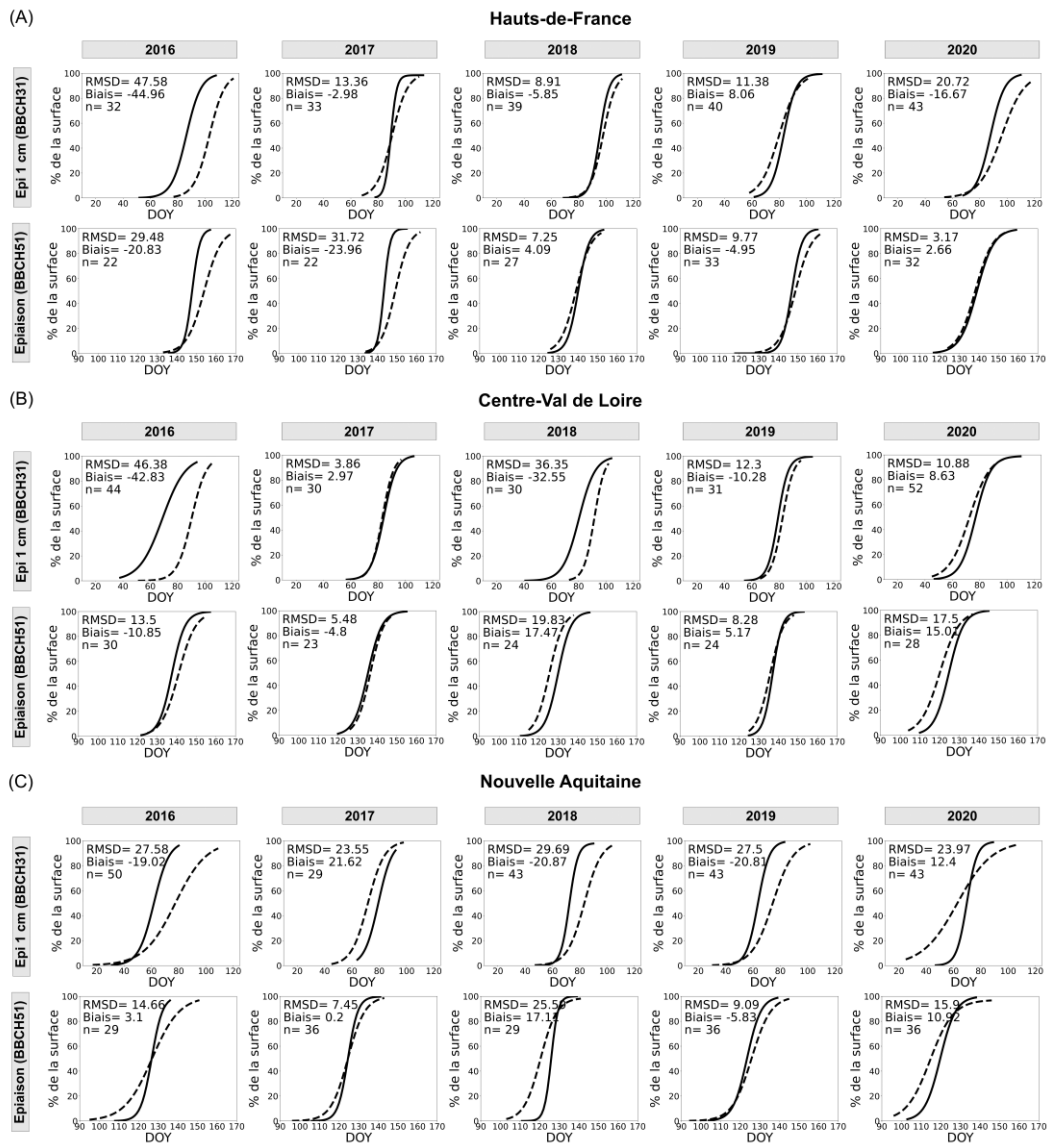


Figure 4.8. Etat d'avancement phénologique intra-régional du blé d'hiver dans trois régions (A) Hauts-de-France, (B) Centre-Val de Loire et (C) Nouvelle Aquitaine. La courbe solide représente les données observées (Céré'Obs) et celle pointillée représente les données estimées (PROBA-V). Chaque colonne représente une année donnée et chaque ligne représente un stade phénologique spécifique.



Tableau 4.5. Résumé statistique de la comparaison entre les courbes estimées (PROBA-V) et observées (Céré'Obs) de l'état d'avancement phénologique intra-régional. Les données sont exprimées en pourcentages de la surface ayant atteint le stade phénologique.

	2016			2017			2018			2019			2020		
	RMSD	Biais	n	RMSD	Biais	n	RMSD	Biais	n	RMSD	Biais	n	RMSD	Biais	n
<b>Epi 1 cm (BBCH31)</b>															
Hauts-de-France	47,52	-44,96	32	13,36	-2,98	33	8,91	-5,85	39	11,38	8,06	40	20,72	-16,67	43
Centre-Val de Loire	46,38	-42,83	44	3,86	2,97	30	36,35	-32,55	30	12,30	-10,28	31	10,88	8,63	52
Nouvelle-Aquitaine	27,58	-19,02	50	23,55	21,62	29	29,69	-20,87	43	27,50	-20,81	43	23,97	12,40	43
<b>Epiaison (BBCH51)</b>															
Hauts-de-France	29,48	-20,83	22	31,72	-23,96	22	7,25	4,09	27	9,77	-4,95	33	3,17	2,66	32
Centre-Val de Loire	13,50	-10,85	30	5,48	-4,80	23	19,83	17,47	24	8,28	5,17	24	17,50	15,01	28
Nouvelle-Aquitaine	14,66	3,10	29	7,45	0,20	36	25,59	17,11	29	9,09	-5,83	36	15,90	10,92	36

#### 4.5.3.4 Comparaison communale : PROBA-V, Sentinel-2 et Sentinel-1 vs TEMPO

A l'échelle communale, les performances des données PROBA-V (300 m) sont très similaires à celles de Sentinel-2 (10 m) (Figure 4.9). Pour ces deux capteurs, les stades phénologiques estimés à partir du NDVI ont montré une concordance modérée avec les données observées à l'échelle de la commune. Globalement, les dates estimées ont expliqué, en moyenne entre 2016-2020 tous stades confondus, 35% (PROBA-V) et 32% (Sentinel-2) de la variation spatiale de la phénologie observée (Tableau 4.6), avec un biais de  $2,60 \pm 6,42$  et  $2,60 \pm 7,96$  jours ; un RMSD de  $8,79 \pm 5,82$  et  $9,58 \pm 7,88$  jours, respectivement.

Parmi les stades phénologiques analysés, le développement des grains (BBCH75) a obtenu la meilleure performance (Figure 4.9c1-c5) avec un  $R^2$  de  $0,43 \pm 0,21$  et  $0,33 \pm 0,22$  ; un biais de  $2,60 \pm 1,32$  et  $0,64 \pm 2,81$  jours ; un RMSD de  $5,34 \pm 0,80$  et  $5,57 \pm 1,64$  jours, respectivement. Pour les deux capteurs, les résultats obtenus pour l'année 2020 ont démontrés une sensibilité spatiale plus faible que pour les années précédentes, à l'exception de l'année 2017 pour Sentinel-2 (10 m). Puis, l'épiaison (BBCH51) (Figure 4.9b1-b5) a présenté un  $R^2$  de  $0,36 \pm 0,20$  et  $0,40 \pm 0,28$  ; un biais de  $-0,45 \pm 3,78$  et  $-1,30 \pm 3,61$  jours ; un RMSD de  $6,38 \pm 0,73$  et  $6,62 \pm 2,85$ , respectivement. De meilleurs résultats ont été observés en 2018-2020 qu'en 2016 pour Sentinel-2 (10 m) et qu'en 2017 pour PROBA-V (300 m). Enfin, la fin du tallage (BBCH29) a démontré des performances moins bonnes par rapport aux autres stades phénologiques (Figure 4.9a1-a5), avec des biais  $> 20$  jours pour l'année 2016 et  $< 8$  jours en 2017, 2019 et 2020, et des valeurs de RMSD très important pour l'année 2016 que ce soit pour PROBA-V que pour Sentinel-2.

Concernant les indices spectraux (NDVI et EVI2), nous avons analysé uniquement les données Sentinel-2 (10 m) pour l'année 2019 (Figure 4.9a4-c4). Dans l'ensemble, les performances du NDVI ont été légèrement supérieures à celles de l'EVI2. L'épiaison (BBCH51) a obtenu un  $R^2$  de 0,71 et 0,58, respectivement. Le développement des grains (BBCH75) a présenté un  $R^2$  de 0,56 et 0,35 et la fin du tallage (BBCH29) a eu un  $R^2$  de 0,32 et 0,29.

Finalement, concernant les données Sentinel-1 (10 m), l'analyse a porté uniquement sur l'année 2019 (Figure 4.9a4-c4). En général, les performances obtenues par les données radar ont été faiblement en dessous de celles obtenues par les données optiques. Les statistiques ci-dessous, tous stades confondus, sont présentées dans l'ordre suivant : Sentinel-1 (10 m), Sentinel-2 (10 m) et PROBA-V (300 m). Ainsi, les capteurs ont présenté un  $R^2$  de 0,34 (VV), 0,42 (VH), 0,53 (NDVI 10 m) et 0,45 (NDVI 300 m). Par ailleurs, en ne considérant que les données Sentinel-1 (10 m), l'épiaison (BBCH51) a montré les meilleurs résultats ( $R^2 = 0,71$  ; VV et 0,59 ; VH) tandis que la fin du tallage (BBCH29) a obtenu les résultats les plus défavorables ( $R^2 < 0,20$ ).

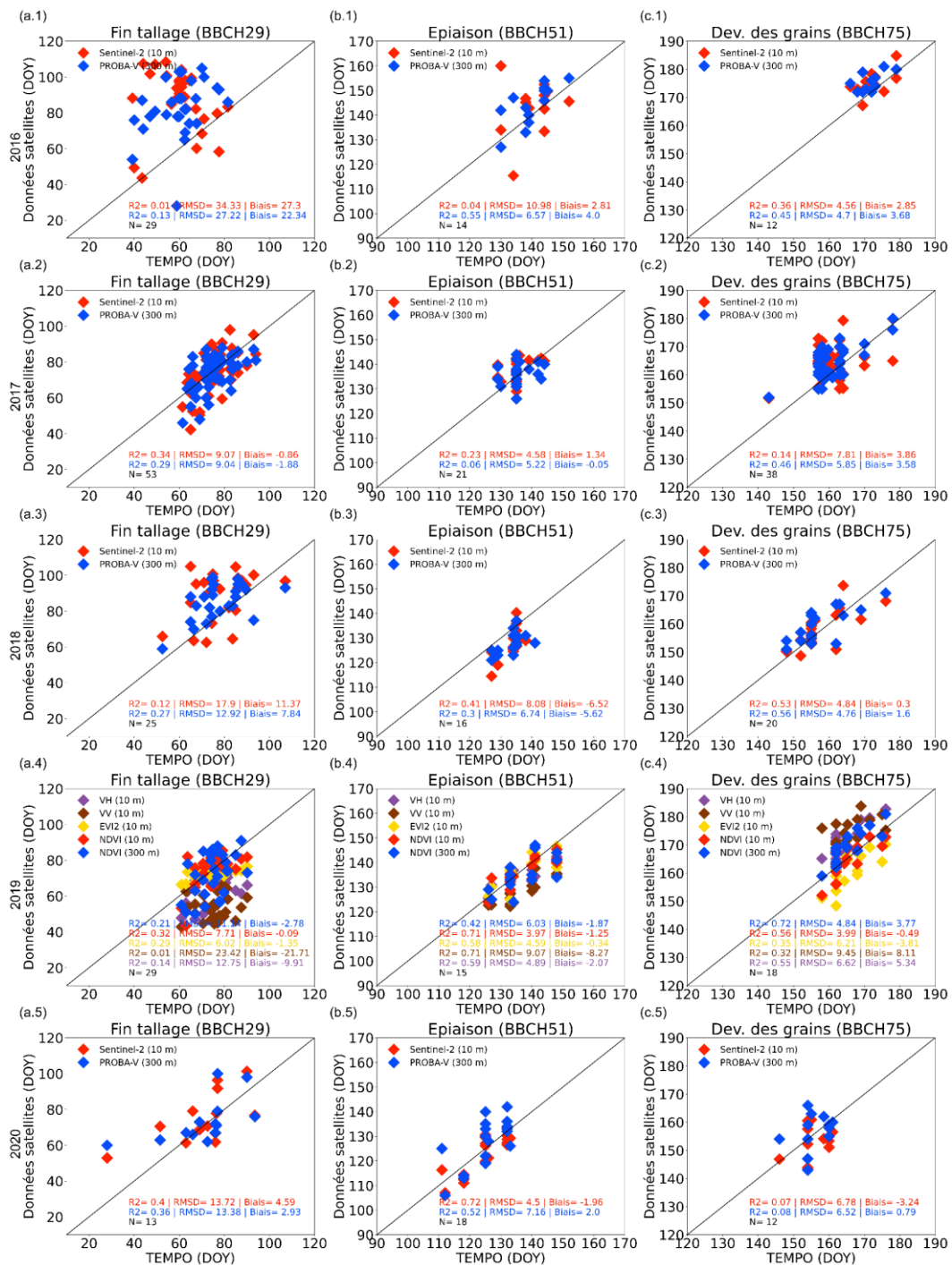


Figure 4.9. Comparaison entre les dates moyennes observées (TEMPO) et estimées (PROBA-V) au niveau communal. Les points en forme de diamant représentent les communes analysées. Les dates moyennes sont représentées en termes de jour de l'année (DOY, Day Of Year). Chaque ligne représente une année de la période 2016-2020. Les colonnes représentent les stades phénologiques : (a1-a5) fin tallage (BBCH29), (b1-b5) épiaison (BBCH51) et (c1-c5) développement des grains (BBCH75).

#### **4.5.4 Evaluation des dates phénologiques obtenues pour le colza**

La détection des stades phénologiques du colza repose sur une approche combinant la méthode par seuil et la méthode de l'inflexion de la courbe d'évolution temporelle des indices spectraux, utilisée pour la détection de la floraison. Cela diffère des travaux sur le blé présentés précédemment, qui repose sur la seule méthode du seuillage. Dans un premier temps, nous allons détailler l'évolution temporelle de deux indices spectraux durant la floraison du colza, l'un spécifiquement dédié à la détection du jaunissement et utilisé dans d'autres travaux (Zang et al., 2020c), et par ailleurs le NDVI. Pour cela nous ferons recours aux observations de terrain réalisées au printemps 2019. Par la suite, comme pour le blé, nous évaluerons les dates des stades phénologiques du colza au regard des observations de terrain de la base TEMPO.

##### **4.5.4.1 Détection de la floraison du colza : NDVI vs DYI2**

Nous avons évalué la sensibilité du NDVI au jaunissement de la canopée causé par les fleurs de colza. Le but de cette analyse a été de tester si le NDVI pourrait être utilisé comme indicateur pour l'extraction de la pleine floraison (BBCH65), ce qui permettrait l'estimation simultanée de l'ensemble des métriques phénologiques à partir d'un indice spectral unique réduisant le temps de calcul. Ce dernier point aura notamment lieu au stade de reconstruction des séries temporelles car la désagrégation spatiale sera appliquée directement sur le NDVI plutôt que sur chaque bande spectrale servant à calculer le DYI2.

A cette fin, les observations de terrain réalisées sur la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019 (voir section 2.5.1) sont mobilisées pour analyser l'évolution temporelle des deux indices. Durant la floraison, les valeurs de NDVI issues des données PROBA-V (300 m) ont diminué de 0,9 à 0,6 entre le début et la fin du mois d'avril, en accord avec le début et la pleine floraison (Figure 4.10A). Ensuite, conformément à l'achèvement de la floraison, les valeurs de NDVI ont augmenté progressivement jusqu'à mi-mai en atteignant à nouveau des valeurs supérieures à 0,8. Cette augmentation de NDVI a été également observé dans les valeurs calculées à partir des mesures radiométriques de terrain (Figure 4.10A). Ces variations temporelles du NDVI s'expliquent par le masquage partiel des parties chlorophylliennes des plants de colza par les fleurs durant la floraison.

En revanche, lors de ces périodes ci-dessus mentionnées, les valeurs de DYI2 issues des données PROBA-V (300 m) ont présenté un comportement temporel opposé à celui des valeurs de NDVI. Ici, les valeurs de DYI2 ont augmenté de 0,01 à 0,10 entre le début et la fin du mois d'avril (Figure 4.10B). Ensuite, les valeurs de DYI2 ont diminué progressivement jusqu'à mi-mai en atteignant à nouveau des valeurs proches à 0. Cette diminution de DYI2 a été également observé dans les valeurs calculées à partir des mesures radiométriques de terrain (Figure 4.10B). A ce stade, il convient de noter que le DYI2 a démontré une sensibilité plus importante que le NDVI concernant la différence inter-captteur (ex: 01/05/2019, Figure 4.10A et B).

En outre, à titre d'exemple, la Figure 4.11 montre la variation spatio-temporelle de ces deux indices de végétation, issus de la méthode de désagrégation spatiale, sur les départements d'Eure et d'Eure-et-Loir en 2019. Ici, de la même manière que sur la plaine de Versailles et le plateau des Alluets, le NDVI a connu une diminution (B.3 et B.4) et le DYI2 une augmentation (A.3 et A.4) au cours du mois d'avril, en fonction de la progression de la floraison du colza.

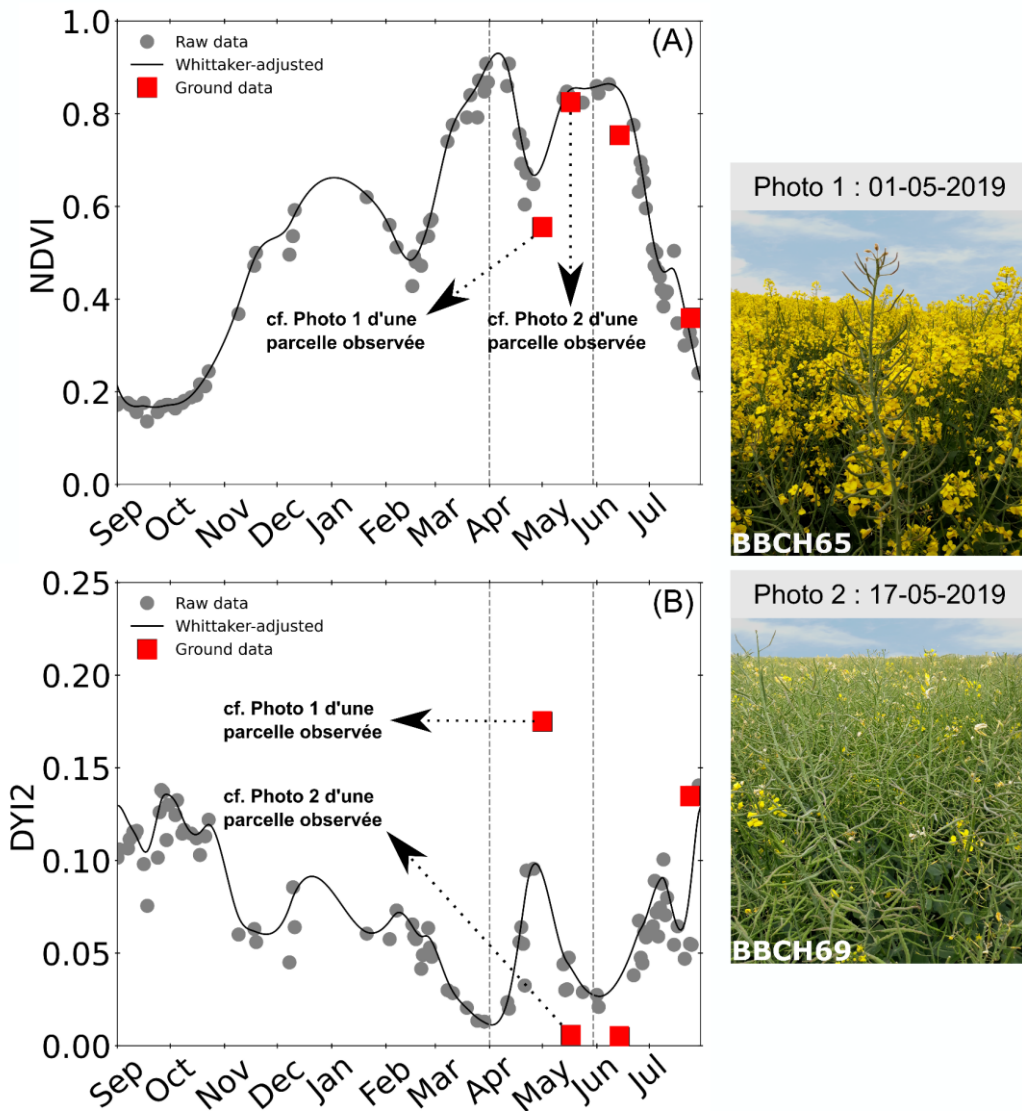


Figure 4.10. Comportement temporel du colza sur la plaine de Versailles et le plateau des Alluets en 2019. Les profils temporels moyen de (A) NDVI et (B) DYI2 ont été obtenus à partir des données PROBA-V (300 m). Les carrés en rouge représentent les mesures radiométriques effectuées lors des missions de terrain (voir section 2.5.1). Ces derniers représentent la moyenne des 19 parcelles observées à 4 dates différentes. Les lignes verticales pointillées dénotent la période de floraison dans la région. Les photographies ont été prises lors de la réalisation de mesures radiométriques et elles sont représentatives de l'état phénologique, à deux dates différentes, des parcelles observées.

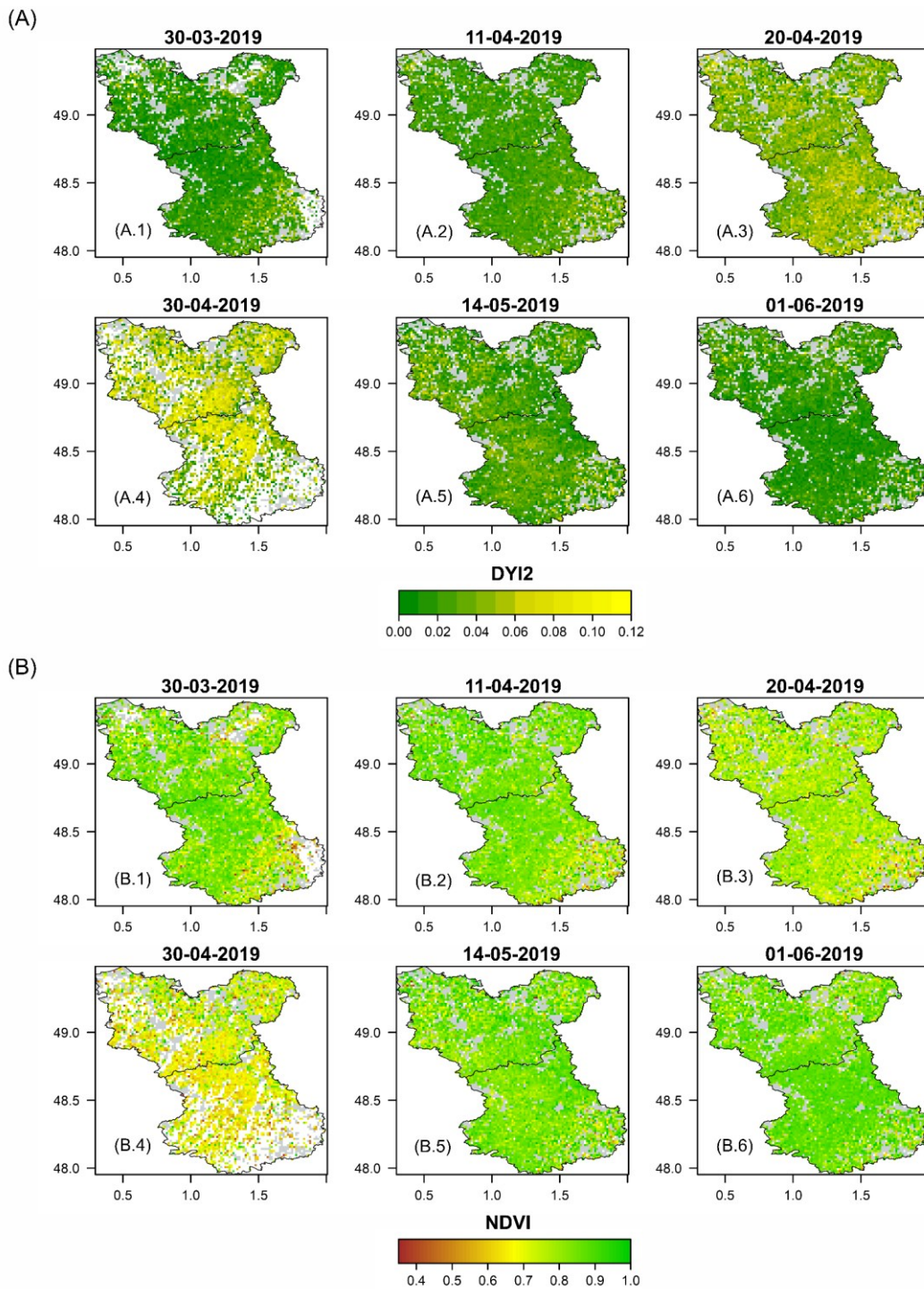


Figure 4.11. Comportement spatio-temporel du colza sur les départements d'Eure (nord) et d'Eure-et-Loir (sud) en 2019. Les images désagrégées PROBA-V (300 m) montrent la variation spatio-temporelle de (A) DYI2 et (B) NDVI avant, pendant et après la période de floraison en avril. Les pixels avec nuages sont affichés en blanc tandis que ceux sans colza sont affichés en gris.

Les courbes d'évolution temporelle des deux indices montrent que la méthode du seuillage ne peut pas être appliquée, et que la détection de la floraison nécessite de s'intéresser aux inflexions de la courbe. Aussi, pour les deux indices, la méthode basée sur la recherche de la date à laquelle la courbure est maximale est utilisée pour extraire la date de pleine floraison. Les cartes phénologiques, produites à partir de chaque indice, ont démontré une sensibilité spatiale similaire allant du sud-ouest vers le nord-est (Figure 4.12a-b). Pour les deux indices spectraux, les régions du sud-ouest ont présenté une phénologie plus précoce d'environ 25 jours par rapport aux régions du nord-est. Puis, la confrontation entre les pixels de chaque carte phénologique (Figure 4.12c) a montré que les dates estimées à partir du NDVI sont fortement corrélées à celles estimées à partir du DYI2 ( $R = 0.81$ ). Néanmoins, il peut y avoir des divergences entre les dates estimées, essentiellement du fait des effets de l'interpolation de chaque indice.

Globalement, les dates estimées, à partir des deux indices, ont démontré une forte concordance latitudinale de la floraison, hormis pour les latitudes inférieures à  $45^\circ$  (Figure 4.12d). Enfin, ces résultats ont démontré que le NDVI a présenté des sensibilités spatio-temporelles similaires à celles du DYI2, ce qui suggère que le NDVI pourrait également être un indicateur approprié pour la cartographie de la pleine floraison (BBCH65). Par conséquent, dans la suite du chapitre, les résultats présentés pour ce stade phénologique sont basés sur le NDVI et non sur le DYI2.

#### **4.5.4.2 Cartes phénologiques**

Les cartes phénologiques annuelles du colza ont ainsi été produites à l'échelle nationale, comme pour le blé. Elles ont de même présenté un gradient spatial nord-sud (Figure 4.13) tel qu'observé pour le blé d'hiver, à l'exception du stade élongation de la tige (BBCH31) ayant eu une tendance spatiale moins marquée (Figure 4.13a1-a5). Ce dernier a été détecté entre fin janvier et mi-avril. Pour les années 2017 et 2020, la variabilité spatiale est faible et la phénologie a été la plus précoce sur la période d'étude. Les années 2018 et 2019 ont présenté un gradient spatial progressant des bords vers le centre du pays. Enfin, en 2016, la phénologie a été plus tardive en Champagne-Ardenne et Lorraine. La pleine floraison (BBCH65) (Figure 4.13b1-b5) a été estimée entre mi-avril et mi-mai. La progression de la floraison est orientée vers le nord-est depuis le sud-ouest. L'année 2016 a démontré une floraison plus tardive tandis que l'année 2020 une floraison plus précoce durant la période d'étude. Enfin, le développement des fruits (BBCH73) (Figure 4.13c1-c5) a eu lieu entre début mai et mi-juin. La tendance spatiale a suivi le même comportement que la floraison avec une phénologie bien marquée entre le nord et le sud, à l'exception de l'année 2020. Durant la période 2017-2020, la phénologie a été plus précoce par rapport à l'année 2016.

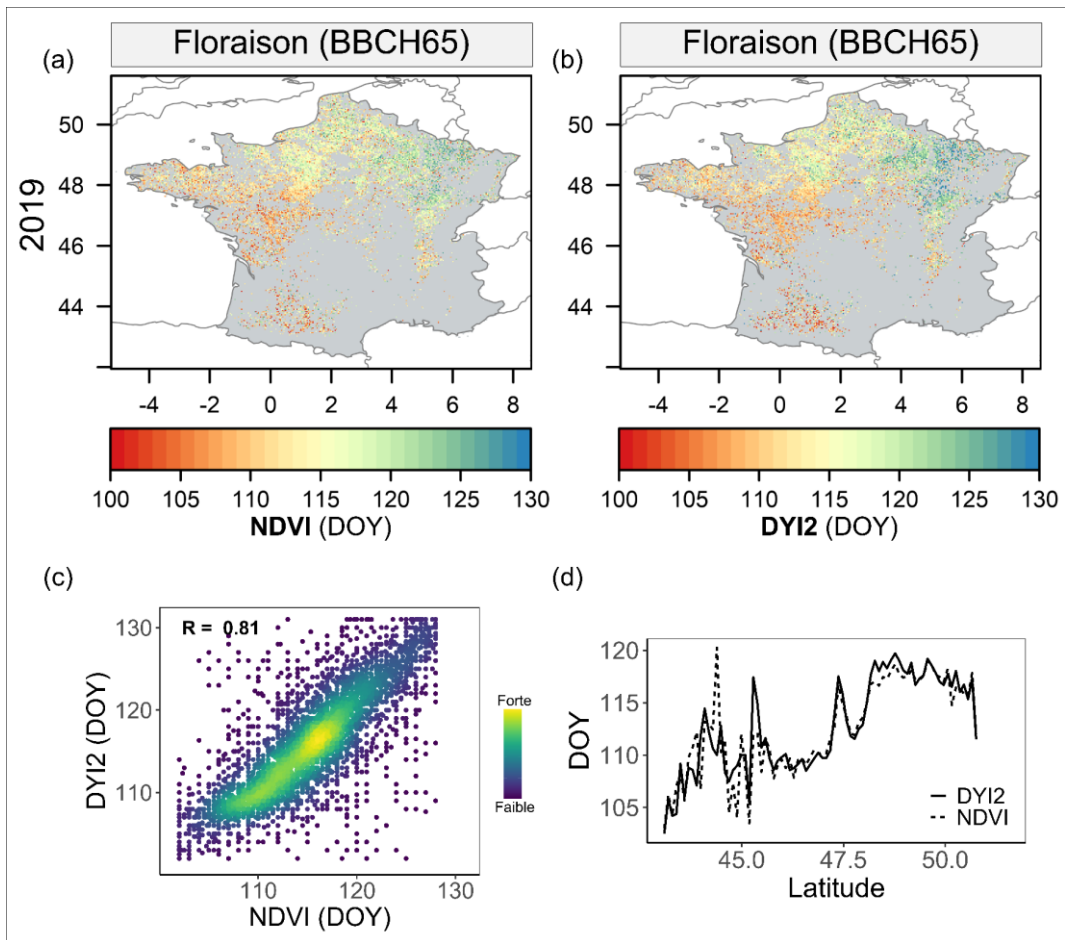


Figure 4.12. Comparaison des dates estimées à partir du NDVI et du DYI2 pour la pleine floraison du colza (BBCH65) en 2019. (a-b) Cartes phénologiques produites à partir des séries temporelles issues des données PROBA-V (300 m). (c) Confrontation des pixels de la carte phénologique a et b. (d) Comparaison latitudinale des dates estimées. Les valeurs représentent la moyenne calculée chaque 0.1 degré (~ 10 km).



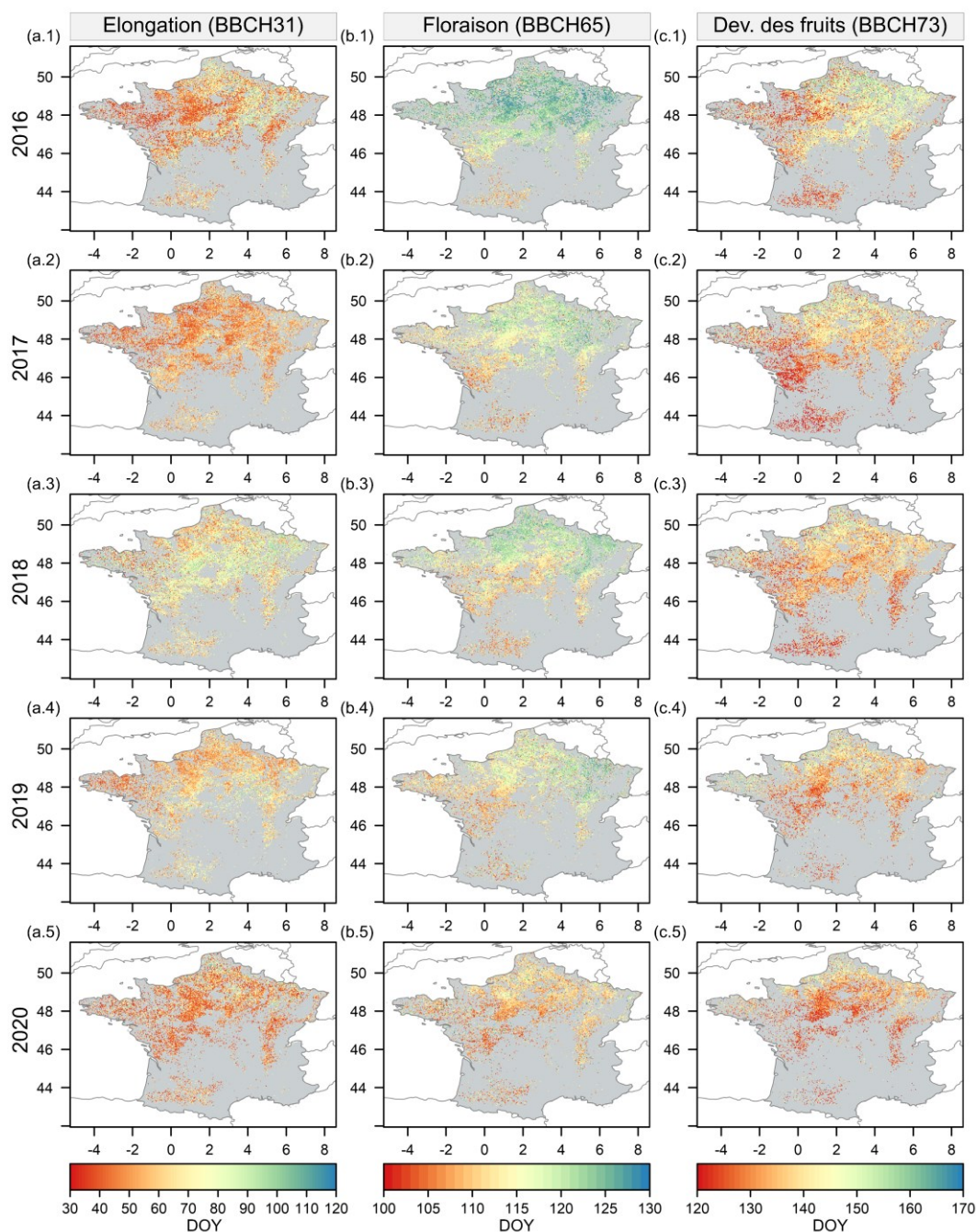


Figure 4.13. Cartes phénologiques du colza produites à partir des séries temporelles de NDVI issues des données désagrégées PROBA-V (300 m). La palette de couleurs représente le jour de l'année à laquelle le stade phénologique a été détecté (*DOY, Day Of Year*). Chaque ligne représente une année de la période 2016-2020. Les colonnes représentent les stades phénologiques : (a1-a5) élongation de la tige (BBCH31), (b1-b5) pleine floraison (BBCH65) et (c1-c5) développement des fruits (BBCH73).

#### 4.5.4.3 Comparaison communale : PROBA-V, Sentinel-2 et Sentinel-1 vs TEMPO

Les comparaisons statistiques ci-dessous n'ont mobilisé que les données des années 2018 et 2019 du fait de l'absence de données Sentinel-2 (10 m) sans nuage, pour les années 2016-2017. Concernant l'année 2020, le nombre de communes observées (TEMPO) a été très faible (peut-être à cause du couvre-feu lié à la crise sanitaire) et les observations Sentinel-2 (10 m) sans nuages, dans ces communes, ont été insuffisantes pour l'extraction des métriques phénologiques.

Les performances des données PROBA-V (300 m) sont similaires à celles de Sentinel-2 (10 m) (Figure 4.14 et Tableau 4.6). Pour ces deux capteurs, les stades phénologiques estimés à partir du NDVI ont montré une concordance modérée avec les données observées à l'échelle de la commune. Globalement, les dates estimées ont expliqué, en moyenne entre 2018-2019 tous stades confondus, 21% (PROBA-V) et 11% (Sentinel-2) des variations spatiales de la phénologie observée (Tableau 4.6), avec un biais de  $3,20 \pm 2,72$  et  $7,15 \pm 9,68$  jours ; un RMSD de  $10,82 \pm 5,92$  et  $12,84 \pm 7,90$  jours, respectivement.

Malgré la faible sensibilité spatiale obtenue ( $R^2 < 0,1$ ), les dates estimées du développement des fruits (BBCH73) ont présenté des faibles écarts par rapport aux dates observées (biais  $< 3$  jours et RMSD  $< 8$  jours) (Figure 4.14c3-c4). La pleine floraison (BBCH65) (Figure 4.14b3-b4) a présenté un  $R^2$  de 0,34 (PROBA-V) et 0,15 (Sentinel-2). Ici, les meilleurs résultats ont été observés pour l'année 2018 vis-à-vis de l'année 2019. Enfin, l'élongation de la tige (BBCH31) a démontré des performances moindres par rapport aux autres stades phénologiques (Figure 4.14a3-a4).

Concernant les indices spectraux (NDVI et EVI2), nous avons analysé uniquement les données Sentinel-2 (10 m) pour l'année 2019 (Figure 4.14a4-c4). Dans l'ensemble, les performances de l'EVI2 ont été légèrement supérieures à celles du NDVI contrairement aux résultats observés chez le blé d'hiver (Figure 4.14a4-c4). Le développement des fruits (BBCH73) a obtenu un  $R^2$  de 0,06 et 0,03 ; un biais de -4,64 et -2,03 jours ; un RMSD de 7,0 et 7,0 jours, respectivement. La pleine floraison (BBCH65) a présenté un  $R^2$  de 0,11 et 0,02. Enfin, l'élongation de la tige (BBCH31) a eu un  $R^2$  de 0,13 et 0,10, respectivement.

Finalement, concernant les données Sentinel-1 (10 m), l'analyse a également porté uniquement sur l'année 2019 (Figure 4.14a4-c4). Il faut noter que les données radar n'ont été utilisées que pour l'estimation de la pleine floraison. Ici, les performances obtenues par les données radar ont été faiblement au-dessus de celles obtenues par les données optiques (c.-à-d. à partir du NDVI), contrairement aux performances observées par d'Andrimont et al. (2020) (c.-à-d. à partir du NDVI). Cependant, comme observé dans le travail ci-dessus mentionné et dans cette thèse, les performances des deux capteurs (Sentinel-1 & 2) sont du même ordre de grandeur. Les statistiques ci-dessous sont présentées dans l'ordre suivant : Sentinel-1 (10 m), Sentinel-2 (10 m) et PROBA-V (300 m). Ainsi, les capteurs ont présenté un  $R^2$  de 0,12 (VV), 0,22 (VH), 0,02 (NDVI 10 m) et 0,18 (NDVI 300 m).

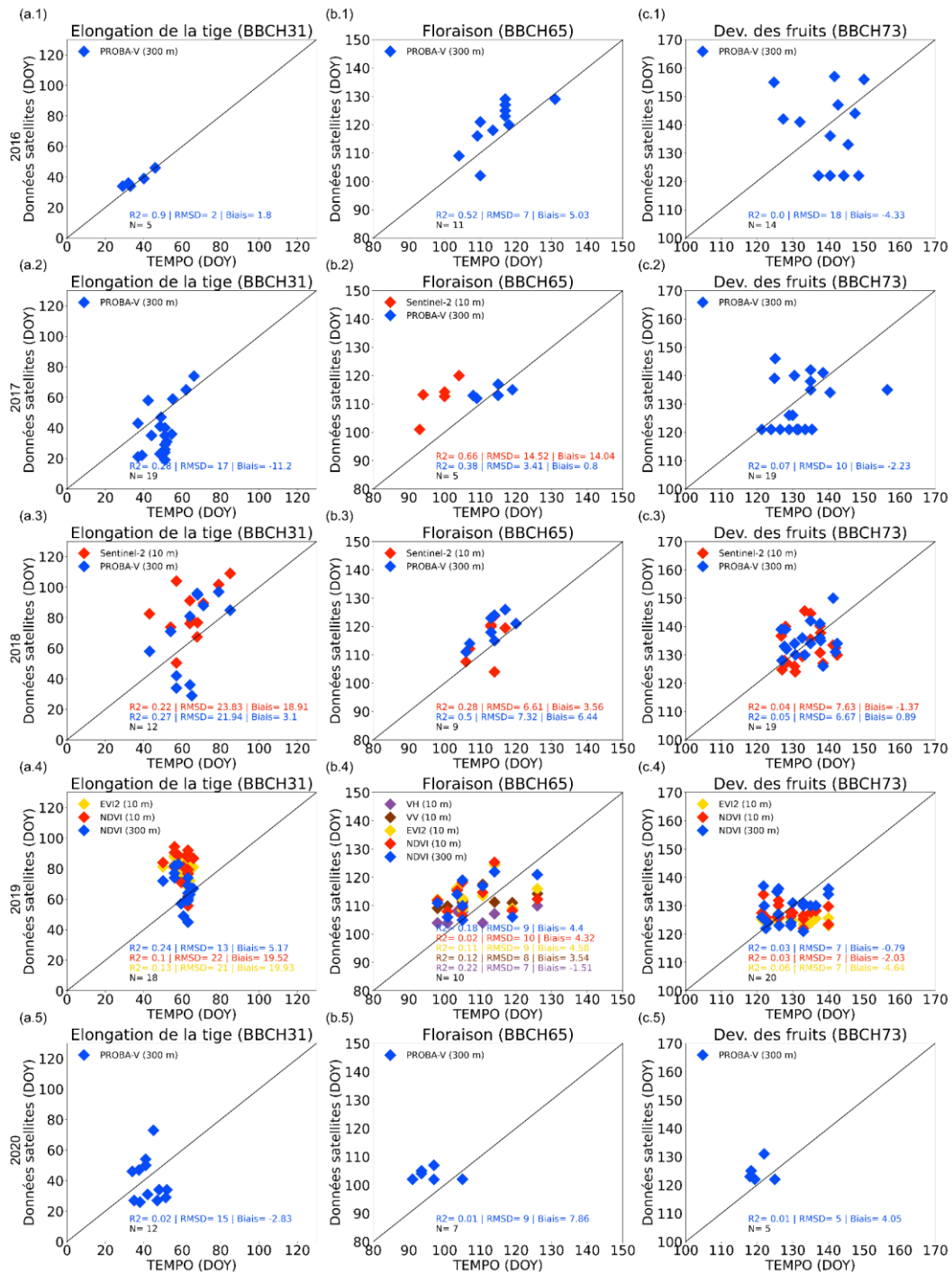


Figure 4.14. Comparaison entre les dates moyennes observées (TEMPO) et estimées (PROBA-V) au niveau communal. Les points en forme de diamant représentent les communes analysées. Les dates moyennes sont représentées en termes de jour de l'année (DOY, Day Of Year). Chaque ligne représente une année de la période 2016-2020. Les colonnes représentent les stades phénologiques : (a1-a5) élongation de la tige (BBCH31), (b1-b5) pleine floraison (BBCH65) et (c1-c5) développement des fruits (BBCH73).

Tableau 4.6. Résumé statistique de la comparaison entre les dates moyennes estimées et observées au niveau de la commune. Pour chaque culture, les dates estimées ont été obtenues à partir des séries temporelles de NDVI tandis que les dates observées ont été obtenues à partir de la base de données TEMPO. Le nombre de communes évalués pour chaque année et pour chaque stade phénologique est représenté par n.

	Capteur*	2016				2017				2018				2019				2020			
		R2	RMSD	Biais	n	R2	RMSD	Biais	n	R2	RMSD	Biais	n	R2	RMSD	Biais	n	R2	RMSD	Biais	n
<b>Blé d'hiver</b>																					
Fin tallage	P-V	0,12	27,22	22,33	29	0,29	9,04	-1,87	53	0,27	12,92	7,83	25	0,29	10,73	-2,87	38	0,36	13,38	2,92	13
	S-2	0,01	34,33	27,29	29	0,33	9,07	-0,85	53	0,11	17,90	11,36	25	0,39	7,82	0,05	38	0,39	13,72	4,58	13
Epiaison	P-V	0,54	6,57	4,00	14	0,05	5,22	-0,04	21	0,30	6,74	-5,62	16	0,44	6,21	-2,63	22	0,51	7,16	2,00	18
	S-2	0,04	10,98	2,81	14	0,23	4,58	1,33	21	0,40	8,08	-6,52	16	0,64	4,97	-2,21	22	0,72	4,50	-1,9	18
Dev. grains	P-V	0,44	4,70	3,67	12	0,46	5,85	3,57	38	0,56	4,76	1,60	20	0,62	4,87	3,41	24	0,07	6,52	0,79	12
	S-2	0,36	4,56	2,84	12	0,13	7,81	3,85	38	0,53	4,84	0,30	20	0,56	3,90	-0,53	24	0,07	6,78	-3,2	12
<b>Colza</b>																					
Elongation	P-V	0,90	2,00	1,80	5	0,28	17,0	-11,2	19	0,27	21,94	3,10	12	0,24	13,00	5,17	18	0,01	15,0	-2,8	12
	S-2	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	0,22	23,87	18,21	12	0,10	22,00	19,52	18	n.d	n.d	n.d	n.d
Floraison	P-V	0,51	7,00	5,02	11	0,38	3,41	0,80	5	0,50	7,32	6,44	9	0,18	9,00	4,40	10	0,01	9,00	7,85	7
	S-2	n.d	n.d	n.d	n.d	0,65	14,52	14,03	5	0,28	6,61	3,55	9	0,02	10,00	4,32	10	n.d	n.d	n.d	n.d
Dev. fruits	P-V	0,00	18,0	-4,32	14	0,07	10,0	-2,22	19	0,05	6,67	0,88	19	0,03	7,00	-0,79	20	0,00	5,00	4,03	5
	S-2	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	n.d	0,04	7,63	-1,36	19	0,03	7,00	-2,03	20	n.d	n.d	n.d	n.d

\* P-V = PROBA-V (300 m), S-2 = Sentinel-2 (10 m)

n.d : absence de données sans nuage

## 4.6 Discussion

Les données PROBA-V (300 m) ont permis d'estimer la phénologie du blé d'hiver et du colza à l'échelle de la France entre 2016 et 2020. Les performances obtenues par les données désagrégées, vis-à-vis des données de terrain, ont été similaires à celles obtenues par les données Sentinel-2 (10 m), pour l'ensemble des stades phénologiques analysés (Tableau 4.6). En revanche, les résultats ont démontré que les données désagrégées ont eu un taux de détection phénologique plus élevé par rapport aux données à haute résolution spatiale, même pendant la période où les deux satellites Sentinel-2 étaient déjà opérationnels (c.-à-d. 2018-2020).

### 4.6.1 Précision des métriques phénologiques

Les dates estimées, à partir des séries temporelles issues de PROBA-V (300 m), ont démontré une concordance conforme avec les dates observées au niveau régional (Céré'Obs). En revanche, les dates estimées à partir des deux capteurs optiques utilisés, ont présenté une faible correspondance avec les dates observées au niveau communal (TEMPO). Globalement, les confrontations aux données de terrain ont démontré que les métriques phénologiques du blé d'hiver ont été estimés avec plus de précision que ceux du colza.

Concernant le blé d'hiver, l'épiaison (BBCH51) et le développement des grains (BBCH75) ont obtenu des meilleures performances que la fin du tallage (BBCH29), l'épi 1 cm (BBCH31) et la sénescence (BBCH99). Ceci pourrait être dû au fait que la réponse radiométrique, au cours de ces deux stades (c.-à-d. épiaison et dév. des grains), est relativement stable et facilement détectable. L'épiaison (BBCH51) est située autour du NDVI maximum de la saison de croissance tandis que le développement des grains (BBCH75) au début de la décroissance du profil temporel. Concernant la fin du tallage (BBCH29) et l'épi 1 cm (BBCH31), la précision de l'estimation pourrait être affectée essentiellement par les conditions pré et intra hivernage de la parcelle. Par exemple, un automne plus doux peut favoriser un bon développement des plantes avant l'hiver sans nécessairement avancer la phénologie sur le terrain. Par conséquent, la parcelle présentera des fortes valeurs de NDVI pendant l'hiver, ce qui pourrait conduire à une estimation trop précoce de la phénologie.

Enfin, la quantification de la précision de la sénescence (BBCH99) pourrait être affectée principalement par des aspects socio-économiques et logistiques liés au secteur agricole. Par exemple, une récolte précoce garantit les prix les plus élevés du marché. En revanche, une récolte tardive est souvent liée au débit et à la disponibilité des engins agricoles. Dans ce contexte, une récolte tardive (c.-à-d. après la fin du cycle de la plante) aura tendance à être estimée plus tôt que la date observée sur le terrain.

Concernant le colza, l'estimation de la date de l'élongation de la tige (BBCH31) est moins performante que celle de la floraison ou du développement des fruits. Cela pourrait s'expliquer par les conditions hivernales déjà mentionnés pour la fin du tallage (BBCH29) et l'épi 1 cm (BBCH31) du blé d'hiver. D'autre part, les meilleures performances pour la pleine floraison (BBCH65) et le développement des fruits (BBCH73) peuvent être dues au fait que les comportements radiométriques de ces deux derniers stades sont plus stables et facilement détectables, notamment via la détection de la courbure de la courbe en ce qui concerne la floraison. La pleine floraison (BBCH65) entraîne une diminution consistante du NDVI entre avril et mai liée à la dissimulation des feuilles par les fleurs, tandis que le développement des fruits (BBCH73) se situe autour du NDVI maximum après la floraison. En ce qui concerne l'échelle spatiale, les performances ont été plus satisfaisantes au niveau régional qu'au niveau communal. Cette différence peut être expliquée par le fait que les données Céré'Obs sont représentatives de la région alors que les données TEMPO sont représentatives des parcelles observées dans une commune. Pour ce dernier cas, le nombre de parcelles observées peut ne pas être suffisant pour représenter la variabilité phénologique intra-communale. De plus, ces observations ne contiennent pas la localisation des parcelles observées, ce qui mène à l'agrégation des données à la commune pour les comparer aux données de télédétection. Dans ce contexte, la comparaison entre les dates moyennes (c.-à-d. estimée et observée) pourrait ne pas être un bon indicateur de la précision de l'estimation.

#### **4.6.2 Méthode d'extraction des métriques phénologiques**

La méthode d'extraction des métriques phénologiques par seuillage nécessite une large connaissance des systèmes de production locaux ainsi que des données de terrain facilitant l'interprétation des signaux obtenus, afin de prendre en compte, au maximum, le caractère très dynamique et complexe des paysages agricoles. Dans cette thèse, nous avons établi les paramètres d'extraction des stades phénologiques (c.-à-d. seuil en % d'amplitude) pour chaque culture et pour chaque année. Le seuil, correspondant à un stade phénologique donnée, a été calé grâce à la confrontation du profil temporel de NDVI moyen national à la date moyenne nationale observée sur le terrain. Par conséquent, au niveau national, tous les pixels ont été traités avec un seuil unique en fonction de la culture, du stade phénologique et de l'année. A ce stade, le manque de données de terrain a été la principale contrainte à l'établissement de seuils « localisés » à une échelle plus fine (ex: région, bassin de production, etc.).

Dans ce contexte, les seuils sont uniquement valables pour un profil temporel ayant le même comportement (ou similaire) que le profil temporel utilisé pour le calage. Or, le comportement temporel de NDVI peut varier spatialement en fonction de l'état de développement des plantes, régi principalement par les conditions météorologiques et les pratiques agricoles (densité, fertilisation, irrigation, etc.) locales. Ainsi, l'incertitude de l'estimation de la phénologie pourrait s'amplifier dans les régions dont le comportement temporel du NDVI diffère du comportement moyen national (Figure 4.15A). En outre, pour une même région (ex: Pays-de-la-Loire), cette divergence peut être amplifiée ou atténuée d'une année à l'autre (Figure 4.15A-B) en fonction des conditions météorologiques modifiant l'état de développement des plantes. Ceci dit, le comportement temporel de NDVI n'est pas uniquement influencé par l'apparition d'un stade phénologique spécifique. A cet égard, par exemple, l'épi 1 cm (BBCH31) du blé d'hiver a eu lieu à la même date dans les régions Nouvelle-Aquitaine et Pays-de-la-Loire (Figure 4.15C). En revanche, la date estimée pour la région Pays-de-la-Loire n'a été avancée qu'en raison des fortes valeurs de NDVI pendant l'hiver et non en raison d'une avancée phénologique observée sur le terrain (Figure 4.15C). Enfin, la prise en compte de tous ces facteurs est difficilement réalisable sans une vaste base de données de terrain. Dans cette perspective, les indicateurs de l'état phénologique tels que *Start Of Season* et *End Of Season* (et non des stades phénologiques spécifiques) restent une bonne représentation de la dynamique de la végétation, même en l'absence de correspondance avec un événement phénologique précis sur le terrain.

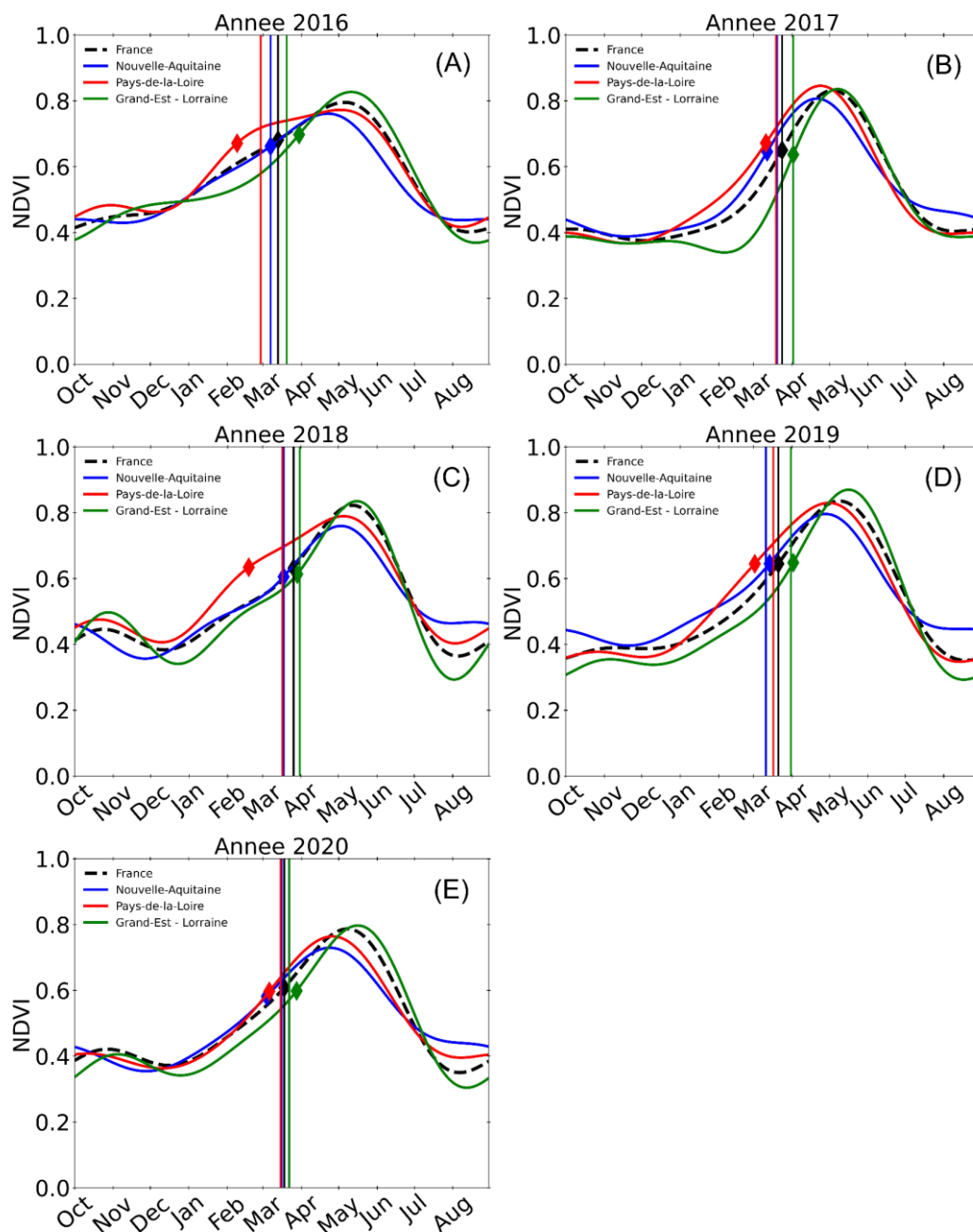


Figure 4.15. Profil temporel de NDVI moyen régional du blé d’hiver. Les séries temporelles ont été issues des données PROBA-V (300 m). Les lignes solides représentent les valeurs moyennes régionales et les lignes pointillées celles nationales. Les points en forme des diamants représentent les dates médianes estimées (PROBA-V) et les lignes verticales les dates médianes observées (Céré’Obs) dans la région, pour le stade épi 1 cm (BBCH31). Les séries temporelles ont été ajustées avec le modèle HANTS.



### 4.6.3 Données désagrégées au suivi de la phénologie

Les données désagrégées PROBA-V (300 m) ont permis de suivre la phénologie par type de culture et à l'échelle nationale. Ici, l'estimation de la phénologie a été réalisée par pixel, ce qui a fourni un aperçu synoptique de la dynamique de la végétation agricole en France. Globalement, les séries temporelles de NDVI, avec une résolution temporelle journalière, n'ont pas été beaucoup pénalisées par le manque d'observations dû aux nuages. Néanmoins, cet avantage par rapport aux données à haute résolution spatiale ne semble pas avoir marqué une différence significative dans la précision de l'estimation phénologique. En revanche, dans le taux de détection phénologique, les données PROBA-V (300 m) ont montré une forte supériorité aux données Sentinel-2 (10 m) pendant l'ère des deux satellites Sentinel-2A et B (c.-à-d. 2018-2020). En outre, pour ce dernier, le taux de détection phénologique est fortement dégradé avant 2018 tandis qu'il reste quasiment constant pour les données désagrégées du fait de sa résolution temporelle.

Par ailleurs, malgré l'emprise spatiale de l'analyse et le volume important d'observations sur une saison de croissance (~ 330 images), le temps de calcul pour la production des cartes phénologiques avec PROBA-V est court, contrairement à Sentinel-2 (10 m). Par conséquent, les données PROBA-V (300 m) nous ont permis de produire facilement des cartes phénologiques annuelles sur la totalité des années analysées et sur l'ensemble du pays. Il faut souligner que, pour les données Sentinel-2 (10m), la production de cartes phénologiques, avec une couverture nationale, est possible mais nécessiterait des ressources informatiques bien plus importantes.

### 4.6.4 Limitations

Au-delà des limitations déjà mentionnées dans les sections 4.6.1 et 4.6.2, la précision de l'estimation de la phénologie est également soumise aux nombreuses contraintes liées aux données satellites et aux techniques de traitement du signal. Tout d'abord, l'extraction automatique et robuste des métriques phénologiques nécessite des séries temporelles lisses avec un pas de temps continue. Or, les données satellites, même celles composites, présentent des bruits dû aux résidus des nuages ou des contaminations atmosphériques. En outre, les observations valides (c.-à-d. sans nuages) présentent généralement des distances temporelles irrégulières. Par conséquent, l'application des méthodes de lissage et d'interpolation devient une pratique courante dans l'analyse des séries temporelles. Dans ce cas, la précision de l'estimation de la phénologie sera directement affectée par la précision de reconstruction de la trajectoire temporelle de la culture, qui peut varier en fonction de la méthode utilisée (Helman, 2018). De même, il n'existe pas de consensus sur la méthode d'extraction de la phénologie à partir des données lissées, certains travaux privilégiant les seuils absolus, ou les seuils relatifs, ou encore les dérivées première ou seconde des fonctions, chaque méthode pouvant présenter des résultats différents (Zeng et al., 2020b). Ensuite, dans la phase de validation des métriques phénologiques, les produits issus de la télédétection restent difficiles à évaluer en raison du manque de correspondance spatiale avec les

données de terrain disponibles. A ce propos, nous avons déjà évoqué dans la section 4.6.1 la problématique liée aux données TEMPO. Enfin, les données PROBA-V (300 m) comportent également certaines limitations inhérentes à la technique de désagrégation spatiale utilisée (voir section 3.4.3).

#### 4.6.5 Perspectives

Les produits phénologiques issus des données PROBA-V (300 m) peuvent contribuer à mieux comprendre la dynamique de la végétation à l'échelle nationale. Cependant, les résultats suggèrent l'amélioration de la méthode d'extraction des métriques phénologiques, notamment pour les premiers stades post-hiver. En ce sens, il serait nécessaire de délimiter des « agro-régions » dans lesquelles les parcelles sont susceptibles d'avoir un état de développement similaire et donc des comportements temporels de NDVI comparables. D'un point de vue opérationnel, les données relatives aux conditions météorologiques sont plus facilement accessibles que celles des pratiques agricoles. Donc, les données d'anomalies saisonnières de température ont un grand potentiel pour la stratification de ces agro-régions, ce qui se traduira par un ajustement local des paramètres d'extraction de la phénologie.

Par ailleurs, les méthodes développées dans cette thèse pourraient contribuer aux efforts de suivi opérationnel de la phénologie des cultures agricoles en France, à partir des données à moyenne résolution spatiale et sur une période plus longue. Dans ce cas, il convient de souligner que la méthode de désagrégation spatiale aurait besoin d'une adaptation aux données du RPG V.1 (déclaration des cultures par îlots plutôt que parcelles) afin d'assurer la continuité rétrospective. Ainsi, pour la période 2006-2014, les données phénologiques pourraient être produites à l'échelle des communes (et non par pixel) du fait de la résolution spatiale de la carte d'utilisation du sol, basée sur les îlots cultureux, correspondant aux ensembles de parcelles contiguës appartenant à un même producteur. Concernant les données satellites avant le lancement de PROBA-V en 2013, les données provenant de capteurs conçus à des fins similaires pourraient être utilisées (ex: MODIS, SPOT-VGT, etc.).

D'autre part, les cartes phénologiques produites pourraient constituer une base de données nationale comme les produits MODIS Land Cover Dynamics (MOD12Q2) et VIIRS Land Surface Phenology (Ganguly et al., 2010; Zhang et al., 2018). En outre, au-delà des stades spécifiques, l'algorithme fournit également d'autres indicateurs phénologiques tels que le SOS, POS, EOS ainsi que d'autres métriques liés aux caractéristiques géométriques de la courbe (ex: NDVI cumulé, taux de croissance, etc.). Il faut noter que ces métriques supplémentaires sont couramment présentes dans la littérature et sont systématiquement intégrées dans la plupart d'algorithmes développés pour les données satellites comme TIMESAT (Jönsson & Eklundh, 2004), PHENOFIT (Kong et al., 2022), CropPhenology (Araya et al., 2018), etc. Les travaux présentés ici permettraient donc de fournir les mêmes indicateurs mais en les distinguant par type de culture.

## 4.7 Conclusion

Les données désagrégées PROBA-V (300 m) ont permis de cartographier la phénologie du blé d'hiver et du colza sur l'ensemble de la France pour chaque année entre 2016 et 2020. Les performances obtenues par les données à moyenne résolution spatiale sont similaires à celles obtenues par les données Sentinel-2 (10 m) à partir du lancement de Sentinel-2B en 2017, mais avec un taux de détection phénologique supérieur. Les dates estimées par PROBA-V (300 m) sont corrélées à celles estimées par Sentinel-2 (10 m) pour l'ensemble des stades phénologiques du blé d'hiver et du colza, à l'exception de l'élongation de la tige pour ce dernier. Les performances des données radar sont comparables à celles des données optiques lors de la détection de l'épiaison du blé d'hiver et de la pleine floraison du colza.

D'autre part, les dates estimées par télédétection ont démontré une bonne cohérence avec les dates observées au niveau régional. En revanche, au niveau communal, les incertitudes ont été plus importantes peut-être en raison de la discordance de l'échelle spatiale entre les estimations par télédétection et les observations de terrain intra-communales. Globalement, lors de la confrontation des dates estimées et observées, le blé d'hiver a obtenu des meilleurs résultats vis-à-vis du colza. Néanmoins, pour les deux cultures, les premiers stades phénologiques post-hiver (c.-à-d. fin tallage (BBCH29) et épi 1 cm (BBCH31) du blé d'hiver et élongation de la tige (BBCH31) du colza) ont présenté des divergences plus significatives par rapport aux stades intermédiaires (c.-à-d. épiaison (BBCH51) et développement des grains (BBCH75) du blé d'hiver et pleine floraison (BBCH65) et développement des fruits (BBCH73) du colza). Cela pourrait s'expliquer par une plus grande variabilité de l'état de développement des plantes avant et pendant l'hiver, qui est principalement dictée par les conditions météorologiques et les pratiques agricoles locales. Dans cette perspective, ces résultats suggèrent la nécessité d'un ajustement local des paramètres d'extraction des métriques phénologiques afin de limiter les incertitudes relatives à ces facteurs spécifiques.

De son côté, le NDVI a été capable de détecter la pleine floraison du colza (BBCH65) aussi bien que le DYI2, et probablement que d'autres indices du jaunissement de la canopée utilisés dans des études antérieures (ex: NDYI dans d'Andrimont et al. (2020)). Ceci est dû à la diminution de son amplitude pendant cette période en raison de l'augmentation de la réflectance dans la bande rouge causée par les fleurs jaunes.

Malgré la faible correspondance entre les dates estimées par télédétection et les dates observées sur le terrain, l'inter-comparaison entre capteurs suggère que les données PROBA-V (300 m) peuvent reproduire les performances spatio-temporelles des données Sentinel-2 (10 m) pour la plupart des stades phénologiques analysés. Ces résultats suggèrent un grand potentiel des données désagrégées PROBA-V (300 m) pour le suivi opérationnel de la dynamique des cultures majoritaires en France, du moins pour l'épiaison du blé d'hiver et la floraison du colza. En outre, ils ouvrent une perspective d'utilisation des données SPOT-VGT ou MODIS pour l'étude rétrospective de l'évolution de la phénologie des cultures agricoles dans le contexte de paysages fragmentés.



# CHAPITRE 5

# CONCLUSION ET

# PERSPECTIVES

---

<b>CHAPITRE 5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES .....</b>	<b>95</b>
<b>5.1 Conclusion.....</b>	<b>96</b>
<b>5.2 Perspectives.....</b>	<b>98</b>
5.2.1 Poursuivre la validation .....	<b>98</b>
5.2.2 Perspectives méthodologiques .....	<b>98</b>
5.2.3 Perspectives thématiques .....	<b>99</b>

---

## 5.1 Conclusion

La phénologie est essentielle dans l'évaluation du fonctionnement global des écosystèmes et leur résilience face au changement climatique. L'altération de la phénologie causée par l'augmentation de la température implique des changements directs dans les cycles du carbone et de l'eau ou encore dans la sécurité alimentaire ou l'écologie. Dans ce contexte, la nature synoptique des données satellites permet de suivre la dynamique de la végétation à différentes échelles spatiales et temporelles. Néanmoins, plus particulièrement, la détection de la phénologie des cultures agricoles nécessite une haute revisite temporelle et une résolution spatiale adaptée à la taille des parcelles et au caractère fragmenté des paysages agricoles français. Toutefois, les données à moyenne résolution spatiale ne répondent qu'aux exigences temporelles tandis que les données à haute résolution spatiale ne répondent qu'aux exigences spatiales, ce qui rend difficile le suivi individuel de la phénologie des cultures agricoles par télédétection. Dans cette perspective, nous nous sommes focalisés sur la reconstruction des séries temporelles par type de culture à partir des données à moyenne résolution spatiale dans le but de cartographier individuellement la phénologie des cultures agricoles en France.

D'une part, la méthode de désagrégation spatiale développée a permis d'estimer le NDVI de toutes les classes présentes dans un mixel, ce qui a permis donc de reconstruire des séries temporelles par type de culture à partir des données à moyenne résolution spatiale. En outre, les faibles exigences de l'algorithme en matière de calcul et de mémoire nous ont permis d'utiliser la méthode de désagrégation spatiale à l'échelle nationale. Les résultats ont démontré que la méthode de désagrégation spatiale est capable de reproduire avec précision le comportement temporel de NDVI des cultures majoritaires (c.-à-d. blé d'hiver et colza) dans la zone d'étude. En revanche, les cultures minoritaires (c.-à-d. maïs et orge de printemps) ont présenté une amplitude plus faible par rapport aux données de référence. Ici, il faut remarquer que ce phénomène n'a pas été observé lors de l'application de la méthode sur des données synthétiques (Sentinel-2 agrégées à 300 m), ce qui suggère que la discordance vient probablement des données PROBA-V (300 m) elles même, avec comme principale explication potentielle la Point Spread Function du système optique du capteur. Enfin, nous avons établi que la désagrégation spatiale pourrait aussi être affectée par les incertitudes induites par la classe thématique inconnue dans le mixel (c.-à-d. « autres ») et les erreurs de déclaration du RPG.

D'autre part, les données désagrégées PROBA-V (300 m) ont permis de cartographier la phénologie du blé d'hiver et du colza à l'échelle de la France entre 2016 et 2020. Les performances obtenues par les données à moyenne résolution spatiale sont similaires à celles obtenues par les données Sentinel-2 (10 m) à partir du lancement de Sentinel-2B en 2017, mais avec un taux de détection phénologique supérieur. Les dates estimées par PROBA-V (300 m) sont très proches de celles estimées à partir des données Sentinel-2 (10 m) pour l'ensemble des stades phénologiques du blé d'hiver et du colza, à l'exception de l'élongation de la tige pour ce dernier. De plus, les dates d'épiaison du blé d'hiver et de la pleine floraison du colza telles qu'estimées à partir des données radar sont très proches de celles issues des données optiques.

Les dates estimées par télédétection sont cohérentes avec les gradients spatiaux inter régionaux de la phénologie telles qu'issues des observations de terrain, montrant la pertinence de l'application de la méthode à l'échelle nationale. Par ailleurs, elles reproduisent, pour la plupart des régions observées, la progression intra-régionale de la phénologie, exprimée en fraction de la surface ayant atteint ou dépassé un certain stade. En revanche, au niveau communal, les divergences ont été plus élevées peut-être en raison de la discordance de l'échelle spatiale entre les estimations par télédétection et les observations de terrain intra-communales, qui est due à l'absence d'information sur la localisation des parcelles observées au sein des communes dans la base de données TEMPO, et qui empêche de conclure quant à la capacité de notre méthode au niveau local dans le cadre de cette thèse.

Dans l'ensemble, lors de la confrontation des dates estimées et observées, pour les deux cultures, les résultats ont démontré que les dates estimées des stades intermédiaires (c.-à-d. épiaison et développement des grains du blé d'hiver et floraison et développement des fruits du colza) ont présenté un niveau d'incertitude moins élevé que les dates estimées des premiers stades post-hiver (c.-à-d. fin du tallage et épi 1 cm du blé d'hiver et élongation de la tige du colza). Cela pourrait s'expliquer par une plus grande variabilité intra et inter-parcellaire de l'état de développement des plantes en automne-hiver, régie essentiellement par les conditions météorologiques pré et post-semis et les pratiques agricoles locales (ex: densité des semis, variété, etc.). Cette variabilité pourrait se réduire au printemps après la campagne de fertilisation corrective ou après l'irrigation localisée des parcelles entraînant une « uniformisation » partielle du développement des plantes.

En conclusion, malgré la faible correspondance entre les dates estimées par télédétection (c.-à-d. PROBA-V et Sentinel-2 & 1) et les dates observées sur le terrain, l'inter-comparaison entre capteurs suggère que les données PROBA-V (300 m) peuvent reproduire les performances spatio-temporelles des données Sentinel-2 (10 m) pour la plupart des stades phénologiques analysées dans cette thèse. Il est donc possible de suivre les gradients spatiaux de la phénologie à l'échelle nationale plus facilement qu'avec Sentinel-2 et avec un niveau de confiance au moins égal en raison de la plus grande fréquence d'observation, et ce de manière antérieure au lancement de Sentinel-2B.

Ces résultats suggèrent un grand potentiel des données désagrégées PROBA-V (300 m) pour le suivi opérationnel de la dynamique des cultures majoritaires en France, du moins pour l'épiaison du blé d'hiver et la floraison du colza. Ils ouvrent une perspective d'utilisation des données SPOT-VGT ou MODIS pour l'étude rétrospective de l'évolution de la phénologie des cultures agricoles dans le contexte de paysages fragmentés, nécessitant néanmoins une adaptation de la méthode à la définition du RPG V1.0, donnant les cultures au niveau des îlots et non au niveau des parcelles. Les informations phénologiques générées dans cette thèse pourraient être assimilées dans l'analyse des processus contrôlés par l'activité végétale tels que le bilan carbone, la sécurité alimentaire ou l'écologie.

## **5.2 Perspectives**

### **5.2.1 Poursuivre la validation**

Un écueil du travail réalisé est l'impossibilité d'évaluer strictement la méthode d'extraction de la phénologie avec les observations de terrain que nous avons choisi de mobiliser. Ces données, pourtant collectées au niveau parcellaire dans le cadre du projet Epiphyt, sont elles-mêmes fournies à TEMPO localisées par commune. Avoir accès aux données brutes permettrait de valider nos résultats au niveau parcellaire, mais cet accès est restreint. Cela pose la question de l'accès à des données scientifiques de grande importance dans l'étude des conséquences du changement climatique, dont l'accès est ouvert pour certaines comme celles qui concernent la phénologie des arbres, mais fermée pour certaines comme pour les données en relation avec l'agriculture.

Dans les phases futures du travail, il sera donc souhaitable de conduire des observations de terrain du développement cultural pour obtenir les dates des stades phénologiques considérés. La fréquence d'observation devant être beaucoup plus élevée que durant les sessions d'observations réalisées durant cette thèse, le nombre de sites devra être très limité pour des raisons logistiques. Une réflexion devra être menée sur l'articulation entre les travaux déjà réalisés et qui permettent une forme d'évaluation des résultats à l'échelle nationale, et ces observations de la phénologie au niveau parcellaire qui permettront de mieux évaluer l'impact de certains choix méthodologiques, comme par exemple les valeurs des seuils utilisés pour l'extraction.

### **5.2.2 Perspectives méthodologiques**

Bien que la méthode de désagrégation spatiale a permis de cartographier individuellement la phénologie des cultures agricoles à partir des données à moyenne résolution spatiale, les performances de l'estimation du NDVI et de l'extraction des métriques phénologiques peuvent être améliorées. Ceci en prenant principalement compte des limitations mentionnées dans les chapitres correspondants (voir sections 3.4.3 et 4.6.4).



D'une part, la précision de l'estimation du NDVI des cultures est essentiellement conditionnée par la connaissance « absolue » de l'utilisation du sol au sein d'un mixel, qui est fournie ici par les données déclaratives du RPG. Or, ces données parcellaires présentent des erreurs de déclarations. Dans ce contexte, l'incertitude relative à l'utilisation du sol pourrait être réduite avec une reclassification intra-classe à partir des images à haute résolution spatiale disponibles en fonction de la période d'étude (ex: Sentinel-2, Landsat, etc.). A cet égard, le fait que la classification se fera au sein d'une seule classe et à l'intérieur des parcelles déjà délimitées, la discrimination d'une classe différente ne nécessitera pas de séries temporelles denses comme dans le cas d'une classification classique visant à séparer plusieurs types de cultures. Ici, quelques observations valides en début et en milieu de saison pourraient suffire à écarter une parcelle de maïs ayant été déclarée comme blé d'hiver par exemple. En ce sens, un autre point important est la diminution de l'incertitude induite par la classe thématique inconnue dans le mixel (c.-à-d. classe « autres »). En effet, la fraction de cette classe pourra être réduite au détriment des classes thématiques connues telles que la forêt et les prairies. Enfin, la variabilité de l'état de développement d'une culture pourrait également être prise en compte comme présenté par Busetto et al. (2008). Ils ont établi un indice de dissimilitude radiométrique intra-classe à partir des données Landsat, ce qui leur a permis de pondérer les pixels sélectionnés du voisinage et de limiter l'influence des pixels « non conformes » lors de l'inversion.

D'autre part, la précision de l'estimation de la phénologie des cultures dépend directement des paramètres d'extraction (comme la valeur du seuil exprimée en % d'amplitude). Nous avons discuté dans la section 4.6.1 la principale limitation liée à l'obtention de ces paramètres d'extraction, à savoir la variabilité spatiale de l'état de développement des plantes. Dans cette perspective, il serait nécessaire de limiter la diversité des comportements temporels de NDVI à l'échelle des « agro-régions ». L'idée principale ici est que toutes les parcelles présentent un comportement temporel comparable afin de s'affranchir des facteurs autres que le forçage phénologique. Comme déjà évoqué précédemment, cette diversité des comportements temporels de NDVI est notamment le résultat de la variation spatiale de l'état de développement des plantes, régie par les conditions météorologiques, pédologiques, et les pratiques agricoles locales. A ce stade, les données météorologiques sont plus facilement accessibles que celles de pratiques agricoles. Ainsi, les données des anomalies saisonnières de température pourraient être utilisées pour délimiter les zones ayant présentées des dynamiques similaires, ce qui permettrait d'ajuster localement les paramètres d'extraction de la phénologie.

### **5.2.3 Perspectives thématiques**

Dans cette thèse, les résultats suggèrent un grand potentiel des données désagrégées PROBA-V (300 m) pour le suivi opérationnel de la dynamique des cultures majoritaires en France, ce qui ouvre la perspective d'études rétrospectives sur la phénologie des cultures à partir des données SPOT-VGT ou MODIS, disponibles depuis plus de deux décennies.

Dans cette perspective, de la même manière que les produits MODIS Land Cover Dynamics (Ganguly et al., 2010) ou encore VIIRS Land Surface Phenology (Zhang et al., 2018), visant la dynamique des surfaces naturelles à l'échelle globale, l'établissement d'une base de données phénologiques, visant la dynamique des surfaces agricoles à l'échelle nationale, pourrait contribuer à l'analyse des effets du changement climatique sur la saisonnalité des cultures majoritaires en France.

Au-delà de la quantification de l'altération de la phénologie elle-même, les produits phénologiques générés dans cette thèse pourraient également être assimilés dans l'analyse des conséquences locales de cette altération sur le bilan carbone, la sécurité alimentaire ou l'écologie. En ce sens, par exemple, afin d'éviter la préconisation de la saisonnalité de l'activité foliaire de la végétation, Medvigy et al. (2009) ont utilisé des indicateurs phénologiques issus de la télédétection (SOS et EOS) dans leur modèle, ce qui a permis de réduire la surestimation de la productivité nette de l'écosystème (NEP). Dans ce type d'étude en particulier, les cartes phénologiques produites à partir des données désagrégées pourraient améliorer l'ajustement local de la saisonnalité de l'activité foliaire, et ce, par type de culture.

Par ailleurs, la tendance à l'allongement de la saison de croissance, due au forçage climatique, pourrait entraîner une migration des zones de production en fonction de la disponibilité de l'eau, du niveau d'exposition aux scénarios de sécheresse ou encore du nombre de jours de froid requis par les espèces (Chuine, 2010). Dans un tel contexte, les données phénologiques produites dans cette thèse pourraient contribuer, d'une part, à anticiper les zones vulnérables en raison du rythme d'altération de la durée de la saison de croissance, et d'autre part, à alerter les gestionnaires des ressources en eau sur le calendrier des stades phénologiques critiques qui peuvent impacter la période potentielle d'irrigation.

Enfin, les cartes phénologiques des premiers stades post-hiver du blé d'hiver et du colza, combinées avec les données d'anomalies de température saisonnières, pourraient permettre de spatialiser les zones vulnérables aux dommages printaniers par gelées tardives (ex: Bascietto et al., 2018; Inouye, 2008).

Au-delà, les méthodes développées ici pourraient être adaptées au suivi de la phénologie des couverts végétaux non agricoles, et en premier lieu aux couverts boisés dont la phénologie est essentiellement pilotée par le climat et pour lesquels les observations de terrain existent et sont distribués librement. Les données d'occupation du sol et de types de forêt sont disponibles et pourront être ingérées par la méthode de désagrégation spatiale. Le suivi de la phénologie des arbres est de très grande importance pour le suivi des flux biogéochimiques (Richardson et al., 2010). De même, celui de l'état du feuillage est également nécessaire pour évaluer l'impact sur les arbres d'événements climatiques comme la sécheresse. La méthode de désagrégation spatiale rend possible ce suivi dans les paysages agricoles fragmentés.

**REFERENCES**  
**BIBLIOGRAPHIQUES**

- Adole, T., Dash, J., & Atkinson, P. M. (2018). Characterising the land surface phenology of Africa using 500 m MODIS EVI. *Applied Geography*, *90*, 187-199. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.12.006>
- Agreste. (2021). *Graph'Agri 2021 : L'agriculture, la forêt, la pêche et les industries agroalimentaires*. [https://agreste.agriculture.gouv.fr/agreste-web/download/publication/publie/GraFra2021Integral/GraFra2021\\_integral.pdf](https://agreste.agriculture.gouv.fr/agreste-web/download/publication/publie/GraFra2021Integral/GraFra2021_integral.pdf)
- Amélineau, F., Delbart, N., Schwemmer, P., Marja, R., Fort, J., Garthe, S., Elts, J., Delaporte, P., Rousseau, P., Duraffour, F., & Bocher, P. (2021). Timing of spring departure of long distance migrants correlates with previous year's conditions at their breeding site. *Biology Letters*, *17*(9), 20210331. <https://doi.org/10.1098/rsbl.2021.0331>
- Araya, S., Ostendorf, B., Lyle, G., & Lewis, M. (2018). CropPhenology : An R package for extracting crop phenology from time series remotely sensed vegetation index imagery. *Ecological Informatics*, *46*, 45-56. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.05.006>
- Attema, E. P. W., & Ulaby, F. T. (1978). Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, *13*(2), 357-364. <https://doi.org/10.1029/RS013i002p00357>
- Atzberger, C., Klisch, A., Mattiuzzi, M., & Vuolo, F. (2014). Phenological Metrics Derived over the European Continent from NDVI3g Data and MODIS Time Series. *Remote Sensing*, *6*(1), Art. 1. <https://doi.org/10.3390/rs6010257>
- Augspurger, C. K. (2013). Reconstructing patterns of temperature, phenology, and frost damage over 124 years : Spring damage risk is increasing. *Ecology*, *94*(1), 41-50. <https://doi.org/10.1890/12-0200.1>
- Ayu Purnamasari, R., Noguchi, R., & Ahamed, T. (2019). Land suitability assessments for yield prediction of cassava using geospatial fuzzy expert systems and remote sensing. *Computers and Electronics in Agriculture*, *166*, 105018. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105018>
- Bascietto, M., Bajocco, S., Mazzenga, F., & Matteucci, G. (2018). Assessing spring frost effects on beech forests in Central Apennines from remotely-sensed data. *Agricultural and Forest Meteorology*, *248*, 240-250. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.10.007>
- Bayer Crop Science. (2021). *Determining Canola Growth Stages*. Bayer Crop Science Canada. <https://www.cropscience.bayer.ca/stories/2021/grow-your-knowledge/determining-canola-growth-stages>
- Bégué, A., Arvor, D., Bellon, B., Betbeder, J., De Aballeyra, D., P. D. Ferraz, R., Lebourgeois, V., Lelong, C., Simões, M., & R. Verón, S. (2018). Remote Sensing and Cropping Practices : A Review. *Remote Sensing*, *10*(1), Art. 1. <https://doi.org/10.3390/rs10010099>

- Berra, E. F., & Gaulton, R. (2021). Remote sensing of temperate and boreal forest phenology: A review of progress, challenges and opportunities in the intercomparison of in-situ and satellite phenological metrics. *Forest Ecology and Management*, 480, 118663. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118663>
- Bolton, D. K., & Friedl, M. A. (2013). Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology*, 173, 74-84. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.01.007>
- Boori, M. S., Choudhary, K., Paringer, R., Sharma, A. K., Kupriyanov, A., & Corgne, S. (2019). Monitoring Crop Phenology Using NDVI Time Series from Sentinel 2 Satellite Data. *2019 5th International Conference on Frontiers of Signal Processing (ICFSP)*, 62-66. <https://doi.org/10.1109/ICFSP48124.2019.8938078>
- Bórnez, K., Descals, A., Verger, A., & Peñuelas, J. (2020). Land surface phenology from VEGETATION and PROBA-V data. Assessment over deciduous forests. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84, 101974. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101974>
- Bouman, B. A. M., & Hoekman, D. H. (1993). Multi-temporal, multi-frequency radar measurements of agricultural crops during the Agriscatt-88 campaign in The Netherlands. *International Journal of Remote Sensing*, 14(8), 1595-1614. <https://doi.org/10.1080/01431169308953988>
- Busetto, L., Meroni, M., & Colombo, R. (2008). Combining medium and coarse spatial resolution satellite data to improve the estimation of sub-pixel NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 118-131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.004>
- Cai, Y., Lin, H., & Zhang, M. (2019). Mapping paddy rice by the object-based random forest method using time series Sentinel-1/Sentinel-2 data. *Advances in Space Research*, 64(11), 2233-2244. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2019.08.042>
- Cantelaube, P., & Carles, M. (2014). Le registre parcellaire graphique: Des données géographiques pour décrire la couverture du sol agricole. *Cahier des Techniques de l'INRA, Méthodes et techniques GPS et SIG pour la conduite de dispositifs expérimentaux*, 58.
- Caparros-Santiago, J. A., Rodriguez-Galiano, V., & Dash, J. (2021). Land surface phenology as indicator of global terrestrial ecosystem dynamics: A systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 171, 330-347. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.11.019>
- Chen, J., Jönsson, Per., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., & Eklundh, L. (2004). A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote Sensing of Environment*, 91(3), 332-344. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.014>
- Chen, J. M., Chen, B., Higuchi, K., Liu, J., Chan, D., Worthy, D., Tans, P., & Black, A. (2006). Boreal ecosystems sequestered more carbon in warmer years. *Geophysical Research Letters*, 33(10). <https://doi.org/10.1029/2006GL025919>

- Chen, X., Wang, D., Chen, J., Wang, C., & Shen, M. (2018). The mixed pixel effect in land surface phenology : A simulation study. *Remote Sensing of Environment*, 211, 338-344. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.030>
- Chmielewski, F.-M. (2003). Phenology and Agriculture. In M. D. Schwartz (Éd.), *Phenology: An Integrative Environmental Science* (p. 505-522). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-0632-3\\_31](https://doi.org/10.1007/978-94-007-0632-3_31)
- Chmielewski, F.-M., & Köhn, W. (2000). Impact of weather on yield components of winter rye over 30 years. *Agricultural and Forest Meteorology*, 102(4), 253-261. [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(00\)00125-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(00)00125-8)
- Chmielewski, F.-M., & Rötzer, T. (2001). Response of tree phenology to climate change across Europe. *Agricultural and Forest Meteorology*, 108(2), 101-112. [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(01\)00233-7](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(01)00233-7)
- Chuine, I. (2010). Why does phenology drive species distribution? *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1555), 3149-3160. <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0142>
- Chuine, I., & Beaubien, E. G. (2001). Phenology is a major determinant of tree species range. *Ecology Letters*, 4(5), 500-510. <https://doi.org/10.1046/j.1461-0248.2001.00261.x>
- Chuine, I., Cortazar-Atauri, I. G. de, Kramer, K., & Hänninen, H. (2013). Plant development models. In *Phenology: An integrative environmental science* (p. 275-293). Springer.
- Claverie, M., Ju, J., Masek, J. G., Dungan, J. L., Vermote, E. F., Roger, J.-C., Skakun, S. V., & Justice, C. (2018). The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sensing of Environment*, 219, 145-161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Cleland, E. E., Chuine, I., Menzel, A., Mooney, H. A., & Schwartz, M. D. (2007). Shifting plant phenology in response to global change. *Trends in Ecology & Evolution*, 22(7), 357-365. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2007.04.003>
- Cox, P. M., Betts, R. A., Jones, C. D., Spall, S. A., & Totterdell, I. J. (2000). Acceleration of global warming due to carbon-cycle feedbacks in a coupled climate model. *Nature*, 408(6809), Art. 6809. <https://doi.org/10.1038/35041539>
- d'Andrimont, R., Taymans, M., Lemoine, G., Ceglar, A., Yordanov, M., & van der Velde, M. (2020). Detecting flowering phenology in oil seed rape parcels with Sentinel-1 and -2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111660. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111660>
- de Beurs, K. M., & Henebry, G. M. (2004). Land surface phenology, climatic variation, and institutional change : Analyzing agricultural land cover change in Kazakhstan. *Remote Sensing of Environment*, 89(4), 497-509. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.11.006>

- de Beurs, K. M., & Henebry, G. M. (2010a). Spatio-Temporal Statistical Methods for Modelling Land Surface Phenology. In I. L. Hudson & M. R. Keatley (Éds.), *Phenological Research : Methods for Environmental and Climate Change Analysis* (p. 177-208). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-90-481-3335-2\\_9](https://doi.org/10.1007/978-90-481-3335-2_9)
- de Beurs, K. M., & Henebry, G. M. (2010b). A land surface phenology assessment of the northern polar regions using MODIS reflectance time series. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(sup1), S87-S110. <https://doi.org/10.5589/m10-021>
- Delbart, N., Kergoat, L., Le Toan, T., Lhermitte, J., & Picard, G. (2005). Determination of phenological dates in boreal regions using normalized difference water index. *Remote Sensing of Environment*, 97(1), 26-38.
- Delbart, N., Le Toan, T., Kergoat, L., & Fedotova, V. (2006). Remote sensing of spring phenology in boreal regions : A free of snow-effect method using NOAA-AVHRR and SPOT-VGT data (1982–2004). *Remote Sensing of Environment*, 101(1), 52-62. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.11.012>
- Donohue, R. J., Lawes, R. A., Mata, G., Gobbett, D., & Ouzman, J. (2018). Towards a national, remote-sensing-based model for predicting field-scale crop yield. *Field Crops Research*, 227, 79-90. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2018.08.005>
- Donohue, R. J., Roderick, M. L., & McVicar, T. R. (2007). On the importance of including vegetation dynamics in Budyko's hydrological model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(2), 983-995. <https://doi.org/10.5194/hess-11-983-2007>
- Eilers, P. H. C. (2003). A Perfect Smoother. *Analytical Chemistry*, 75(14), 3631-3636. <https://doi.org/10.1021/ac034173t>
- Faivre, R., & Fischer, A. (1997). Predicting Crop Reflectances Using Satellite Data Observing Mixed Pixels. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 2(1), 87-107. <https://doi.org/10.2307/1400642>
- Forrest, J., & Miller-Rushing, A. J. (2010). Toward a synthetic understanding of the role of phenology in ecology and evolution. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1555), 3101-3112. <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0145>
- Friedlingstein, P., Cox, P., Betts, R., Bopp, L., Bloh, W. von, Brovkin, V., Cadule, P., Doney, S., Eby, M., Fung, I., Bala, G., John, J., Jones, C., Joos, F., Kato, T., Kawamiya, M., Knorr, W., Lindsay, K., Matthews, H. D., ... Zeng, N. (2006). Climate–Carbon Cycle Feedback Analysis : Results from the C4MIP Model Intercomparison. *Journal of Climate*, 19(14), 3337-3353. <https://doi.org/10.1175/JCLI3800.1>
- Fung, I. Y., Doney, S. C., Lindsay, K., & John, J. (2005). Evolution of carbon sinks in a changing climate. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(32), 11201-11206. <https://doi.org/10.1073/pnas.0504949102>

- Ganguly, S., Friedl, M. A., Tan, B., Zhang, X., & Verma, M. (2010). Land surface phenology from MODIS : Characterization of the Collection 5 global land cover dynamics product. *Remote Sensing of Environment*, 114(8), 1805-1816. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.04.005>
- Gao, F., Anderson, M. C., Zhang, X., Yang, Z., Alfieri, J. G., Kustas, W. P., Mueller, R., Johnson, D. M., & Prueger, J. H. (2017). Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery. *Remote Sensing of Environment*, 188, 9-25. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.004>
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., & Hall, F. (2006). On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance : Predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8), 2207-2218. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.872081>
- Gascon, F., Cadau, E., Colin, O., Hoersch, B., Isola, C., Fernández, B. L., & Martimort, P. (2014). Copernicus Sentinel-2 Mission : Products, Algorithms and Cal/Val. *Earth Observing Systems XIX*, 9218, 455-463. <https://doi.org/10.1117/12.2062260>
- Gevaert, C. M., & García-Haro, F. J. (2015). A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for Landsat and MODIS data fusion. *Remote Sensing of Environment*, 156, 34-44. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.012>
- Haertel, V. F., & Shimabukuro, Y. E. (2005). Spectral linear mixing model in low spatial resolution image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(11), 2555-2562. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.848692>
- Helman, D. (2018). Land surface phenology : What do we really ‘see’ from space? *Science of The Total Environment*, 618, 665-673. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.07.237>
- Henebry, G. M., & de Beurs, K. M. (2013). Remote Sensing of Land Surface Phenology : A Prospectus. In M. D. Schwartz (Éd.), *Phenology : An Integrative Environmental Science* (p. 385-411). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-6925-0\\_21](https://doi.org/10.1007/978-94-007-6925-0_21)
- Holben, B. N. (1986). Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11), 1417-1434. <https://doi.org/10.1080/01431168608948945>
- Hopkins, A. D. (1918). *Periodical Events and Natural Law as Guides to Agricultural Research and Practice*. U.S. Government Printing Office.
- Hua, A. K. (2017). Land Use Land Cover Changes in Detection of Water Quality : A Study Based on Remote Sensing and Multivariate Statistics. *Journal of Environmental and Public Health*, 2017, e7515130. <https://doi.org/10.1155/2017/7515130>



- Huang, X., Liu, J., Zhu, W., Atzberger, C., & Liu, Q. (2019). The Optimal Threshold and Vegetation Index Time Series for Retrieving Crop Phenology Based on a Modified Dynamic Threshold Method. *Remote Sensing*, *11*(23), Art. 23. <https://doi.org/10.3390/rs11232725>
- Inouye, D. W. (2008). Effects of Climate Change on Phenology, Frost Damage, and Floral Abundance of Montane Wildflowers. *Ecology*, *89*(2), 353-362. <https://doi.org/10.1890/06-2128.1>
- Jenkins, J. P., Richardson, A. D., Braswell, B. H., Ollinger, S. V., Hollinger, D. Y., & Smith, M.-L. (2007). Refining light-use efficiency calculations for a deciduous forest canopy using simultaneous tower-based carbon flux and radiometric measurements. *Agricultural and Forest Meteorology*, *143*(1), 64-79. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.11.008>
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, *112*(10), 3833-3845. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
- Joly, D., Brossard, T., Cardot, H., Cavailhes, J., Hilal, M., & Wavresky, P. (2010). Les types de climats en France, une construction spatiale. *Cybergeo: European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.23155>
- Jonsson, P., & Eklundh, L. (2002). Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *40*(8), 1824-1832. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.802519>
- Jönsson, P., & Eklundh, L. (2004). TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers & Geosciences*, *30*(8), 833-845. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2004.05.006>
- Ju, W., Chen, J. M., Black, T. A., Barr, A. G., Liu, J., & Chen, B. (2006). Modelling multi-year coupled carbon and water fluxes in a boreal aspen forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, *140*(1), 136-151. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.08.008>
- Justice, C. O., TOWNSHEND, J. R. G., HOLBEN, B. N., & TUCKER, C. J. (1985). Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, *6*(8), 1271-1318. <https://doi.org/10.1080/01431168508948281>
- Justice, C. O., Vermote, E., Townshend, J. R. G., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., Salomonson, V. V., Privette, J. L., Riggs, G., Strahler, A., Lucht, W., Myneni, R. B., Knyazikhin, Y., Running, S. W., Nemani, R. R., Wan, Z., Huete, A. R., van Leeuwen, W., Wolfe, R. E., ... Barnsley, M. J. (1998). The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) : Land remote sensing for global change research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *36*(4), 1228-1249. <https://doi.org/10.1109/36.701075>

- Kong, D., McVicar, T. R., Xiao, M., Zhang, Y., Peña-Arancibia, J. L., Filippa, G., Xie, Y., & Gu, X. (2022). phenofit: An R package for extracting vegetation phenology from time series remote sensing. *Methods in Ecology and Evolution*, *13*(7), 1508-1527. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13870>
- Kowalski, K., Senf, C., Hostert, P., & Pflugmacher, D. (2020). Characterizing spring phenology of temperate broadleaf forests using Landsat and Sentinel-2 time series. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *92*, 102172. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102172>
- Kuchler, P. C., Bégué, A., Simões, M., Gaetano, R., Arvor, D., & Ferraz, R. P. D. (2020). Assessing the optimal preprocessing steps of MODIS time series to map cropping systems in Mato Grosso, Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *92*, 102150. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102150>
- Kuester, T., & Spengler, D. (2018). Structural and Spectral Analysis of Cereal Canopy Reflectance and Reflectance Anisotropy. *Remote Sensing*, *10*(11), Art. 11. <https://doi.org/10.3390/rs10111767>
- Laurent, F. (2015). L'Agriculture de Conservation et sa diffusion en France et dans le monde. *Cybergeo: European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.27284>
- Le Quéré, C., Raupach, M. R., Canadell, J. G., Marland, G., Bopp, L., Ciais, P., Conway, T. J., Doney, S. C., Feely, R. A., Foster, P., Friedlingstein, P., Gurney, K., Houghton, R. A., House, J. I., Huntingford, C., Levy, P. E., Lomas, M. R., Majkut, J., Metzl, N., ... Woodward, F. I. (2009). Trends in the sources and sinks of carbon dioxide. *Nature Geoscience*, *2*(12), Art. 12. <https://doi.org/10.1038/ngeo689>
- Li, S., Xu, L., Jing, Y., Yin, H., Li, X., & Guan, X. (2021). High-quality vegetation index product generation : A review of NDVI time series reconstruction techniques. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *105*, 102640. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102640>
- Li, W., Baret, F., Weiss, M., Buis, S., Lacaze, R., Demarez, V., Dejoux, J., Battude, M., & Camacho, F. (2017). Combining hectometric and decametric satellite observations to provide near real time decametric FAPAR product. *Remote Sensing of Environment*, *200*, 250-262. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.08.018>
- Lieth, H. (1974). Purposes of a Phenology Book. In H. Lieth (Éd.), *Phenology and Seasonality Modeling* (p. 3-19). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-51863-8\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-51863-8_1)
- Linné, C. von. (1751). *Philosophia botanica* (p. 1-396). Kiesewetter. <https://www.biodiversitylibrary.org/item/84231>
- Liu, C., Chen, Z., Shao, Y., Chen, J., Hasi, T., & Pan, H. (2019). Research advances of SAR remote sensing for agriculture applications : A review. *Journal of Integrative Agriculture*, *18*(3), 506-525. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(18\)62016-7](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(18)62016-7)

- Lobell, D. B. (2013). The use of satellite data for crop yield gap analysis. *Field Crops Research*, 143, 56-64. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.08.008>
- Lobell, D. B., & Asner, G. P. (2004). Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 93(3), 412-422. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.08.002>
- Lobell, D. B., Thau, D., Seifert, C., Engle, E., & Little, B. (2015). A scalable satellite-based crop yield mapper. *Remote Sensing of Environment*, 164, 324-333. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.04.021>
- Lonjou, V., Desjardins, C., Hagolle, O., Petrucci, B., Tremas, T., Dejus, M., Makarau, A., & Auer, S. (2016). MACCS-ATCOR joint algorithm (MAJA). *Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere XXI*, 10001, 25-37. <https://doi.org/10.1117/12.2240935>
- Maignan, F., Bréon, F.-M., Bacour, C., Demarty, J., & Poirson, A. (2008). Interannual vegetation phenology estimates from global AVHRR measurements : Comparison with in situ data and applications. *Remote Sensing of Environment*, 112(2), 496-505. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.011>
- Maisongrande, P., Duchemin, B., & Dedieu, G. (2004). VEGETATION/SPOT : An operational mission for the Earth monitoring; presentation of new standard products. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1), 9-14. <https://doi.org/10.1080/0143116031000115265>
- Manfron, G., Delmotte, S., Busetto, L., Hossard, L., Ranghetti, L., Brivio, P. A., & Boschetti, M. (2017). Estimating inter-annual variability in winter wheat sowing dates from satellite time series in Camargue, France. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 57, 190-201. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.001>
- Mattia, F., Le Toan, T., Picard, G., Posa, F. I., D'Alessio, A., Notarnicola, C., Gatti, A. M., Rinaldi, M., Satalino, G., & Pasquariello, G. (2003). Multitemporal C-band radar measurements on wheat fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(7), 1551-1560. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.813531>
- Medvigy, D., Wofsy, S. C., Munger, J. W., Hollinger, D. Y., & Moorcroft, P. R. (2009). Mechanistic scaling of ecosystem function and dynamics in space and time : Ecosystem Demography model version 2. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 114(G1). <https://doi.org/10.1029/2008JG000812>
- Meier, U., Bleiholder, H., Buhr, L., Feller, C., Hack, H., Heß, M., Lancashire, P., Schnock, U., Stauß, R., Boom, T., Weber, E., & Zwerger, P. (2009). The BBCH system to coding the phenological growth stages of plants-history and publications. *Journal für Kulturpflanzen*, 61, 41-52. <https://doi.org/10.5073/JfK.2009.02.01>
- Menzel, A. (2000). Trends in phenological phases in Europe between 1951 and 1996. *International Journal of Biometeorology*, 44(2), 76-81. <https://doi.org/10.1007/s004840000054>

- Menzel, A., Sparks, T. H., Estrella, N., Koch, E., Aasa, A., Ahas, R., Alm-Kübler, K., Bissolli, P., Braslavská, O., Briede, A., Chmielewski, F. M., Crepinsek, Z., Curnel, Y., Dahl, Å., Defila, C., Donnelly, A., Filella, Y., Jatczak, K., Måge, F., ... Zust, A. (2006). European phenological response to climate change matches the warming pattern. *Global Change Biology*, 12(10), 1969-1976. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2006.01193.x>
- Mercier, A., Betbeder, J., Baudry, J., Le Roux, V., Spicher, F., Lacoux, J., Roger, D., & Hubert-Moy, L. (2020). Evaluation of Sentinel-1 & 2 time series for predicting wheat and rapeseed phenological stages. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163, 231-256. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.009>
- Meroni, M., d'Andrimont, R., Vrieling, A., Fasbender, D., Lemoine, G., Rembold, F., Seguini, L., & Verhegghen, A. (2021). Comparing land surface phenology of major European crops as derived from SAR and multispectral data of Sentinel-1 and -2. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112232. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112232>
- Misra, G., Cawkwell, F., & Wingler, A. (2020). Status of Phenological Research Using Sentinel-2 Data: A Review. *Remote Sensing*, 12(17), Art. 17. <https://doi.org/10.3390/rs12172760>
- Morisette, J. T., Richardson, A. D., Knapp, A. K., Fisher, J. I., Graham, E. A., Abatzoglou, J., Wilson, B. E., Breshears, D. D., Henebry, G. M., Hanes, J. M., & Liang, L. (2009). Tracking the rhythm of the seasons in the face of global change: Phenological research in the 21st century. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 7(5), 253-260. <https://doi.org/10.1890/070217>
- Myneni, R. B., Keeling, C. D., Tucker, C. J., Asrar, G., & Nemani, R. R. (1997). Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, 386(6626), Art. 6626. <https://doi.org/10.1038/386698a0>
- Nakicenovic, N., Alcamo, J., Davis, G., Vries, B. de, Fenhann, J., Gaffin, S., Gregory, K., Grübler, A., Jung, T. Y., Kram, T., Rovere, E. L. L., Michaelis, L., Mori, S., Morita, T., Pepper, W., Pitcher, H., Price, L., Riahi, K., Roehrl, A., ... Dadi, Z. (2000). *IPCC: Special Report on Emissions Scenarios*. <https://policycommons.net/artifacts/2390718/ipcc/3412145/>
- Narin, O. G., & Abdikan, S. (2022). Monitoring of phenological stage and yield estimation of sunflower plant using Sentinel-2 satellite images. *Geocarto International*, 37(5), 1378-1392. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1765886>
- Nekovar, J., Koch, E., Kubin, E., Nejedlik, P., Sparks, T., & Wielgolaski, F. E. (2008). *The history and current status of plant phenology in Europe*. COST. <http://www.cost.esf.org/>
- Nemani, R. R., Keeling, C. D., Hashimoto, H., Jolly, W. M., Piper, S. C., Tucker, C. J., Myneni, R. B., & Running, S. W. (2003). Climate-Driven Increases in Global Terrestrial Net Primary Production from 1982 to 1999. *Science*, 300(5625), 1560-1563. <https://doi.org/10.1126/science.1082750>

- Oleson, K. W., Sarlin, S., Garrison, J., Smith, S., Privette, J. L., & Emery, W. J. (1995). Unmixing multiple land-cover type reflectances from coarse spatial resolution satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 54(2), 98-112. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00100-F](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00100-F)
- Peñuelas, J., Rutishauser, T., & Filella, I. (2009). Phenology Feedbacks on Climate Change. *Science*, 324(5929), 887-888. <https://doi.org/10.1126/science.1173004>
- Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. Chr. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(9), 503-510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Phillips, O. L., Aragão, L. E. O. C., Lewis, S. L., Fisher, J. B., Lloyd, J., López-González, G., Malhi, Y., Monteagudo, A., Peacock, J., Quesada, C. A., van der Heijden, G., Almeida, S., Amaral, I., Arroyo, L., Aymard, G., Baker, T. R., Bánki, O., Blanc, L., Bonal, D., ... Torres-Lezama, A. (2009). Drought Sensitivity of the Amazon Rainforest. *Science*, 323(5919), 1344-1347. <https://doi.org/10.1126/science.1164033>
- Picard, G., Quegan, S., Delbart, N., Lomas, M. R., Le Toan, T., & Woodward, F. I. (2005). Bud-burst modelling in Siberia and its impact on quantifying the carbon budget. *Global Change Biology*, 11(12), 2164-2176. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2005.01055.x>
- Proud, S. R., Rasmussen, M. O., Fensholt, R., Sandholt, I., Shisanya, C., Mutero, W., Mbow, C., & Anyamba, A. (2010). Improving the SMAC atmospheric correction code by analysis of Meteosat Second Generation NDVI and surface reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 114(8), 1687-1698. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.02.020>
- Rahman, H., & Dedieu, G. (1994). SMAC: A simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *International Journal of Remote Sensing*, 15(1), 123-143. <https://doi.org/10.1080/01431169408954055>
- Reaumur, R. (1735). *Observations du thermomètre, faites à Paris pendant l'année 1735, comparées avec celles qui ont été faites sous la ligne, à l'isle de France, à Alger et quelques unes de nos isles de l'Amérique* (1735:545). Mem Paris Acad Sci.
- Reed, B. C. (2006). Trend Analysis of Time-Series Phenology of North America Derived from Satellite Data. *GIScience & Remote Sensing*, 43(1), 24-38. <https://doi.org/10.2747/1548-1603.43.1.24>
- Reed, B. C., Brown, J. F., VanderZee, D., Loveland, T. R., Merchant, J. W., & Ohlen, D. O. (1994). Measuring phenological variability from satellite imagery. *Journal of Vegetation Science*, 5(5), 703-714. <https://doi.org/10.2307/3235884>

- Richardson, A. D., Anderson, R. S., Arain, M. A., Barr, A. G., Bohrer, G., Chen, G., Chen, J. M., Ciais, P., Davis, K. J., Desai, A. R., Dietze, M. C., Dragoni, D., Garrity, S. R., Gough, C. M., Grant, R., Hollinger, D. Y., Margolis, H. A., McCaughey, H., Migliavacca, M., ... Xue, Y. (2012). Terrestrial biosphere models need better representation of vegetation phenology: Results from the North American Carbon Program Site Synthesis. *Global Change Biology*, *18*(2), 566-584. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02562.x>
- Richardson, A. D., Andy Black, T., Ciais, P., Delbart, N., Friedl, M. A., Gobron, N., Hollinger, D. Y., Kutsch, W. L., Longdoz, B., Luyssaert, S., Migliavacca, M., Montagnani, L., William Munger, J., Moors, E., Piao, S., Reibmann, C., Reichstein, M., Saigusa, N., Tomelleri, E., ... Varlagin, A. (2010). Influence of spring and autumn phenological transitions on forest ecosystem productivity. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, *365*(1555), 3227-3246. <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0102>
- Richardson, A. D., Braswell, B. H., Hollinger, D. Y., Jenkins, J. P., & Ollinger, S. V. (2009). Near-surface remote sensing of spatial and temporal variation in canopy phenology. *Ecological Applications*, *19*(6), 1417-1428. <https://doi.org/10.1890/08-2022.1>
- Rivas, H., Delbart, N., Otlé, C., Maignan, F., & Vaudour, E. (2021). Disaggregated PROBA-V data allows monitoring individual crop phenology at a higher observation frequency than Sentinel-2. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *104*, 102569. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102569>
- Rodriguez-Galiano, V. F., Dash, J., & Atkinson, P. M. (2015). Characterising the Land Surface Phenology of Europe Using Decadal MERIS Data. *Remote Sensing*, *7*(7), Art. 7. <https://doi.org/10.3390/rs70709390>
- Roerink, G. J., Menenti, M., & Verhoef, W. (2000). Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series. *International Journal of Remote Sensing*, *21*(9), 1911-1917. <https://doi.org/10.1080/014311600209814>
- Rouse, J. W. J., Hass, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. 1*, 309-317.
- Running, S. W., Nemani, R. R., Peterson, D. L., Band, L. E., Potts, D. F., Pierce, L. L., & Spanner, M. A. (1989). Mapping Regional Forest Evapotranspiration and Photosynthesis by Coupling Satellite Data with Ecosystem Simulation. *Ecology*, *70*(4), 1090-1101. <https://doi.org/10.2307/1941378>
- Sakamoto, T., Van Nguyen, N., Ohno, H., Ishitsuka, N., & Yokozawa, M. (2006). Spatio-temporal distribution of rice phenology and cropping systems in the Mekong Delta with special reference to the seasonal water flow of the Mekong and Bassac rivers. *Remote Sensing of Environment*, *100*(1), 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.09.007>

- Sakamoto, T., Yokozawa, M., Toritani, H., Shibayama, M., Ishitsuka, N., & Ohno, H. (2005). A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 96(3), 366-374. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.008>
- Sakurai, R., Jacobson, S. K., Kobori, H., Primack, R., Oka, K., Komatsu, N., & Machida, R. (2011). Culture and climate change : Japanese cherry blossom festivals and stakeholders' knowledge and attitudes about global climate change. *Biological Conservation*, 144(1), 654-658. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.09.028>
- Sato, H., Kobayashi, H., & Delbart, N. (2010). Simulation study of the vegetation structure and function in eastern Siberian larch forests using the individual-based vegetation model SEIB-DGVM. *Forest Ecology and Management*, 259(3), 301-311. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.019>
- Setiyono, T. D., Quicho, E. D., Holecz, F. H., Khan, N. I., Romuga, G., Maunahan, A., Garcia, C., Rala, A., Raviz, J., Collivignarelli, F., Gatti, L., Barbieri, M., Phuong, D. M., Minh, V. Q., Vo, Q. T., Intrman, A., Rakwatin, P., Sothy, M., Veasna, T., ... Mabalay, M. R. O. (2019). Rice yield estimation using synthetic aperture radar (SAR) and the ORYZA crop growth model : Development and application of the system in South and South-east Asian countries. *International Journal of Remote Sensing*, 40(21), 8093-8124. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1547457>
- Settle, J. J., & Drake, N. A. (1993). Linear mixing and the estimation of ground cover proportions. *International Journal of Remote Sensing*, 14(6), 1159-1177. <https://doi.org/10.1080/01431169308904402>
- Shabanov, N. V., Zhou, L., Knyazikhin, Y., Myneni, R. B., & Tucker, C. J. (2002). Analysis of interannual changes in northern vegetation activity observed in AVHRR data from 1981 to 1994. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1), 115-130. <https://doi.org/10.1109/36.981354>
- Silva Junior, C. A. da, Leonel-Junior, A. H. S., Rossi, F. S., Correia Filho, W. L. F., Santiago, D. de B., Oliveira-Júnior, J. F. de, Teodoro, P. E., Lima, M., & Capristo-Silva, G. F. (2020). Mapping soybean planting area in midwest Brazil with remotely sensed images and phenology-based algorithm using the Google Earth Engine platform. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105194. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105194>
- Sinha, S., Jeganathan, C., Sharma, L. K., & Nathawat, M. S. (2015). A review of radar remote sensing for biomass estimation. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 12(5), 1779-1792. <https://doi.org/10.1007/s13762-015-0750-0>
- Soudani, K., Delpierre, N., Berveiller, D., Hmimina, G., Vincent, G., Morfin, A., & Dufrêne, É. (2021). Potential of C-band Synthetic Aperture Radar Sentinel-1 time-series for the monitoring of phenological cycles in a deciduous forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104, 102505. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102505>

- Sterckx, S., Benhadj, I., Duhoux, G., Livens, S., Dierckx, W., Goor, E., Adriaensen, S., Heyns, W., Van Hoof, K., Strackx, G., Nackaerts, K., Reusen, I., Van Achteren, T., Dries, J., Van Roey, T., Mellab, K., Duca, R., & Zender, J. (2014). The PROBA-V mission: Image processing and calibration. *International Journal of Remote Sensing*, *35*(7), 2565-2588. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.883094>
- Swets, D., Reed, B. C., Rowland, J., & Marko, S. E. (1999). *A weighted least-squares approach to temporal NDVI smoothing*. From image to information: 1999 ASPRS Annual Conference. <https://pubs.er.usgs.gov/publication/70201050>
- Tao, F., Yokozawa, M., Xu, Y., Hayashi, Y., & Zhang, Z. (2006). Climate changes and trends in phenology and yields of field crops in China, 1981–2000. *Agricultural and Forest Meteorology*, *138*(1), 82-92. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.03.014>
- Tateishi, R., & Ebata, M. (2004). Analysis of phenological change patterns using 1982–2000 Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) data. *International Journal of Remote Sensing*, *25*(12), 2287-2300. <https://doi.org/10.1080/01431160310001618455>
- Tian, H., Huang, N., Niu, Z., Qin, Y., Pei, J., & Wang, J. (2019). Mapping Winter Crops in China with Multi-Source Satellite Imagery and Phenology-Based Algorithm. *Remote Sensing*, *11*(7), Art. 7. <https://doi.org/10.3390/rs11070820>
- Tucker, C. J., Fung, I. Y., Keeling, C. D., & Gammon, R. H. (1986). Relationship between atmospheric CO<sub>2</sub> variations and a satellite-derived vegetation index. *Nature*, *319*(6050), Art. 6050. <https://doi.org/10.1038/319195a0>
- Turner, W., Spector, S., Gardiner, N., Fladeland, M., Sterling, E., & Steininger, M. (2003). Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology & Evolution*, *18*(6), 306-314. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00070-3](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00070-3)
- Vaudour, E., Gilliot, J. M., Bel, L., Lefevre, J., & Chehdi, K. (2016). Regional prediction of soil organic carbon content over temperate croplands using visible near-infrared airborne hyperspectral imagery and synchronous field spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *49*, 24-38. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.01.005>
- Veloso, A., Mermoz, S., Bouvet, A., Le Toan, T., Planells, M., Dejoux, J.-F., & Ceschia, E. (2017). Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. *Remote Sensing of Environment*, *199*, 415-426. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.015>
- Viovy, N., ARINO, O., & BELWARD, A. S. (1992). The Best Index Slope Extraction (BISE): A method for reducing noise in NDVI time-series. *International Journal of Remote Sensing*, *13*(8), 1585-1590. <https://doi.org/10.1080/01431169208904212>



- Vrieling, A., Meroni, M., Darvishzadeh, R., Skidmore, A. K., Wang, T., Zurita-Milla, R., Oosterbeek, K., O'Connor, B., & Paganini, M. (2018). Vegetation phenology from Sentinel-2 and field cameras for a Dutch barrier island. *Remote Sensing of Environment*, *215*, 517-529. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.03.014>
- Waldhoff, G., Curdt, C., Hoffmeister, D., & Bareth, G. (2012). ANALYSIS OF MULTITEMPORAL AND MULTISENSOR REMOTE SENSING DATA FOR CROP ROTATION MAPPING. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *1-7*, 177-182. <https://doi.org/10.5194/isprsannals-I-7-177-2012>
- Wang, Q., & Atkinson, P. M. (2017). The effect of the point spread function on sub-pixel mapping. *Remote Sensing of Environment*, *193*, 127-137. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.002>
- White, M. A., De BEURS, K. M., Didan, K., Inouye, D. W., Richardson, A. D., Jensen, O. P., O'keefe, J., Zhang, G., Nemani, R. R., Van LEEUWEN, W. J. D., Brown, J. F., De WIT, A., Schaepman, M., Lin, X., Dettinger, M., Bailey, A. S., Kimball, J., Schwartz, M. D., Baldocchi, D. D., ... Lauenroth, W. K. (2009). Intercomparison, interpretation, and assessment of spring phenology in North America estimated from remote sensing for 1982–2006. *Global Change Biology*, *15*(10), 2335-2359. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.01910.x>
- White, M. A., Thornton, P. E., & Running, S. W. (1997). A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability. *Global Biogeochemical Cycles*, *11*(2), 217-234. <https://doi.org/10.1029/97GB00330>
- Wolters, E., Dierckx, W., Iordache, M.-D., & Swinnen, E. (2018). *PROBA-V Products User Manual*. 110.
- Wu, B., Meng, J., Li, Q., Yan, N., Du, X., & Zhang, M. (2014). Remote sensing-based global crop monitoring: Experiences with China's CropWatch system. *International Journal of Digital Earth*, *7*(2), 113-137. <https://doi.org/10.1080/17538947.2013.821185>
- Yiou, P., García de Cortázar-Atauri, I., Chuine, I., Daux, V., Garnier, E., Viovy, N., van Leeuwen, C., Parker, A. K., & Boursiquot, J.-M. (2012). Continental atmospheric circulation over Europe during the Little Ice Age inferred from grape harvest dates. *Climate of the Past*, *8*(2), 577-588. <https://doi.org/10.5194/cp-8-577-2012>
- Zang, Y., Chen, X., Chen, J., Tian, Y., Shi, Y., Cao, X., & Cui, X. (2020a). Remote Sensing Index for Mapping Canola Flowers Using MODIS Data. *Remote Sensing*, *12*(23), Art. 23. <https://doi.org/10.3390/rs12233912>
- Zang, Y., Chen, X., Chen, J., Tian, Y., Shi, Y., Cao, X., & Cui, X. (2020b). Remote Sensing Index for Mapping Canola Flowers Using MODIS Data. *Remote Sensing*, *12*(23), Art. 23. <https://doi.org/10.3390/rs12233912>

- Zang, Y., Chen, X., Chen, J., Tian, Y., Shi, Y., Cao, X., & Cui, X. (2020c). Remote Sensing Index for Mapping Canola Flowers Using MODIS Data. *Remote Sensing*, *12*(23), Art. 23. <https://doi.org/10.3390/rs12233912>
- Zeng, L., Wardlow, B. D., Xiang, D., Hu, S., & Li, D. (2020a). A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*, *237*, 111511. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111511>
- Zeng, L., Wardlow, B. D., Xiang, D., Hu, S., & Li, D. (2020b). A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*, *237*, 111511. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111511>
- Zhang, X., Friedl, M. A., & Schaaf, C. B. (2006). Global vegetation phenology from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) : Evaluation of global patterns and comparison with in situ measurements. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, *111*(G4). <https://doi.org/10.1029/2006JG000217>
- Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Hodges, J. C. F., Gao, F., Reed, B. C., & Huete, A. (2003). Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, *84*(3), 471-475. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00135-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00135-9)
- Zhang, X., Liu, L., Liu, Y., Jayavelu, S., Wang, J., Moon, M., Henebry, G. M., Friedl, M. A., & Schaaf, C. B. (2018). Generation and evaluation of the VIIRS land surface phenology product. *Remote Sensing of Environment*, *216*, 212-229. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.047>
- Zhao, M., & Running, S. W. (2010). Drought-Induced Reduction in Global Terrestrial Net Primary Production from 2000 Through 2009. *Science*, *329*(5994), 940-943. <https://doi.org/10.1126/science.1192666>
- Zhao, Y., Huang, B., & Song, H. (2018). A robust adaptive spatial and temporal image fusion model for complex land surface changes. *Remote Sensing of Environment*, *208*, 42-62. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.009>
- Zhou, J., Jia, L., & Menenti, M. (2015). Reconstruction of global MODIS NDVI time series : Performance of Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS). *Remote Sensing of Environment*, *163*, 217-228. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.018>
- Zhukov, B., Oertel, D., Lanzl, F., & Reinhackel, G. (1999). Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *37*(3), 1212-1226. <https://doi.org/10.1109/36.763276>

# **ANNEXES**

## **Présentations en conférences internationales**

**Rivas, H.**, Delbart, N., Otlé, C., Maignan, F., Vaudour E., 2019. Monitoring crop phenology at the field scale: combining high and medium spatial resolution data. *European Geosciences Union General Assembly 2019*, Apr. 2019, Vienna, Austria.

**Rivas, H.**, Delbart, N., Otlé, C., Maignan, F., Vaudour E., Le Toan T., 2022. Crop-specific phenology from disaggregated Medium Spatial Resolution optical data. *Living Planet Symposium 2022*, May 2022, Bonn, Germany.

**Rivas, H.**, Delbart, N., Otlé, C., Maignan, F., Vaudour E., Le Toan T., 2022. Crop-specific phenology from Sentinel-1 & 2 and disaggregated PROBA-V data. *PHENOLOGY 2022*, June 2022, Avignon, France.

## **Publications**

**Rivas, H.**, Delbart, N., Otlé, C., Maignan, F., Vaudour, E., 2021. Disaggregated PROBA-V data allows monitoring individual crop phenology at a higher observation frequency than Sentinel-2. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102569>